

Department of Computer Architecture and Technology
Konputagailuen Arkitektura eta Teknologia saila (KAT)
Departamento de Arquitectura y Tecnología de Computadores (ATC)



Universidad Euskal Herriko
del País Vasco Unibertsitatea
University of the Basque Country

INFORMATIKA FAKULTATEA
FACULTAD DE INFORMÁTICA

**Ikasketa automatikoan oinarritutako ekarpenak
Pertsona-Konputagailu Elkarrekintza hobetzeko**

**Contributions to improve
Human-Computer Interaction
using machine learning**

Doktorego-tesiaren egilea:
Ainhoa Yera Gil

Doktorego-tesiaren zuzendariak:
**Olatz Arbelaitz Gallego
Javier Muguerza Rivero**

Donostia, 2019ko Abendua

Department of Computer Architecture and Technology
Konputagailuen Arkitektura eta Teknologia saila (KAT)
Departamento de Arquitectura y Tecnología de Computadores (ATC)

eman ta zabal zazu



Universidad Euskal Herriko
del País Vasco Unibertsitatea

University of the Basque Country

INFORMATIKA FAKULTATEA
FACULTAD DE INFORMÁTICA

Ikasketa automatikoan oinarritutako ekarpenak Pertsona-Konputagailu Elkarrekintza hobetzeko

Contributions to improve Human-Computer Interaction using machine learning

Doktorego-tesiaren egilea:
Ainhoa Yera Gil

Doktorego-tesiaren zuzendariak:
Olatz Arbelaitz Gallego
Javier Muguerza Rivero

Donostia, 2019ko Abendua

Lan honek finantzaketa jaso du hainbat iturri desberdinetatik. Hala nola, Euskal Herriko Unibertsitatetik UPV/EHU (PIF15/143 beka), Eusko Jaurlaritzako hezkuntza saileko unibertsitateak eta ikerketa atalak sustengatzen duen ADIAN ikerketa taldetik (IT980-16 erreferentzia) eta azkenik, Espainiako Gobernuako Ekonomia eta Lehiakortasun Ministeriotik, ERDFak lagunduta (eGovernAbility, TIN2014-52665-C2-1-R).

*“Reserve your right to think,
for even to think wrongly
is better than not to think at all.”*
Hypatia of Alexandria

Ikasten, ikasten, beti beti gure adimena zabaltzen,
ikasten, ikasten, momentu oro...
BTX

Laburpena

Doktorego-tesi honek, hainbat testuingurutan, Pertsona-Konputagailu Elkarrekintzaren (PKE) hobekuntzarako datuen meatzaritzako tekniketan oinarritutako diseinatzen eta aplikatzen laguntzen du. Tesiaren helburu nagusiak datu-meatzaritzako metodoak diseinatzea da, elkarrekintza- eta erabilera-datuen portaera modelatzeko. Gainera, gainbegiratu gabeko ikasketa-testuinguruekin sarritan lan egin behar izanak, datuen testuinguru guztiei zuzendutako clusteringa baliozkotzeari buruzko ekarpen metodologikoa egitera bultzatu gaitu. Kluster baliozkotze indizeek (CVI) partizioen kalitate-neurri bat ematen duten heinean, arazo hau partzialki ebazten dute, baina horietako batek ere ez du erakutsi egoeren espektro handiari aurre egiteko gaitasuna. Ildo honetatik, lehen kontribuzioan CVIen arteko erabaki-fusioen (bozketa) hainbat sistema proposatzen ditugu, eta klusteringa baliozkotzeko estrategia eraginkorrek direla erakusten dugu.

Pertsona-Konputagailu Elkarrekintzaren testuinguruan, ekarpenak hiru arlotan egituratuta daude. Irisgarritasun arloa lehenengo kontribuzioan aztertzen da, sistema eraginkor bat aurkeztuz, desgaitasuna duten eta desgaitasuna ez duten erabiltzaileen nabigazio-arazoak automatikoki detektatzen dituen.

Hurrengo ekarpena informatika-medikoan zentratzen da eta medikuei erabakiak hartzeko jardueretan laguntzeko erabiltzen den osasun-erbela mediko baten (SMASH) elkarrekintza aztertzen du. Batetik, SMASH arbelean portaera bisualen eta interaktiboen arteko loturak aztertzen dira. Bestalde, SMASH arbelean antzemandako portaera interaktiboen arabera, bi erabiltzaile talde nagusi detektatu eta ezaugarritu dira: lehen mailakoak (farmazialariak) eta bigarren mailakoak (ez farmazialariak).

Azkenik, bi kontribuzio egiten dira zerbitzu elektronikoen (e-Zerbitzuen) arloan, elkarrekintza eta erabileran oinarrituz, hurrenez hurren. Lehenengoan, Euskal Herriko Unibertsitatean (UPV/EHU) izena eman nahi duten ikasle potentzialak modu eraginkorrean modelatu dira unibertsitate honen webgunean erakutsitako jokabide interaktiboen arabera. Bigarrean, gobernuko e-Zerbitzuen erabilera aztertu da Europako hainbat herrialdetan, Eurostategen emandako inkesta-datuetan oinarrituz.



Abstract

This PhD thesis contributes on designing and applying data mining techniques targeting the improvement of Human Computer Interaction (HCI) in different contexts. The main objectives of the thesis are to design systems based on data mining methods for modelling behaviour on interaction and use data. Moreover, having to work often in unsupervised learning contexts has led to contribute methodologically to clustering validation regardless of the context; an unsolved problem in machine learning. Cluster Validity Indexes (CVIs) partially solve this problem by providing a quality score of the partitions, but none of them has proven to robustly face the broad range of conditions. In this regard, in the first contribution several CVI decision fusion (voting) approaches are proposed, showing that they are promising strategies for clustering validation.

In the Human-Computer Interaction context, the contributions are structured in three different areas. The accessibility area is analysed in the first one where an efficient system to automatically detect navigation problems of users, with and without disabilities, is presented.

The next contribution is focused on the medical informatics and it analyses the interaction in a medical dashboard used to support the decision-making of clinicians (SMASH). On the one hand, connections between visual and interaction behaviours on SMASH are studied. On the other hand, based on the interaction behaviours observed in SMASH, two main cohorts of users are automatically detected and characterised: primary (pharmacists) vs secondary (non-pharmacists).

Finally, two contributions on the e-Services area are made, focusing on their interaction and use respectively. In the first one, potential students aiming to enrol the University of the Basque Country (UPV/EHU) are satisfactorily modelled based on the interactive behaviours they showed in the web of this university. The second one, empirically analyses and characterises the use of e-Government services in different European countries based on survey data provided by Eurostat.

Resumen

Esta tesis doctoral contribuye al diseño y la aplicación de sistemas basados en técnicas de minería de datos dirigidas a la mejora de la Interacción Persona-Computadora (IPC) en diferentes contextos. Los objetivos principales de la tesis son diseñar sistemas basados en técnicas de minería de datos para modelar el comportamiento en datos de interacción y uso. Además, como los contextos de aprendizaje no supervisado han sido una constante en nuestro trabajo, hemos contribuido metodológicamente a la validación de clustering independientemente del contexto de los datos; problema no resuelto en el aprendizaje automático. Los índices de validación de cluster (CVI) resuelven parcialmente este problema al proporcionar un valor cuantitativo de calidad de las particiones, pero ninguno de ellos ha demostrado poder enfrentarse de manera robusta en una amplia gama de condiciones. En este sentido, en la primera contribución se proponen varios sistemas de fusión de decisiones (votaciones) entre CVIs, demostrando que son estrategias prometedoras para la validación de cluster.

En el contexto de Interacción-Persona Computador, las contribuciones están estructuradas en tres áreas diferentes. En la primera de ellas se analiza el área de accesibilidad, presentando un sistema eficiente para detectar automáticamente los problemas de navegación de los usuarios, con y sin discapacidad.

La siguiente contribución se centra en la informática médica y analiza la interacción en una pizarra médica web (SMASH) utilizada para asistir en la toma de decisiones de los médicos. Por un lado, se estudian las conexiones entre los comportamientos visuales y de interacción en SMASH. Por otro lado, en base a los comportamientos de interacción observados en SMASH, se detectan y caracterizan automáticamente dos grupos principales de usuarios: primario (farmacéuticos) y secundario (no farmacéuticos).

Finalmente, se realizan dos contribuciones en el área de servicios electrónicos, centrándose en su interacción y uso, respectivamente. En la primera, se modelan satisfactoriamente los estudiantes que potencialmente desean matricularse en la Universidad del País Vasco (UPV / EHU), en función de los comportamientos interactivos que muestran en la web de esta universidad. La segunda contribución, analiza empíricamente y caracteriza el uso de los servicios de gobierno electrónico en diferentes países europeos en base a datos de encuestas proporcionados por Eurostat.

Eskerrak

Eskerrak eman nahi nizkioke pertsona askori baino bereziki hemen aipatuko ditudanei:

- Olatz eta Javi (orkestra honen zuzendariak): asko ikasi dut zuengandik eta tesi hau zuek gabe etzan posiblea izango, ongi dakizue, beraz mila esker!
- Bide hau hasi berria nintzela, ondotik joan zitzaizkidan bi pertsona inportanteei, Lola amonari eta Zezi osabari, beti bihotzean, eskerrik asko emandako maitasun guztiarengatik.
- Ama (Hermi): txikia bai baina makala ez! kulturaren maitalea eta despitteen erregina, eskerrik asko nire txapak entzun eta animatzeagatik.
- Aita (Iñaki): handia ez, erraldoia zara! baina batez ere bihotz onekoa eta primerako sukaldaria, zu gabe elikadura eskasa izango nuke, beraz, esker mila tupper horiengatik!
- Ahizpa (Itziar): eskerrak norbaitek konponketen genea atera zuen, zorionak! asko zor dizut eta eredu zara zentzu guztietan beraz muxu haundi bat. Bide batez Ion, zorionak hain gauza handia egin izanagatik, ea horrelako gehiago egiten dituzuen ;)
- Iloba (Hodeitxo): Bide hau bukatzen ari nintzela zu jaio zinen eta bizitza ederragoa egiten diguzu egunetik egunera, asko maite zaitut pitxi!
- Inma izebari eta Gorka lehengusuari: berriz zutitzen irakasteagatik, tau-padak itzuli daitezen guztion bihotzetara. Gora Azkoien!
- Pisukideak eta lagunak: Jere, Manex, Telmo, Amaia, Naiara, Irantzu, Ilargi, Inhar, Ibon, Txabo, Eneko, Paleta herria...eskerrik asko laborategitik kanpo mundu bat dagoela oroitarazteagatik, pintxopoa eta bermuak ez daitezela eten.
- Lankideak: Aizea, Igor, Iñigo eta Ugaitz, mila esker lan hau aurrera ateratzen laguntzeagatik eta bide luze hau arinago egiteagatik, tesiaren zati haundi bat zuena da.

-
- ALDAPA taldea: Ibai eta Txus zuek landatutako zuhaitza begira noraino hazi den, "kontsolidatutako haritza" dudarik gabe ;), mila esker! osteguneko kafeak ez ditzagun galdu, eh Otzeta??. Natxo, zozketa noizko? Agus, ea libururen bat gomendatzen didazun!
 - Informatika Fakultatea: Tabako eta pintxopo zaleei, Joselito eta Ander, deskonektatzen laguntzeagatik; laster bukatuko duten beste ikertzaile guztiei, Jere, Igor, Amaia, Garde, Edu, Haritz...animo eta eutsi gogor, bukaeran salda badago! Bukatu duten ikertzaile eta irakasleei, Leti, Izaro, Olatz, Igor, Itziar, Maider, Ekaitz, Mendi, Momo, Usue, Leti, Ekhiñe... mila esker aholkuengatik, Aristiri faktura eta arazo guztiekin lagundu izanagatik, burokraziari sua!; EGOKITUZ taldekoei Julio, Myriam, Xabi...lan hau borobiltzen lagundu izanagatik, SIA Masterreko irakasle eta ikaskideei, zeinen ondo pasa genuen, ahaztezina!, KAT departamentuari, Elenari sinadura eta tramite guztiekin lagundu izanagatik, ADIAN taldekoei, Pako's kafetegiko neskei (Iosune, Amparo eta Elena), kafe, morenito eta zuen irribarrea ez dadila falta inoiz! garbitzaileak, nire kaos guztia txukuntzeagatik eta tratu atseginarengatik; atezaintzako langileak, laborategia mila aldiz ireki izanagatik.
 - Manchester University: thank you so much to all the people from the lab, Markel, without your help this dissertation would not have been possible, thank you so much!, Aitor, Julio, Julia, Alan, Alaa and Deema (good luck girls, you can do it!), Simon...for making my international stay easier, for supporting me and of course for all the pints. Cheers!
 - Atzerriko ikuskatzaileei: Hugo eta Markel eskerrik asko benetan lan honi egindako iradokizun eta ekarpenengatik.
 - Epaimahaiko kideei: tesia irakurtzeko eta ebaluatzeko lana hartu izanagatik, mila esker benetan.
 - Beste batzuk: Anari, hainbestetan entzun izanagatik eta burua ordenatzen irakatsi izanagatik, laborategitik pasa zaretanoi, Nikos, Ana... botatako barre guztiengatik.
 - Zuri: mila esker gau ilunetan izarrak erakusteagatik, sinpleki ni naizen moduan maitatzeagatik, asko gutsut!.

Gaien Aurkibidea

I. Sarrera	xix
1. Pertsona-Konputagailu Elkarrekintza eta ikasketa automatikoa	1
1.1. Doktorego-tesiaren antolaketa	6
II. Background	9
2. Supervised learning	11
2.1. Naïve Bayes	12
2.2. Neighbour based classifiers	12
2.3. Decision trees	13
2.3.1. C4.5	14
2.3.2. CTC	16
2.4. Support Vector Machines	17
2.5. Artificial Neural Networks	18
2.6. Multiple classifier systems	20
2.6.1. Bagging	20
2.6.2. Boosting	21
2.7. Validation	22
2.7.1. K-fold cross-validation	23
2.7.2. Leave-one-out cross-validation	23
2.8. Performance metrics	23
2.9. Statistical tests	25
2.9.1. Student t-test	25
2.9.2. Kendall test	26
3. Unsupervised learning	27
3.1. Hierarchical clustering	28
3.1.1. Hierarchical agglomerative clustering	29
3.2. Partitional clustering	30
3.2.1. K-means	31
3.2.2. K-medoids	32
3.3. Clustering validation	34
3.3.1. Cluster Validity Indexes (CVIs)	34

3.4. Statistical Tests	41
3.4.1. Wilcoxon-signed rank	41
3.4.2. Friedman test	42
III. Ekarpenak	43
4. Unsupervised classification: Analysis of several decision fusion strategies for clustering validation.	45
4.1. Introduction	45
4.1.1. Related work	46
4.2. Experimental Setup	47
4.3. The proposed approach	49
4.4. Designed Strategies and Results	50
4.4.1. Global Voting	50
4.4.2. Selective Voting	51
4.4.3. Statistical Tests	59
4.4.4. Summary	60
5. Desgaitasuna duten erabiltzaileen elkarrekintzaren modelatzea	61
5.1. Sarrera	61
5.1.1. Lotutako lana	62
5.2. Esperimentuetarako erabilitako plataformaren deskribapena: RemoTest	64
5.3. Esperimentuak erabiltzaileekin	65
5.4. Atazen ezaugarriak	67
5.5. Ezaugarrien erauzketa	68
5.5.1. Gailuak detektatzeko ezaugarrien erauzketa	70
5.5.2. Arazoak detektatzeko ezaugarrien erauzketa	70
5.6. Gailuen detekzio automatikoa: hastapen lana	72
5.6.1. Datu-basearen deskribapena	72
5.6.2. Emaizak eta analisisa	73
5.7. Gailuen detekzio automatikoa: proposatutako azken sistema	77
5.7.1. Datu-base berriaren deskribapena	78
5.7.2. Emaizta berriak eta analisisa	79
5.8. Arazoen detekzio automatikoa	80
5.8.1. Patroi aurkikuntzarako clusteringa	80
5.8.2. Antzemandako patroiaren erabilera nabigazioa errazteko	90
5.8.3. Laburpena	92
6. Web-plataforma espezifikoen elkarrekintzaren modelatzea	95
6.1. Sarrera	95
6.2. Testuingurua: SMASH Esku-hartzea	97
6.3. Erabiltzaile-azterketak eta metrikak	100
6.3.1. Laborategiko azterketa	100
6.3.2. Behaketa-azterketa	102

6.3.3.	Kalkulatutako metrikak	103
6.4.	Elkarrekintza datuetatik portaera bisuala inferitzea	105
6.4.1.	Datu-baseen deskribapena.	105
6.4.2.	Emaitzak eta analisia	106
6.5.	Erabiltzaile moten ezaugarritzea	111
6.5.1.	Datu-baseen deskribapena	111
6.5.2.	Emaitzak eta analisia	114
6.5.3.	Eztabaida	119
6.6.	Laburpena	121
7.	E-Zerbitzuen elkarrekintzaren eta erabileraren modelatzea	123
7.1.	Sarrera	123
7.2.	E-Zerbitzuen elkarrekintzaren modelatzea	124
7.2.1.	Testuingurua: Euskal Herriko Unibertsitatearen webgunea	125
7.2.2.	Aurreprozesamendua, saioen sailkapena and datu-baseen deskribapena	126
7.2.3.	Gainbegiratutako ikasketa-tekniketan oinarritutako sailkapen-sistema automatikoa	130
7.2.4.	Gainbegiratu gabeko ikasketa-tekniketan oinarritutako sailkapen-sistema automatikoa	133
7.3.	E-Zerbitzuen erabileraren modelatzea	140
7.3.1.	Sarrera	140
7.3.2.	Eurostateko CSIS inkestak	142
7.3.3.	E-Gobernuaren muturreko erabileraren (EGU) ezaugarritzea	148
7.3.4.	EGUI ⁺ eta beste indize batzuen arteko konparaketa . . .	153
7.3.5.	Eztabaida	157
7.4.	Laburpena	159
IV.	Konklusioak	161
8.	Konklusioak	163
8.1.	Ikasketa automatikoa - Clusteringa baliozkotzea.	164
8.2.	PKE - Irigarritasuna	164
8.3.	PKE - Informatika medikoa	165
8.3.1.	Portaera-bisualen eta interaktiboen arteko sinergiak . . .	165
8.3.2.	Erabiltzailearen modelatzea, portaera interaktiboan oinarrituz	166
8.4.	PKE - E-Zerbitzuak	167
8.4.1.	E-Zerbitzuen elkarrekintzaren modelatzea	167
8.4.2.	E-Zerbitzuen erabileraren modelatzea	168
8.5.	Etorkizuneko lana	169
8.6.	Lotutako argitalpenak	170

I. Atala

Sarrera

1. Kapitulu

Pertsona-Konputagailu Elkarrekintza eta ikasketa automatikoa

Gizarteak azken hamarkadetan izan duen eraldaketa digitalaren ondorioz, era guztietako gailu elektronikoen inguratuta bizi gara, telefono adimendunak, tabletak edo ordenagailuak barne, pertsona-mundu elkarrekintza eraldatuz. Beraz, jaikitzen garenetik lotara joaten garen arte, gailu digital ugariarekin elkarrekintza egitera behartuta gaude. Era honetan, sistema interaktiboek egunean zehar egiten ditugun jardueri eta gure lehentasun pertsonalei buruzko informazioa etengabe biltzen ari dira, eta horrek gure portaera eta pentsamendua ezagutzeko aukera ematen die.

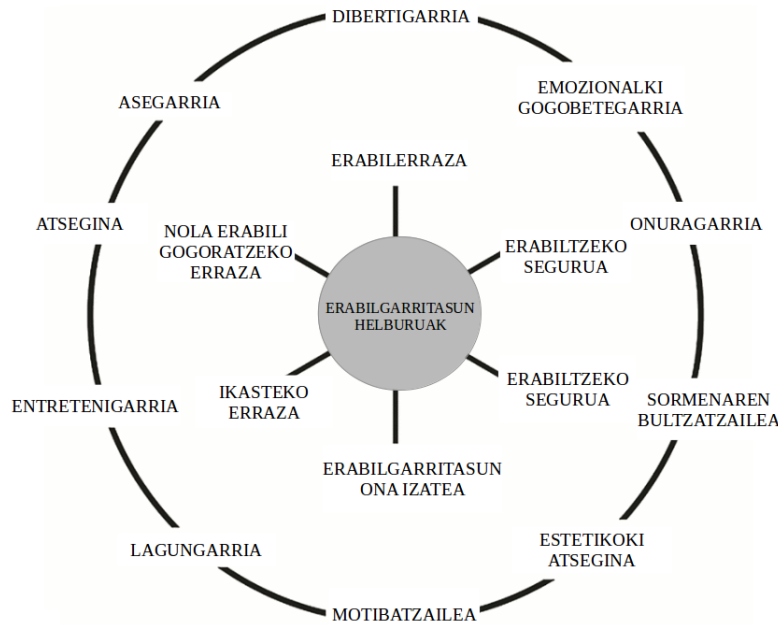
Pertsona-Konputagailu Elkarrekintzan ere (PKE), pertsonen eta konputagailuen arteko elkarrekintzaren azterketan, gailu digitalen erabilera jendarteratzearen eragina antzematen da. 80ko hamarkadaren hasieran, Card et al. 1983 lanean lehen aldiz aipatu zen Pertsona-Konputagailu Elkarrekintza, testua editatzeko atazak adibide adierazgarri gisa erabiliz eta arlo honetarako giza jardunari buruzko eredu kognitiboak proposatuz. Gaur egun ordea, Pertsona-Konputagailu Elkarrekintzak diziplina ugari hartzen ditu, arlo hori osatzen duten hiru elementuei ekarpenak egiten dizkietenak: erabiltzailea (adibidez, psikologia, soziologia eta etnografia), elkarrekintza (adibidez, informatika) eta gailua (adibidez, ingeniari, ergonomia eta diseinua).

PKEn helburua sistema erabilgarriak eraikitzea da, hau da, eraginkorrak, erabilerrazak, seguruak, erabilgarriak, ikasteko errazak eta gogoratzeko errazak direnak (Preece et al. 2001). Ondorioz, erabilgarritasuna estandarizaziorako nazioarteko erakundeak (ISO), ISO 9241-11:2018 (ISO 2018), honela definitzen du: erabiltzaile espezifikoen sistema, produktu edo zerbitzu bat erabiltzeko neurria, zehaztutako erabilera-testuinguru batean helburu jakin batzuk eraginkorki modu errazean eta egokian lortzeko. Erabilgarritasun-metrika batzuk erabil daitezke propietate horiek neurtzeko, hala nola bukatze-tasa (arrakastaz betetako ata-

1. KAPITULUA - SARRERA

zen ehuneko) eraginkortasunaren kasuan eta atazaren iraupena erabilerraztasunari dagokionez (ISO 2018). Gainera, erabilgarritasunak erabiltzaileak pozik egotea eskatzen du, eta hori ebaluatzeko, erabiltzaileek sistemarekin duten esperientziari buruzko galderak egin daitezke, galdetegi formalen bidez, hala nola erabiltzailearen elkarrekintza asetzeko galdetegia (QUIS) (Shneiderman 1997).

1.1. Irudiak erabiltzailearen (UX) erabilgarritasun- eta esperientzia-helburuak laburbiltzen ditu (Preece et al. 2001).

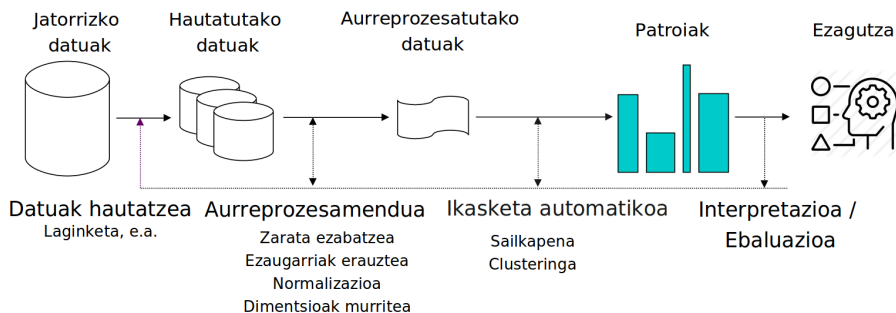


1.1. Irudia: Pertsona-Konputagailu Elkarrekintzan aintzat hartu beharreko helburuak, erabilgarritasunari eta erabiltzaile-esperientziari dagokienez.

Beraz, PKE sistemetan erabilgarritasuna integratzeko, erabiltzaileak beren diseinu- eta ebaluazio-prozesuen erdigunean egon behar dira. Pertsona ardatz duen diseinuak (Erabiltzailean Oinarritutako Diseinua, EOD) ideia hori islatzen du. Izan ere, diseinu mota horrek sistema interaktibo erabilgarriak eta erabilerrazak garatzen laguntzen du bi ezaugarri hauei esker: batetik, erabiltzaileak, haien beharrak eta eskakizunak, ardatz dituelako; bestetik, giza faktore/ergonomia eta erabilgarritasunari lotutako ezagutza eta teknikak aplikatzen dituelako (ISO 2019). EOD prozesu iteratibo bat da, non, lehenik eta behin, erabiltzailearen erabilera-testuingurua eta eskakizunak ulertu eta definitu behar diren, gero diseinu-soluzioak sortzeko (erabiltzailea, atazak eta interfazea). Azkenik, aurreko urratsak errepikatu egiten dira soluzioaren diseinuak erabiltzailearen eskakizunak bete arte. Baina errealitatea da Pertsona-Konputagailu Elkarrekintzako diseinatzaile gehienek ez dutela erabiltzaileen parte-hartzea bermatzen

diseinu-prozesuaren etapa guztietan arrazoi desberdinengatik: garestia, geldoa, teknikoki konplexua edo kudeaketa aldetik zaila delako. Hala ere, erabiltzaileek azken sistemarekin duten benetako elkarrekintzaren azterketa erabakigarria da soluzioaren diseinuaren erabilgarritasunari buruzko ezagutza eskuratzeko (erabiltzaile-profilak, nabigazio-arazoak...). Ezagutza hau inportantea da, beharrezkoak diren neurriak hartzeko probestu daitekeen neurrian (egokitzapenak, gomendioak...).

Testuinguru horretan, ikasketa automatikoa elkarrekintza-datu masiboak aztertzeko eta automatikoki patroi esanguratsuak modu merke eta diskretuan identifikatzeko gai den baliabide eraginkorra bihurtzen da. Ikasketa automatikoa Adimen Artifizialaren (AA) adar bat da, makinei iraganeko esperientziatik ikasteko aukera ematen diena (entrenamendu-datuak). Zehazki, datu berriei buruzko erabaki/iragarpen independenteak hartzeko aukera ematen die (adibidez, sailkapena) pertsonen laguntzarik gabe. Ikasketa hau adibideen egiturazko deskribapenen eskuratzeko gisa ulertu daiteke, gero iragarpen, azalpen eta ulermeneko erabil daitezkeenak (Witten et al. 2005). Datu-meatzaritzako teknikak, datuen patroi aurkikuntza bezala ere ezagutzen direnak (Han et al. 2011), egiturazko deskribapen hauek laginek datuetan oinarrituta sortutako eredu matematikoen bidez ematen dituzte. 1.2. Irudian ikus daitekeen bezala, ikasketa automatikoaren prozesuak bost urrats eskatzen ditu: datuak hautatzea, datuak aurreprozesatzea (zarata ezabatzea, ezaugarriak eraztea, etab.), ikasketa automatikoko teknikak erabiltzea eta lortutako patroiak ebaluatzea.



1.2. Irudia: Ikasketa automatikoaren prozesua.

Taxonomia orokorra erabiliz, ikasketa automatikoko algoritmoak bi kategoria nagusitan banatzen dira: gainbegiratuako ikasketa eta gainbegiratu gabeko ikasketa. Kategoria horien bereizgarriak hurrenez hurren, etiketatutako datuen eskuragarritasuna eta gabezia dira. Zehazki, gainbegiratuako ikasketa-algoritmoek etiketatutako datuak erabiltzen dituzte ikasteko (entrenamendua) eta funtzio bat ondorioztatzeko, datu berrien (testa) etiketa (mendeko aldagaia) zehazteko. Bestalde, gainbegiratu gabeko ikasketa-algoritmoek (adibidez, clustering prozedurak) funtzio bat ondorioztatzen dute datuak hainbat klusterretan (taldeetan) taldekatzeko, euren hurbiltasun/antzekotasunaren arabera. Beste

era batera esanda, algoritmo hauek nolabait talde bakoitzarentzat ezezaguna den etiketa berri bat aurkitzen dute. Bi ikasketa motetan, emaitzak baliozkotzea ezinbestekoa da bildutako ezagutza legitimatzeko. Gainbegiratutako ikasketan, sailkapen gisa ere ezagutzen dena, baliozkotzeak ebaluatzen du zein ona den algoritmoa datu berriak sailkatzeko. Horretarako, entrenatutako ereduak testeko datuekin erabiltzen du, entrenamendu ereduak zein neurritan orokortu daitekeen zehazteko. Gainbegiratu gabeko ikasketan aldiz, baliozkotzeak neurtzen du zein ondo egokitzen den irteerako partizioa datuen azpiko egituretara.

Pertsona-Konputagailu Elkarrekintzaren literaturan ikasketa automatikoa erabiltzen duten hainbat lan aurkitzen ditugu, erabiltzailearen esperientzia hobetzea helburu dutenak. Yang et al. 2018 lanean, eredu kontzeptual bat proposatzen da, non lan horietan egindako ekarpenak, erabiltzaileentzako balioa sortzen dutenak, lau motatan sailkatzen diren:

- Norbera mota: erabiltzailearen ekintzak monitorizatuz eta erregistratuz egiten dira, eta erabiltzaileari edo antzeko jokabideak dituen erabiltzaile-talde bati buruzko ezagutza pertsonala ematen dute.
- Mundu mota: erabiltzailearen egungo testuinguruari buruzko informazioa, urruneko testuinguruari buruzkoa edo gaur egun garatzen den elkarrekintza baterako informazio garrantzitsua ematen dute. Kanal horren adibide adierazgarri bat kanpoko munduari buruzko datuak adimen artifizial bihurtzen dituen robot bat izango litzake.
- Optimo mota: arbitrarioki definitutako egoera "optimoari"edo "hobeari"buruzko informazioa ematen dute, esaterako, jokabide optimoak (klase batean parte-hartze aktiboa izatea kasu). Ikaskuntzaren eraginkortasuna areagotzeko lan egiten duten tutoretza-sistema adimendunak kanal horren adibide adierazgarria lirateke.
- Erabilgarritasuna edota gaitasun berria mota: erabilgarritasuna handitzeko baliozgarria den informazioa ematen dutenak, esaterako: elkarrekintzaren eraginkortasuna, eskuragarritasuna, ahalegin kognitiboen eta elkarrekintza-ahaleginen murriztea eta/edo gaitasun berriak eskuratzea. Kanal horren barruko adibide adierazgarri bat erabiltzaile interfaze mugikor egokigarri bat litzake, erabiltzaileen nabigazio-ahaleginak minimizatzen dituena.

Doktorego-tesi honetan lau ekarpen egin dira Pertsona-Konputagailu Elkarrekintza hobetzeko, ikaskuntza automatikoko teknikak erabiliz honako testuinguru hauetan: clusteringa baliozkotzea, ezgaitasuna duten erabiltzaileen modelatzea, medikuntzaren arloko web plataforma bateko elkarrekintzen modelatzea eta zerbitzu elektronikoen (e-Zerbitzuen) modelatzea.

Lehen ekarpena gainbegiratu gabeko ikasketa arloaren barruan kokatzen da, eta clusteringa baliozkotzean oinarritzen da. Edozein clustering prozeduratan, zaila da datuen azpiko egiturara hobekien egokitzen den partizioa aurkitzea (clusteringa baliozkotzea). Izan ere, etiketatu gabeko instantziak itsu-itsuan

taldekatzea eskatzen du, hau da, instantziak irizpide jakin bat erabili gabe etiketatzea. Kluster baliozkotasun indizeek (CVIak) lan hori errazten dute klusterren trinkotasuna eta bereizketa neurtzen duten indize espezifikoak erabiliz, irteerako partizioan kalitate-metrika bat ematen dutenak. Hala ere, orain arte CVIen inguruan egindako lan konparatibo zabalenerako batek (Arbelaitz et al. 2013b) bere ahulezia nagusietako bat azaleratu zuen: indizeen jardunen ezegonkortasuna clustering-ingurune desberdinen aurrean (adibidez, zarata, dimentsioak, kluster kopurua, etab.). Arazo horri heltzeko, gure ekarpenean, CVIen arteko erabakien fusio-sistema desberdinak (bozketak) proposatzen ditugu, ingurune guztietan CVI indibidualen jarduna hobetu dezaketenak. Ekarpene honen kluster kopuru optimoari buruzko erabakiak hartzea errazten du, datuen izaera edozein dela ere.

Bigarren ekarpena web irisgarritasunari buruzkoa da, eta ikasketa automatikoko tekniken oinarritutako bi urratseko sistema bat proposatzen du, erabiltzailearen nabigazio arazo posibleak automatikoki detektatzeko. Lehen urratsean, gainbegiraturako ikasketa-algoritmoen bidez erabilitako elkarrekintza-gailua detektatzen da. Bigarren urratsean, berriz, gainbegiratu gabeko ikasketa-prozeduren bidez erabiltzailearen nabigazio-arazo posibleak detektatzen dira. Honekin batera, detektaturako nabigazio-arazoetarako egokitzapen posible batzuk eztabaidatzen dira. Beraz, ekarpen hori lehen deskribaturako lau kategorietan sartzen da: *norbera* mota, parte-hartzaile bakoitzak ataza zehatzak nola egiten dituen aztertzen baitu; *mundu* mota, irisgarritasuna hobetzeko, parte-hartzaile bakoitzak erabiltzen duen gailua detektatzen baitu; *optimo* mota, ataza bat egiteko arazoak izan ditzaketen erabiltzaileak zeintzuk diren zehazten baitu; *erabilgarritasuna/gaitasun berria* mota aurkitutako elkarrekintza-arazoak arintzeko egokiak izan daitezkeen egokitzapen aproposak eztabaidatzen dituelako.

Hirugarren ekarpena informatika medikuaren arlokoa da, eta erabakiak hartzeko jardueretan medikuei laguntzeko diseinatutako teknologia hobetzeaz arduratzen da, arbel medikoak, hain zuzen ere. Zehazki, Salford Botiken Segurtasun Arbelean (SMASH), erabilera aztertzen dugu, lehen mailako arretan erabiltzen dena, Salford, Erresuma Batua, (Williams et al. 2018), bi azterlan ezberdinetan bildutako datuetan oinarrituta: bata laborategikoa, sei medikurekin, eta bestea behaketa-motakoa, 35 klinikorekin. Bi galdera garrantzitsu erantzun nahi ziren lan honetan, SMASH arbelean bildutako begirada eta elkarrekintzari buruzko datuetan ikasketa automatikoko algoritmoak erabiliz: lehenengoa, ea portaera bisuala ondorioztatu daitekeen erabiltzaileek arbelean erakutsitako portaera interaktiboan oinarrituz; bigarrena, ea posible den arbelako erabiltzaileen bi talde nagusiak sailkatzea eta ezaugarritzea. Lehenengo galdera korrelazio-metrikak eta clustering prozedurak erabiliz aztertu genuen. Analisi horretan, laborategiko azterketan bildutako begirada eta elkarrekintza datuak erabili genituen hasieran. Ondoren, laborategiko eta behaketako azterketako elkarrekintza-datuak erabili genituen. Bigarren galdera behaketa-azterketan jasotako elkarrekintza-datuetan ikasketa-prozedura gainbegiratuak erabiliz argitu genuen. Laburbilduz, testuinguru horretan egindako ekarpena arestian deskribaturako lau kategorietan sartzen da: *norbera* mota, antzeko portaera bisualak edo interaktiboak

dituzten medikuen talde nagusiei buruzko ezagutza ematen duelako; *mundu* mota, arbel medikoetan medikuek egiten duten erabilerari buruzko ezagutza ematen duelako, erabakiak hartzeko jardueretan medikuei laguntzeko tresnen diseinua hobetzeko baliagarria dena; *optimo* mota SMASH arbelaren bigarren mailako erabiltzaileen gaitasunak hautematen eta ezaugarritzen diren neurrian, lehen mailakoak baino gutxiago parte hartu zutenak; *erabilgarritasuna/gaitasun berria* mota, erabiltzaileen portaera bisuala eta interaktiboa arbela mediko batean monitorizatzen diren neurrian, erabilgarritasun arazoak edo gaitasun arazoak detektatzeko eta informazioa emateko; biak gaitasunarekin eta karga kognitiboarekin lotuta daudelarik, hurrenez hurren.

Azken ekarpenean, bi ekarpen desberdin aurkezten dira e-Zerbitzuen arloaren barruan. Lehenengoan, erabiltzaileen elkarrekintza modelatzen da Euskal Herriko Unibertsitatearen (UPV/EHU) webgunearen matrikulazioari buruzko informazioa ematen duen zonaldean. Bigarrenean, enpirikoki aztertzen da e-Gobernuko zerbitzuen benetako erabilera Europan. Lehenengo ekarpenean, gainbegiratutako eta gainbegiratu gabeko ikasketako algoritmoak erabili ziren UPV/EHUren webgunean matrikulazioari buruzko informazioa ematen duen zonaldeko elkarrekintza-datueta. Helburua, bi erabiltzaile mota automatikoki sailkatzea eta karakterizatzea zen: matrikulazioari buruzko informazioa lortzen dutenak (matrikulatzeko helburua duten erabiltzaile potentzialak) eta bilaketa motako jarduerak egiten ari direnak (informazioa lortu ez dutenak). Aldiz, bigarren ekarpenean bi indize definitu genituen Europako 26 herrialdetan e-Gobernuaren erabilera praktikoa kuantifikatzeko. Eurostatek emandako inkestean datuak oinarri hartuta, eta gainbegiratutako ikasketa-prozedurak erabiliz, faktore hori ezaugarritu genuen e-Gobernuaren erabilera-maila desberdinak dituzten herrialde batzutan. Beraz, testuinguru horretan egindako bi ekarpenak aurretik azaldutako hiru kategoriari dagokio: *norbera* mota, UPV/EHUren webgunean matrikulazioari buruzko informazioa ematen duen zonaldeko elkarrekintzari edo e-Gobernuko zerbitzuen erabilerari dagokionez antzeko portaera interaktiboak dituzten erabiltzaile-taldeei buruzko ezagutza ematean; *mundu* mota, herrialde desberdinetarako e-Zerbitzuen erabilera kuantifikatuz (kokapena, erabilera-testuingurua); *optimo* mota, arrakastarik gabe informazioa bilatzen ari diren erabiltzaileak eta e-Gobernuko zerbitzuak maila txikian erabiltzen dituzten erabiltzaileak detektatuz eta ezaugarrituz.

1.1. Doktorego-tesiaren antolaketa

Sarreraren lehen atal honen ondoren, tesi honen gainerako zatia lau atal ezberdinetan banatzen da: aurrekariak, ekarpenak eta ondorioak.

II. Atalean, funtsezko nozioak, teknika nagusiak eta doktorego-tesi honetan erabilitako notazio espezifikoak azaltzen da. Atal hau bi kapitulutan banatzen da: gainbegiratutako ikasketa-teknikak (2. Kapituluua) eta gainbegiratu gabeko ikasketa-teknikak (3. Kapituluua).

III. Atalak doktorego-tesiaren lau ekarpenak biltzen ditu, honako kapitulu hauetan banatzen direnak: clusteringa baliozkotzeari buruzko ekarpena (4.

1.1. DOKTOREGO-TESIAREN ANTOLAKETA

Kapitulua), Desgaitasuna duten erabiltzaileen elkarrekintza modelatzeko ekarpenak (5. Kapitulua), Web plataforma espezifikoek elkarrekintza modelatzeko ekarpenak (6. Kapitulua) eta e-Zerbitzuen elkarrekintza eta erabilera modelatzeko ekarpenak (7. Kapitulua).

Azkenik, IV. Atalean, Ondorioak izenekoan, doktorego-tesiaren ondorio nagusiak azaltzen dira (8. Kapitulua). Kapitulu honek doktorego-tesiaren ekarpenak azaltzen ditu, haietatik ikasitako ezagutza nagusiak eztabaidatzen ditu eta aurrerago jorratuko den etorkizuneko lana zehazten du. Dokumentua amaitzeko, doktorego-tesia babesten duen bibliografia erreferentziatua erakusten da.

II. Atala

Background

2. Kapituluua

Supervised learning

As stated in the previous chapter, the goal of supervised learning is to predict the label (dependent variable or class) of new data based on a training process where labelled data are analysed. According to the general taxonomy, supervised learning is called regression when the data are of continuous type and classification when it is of discrete type. In this dissertation algorithms of the second type have been used, that is, those named classifiers. Inside this category two main types of algorithms can be distinguished, parametric when some parameters are assumed in the learning model (e.g data follow particular density of probability) and non parametric when no assumptions are made. The algorithms used in this dissertation to deal with the problems raised in each contribution are among the 10-top ranking presented by Wu et al. 2008. In particular, we used one parametric algorithm, Naïve Bayes (NB) (John et al. 1995) and the non-parametric algorithms listed below:

- Neighbourhood based classifiers: IBK (Aha et al. 1991), which is a k Nearest Neighbour implementation (kNN).
- Decision trees: C4.5 (J.R. Quinlan 1993) and CTC (Consolidated Tree Construction) (Pérez et al. 2007)
- Support Vector Machines (SVM): Sequential Minimal Optimisation (SMO) (J. Platt 1998).
- Artificial Neural Networks (ANN): Multilayer Perceptron (MLP) (Rumelhart et al. 1986).
- Multiple classifier systems: Bagging (Breiman 1996) and Boosting (Schapire 1999).

In the next sections the operating principles of these supervised learning algorithms will be described, which were run using the suite of machine learning free software Weka (M. Hall et al. 2009).

2.1. Naïve Bayes

Naïve Bayes algorithm (NB) (John et al. 1995) is based on the Theorem of Bayes shown Equation 2.1 which assesses that, given the prior probabilities, $P(w_i)$, and the class conditioned probability density functions $P(x|w_i)$, it is possible to compute the posterior probability, $P(w_i|x)$:

$$P(w|x_i) = \frac{P(x|w_i) * P(w_i)}{P(x)} \quad \text{where} \quad P(x) = \sum_{i=1}^C P(x|w_i) * P(w_i) \quad (2.1)$$

Naïve Bayes algorithm assumes that the features or characteristics of the data are statistically independent although it also performs well when this condition is not met. If the data are independent the multivariate joint probability is the product of the marginal conditional probabilities ($P(x_1, \dots, x_F|w_i) = P(x_1|w_i) \cdot \dots \cdot P(x_F|w_i)$). Equation 2.2 shows the operating principle of the NB classifier, which assigns to the pattern, x_f the class with highest probability, W_{NB} :

$$W_{NB} = \operatorname{argmax}_{w_i \in C} P(x) \prod_{k=1}^F P(x_f|w_i) \quad (2.2)$$

The NB algorithm is highly appreciated because of its computational simplicity and its high efficiency which in some applications can be similar to that of neural networks and decision trees.

2.2. Neighbour based classifiers

IBK (Aha et al. 1991) is a k Nearest Neighbour classifier (kNN) implemented in Weka that bases the classification in a distance function. It labels any test instance with the majority label among the k closest instances from the training set. Figure 2.1. illustrates a 3NN example.

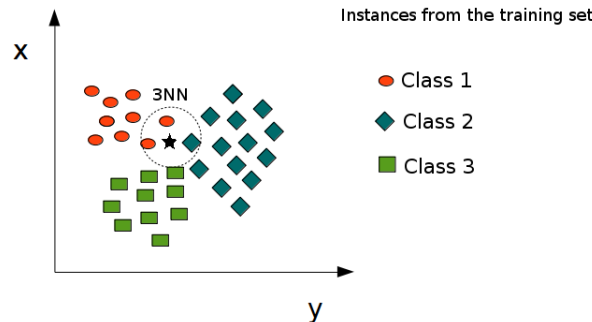


Figure 2.1.: A three Nearest Neighbours (3NN) example.

In the example shown in Figure 2.1. the instances of the training set have three different labels or classes: circle, rhombus and square. According to the 3NN procedure the label assigned to the test instance, represented by a star, will be the majority label among the three closest instances (circle, circle, rhombus), circle in this case.

Algorithm 1 summarises the procedure followed by this algorithm which consists of three steps: first, the distances between the instance to be classified (test) and all the instances of the training set must be calculated; second, the k closest instances (neighbourhood) from the training set (minimum distance) must be selected; third, the majority class (label) among the k closest instances is assigned to the test instance.

Algorithm 1 kNN algorithm.

```
1: neighbourhood = {};  
2:  $x$  new test instance;  
3: for each training instance  $y$  do  
4:   Compute the distance  $d(x, y)$ ;  
5:   if  $d(x, y)$  is into the  $k$  smallest distances; then  
6:     Add  $y$  to neighbourhood  
7:   end if  
8: end for  
9:  $x.class = \text{FindMajorityClass}(\text{neighbourhood});$ 
```

Several distances can be used with kNN, perhaps, the most popular distance function used is the Euclidean distance. kNN algorithm is effective and simple and allows adding new examples to the training set at any time. However, its major drawback is its speed considering that the time required to classify a single test instance is proportional to the number of training instances. In addition, it does not deal very well with noise and redundant characteristics, and it has a null or very limited explanatory ability.

2.3. Decision trees

A decision tree can be defined as a graphical representation of a particular type of hierarchical analysis carried out on a set of data, separating the population in subgroups of individuals which differ from each other according to a discriminant criteria. A division function based on a discriminant criteria determines in each step the predictive variable or attribute selected to divide the node being treated, and the stratification of that variable to determine the different children nodes (building sub-populations of the parent node). There are multiple discriminant criteria when building a decision tree but the goal in all the cases is to generate children nodes as homogeneous as possible from the dependent variable point of view, that is, nodes with a minimal mixture of instances of different classes.

Figure 2.2. shows an example of a decision tree, where the leaf nodes in the bottom represent the classifications or decisions, the node in the top is called

root node considered and the rest of nodes (set of predictors required for a final classification) are called the intermediate or split nodes.

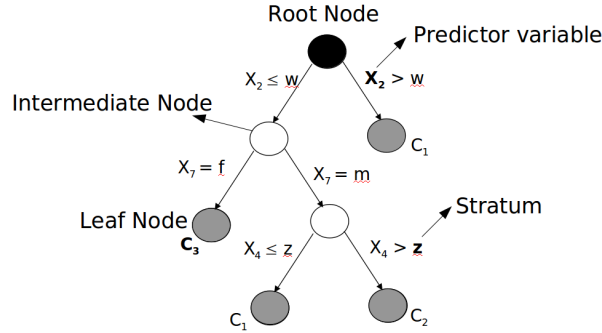


Figure 2.2.: An example of a decision tree.

The decision trees classify or estimate the class belonging probabilities, providing an explanation of the decision made with each pattern. They have a very volatile behaviour (weak classifier) regarding the training set, due to the fact that the first divisions condition overmuch the final tree. Depending on the application they require methods to increase their stability.

2.3.1. C4.5

The C4.5 (J.R. Quinlan 1993) algorithm, implemented as J48 in Weka, was designed by J. Ross Quinlan who also is the author of its predecessor the Induction of Decision Tree ID3 (J.R. Quinlan 1986) algorithm, being both of them two of the most widely used decision trees.

Both algorithms use the Shannon Entropy (Shannon 1948) as split function. Equation 2.3 shows how the entropy or the amount of information of the dependent variable (class), C , the independent variable, V , and the contingency table are computed (TC), $H_y, y \in \{C, V, TC\}$.

$$H_C = - \sum_{i=1}^{n_C} (p_i \log_2 p_i), \quad H_V = - \sum_{j=1}^{n_V} (p_j \log_2 p_j), \quad H_{TC} = - \sum_{i=1}^{n_C} \sum_{j=1}^{n_V} p_{ij} \log_2 p_{ij}$$

$$p_i = \frac{M_i}{T}, \quad p_j = \frac{M_j}{T}, \quad p_{ij} = \frac{O_{ij}}{T}$$

(2.3)

- p_i, p_j and p_{ij} : distributions of the class, the independent variable and the contingency table respectively.
- M_i and M_j : marginal distributions of the class and independent variable respectively (probabilities of the values of one of the variable without reference to the values of the other variable).

- o_{ij} : number of observed instances in the training set with values i and j for the class and independent variables respectively.
- T : grand total (total number of observations).

ID3 algorithm uses the Information Gain (H_T) as a split function, shown in Equation 2.4.

$$H_T = H_V + H_C - H_{TC} \quad (2.4)$$

In the C4.5 algorithm the split function used is the Gain Ratio criteria (G_R), shown in Equation 2.5.

$$G_R = \frac{H_T}{H_V} \quad (2.5)$$

The procedure followed by the C4.5 algorithm is described in Algorithm 2.

Algorithm 2 C4.5 algorithm, based on (Zhu et al. 2019).

```

1: Tree = {};
2: D = feature-valued dataset;
3: if D is TRUE or Stopping Criteria is TRUE; then
4:   Terminate
5: end if
6: for each attribute a in D do
7:   subset = spliton(a);
8:   a.GR = FindGainRatio(subset);
9: end for
10: a.best = Max(a.GR);
11: Tree = decision_node = spliton(a.best);
12: Dv = Induce subsets from D based on a.best;
13: for all Dv do
14:   Treev = C4.5(Dv)
15:   Attach Treev to the corresponding branch of Tree
16: end for
17: Return Tree

```

According to Algorithm 2 the procedure of the C4.5 consists of the following steps: selecting in the root node the attributes with the maximum information gain to split the training data into as many subsets as the values of a chosen attribute has; processing recursively for every subset until all of them are classified (stopping criteria). Other stopping criteria include reaching a maximum tree depth or a minimum number of instances in a leaf node (pruning threshold).

C4.5 present some improvements over ID3 in terms of methods to deal with numeric attributes (continuous data), missing values, noisy data, and generating rules (Witten et al. 2005). In addition, C4.5 incorporates pruning (removal of sections of the tree with low predictive ability), which reduces the size of the tree

and the over-fitting occurred when there is a is very high training set accuracy at the expense of a high test set error preventing the generalisation of the learning model.

2.3.2. CTC

The consolidated tree construction (CTC) algorithm (Pérez et al. 2007), implemented as J48 Consolidated in Weka, was designed to deal with a class imbalance problem. In contrast to C4.5 which uses a single sample to build the tree, CTC creates several sub-sets of samples which then uses to build the tree. The CTC algorithm carries out a voting procedure in order to select the variable splitting the node of the tree at each step of the tree's building process (Arbelaitz et al. 2013a). The same split criteria proposed by Quinlan in the C4.5 algorithm (J.R Quinlan 1993) is used in the CTC, that is, the Gain Ratio (G_R) illustrated in Equation 2.5. Algorithm 3 summarises the iterative process to build a consolidated tree.

Algorithm 3 CTC algorithm, based on (J.M. Pérez et al. 2010).

```

1:  $S$ =training set
2:  $N_S$ =number of sub-samples to generate;
3:  $R_M$ =method used to generate sub-samples (Re-sampling_Mode);
4:  $n$ =number of examples to generate;
5: for  $i$  in 1 to  $N_S$  do
6:    $S^i$ ={ $R_M(S)$ };
7:    $LS^i$ ={ $S^i$ } // initialise  $LS^i$  with  $S^i$ ;
8: end for
9:  $CurrentConsolidatedNode$ = $RootConsolidatedNode$ ;
10: repeat
11:   for  $i$  in 1 to  $N_S$  do
12:      $CurrentS^i$ = $First(LS^i)$  ;// first element of the list
13:      $LS^i$ =  $LS^i - CurrentS^i$ ;
14:      $(X, B)^i$ = $BestSplit(CurrentS^i)$ 
15:   end for
16:    $(X_c, B_c)$ =  $Consolidatedpair(X, B)^i, 1 \leq i \leq N_S$ 
17:   if  $(X_c, B_c) \neq Not_{split}$  TRUE; then
18:      $Split(CurrentConsolidatedNode)_{basedon}(X_c, B_c)$ 
19:     for  $i$  in 1 to  $N_S$  do
20:        $\{S_x^i, 1 \leq x \leq n\}$ = $Divide(CurrentS^i)_{basedon}(X_c, B_c)$ ;
21:        $LS^i$ =  $\{S_x^i, 1 \leq x \leq n\} \cup LS^i$ 
22:     end for
23:   else
24:      $LeafconsolidateNode$ = $CurrentConsolidatedNode$ 
25:   end if
26:    $CurrentConsolidatedNode$ = $NextNodeToConsolidate()$ 
27: until  $\forall i$   $LS^i$ =empty;

```

According to the algorithm, first, a set of sub-samples ($S^i, 1 \leq i \leq N_S$) are extracted from the training set based on a particular re-sampling technique (R_M), e.g bootstrap (random sampling with replacement). Then, all the sub-samples S^i are stored in a list in LS^i and the construction of the CT tree starts. The building process is commanded by *CurrentConsolidatedNode* as it enables the function *NextNodeToConsolidate()* to return the next node to be used. Similarly, *CurrentSⁱ* is used as a pointer of the next data partition (related to one node) of S^i to be treated in the building process of the i^{th} tree.

In Algorithm 3 the split proposal for the first data partition in LS^i is represented by the pair $(X, B)^i$, where X is the feature selected to split and B represents the proposed branches (criteria) to divide the data in the current node. Then, in the consolidation step, a voting process based on all the proposals is carried out in order to determine the consolidated feature and branches (X_c, B_c) . This process is repeated until LS^i is empty for all i , that is, the tree does not grow any more if in the last partition in all LS^i , the majority vote is not to split thus, to become a leaf node (stopping criteria).

The main strengths of the CTC algorithm are its good performance in imbalanced and noisy contexts (high accuracy), the comprehensibility of the classification it carries out, which is provided in a single tree and the stability of the explanation provided.

2.4. Support Vector Machines

The Sequential Minimal Optimisation (SMO) algorithm (J. Platt 1998) is categorised inside the group of Support Vector Machines which were first developed by Cortes and Vapnic for binary classification (Cortes et al. 1995). The idea is to maximise the margin around the hyper-plane separating two classes, assuming a lineal separability between them. This hyper-plane is determined based on the subset of patterns defining the border between classes (quadratic optimisation problem), which are named support vectors. When the margin between the nearest points of the two classes is maximised, the points of the boundaries are defined as support vectors and the middle of the margin is the optimal separating hyper-plane.

Using a primary formulation the goal of SVM in the example will be to minimise the objective function, $1/2 \sum_{i=1}^n w_i^2$, given the restrictions $y_i(wx_i + b) \leq 1, 1 \leq i \leq N$. Figure 2.3. illustrates an example of two dimensions dataset with two lineally separable classes ($y_i \in \{-1, 1\}$), where the points of the hyper-plane that divides the two classes (x_i) satisfy that, $wx_i + b = 0$, given $x : i \in R^n, 1 \leq i \leq l; y_i \in \{-1, 1\}$. In this case, all the training tuples allocated in any of the hyper-planes will be support vectors (the four points touching the two support vectors drawn in Figure 2.3..

Support Vector Machines can be applied to problems of high dimensions, and in addition to lineal separable problems (hard margin) they also are able to deal with non-linearity by using kernel procedures, where a projection of data points into an (usually) higher-dimensional space is carried out so they become

linearly separable. SVM algorithms can also deal with overlapping classes by using soft margin, that is, applying low weights to the data points located in the incorrect side of the margin so that their influence is diminished.

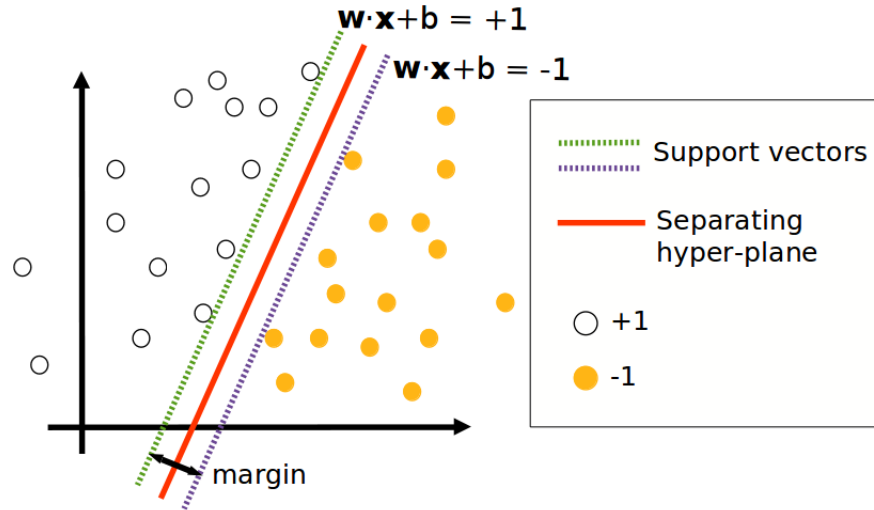


Figure 2.3.: Two dimensions dataset with two linearly separable classes $y_i \in \{-1, 1\}$ divided by the hyper-plane.

2.5. Artificial Neural Networks

The Multilayer Perceptron (MLP) algorithm (Rumelhart et al. 1986) is categorised inside the group Artificial Neural Networks (ANN), which arose from the idea of modelling mathematically the human intellectual abilities.

The basic structure of an ANN is a neuron, and Simple Linear Perceptron (SLP) is the most simple ANN with a single one. As shown in Equation 2.6 the output of a SLP (o), obtained applying a nonlinear activation function (f), e.g. sign, sigmoid (σ), to the network (net). The net is defined as the inner product between the input weights (w_j) of the neuron and the input pattern (x_j).

$$o = f\left(\sum_{j=1}^N w_j * x_j + w_0\right) \quad (2.6)$$

In the training of the simple linear perceptron first, the input patterns ($x_j, j \in \mathbb{N}, 1 \leq j \leq N$) are given to the network and their outputs are computed (o) and then, the weights ($w_j, j \in \mathbb{N}, 1 \leq j \leq N$) are updated depending

on whether the output obtained is correct or not (t , target). This process is repeated until a good performance of the network is achieved or in case it does not converge, until a certain predetermined number of training runs. Equation 2.7 shows how the weights are updated:

$$\begin{aligned} w_{j\text{new}} &= w_{j\text{prior}} + (t - o) * x \quad t: \text{desired output} \\ w_{0\text{new}} &= w_{0\text{prior}} + (t - o) \end{aligned} \quad (2.7)$$

This kind of network is not able to solve nonlinear problems. For such problems more complex models like the Multilayer Perceptron shown in Figure 2.4. are used.

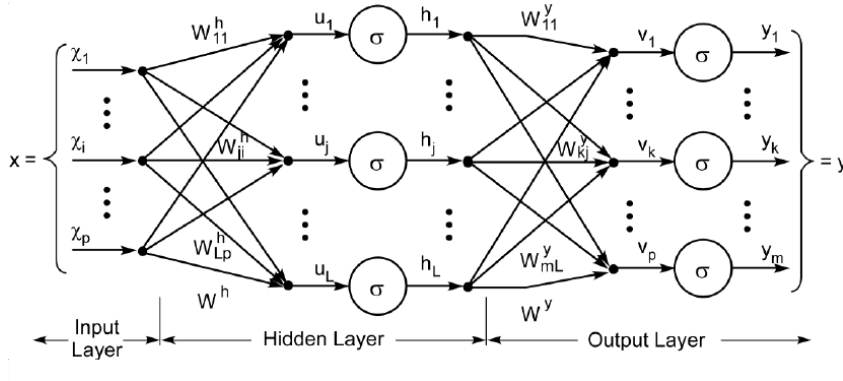


Figure 2.4.: Structure of a MLP neuronal network (Faghfour et al. 2011)

MLP are *feedforward* type networks (all the connections between the neurons are forward), where as shown in Figure 2.4. all the neurons of a particular level are connected to all the neurons of the next level. As it can be observed in the figure this network has one input layer, one output layer and can have none or several hidden layers. Depending on the number of neurons (or internal levels) of the MLP it is possible to approximate more complex functions. The working principle of each neuron is the same described for the SLP and can be represented in Equation 2.8.

$$o_j^k = f_j^k(\text{net}_j^k), \quad \text{net}_j^k = \sum_{i=1}^{N^{k-1}} w_{ij}^{k-1} o_i^{k-1} \quad (2.8)$$

The learning in a MLP can be carried out using for example the Back Propagation (BP) algorithm. BP prevents the delta rule, the gradient descent learning rule for updating the weights of the inputs $\Delta_{w_{ij}}$, and minimises its derivation,

the Least Means Squares (LMS) function error shown in Equation 2.9.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N^L} (t_j - o_j^L)^2 \quad (2.9)$$

The weights in an MLP are updated following the updated equation of the SLP described by Equation 2.10. As shown in the equation the compute of δ differs depending on the type of neuron, and ot is different for the output or from an intermediate layer (hidden).

$$\begin{aligned} \Delta w_{ij}^k &= \eta \delta_j^{k+1} o_i^k, & \eta &= \text{learning coefficient} \\ \delta_j^L &= (t_j - o_j^L) o_j^L (1 - o_j^L), & \text{output layer neuron} \\ \delta_j^k &= o_j^k (1 - o_j^k) \sum_{l=1}^{N^{k+1}} \delta_l^{k+1} w_{jl}^k, & \text{hidden layer neuron} \end{aligned} \quad (2.10)$$

Among the advantages of using a MLP are that they are computationally efficient as they can easily be parallelised. In addition, some models with a finite number of patterns are able to approximate any discriminant function with high accuracy (universal approximation). However, they can not easily be scaled and the convergence can be slow.

2.6. Multiple classifier systems

In order to achieve models with less variance (caused by the training set) and bias (classification error caused by the algorithm), ensemble methods such as like bagging (Breiman 1996) and boosting (Schapire 1999) are widely used combining the output of different models (multiple classifiers). In the next lines we summarise two ensemble methods widely used, bagging and boosting, which accomplished simple (equally weighted) and weighted vote procedures between several classifiers respectively to make the final decision.

2.6.1. Bagging

The first bagging algorithm named from Bootstrap aggregating was proposed Breiman in 1996 (Breiman 1996) and consists of building classifiers based on bootstrap samples (with replacement) where the final decision is taken according to the majority vote among all the individual classifiers. Algorithm 4 summarises the bagging procedure.

The main strengths of a bagging procedure are that it reduces the variance caused by the training and that it provides high accuracy, contributing to alleviate the over-fitting problem and improving the stability of the model. In addition, the independence of the models being combined allows to apply parallelisation techniques can if required. However, the model loses the explanation capabilities.

Algorithm 4 Bagging procedure.

- 1: S =training set;
 - 2: T =number of bootstrap samples ($B_k, 1 \leq k \leq T$)
 - 3: L =inductor algorithm;
 - 4: C_k =classifier built with the sample B_k ;
 - 5: C^* = final classifier
 - 6: **for** k in 1 to T **do**
 - 7: B_k = bootstrap sample of S ;
 - 8: $C_k=L(B_k)$;
 - 9: **end for**
 - 10: $C^*(x) = \operatorname{argmax}_{w_i \in \mathcal{C}} \sum_{k: C_k(x)=w_i} 1$;
-

2.6.2. Boosting

The boosting algorithm was proposed by Schapire in 1990 (Schapire 1999) aiming to reinforce the performance of weak classifiers. Six years later Freund and Schapire presented the AdaBoost (Adaptive Boosting) algorithm (Freund et al. 1996), which has been used in this dissertation. In this algorithm T classifiers are built sequentially and each pattern of the sample is assigned a particular weight which vary in each step depending on whether the pattern is correctly classified or not. The final decision is the result of a weighted voting between all individual classifiers. Algorithm 5 shows the procedure used by AdaBoost.

As described in Algorithm 5 AdaBoost starts assigning equal weights to all the instances in the training data and then, uses a particular learning algorithm to build a classifier for this data. At this point based on the output of the classifier, the instances are assigned new weights (re-weighting) so that correctly classified instances (easy) are lowly weighted and the missclassified ones (hard) are highly weighted. This process is repeated several times and when the error on the weighted training data is higher than 0.5 or equal to 0, then, the boosting procedure deletes the current classifier and does not perform any more iterations. The logarithmic expression $\log(1 - \epsilon_k)/\epsilon_k$ enables the correctly classified instances to be highly weighted and vice versa. The weights of all the classifiers that voted for a particular class are summed and the one with the highest total is chosen in the end ($\operatorname{argmax}_{w_i \in \mathcal{C}} \sum \text{weightedvotes}$).

Among the advantages of using a boosting procedure we can mention that it reduces the classification error caused by the algorithm (bias). However, unlike in bagging here we can not parallelise the computations to combine the model and thus, coordinating sequentially several complex models can be computationally expensive.

Algorithm 5 Boosting procedure.

```
1: S=training set;
2: T=number of individual classifiers built based on S weighted (S');
3: L=inductor algorithm;
4: Ck=classifier built with the sample Bk;
5: C* = final classifier
6: for k in 1 to T do
7:   Ck = L(S') ;
8:    $\epsilon_k = \frac{1}{n} \sum_{x_j \in S': C_k(x_j) \neq w_i} weight(x);$  // weighted error in the training set
9:   if  $\epsilon_k > \frac{1}{2}$ ; then
10:     Terminate;
11:   end if
12:   NS' = size(S');
13:   for xj in 1 to NS' do
14:     if Ck(xj) ≠ wi; then
15:        $weight(x_j) = \frac{weight(x_j)}{2\epsilon_k};$ 
16:     else
17:        $weight(x_j) = \frac{weight(x_j)}{2(1 - \epsilon_k)};$ 
18:     end if
19:   end for
20: end for
21: C*(x) = argmax  $\sum_{w_i \in \mathcal{C}} \log \frac{(1 - \epsilon_k)}{\epsilon_k};$  // most voted class (weighted)
```

2.7. Validation

Validation in the supervised learning context evaluates the generalisation capacity of a predictive model on an independent data set. In particular, predictive models learn to perform predictions using the training dataset and then, their learning ability is tested on new data named test dataset. To accomplish a suitable validation it is important to separate training and test datasets, carrying out a hold-out procedure or performing a cross validation. The hold-out procedure splits the dataset into training and test disjoint sets but the performance of the classifier may be biased by the sets of data selected. In case limited data are available and the split is not possible, a cross-validation procedure can be used. Therefore, preferably random sub-sampling (repeated hold-out) is used, which rather than generating a single training/test partition, it splits the dataset several times by randomly selected instances in both types of sets so that the learning capacity of the model is given in terms of average values obtained in all the partitions.

2.7.1. K-fold cross-validation

A K -fold cross-validation divides the data into K number of partitions or folds of the same size. In order to predict the error rate of a learning algorithm usually an stratified 10-fold cross-validation is performed. This way, the dataset is randomly divided into 10 parts, trying to preserve the same original proportion of class instances in all of them. Then, 10 performance estimations are carried out, keeping nine of the parts for training and one for test. This way, the learning is carried out 10 times in each of them, and the total error is computed as the average of the 10 learning processes. The existing literature shows that using 10 folds is the best approach to estimate the error (Kuhn et al. 2013), although 5-fold or 20-fold cross-validations are also suitable (Witten et al. 2005). In order to obtain reliable results, several runs of 10-fold cross-validation are usually required.

2.7.2. Leave-one-out cross-validation

Alternatively, leave-one-out cross-validation can be used, which is a fold cross validation with the same number of folds as instances has the dataset. Each of the n learning processes are carried out leaving one instance out (test), that is, with $n - 1$ training instances. The final error is computed as the average of the n learning processes. Therefore, this process is computationally expensive as the n learning processes must be executed, which may not be possible in large datasets but can be very effective for small datasets. In addition, as just one instance is used as test in each learning, this procedure does ensure an stratification, which can be a critical problem for balanced binary class datasets.

2.8. Performance metrics

The majority of metrics used to evaluate the performance of classifiers need to be evaluated are based on the confusion matrix (Ron Kohavi et al. 1998), where the number of instances which belong to each class are represented in rows and the number of instances classified as belonging to the each class are represented in columns.

In binary problems (two classes), the minority and majority classes are referred as positive and negative respectively and the confusion matrix is of 2x2 dimensions, providing therefore the four next listed distributed as shown in Table 2.1.:

- **True Positive (TP)**: number of positive instances classified as positive.
- **True Negative (TN)**: number of negative instances classified as negative.
- **False Positive (FP)**: number of negative instances classified as positive.
- **False Negative (FN)**: number of positive instances classified negative.

		Prediction	
		P	N
Reality	T	TP	FN
	F	FP	TN

Table 2.1.: Confusion matrix

Equations 2.11 and 2.12 show respectively the most widely known metrics to evaluate the performance of a classifier computed based on the values mentioned above: accuracy (Acc), percentage of correctly classified instances, and error rate (Err), percentage of wrongly classified instances.

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} = \frac{T}{T + F} \quad (2.11)$$

$$Err = \frac{FP + FN}{TP + FP + FN + TN} = \frac{F}{T + F} = 1 - Acc \quad (2.12)$$

In many problems, false positive are critical (e.g false terrorism accusation) whereas in other problems false negative have more importance (e.g dismissing a correct tumour diagnosis). Therefore, alternative metrics considering different types of errors were proposed to evaluate the performance of the classifiers, such as the ones shown in Equations 2.13, 2.14 and 2.15: precision (Pr), percentage of instances that are actually positive among those who have been classified as such ; recall (Re), percentage of correctly classified positive instances; F-measure (Fm), harmonic mean of the precision and the recall.

$$Pr = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.13)$$

$$Re = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.14)$$

$$Fm = 2 \cdot \frac{Pr \cdot Re}{(Pr + Re)} \quad (2.15)$$

In addition there are some methods that graphically combine two of the above mention metrics over threshold values. The procedure of such methods is carried out by first, performing a test to obtain the probability of being a member of the positive class or the negative class for each instance and second, by fixing a threshold that enables to determine whether each instance is classified positively or negatively. Analysing these plots the best threshold value is selected keeping the crucial error to zero and the other as low as possible. In this dissertation the Area Under ROC (Receiver Operating Characteristic) Curve (AUC) graphic has been used, which graphically represents the recall (also named True Positive Rate) in the X axis and the False Positive Rate ($\frac{FP}{FP+NP}$) in the Y axis. Ideally, the area under the curve in a classifier would be 1, thus, the classifier with higher AUC is usually considered as the best classifier.

2.9. Statistical tests

The goal of statistical tests is to determine whether significant differences exists between the performances of different classifiers or other types of procedures (e.g indexes, CVIs...). Thus, the initial or null hypothesis of such tests is that the performances are not significantly different and accordingly, rejecting this hypothesis implies that significant differences exist.

Two types of statistical tests can be distinguished, parametric which assume that the data follow a particular probability distribution and infers its features and non-parametric, which do made such assumptions and use order statistics based on ranks of observations. In case the assumptions of parametric tests are correct, they can provide more accurate estimations and are statistically more powerful but in the opposite case they can be misleading.

In this dissertation on the one hand, the parametric statistical Student's t-test (Gosset 1908) was used in order to determine whether significant differences existed between the performance of two classifiers. In particular, in the Student's t-test the null hypothesis is that the statistic follows a Student's t-distribution (continuous probability distribution aroused when estimating the mean of a normally distributed population).

On the other hand, the non-parametric Kendall's rank correlation test was used in order analyse whether significant differences existed in the rankings provided by different indexes. In particular this test is used to compare the correlation on ranking type data being the tau-test a non-parametric test for statistical dependence based on the tau coefficient.

In the next lines we briefly describe both statistical tests.

2.9.1. Student t-test

In order to compare two population samples X_1 and X_2 of n instances with the Student t-test (Gosset 1908) the t statistic is computed as shown in Equation 2.16, where s_p is the pooled standard deviation for $n = n_1 = n_2$ (populations of equal sizes) and s^2x_1 and s^2x_2 are unbiased estimations of the variances of the two samples.

$$t = \frac{\bar{X}_1 - \bar{X}_2}{sp\sqrt{\frac{2}{n}}}, \quad (2.16)$$

$$sp = \sqrt{\frac{s^2x_1 + s^2x_2}{2}}$$

The null hypothesis in this case is that the population means from the two groups are equal. Using the tables of the t-distribution to the resulting t value for the t_{n-1} distribution the p-value for the paired t-test can be obtained.

2.9.2. Kendall test

Kendall's tau (Kendall 1938) also named Kendall's correlation coefficient, τ , measures the rank correlation, that is, the similarity between different orderings of the same dataset. In particular, two ordinal variables are pairwise observed computing their correlation, which would be high if observations have equal ranks ($\tau = 1$) and low in the opposite case ($\tau = -1$). In Equation 2.17 the computed τ is described, which is the ratio between the difference of concordant (n_c) and non concordant (n_d) pairs and the binomial coefficient $n_0 = \binom{n}{2} = \frac{n(n-1)}{2}$ for the number of ways to choose two items from n items.

$$\tau = \frac{n_c - n_d}{n_0} \quad (2.17)$$

For data with excessive number of ties, Kendall's τ_b shown in Equation 2.18 is computed. In this case, the null hypothesis will be that the pairs are not correlated $\tau_b = 0$ and the alternative hypothesis that they are correlated $\tau_b \neq 0$. If in the pairwise correlation test we obtain a p-value higher than a significant level $\alpha = 0.05$, the null hypothesis will not be rejected meaning that both variables are not correlated at 0.05 significance level, and the alternative hypothesis (variables are correlated) will be accepted in case $pvalue < 0.05$.

$$\tau_b = \frac{n_c - n_d}{\sqrt{(n_0 - n_1)(n_0 - n_2)}}, \quad n_1 = \sum_i \frac{t_i(t_i - 1)}{2}, \quad n_2 = \sum_j \frac{u_j(u_j - 1)}{2}$$

t_i : number of tied values in the i^{th} group for the first quantity
 u_j : number of tied values in the j^{th} group for the second quantity

(2.18)

3. Kapituluua

Unsupervised learning

In contrast to supervised learning, unsupervised learning deals with finding underlying structures of unlabelled data (lack of a dependent variable). One of the main methods used in unsupervised learning is clustering where similar instances of a dataset are grouped in the same cluster and dissimilar ones in different clusters, based on a particular similarity metric (e.g Euclidean distance). The clustering procedure consist of four steps (Xu et al. 2008): feature extraction (easy to interpret, representative , not redundant etc.), selection of a clustering algorithm that best fits the data, clustering validation (evaluation of clustering structure) and result interpretation.

In this dissertation two main types of clustering algorithms were used: hierarchical, which provide a hierarchy of the partitions in a graph (dendrogram) and partitional, which provide a single partition of the data. The specific algorithms used are listed next:

- Hierarchical clustering: SAHN (Sneath et al. 1973) with average-linkage (Jain et al. 1988) and with Ward (Ward 1963) criteria
- Partitional clustering: k-means (Lloyd 1982) and PAM (k-medoids) (Kaufman et al. 1990)

Not having labelled data makes clustering validation one of the main challenges of this area. In order to evaluate the suitability of the partition obtained, three main types of validation techniques can be distinguished: external, when the correct partition exists and the resulting one can be evaluated by comparison; internal, when the correct partition is not available and the compactness and separation of the clusters is measured to evaluate the partitions; relative, which combines external and internal validations. In this dissertation internal validation has been studied, more concretely, defining several voting approaches between Cluster Validity Indexes (CVIs) previously analysed in one of the most extensive comparative works existing in the literature (Arbelaitz et al. 2013b).

In the following sections the three types of algorithms mentioned (hierarchical and partitional) will be described first and then a summary of the internal

validation indexes (CVIs) will be provided. For the majority of the procedures R (R Core Team 2017), the free software environment for statistical computing and graphics, was used.

3.1. Hierarchical clustering

Hierarchical algorithms produce a hierarchical structure of clusters usually in a dendrogram type diagram (see Figure 3.1.), where instances at low levels are more tightly clustered than those joined at higher levels (Witten et al. 2005). As shown in the figure (right) in the y-axis and x-axis of the dendrogram the similarity measure and the clustered instances are represented respectively. In this case, if the dendrogram is horizontally cut where the dashed line we obtain three clusters ($k = 3$), marked as $C1$, $C2$ and $C3$, being the instances inside the second one (D, E) more similar between them (compact) than the ones inside the other two.

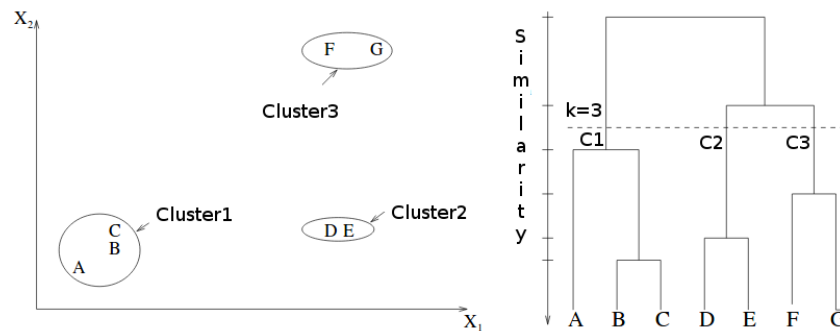


Figure 3.1.: Dendrogram (left) obtained from a hierarchical clustering algorithm applied to seven instances of a two dimensional dataset (right) (Jain et al. 1999).

The general taxonomy divides the hierarchical algorithms into two main groups (Hastie et al. 2009) :

- Agglomerative (bottom-up): the starting point is in the bottom and at each level a selected pair of clusters are recursively merged into a single one so that the grouping at the next higher level has one less cluster. The selection of the pair of clusters that will be merged is done according to the smallest inter-group distance.
- Divisive (top-down): the starting point is in the top and at each level one of the existing clusters is split into two new clusters. The split decision is made so that the two new groups have the largest inter-group distance.

In this dissertation SAHN (Sneath et al. 1973) agglomerative type clustering algorithm has been used, which is described in the next lines.

3.1.1. Hierarchical agglomerative clustering

SAHN is an acronym to designate clustering methods that are Sequential, Agglomerative, Hierarchical and Non-overlapping (Sneath et al. 1973). In these clustering methods the distance between each pair of instances in the set of instances to be clustered must be quantitatively specified, using for example a distance matrix. The number of rows (i) and columns (j) of this matrix is given by the number of instances (N) of the dataset and in each cell the distance between each instance pair is provided.

Algorithm 6 summarises the procedure of SAHN, where initially each of the N instances of the training set (S) in one cluster (a partition S_1 of N clusters) and then the distance matrix (M_1) of the N clusters is computed. In the third step, the two nearest clusters are joined (i, j) in the same cluster (h) so that the new partition has one less cluster and the distance matrix is accordingly updated. This procedure is repeated until a partition with two clusters is obtained and the corresponding hierarchy can be provided.

Algorithm 6 SAHN algorithm (Day et al. 1984).

- 1: S =Training set with N instances;
 - 2: S_1 =Partition with N clusters one for each training each;
 - 3: $M_1=D(S_1)$ (Distance matrix of S_1);
 - 4: **for** m in N to 2 **do**
 - 5: Find the nearest two clusters (i, j) in M_1 ;
 - 6: Replace the two clusters (i and j) by an agglomerated cluster h .
 - 7: Update M by computing the distance between h and the rest of the clusters $m - 1$;
 - 8: **end for**
 - 9: Output: hierarchy of clusters (S_1, S_2, \dots, S_N);
-

In order to measure the distance between clusters different methods named linkage criteria can be used, next. In particular we used three of the most popular ones:

- Single-linkage: according to this criteria the distance between two clusters $C1 = \{c1_i, 1 \leq i \leq N\}$ and $C2 = \{c2_j, 1 \leq j \leq M\}$ is computed as the distance between the two closest instances of the two clusters (see Equation 3.1).

$$D(C1, C2) = \min_{c1_i \in C1, c2_j \in C2} d(c1_i, c2_j), \quad 1 \leq i \leq N, \quad 1 \leq j \leq M \quad (3.1)$$

- Complete-linkage: the distance between clusters $C1 = \{c1_i, 1 \leq i \leq N\}$ and $C2 = \{c2_j, 1 \leq j \leq M\}$ is computed as the distance between the two

farthest instances of the two clusters (see Equation 3.2).

$$D(C1, C2) = \max_{c1_i \in C1, c2_j \in C2} d(c1_i, c2_j), \quad 1 \leq i \leq N, \quad 1 \leq j \leq M \quad (3.2)$$

- Average-linkage (Rédei 2008): according to this criteria the distance between two clusters $C1 = \{c1_i, 1 \leq i \leq N\}$ and $C2 = \{c2_j, 1 \leq j \leq M\}$ is computed as the average distance between all the instances of the first cluster ($c1_i$) and all the ones belonging to the second cluster ($c2_j$) (see Equation 3.3):

$$D(C1, C2) = \frac{1}{NM} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M d(c1_i, c2_j) \quad (3.3)$$

- Ward-linkage (Ward 1963): this criteria uses the sum of square errors (SSE), also known as error sum of squares (RSS), as an objective function to measure the distance between the clusters. If Ward-linkage is combined with SAHN, in each step of the procedure the pair of clusters to be merged (e.g $C1$ and $C2$ shown above) will be the one with slowest sum of square error (see Equation 3.4), that is, those with the minimum increase in total within-cluster variance after joining ($C3$):

$$SSE(C3) = \sum_{k=1}^{MN} (c3_k - \bar{c3})^2, \quad \bar{c3} = \frac{1}{NM} \sum_{k=1}^{MN} c3_k, \quad (3.4)$$
$$C3 = \{c3_k, 1 \leq k \leq MN\}$$

The main strengths of SAHN and similar hierarchical algorithms is the easiness to interpret the results provided in a dendrogram and the fact that no information about the number of clusters is required beforehand. However, among the weaknesses we find their bad performance with large and noisy datasets and those with missing values or outliers and the difficulty to determine the right number of clusters in complex dendrograms.

3.2. Partitional clustering

Partitional clustering methods provide a single partition dividing all the instances of the training set into disjoint clusters. This kind of clustering is more suitable for large-datasets contexts where a dendrogram can be computationally very expensive.

In partitional clustering the clusters are obtained by optimising a criteria function locally (for a subset of instances) or globally (for the whole set of instances) defined (Jain et al. 1999). Usually, the employed criteria is the squared error shown in Equation 3.4. As we are describing in the following paragraphs the k-means (Lloyd 1982) popular algorithm uses in this criteria.

3.2.1. K-means

K-means (Lloyd 1982) is one of the most widely used algorithms in the literature (Wu et al. 2008) and its working principle consists of minimising the sum of square errors. As represented in Algorithm 7 the procedure of k-means starts defining the number of clusters desired, K , and continues by randomly selecting K instances as cluster centroids (geometrical centres or average between all the instances in the cluster) and assigning the instances to the nearest centroids of the clusters. Then, the centroids of the clusters are newly computed and instances are reassigned to the nearest clusters based on the new centroids. This procedure is iterated until the same instances are assigned to each cluster, that is, when the centroids are stabilised, or a particular number of iterations is achieved.

Algorithm 7 K-means algorithm.

- 1: Training data= $X=\{x_i \quad 1 \leq i \leq N\}$;
 - 2: Select the number of clusters: $K \leq N$;
 - 3: Randomly select K centroids: $C=\{c_j, \quad 1 \leq j \leq K\}$;
 - 4: **repeat**
 - 5: Assign the instances to the closest cluster centroids:
 for i in 1 to N
 $closest_c(x_i)=\arg \min_{1 \leq j \leq K} d(x_i, c_j)$;
 end for;
 - 6: Update the K cluster centroids C :
 for j in 1 to K
 $c_j=mean(x_i|closest_c(x_i) = j)$;
 end for;
 - 7: **until** Cluster centroids stop changing or maximum number of iterations achieved.
-

K-means presents some advantages compared to hierarchical approaches, such as its implementation simplicity and its good and fast performance for large datasets. On the other hand, its mayor disadvantages are the difficulty of determining the number of clusters k beforehand and its sensitivity to scale and initialisation (the results for original and normalised data can totally differ).

3.2.2. K-medoids

K-medoids is a variant of k-means algorithm which instead of using the centroid as the representative instance of a cluster (C), the medoid of the cluster, $M(C)$ is employed. As shown in Equation 3.5 the medoid of a cluster is computed as the instance (x_j) with a minimum average distance to all the instances in the cluster (x_i). This is a key-difference between both algorithms because the fact that the medoid used in k-medoids is a real instance, makes the algorithm more robust against outliers which negatively affect the centroids used in k-means. In addition, the new medoids can be directly picked up from a distance matrix in contrast to new centroids which must be computed again in each step.

$$M(C) = \arg \min_{x_j \in C} \sum_{i=1}^N d(x_i, x_j) \quad C = \{x_i, \quad 1 \leq i \leq N\} \quad (3.5)$$

Algorithm 8 summarises the procedure of k-medoids.

Algorithm 8 K-medoids algorithm.

- 1: Training data= $X=\{x_i \quad 1 \leq i \leq N\}$;
 - 2: Select the number of clusters: $K \leq N$;
 - 3: Randomly select K medoids: $M = \{m_j, \quad m_j \in X, \quad 1 \leq j \leq K\}$;
 - 4: **repeat**
 - 5: Assign the instances to the closest cluster medoids:
 for i in 1 to N
 closest_ $_m(x_i) = \arg \min_{1 \leq j \leq K} d(x_i, m_j)$;
 end for;
 - 6: Update the K cluster medoids M :
 for j in 1 to K
 $m_j = \arg \min(x_i | \text{closest}_m(x_i) = j)$;
 end for;
 - 7: **until** Cluster medoids stop changing or maximum number of iterations achieved.
-

The Partitioning Around Medoids (PAM) algorithm (Kaufman et al. 1990) is an implementation k-medoids algorithms. This algorithm has two phases (Li et al. 2017) which are described next described:

- **Build phase:** a set of K instances are selected as medoids for an initial partition S (set of selected instances). If the sum of the distances between a particular instance and the rest of them is minimum, then that instance is selected as the first medoid, repeating the process until K medoids are obtained. In particular, for all the unselected instances i ($i \in U$) candidates to be included in the set of selected instances S a total gain is computed as shown in Equation 3.6. In the equation, each time j is the instance of the unselected set of instances without i ($j \in U - i$) and the

distance between j and the closest selected instance (S) is computed (D_j). If $D_j > d(i, j)$, then the instance will increase the quality of the cluster.

$$g_i = \sum_{j \in U} \max\{D_j - d(j, i)\} \quad (3.6)$$

After computing all the total gain of the set of unselected instances (U), the instance that provides the highest gain, h , is included in the selection set and excluded from the unselected set ($S = S \cup \{h\}, U = U - \{h\}$). The process is repeated until K instances are selected.

- **Swap phase:** instances not selected as medoids ($u \in U$) are exchanged aiming to improve the quality of the cluster. In particular all possible combinations of pairs of instances selected and not selected as medoids ($s, u \in SxU$) are analysed by measuring the effect of each swap T_{su} according to Equation 3.7 and notation described below.

$$T_{su} = \text{sum}\{K_{tsu} | t \in U\}$$

$$K_{tsu} = \begin{cases} \min\{d(t, u) - D_t, 0\}, & \text{if } d(ts) > D_t; \\ \min\{d(t, u) - E_t\} - D_t, & \text{if } d(ts) = D_t; \end{cases} \quad (3.7)$$

- K_{tsu} : contribution of each instance t in U to the swap of s and u .
- D_t : dissimilarity between t and the closest object in S .
- E_t : dissimilarity between t and the second closest object in S .

In particular, given a pair of instances (s, u) with the minimum contribution T_{su} , if its value is lower than 0, a swap will be carried out whereas the in opposite case, a halt will be carried out as no quality improvement happened. This process is repeated until the quality of the cluster is the best.

One of the biggest disadvantages of PAM is that its that is computationally expensive because each medoid is compared with the whole dataset in each iteration making difficult to deal with large datasets. On the other hand, the use of medoids allows working with many different type of distances including those employed in sequential data, e.g. edit distance Levenshtein 1966 defined as the minimum number of operations (insertion, deletion or substitution) required to transform one sequence into the other.

3.3. Clustering validation

3.3.1. Cluster Validity Indexes (CVIs)

The goal of clustering validation is to evaluate the quality of the output partition obtained in a clustering procedure. In this dissertation we focused on Cluster Validity Indexes (CVIs), which quantify the quality of a partition by measuring the compactness and separation of the clusters. In particular we focused on an extensive comparative study of CVIs performed by Arbelaitz et al. 2013b which compared a total of 30 CVIs and proposed different decision fusion strategies using them.

The reference work (Arbelaitz et al. 2013b) is focused on CVIs that can be easily evaluated by the usual methodologies and avoided those that could lead to confusion due to the need for a subjective decision by the experimenter. Most of the indices estimate the cluster cohesion (within or intra-variance) and the cluster separation (between or inter-variance) and combine them to compute a quality measure. The combination is performed by a division (ratio-type indices) or a sum (summation-type indices) (Kim et al. 2005). For each index the authors provided an abbreviation that helps interpreting the result. In addition each an downward arrow (\downarrow) or upward arrow (\uparrow) is added to each abbreviation to indicate that a lower value of that index means a “better” partition or the opposite respectively. Next lines we describe the 30 CVIs used in this work (Arbelaitz et al. 2013b):

- **Dunn index** ($D\uparrow$) (Dunn 1973): This index has many variants and some of them will be described next. It is a ratio-type index where the cohesion is estimated by the nearest neighbour distance and the separation by the maximum cluster diameter. The original index is defined as shown in Equation 3.8.

$$D(C) = \frac{\min_{c_k \in C} \{ \min_{c_l \in C \setminus c_k} \{ \delta(c_k, c_l) \} \}}{\max_{c_k \in C} \{ \Delta(c_k) \}} \quad (3.8)$$

where

$$\delta(c_k, c_l) = \min_{x_i \in c_k} \min_{x_j \in c_l} \{ d_e(x_i, x_j) \}, \quad (3.9)$$

$$\Delta(c_k) = \max_{x_i, x_j \in c_k} \{ d_e(x_i, x_j) \}. \quad (3.10)$$

- **Calinski-Harabasz** ($CH\uparrow$) (Caliński et al. 1974): This index obtained the best results in the work of Milligan and Cooper (Milligan et al. 1985). It is a ratio-type index where the cohesion is estimated based on the distances from the points in a cluster to its centroid. The separation is based on the

distance from the centroids to the global centroid, as defined in Section sec:notation. Equation 3.11 shows how CH index is computed.

$$\text{CH}(C) = \frac{N - K}{K - 1} \frac{\sum_{c_k \in C} |c_k| d_e(\bar{c}_k, \bar{X})}{\sum_{c_k \in C} \sum_{x_i \in c_k} d_e(x_i, \bar{c}_k)}. \quad (3.11)$$

- **Gamma index** ($G\downarrow$) (Baker et al. 1975): The Gamma index is an adaptation of Goodman and Kruskal's Gamma index and can be described as shown in Equation 3.12.

$$G(C) = \frac{\sum_{c_k \in C} \sum_{x_i, x_j \in c_k} dl(x_i, x_j)}{n_w \left(\binom{N}{2} - n_w \right)} \quad (3.12)$$

where $dl(x_i, x_j)$ denotes the number of all object pairs in X , namely x_k and x_l , that fulfil two conditions: (a) x_k and x_l are in different clusters, and (b) $d_e(x_k, x_l) < d_e(x_i, x_j)$. In this case the denominator is just a normalisation factor.

- **C-Index** ($CI\downarrow$) (L.J. Hubert et al. 1976): This index is a type of normalised cohesion estimator and its definition is provided by Equation 3.13.

$$CI(C) = \frac{S(C) - S_{min}(C)}{S_{max}(C) - S_{min}(C)} \quad (3.13)$$

where

$$S(C) = \sum_{c_k \in C} \sum_{x_i, x_j \in c_k} d_e(x_i, x_j), \quad (3.14)$$

$$S_{min}(C) = \sum_{x_i, x_j \in X} \min_{(n_w)} \{d_e(x_i, x_j)\}, \quad (3.15)$$

$$S_{max}(C) = \sum_{x_i, x_j \in X} \max_{(n_w)} \{d_e(x_i, x_j)\}. \quad (3.16)$$

- **Davies-Bouldin index** ($DB\downarrow$) (Davies et al. 1979): This is probably one of the most used indices in CVI comparison studies. It estimates the cohesion based on the distance from the points in a cluster to its centroid and the separation based on the distance between centroids. DB index is computed as shown in Equation 3.17.

$$DB(C) = \frac{1}{K} \sum_{c_k \in C} \max_{c_l \in C \setminus c_k} \left\{ \frac{S(c_k) + S(c_l)}{d_e(\bar{c}_k, \bar{c}_l)} \right\} \quad (3.17)$$

where

$$S(c_k) = \frac{1}{|c_k|} \sum_{x_i \in c_k} d_e(x_i, \bar{c}_k). \quad (3.18)$$

- **Silhouette index** (Sil \uparrow) (Rousseeuw 1987): This index is a normalised summation-type index. The cohesion is measured based on the distance between all the points in the same cluster and the separation is based on the nearest neighbour distance. The definition of Silhouette is provided by Equation 3.19.

$$\text{Sil}(C) = \frac{1}{N} \sum_{c_k \in C} \sum_{x_i \in c_k} \frac{b(x_i, c_k) - a(x_i, c_k)}{\max\{a(x_i, c_k), b(x_i, c_k)\}} \quad (3.19)$$

where

$$a(x_i, c_k) = \frac{1}{|c_k|} \sum_{x_j \in c_k} d_e(x_i, x_j), \quad (3.20)$$

$$b(x_i, c_k) = \min_{c_l \in C \setminus c_k} \left\{ \frac{1}{|c_l|} \sum_{x_j \in c_l} d_e(x_i, x_j) \right\}. \quad (3.21)$$

- **Graph theory based Dunn and Davies-Bouldin variations** (D^{MST} \uparrow , D^{RNG} \uparrow , D^{GG} \uparrow , DB^{MST} \downarrow , DB^{RNG} \downarrow , DB^{GG} \downarrow) (Pal et al. 1997): These indices are variations of Dunn and Davies-Bouldin. The variation affects how the cohesion estimators are computed $-\Delta(c_k)$ for the Dunn index and $S(c_k)$ for the Davies-Bouldin index.

For each of the 3 versions $-\text{MST}$, $-\text{RNG}$ and $-\text{GG}$ – these 2 functions are computed in the same way. First, a particular type of graph is computed for c_k , taking the objects in the cluster as vertices and the distance between objects as the weight of each edge. Then the largest weight is taken as the value for $\Delta(c_k)$ and $S(c_k)$. The difference between the 3 variants comes from the selected graph type. For MST a Minimum Spanning Tree is built, for RNG a Relative Neighbourhood Graph and for GG a Gabriel Graph.

- **Generalised Dunn indices** (gD31 \uparrow , gD41 \uparrow , gD51 \uparrow , gD33 \uparrow , gD43 \uparrow , gD53 \uparrow) (Bezdek et al. 1998): All the variations are a combination of three variants of δ $-\text{separation estimator}$ – and two variations of Δ $-\text{cohesion estimator}$. Actually, Bezdek and Pal (Bezdek et al. 1998) proposed 6×3 variants $-\text{including the original index}$ –, but we selected those proposals that showed the best results. Therefore we used the variants 3, 4 and 5 for δ and 1 and 3 for Δ (see Equations 3.22 to 3.26).

$$\delta^3(c_k, c_l) = \frac{1}{|c_k||c_l|} \sum_{x_i \in c_k} \sum_{x_j \in c_l} d_e(x_i, x_j), \quad (3.22)$$

$$\delta^4(c_k, c_l) = d_e(\bar{c}_k, \bar{c}_l), \quad (3.23)$$

$$\delta^5(c_k, c_l) = \frac{1}{|c_k| + |c_l|} \left(\sum_{x_i \in c_k} d_e(x_i, \bar{c}_k) + \sum_{x_j \in c_l} d_e(x_j, \bar{c}_l) \right) \quad (3.24)$$

and

$$\Delta^1(c_k) = \Delta(c_k), \quad (3.25)$$

$$\Delta^3(c_k) = \frac{2}{|c_k|} \sum_{x_i \in c_k} d_e(x_i, \bar{c}_k). \quad (3.26)$$

- **SDbw index** (SDbw↓) (Halkidi et al. 2001): This is a ratio-type index that has a more complex formulation based on the euclidean norm $\|x\| = (x^T x)^{1/2}$, the standard deviation of a set of objects,

$$\sigma(X) = \frac{1}{|X|} \sum_{x_i \in X} (x_i - \bar{x})^2 \quad (3.27)$$

and the standard deviation of a partition,

$$\text{stdev}(C) = \frac{1}{K} \sqrt{\sum_{c_k \in C} \|\sigma(c_k)\|}. \quad (3.28)$$

The SDbw index is defined as shown in Equation 3.29.

$$\begin{aligned} \text{SDbw}(C) &= \frac{1}{K} \sum_{c_k \in C} \frac{\|\sigma(c_k)\|}{\|\sigma(X)\|} \\ &+ \frac{1}{K(K-1)} \sum_{c_k \in C} \sum_{c_l \in C \setminus c_k} \frac{\text{den}(c_k, c_l)}{\max\{\text{den}(c_k), \text{den}(c_l)\}} \end{aligned} \quad (3.29)$$

where

$$\text{den}(c_k) = \sum_{x_i \in c_k} f(x_i, \bar{c}_k), \quad (3.30)$$

$$\text{den}(c_k, c_l) = \sum_{x_i \in c_k \cup c_l} f(x_i, \frac{\bar{c}_k + \bar{c}_l}{2}) \quad (3.31)$$

and

$$f(x_i, c_k) = \begin{cases} 0 & \text{if } d_e(x_i, \bar{c}_k) > \text{stdev}(C) \\ 1 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (3.32)$$

- **CS index** (CS↓) (Chou et al. 2004): This index was proposed in the image compression environment, but can be extended to any other environment. It is a ratio-type index that estimates the cohesion by the cluster diameters and the separation by the nearest neighbour distance. Equation 3.33 shows how the CS index is computed.

$$\text{CS}(C) = \frac{\sum_{c_k \in C} \left\{ \frac{1}{|c_k|} \sum_{x_i \in c_k} \max_{x_j \in c_k} \{d_e(x_i, x_j)\} \right\}}{\sum_{c_k \in C} \min_{c_l \in C \setminus c_k} \{d_e(\bar{c}_k, \bar{c}_l)\}}. \quad (3.33)$$

- **Davies-Bouldin*** (DB* ↓) (Kim et al. 2005): This variation of the Davies-Bouldin index was proposed together with an interesting discussion about different types of CVIs. The definition of this index is provided in Equation 3.34.

$$\text{DB}^*(C) = \frac{1}{K} \sum_{c_k \in C} \frac{\max_{c_l \in C \setminus c_k} \{S(c_k) + S(c_l)\}}{\min_{c_l \in C \setminus c_k} \{d_e(\bar{c}_k, \bar{c}_l)\}}. \quad (3.34)$$

- **Score Function** (SF↑) (Saitta et al. 2007a): This is a summation-type index where the separation is measured based on the distance from the cluster centroids to the global centroid and the cohesion is based on the distance from the points in a cluster to its centroid. Equation 3.35 shows the definition of this index.

$$\text{SF}(C) = 1 - \frac{1}{e^{\text{bcd}(C) - \text{wcd}(C)}} \quad (3.35)$$

where

$$\text{bcd}(C) = \frac{\sum_{c_k \in C} |c_k| d_e(\bar{c}_k, \bar{X})}{N \times K}, \quad (3.36)$$

$$\text{wcd}(C) = \sum_{c_k \in C} \left(\frac{1}{|c_k|} \sum_{x_i \in c_k} d_e(x_i, \bar{c}_k) \right). \quad (3.37)$$

- **Sym-index** (Sym↑) (Bandyopadhyay et al. 2008): This index is known as symmetry based cluster validity index and it is an adaptation of the I

index (Maulik et al. 2002) based on the Point Symmetry-Distance. The index is defined as shown in Equation 3.38.

$$\text{Sym}(C) = \frac{\max_{c_k, c_l \in C} \{d_e(\bar{c}_k, \bar{c}_l)\}}{K \sum_{c_k \in C} \sum_{x_i \in c_k} d_{\text{ps}}^*(x_i, c_k)}. \quad (3.38)$$

- **Point Symmetry-Distance based indices** (SymDB \downarrow , SymD \uparrow , Sym33- \uparrow) (Saha et al. 2009): These 3 indices are also based on the Point Symmetry-Distance and modify the cohesion estimator of the Davies-Bouldin, Dunn and generalized-Dunn (version 33) indices.

The SymDB index is computed as DB, but the computation of S is redefined as described in Equation 3.39.

$$S(c_k) = \frac{1}{|c_k|} \sum_{x_i \in c_k} d_{\text{ps}}^*(x_i, c_k). \quad (3.39)$$

The symD index is like D, but the Δ function is defined as

$$\Delta(c_k) = \max_{x_i \in c_k} \{d_{\text{ps}}^*(x_i, c_k)\}. \quad (3.40)$$

And finally, the Sym33 index is a modification of gD33 where Δ is defined as shown in Equation 3.41.

$$\Delta(c_k) = \frac{2}{|c_k|} \sum_{x_i \in c_k} d_{\text{ps}}^*(x_i, c_k) \quad (3.41)$$

- **COP index** (COP \downarrow) (Gurrutxaga et al. 2010): Although this index was first proposed to be used in conjunction with a cluster hierarchy post-processing algorithm, it can also be used as an ordinary CVI. It is a ratio-type index where the cohesion is estimated by the distance from the points in a cluster to its centroid and the separation is based on the furthest neighbour distance. Its definition is provided by Equation 3.42.

$$\text{COP}(C) = \frac{1}{N} \sum_{c_k \in C} |c_k| \frac{\frac{1}{|c_k|} \sum_{x_i \in c_k} d_e(x_i, \bar{c}_k)}{\min_{x_i \notin c_k} \max_{x_j \in c_k} d_e(x_i, x_j)}. \quad (3.42)$$

- **Negentropy increment** (NI \downarrow) (Lago-Fernández et al. 2010): This is an index based on cluster normality estimation and, therefore, is not based on cohesion and separation estimations. Equation 3.43 shows how this index is computed.

$$\text{NI}(C) = \frac{1}{2} \sum_{c_k \in C} p(c_k) \log |\Sigma_{c_k}| - \frac{1}{2} \log |\Sigma_X| - \sum_{c_k \in C} p(c_k) \log p(c_k). \quad (3.43)$$

where $p(c_k) = |c_k|/N$, Σ_{c_k} denotes the covariance matrix of cluster c_k , Σ_X denotes the covariance matrix of the whole dataset and $|\Sigma|$ denotes the determinant of a covariance matrix. Although the authors proposed the index as defined above, they later proposed a correction due to the poor results obtained. Nevertheless, we used the index in its original form since the correction does not meet the CVI selection criterion used for this work.

- **SV-Index** (SV \uparrow) (K.R. et al. 2011): This ratio-type index is one of the most recent CVIs compared in this work. It estimates the separation by the nearest neighbour distance and the cohesion is based on the distance from the border points in a cluster to its centroid. It is defined as shown in Equation 3.44.

$$SV(C) = \frac{\sum_{c_k \in C} \min_{c_l \in C \setminus c_k} \{d_e(\bar{c}_k, \bar{c}_l)\}}{\sum_{c_k \in C} \frac{10}{|c_k|} \sum_{x_i \in c_k} \max(0.1|c_k|)\{d_e(x_i, \bar{c}_k)\}}. \quad (3.44)$$

- **OS-Index** (OS \uparrow) (K.R. et al. 2011): This is another recent ratio-type index proposed by K. R. Žalik and B. Žalik (K.R. et al. 2011) where a more complex separation estimator is used. In Equation 3.45 the definition of this index is given.

$$OS(C) = \frac{\sum_{c_k \in C} \sum_{x_i \in c_k} \text{ov}(x_i, c_k)}{\sum_{c_k \in C} \frac{10}{|c_k|} \sum_{x_i \in c_k} \max(0.1|c_k|)\{d_e(x_i, \bar{c}_k)\}} \quad (3.45)$$

where

$$\text{ov}(x_i, c_k) = \begin{cases} \frac{a(x_i, c_k)}{b(x_i, c_k)} & \text{if } \frac{b(x_i, c_k) - a(x_i, c_k)}{b(x_i, c_k) + a(x_i, c_k)} < 0.4 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.46)$$

and

$$a(x_i, c_k) = \frac{1}{|c_k|} \sum_{x_j \in c_k} d_e(x_i, x_j), \quad (3.47)$$

$$b(x_i, c_k) = \frac{1}{|c_k|} \sum_{x_j \notin c_k} \min(|c_k|)\{d_e(x_i, x_j)\}. \quad (3.48)$$

3.4. Statistical Tests

According to Demšar (Demšar 2006), in order to compare two classifiers the non-parametric Wilcoxon-signed rank test (Wilcoxon 1945) should be used, whereas when multiple classifiers are compared the non-parametric Friedman test (Friedman 1937) with the corresponding post-hoc tests should be implemented. Following this recommendation both tests were used in order to determine whether significant differences existed between the performances of the CVIs analysed and the voting strategies we designed using them. In the next lines we summarise the working principles of both non-parametric statistical tests.

3.4.1. Wilcoxon-signed rank

The Wilcoxon-signed rank test (Wilcoxon 1945) is used to find statistically significant differences between two dependent variables. Given a sample with N pairs of instances, for pairs $\{1 \leq i \leq N\}$ with $x_{1,i}$ and $x_{2,i}$ measurements, the null hypothesis (H_0) determines that the difference between the pairs follows a symmetric distribution around zero, and the alternative hypothesis (H_1) represents the opposite case.

In the first step of the test for all the pairs (i), the absolute differences and the sign functions are computed, $|x_{2,i} - x_{1,i}|$ and $sgn(x_{2,i} - x_{1,i})$. Then after excluding all the tailed pairs, $|x_{2,i} - x_{1,i}| = 0$, the sample size is N_r and all the pairs are reordered increasingly regarding their absolute differences. At this point, the pairs are ranked accordingly so that the 1 value will be assigned to the pair with the smallest non null absolute difference; in case of ties, they will be assigned the average of the ranks of the individual ranks alternatively assigned if ties had not occurred. Then, the W test statistic will be subsequently computed as shown in Equation 3.49 with R_i representing the rank, that is, as the sum of the signed ranks.

$$W = \sum_{i=1}^N [sgn(x_{2,i} - x_{1,i})R_i] \quad (3.49)$$

In case the null hypothesis is true, the distribution of the differences is expected to be approximately symmetric around zero and the distribution of positives and negatives is expected to be distributed at random among the ranks. This assumption enables to determine the probability of observing a value of W for the sample size. To do so, the sum of the positive ranks (W^+) and the absolute value of the sum of the negative ranks (W^-) are computed, keeping the lower value, $W' = \min\{W^+, W^-\}$. Finally, a table of critical values for W is used to find the probability of observing a value of W for different significant levels provided for different sample sizes, $W_{critical, N_r}$. The null hypothesis at the N_r significant level will be rejected if $|W'| \leq W_{critical, N_r}$.

3.4.2. Friedman test

The procedure of Friedman test aims to determine whether the performances of different classifiers are significantly different in a group of datasets and has five steps:

Given n classifiers (rows) and k datasets (columns) first, the corresponding classifiers ranks (classifier numerical performances transformed to ranking format values) in each dataset, r_{ij} , generate a matrix of $n \times k$ dimensions.

Secondly, the average ranks of the classifiers are compared (\bar{r}_j) as shown in Equation 3.50.

$$\bar{r}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n r_{ij} \quad (3.50)$$

In third place, the Q test statistic is computed according to Equation 3.51.

$$Q = \frac{12N}{k(k+1)} \sum_{j=1}^k \left(\bar{r}_j - \frac{k+1}{2} \right)^2 \quad (3.51)$$

Finally, for large values of n or k (i.e. $n > 15$ or $k > 4$), the probability distribution of Q can be approximated by that of a chi-squared distribution, that is, the distribution of a sum of the squares of k independent standard normal random variables. In this case the p-value is given by $P(\chi_{k-1}^2 \geq Q)$. In the opposite case, small values of n or k , the p-values should be obtained from tables of Q specially prepared for the Friedman test.

If the p-value is significant, appropriate post-hoc test for multiple comparisons would be performed, which evaluate which pairs of classifiers have significant differences, e.g Holm's post hoc (Holm 1979). Given two classifiers i and j ($k = 2$) with R_i and R_j average ranks computed with Friedman test for N datasets, the comparison will be carried out as shown in Equation 3.52. The value of z in the equation enables to find the p-value given in the table of normal distribution, which then is compared with a particular significance level α .

$$z = \frac{R_i - R_j}{\frac{k(k+1)}{6N}} \quad (3.52)$$

In this dissertation Holm's post hoc (Holm 1979) was used, which emulates that the tests are being carried out sequentially, using the p-values in an increasing order. Given m p-values in an increasingly ordered ($\{p_i, 1 \leq i \leq m\}$) and m corresponding hypothesis ($\{H_i, 1 \leq i \leq m\}$), the test adjusts the value of α in a step down method (García et al. 2008). According to the Holm's post-hoc, H_i to H_{i-1} hypothesis will be rejected if i is the smallest integer such that $p_i > \frac{\alpha}{(m-i+1)}$.

III. Atala
Ekarpenak

4. Kapituluua

Unsupervised classification: Analysis of several decision fusion strategies for clustering validation.

4.1. Introduction

This contribution focuses on internal validation, which measures the compactness and separation of the clusters using specific indexes. For easier reading, hereinafter internal validation indexes will be denoted as Cluster Validity Indexes (CVIs). As far as we know, no research has found an “optimal” CVI able to cope successfully with all the contexts. Meanwhile, guidelines about the suitability of the indexes based on the particularity of each environment are gaining relevance. Such guidelines can be easily inferred from extensive comparative studies about the performance of the CVIs over a wide range of contexts.

Thus, the starting point of this contribution was the comparative study of internal Cluster Validity Indexes published by Arbelaitz et al. (Arbelaitz et al. 2013b). This study concluded that none of the CVIs compared showed an optimal behaviour in all the contexts, although the Silhouette index (Rousseeuw 1987) performed more robustly than the rest. Based on this work, our purpose was to obtain a more stable behaviour which would avoid the user having to select a different CVI for each particular environment. Aware of the success achieved by voting strategies in supervised learning (Schapire 1990), (Breiman 1996) we decided to export this method to our unsupervised learning scenario and to implement a decision fusion approach (Kryszczuk et al. 2010) for CVIs.

In our research, we analysed several decision fusion strategies for clustering validation; we implemented several voting approaches and applied them to the CVIs used in the reference work (Arbelaitz et al. 2013b), to improve individual

performances. Depending on whether the number of indexes that participated in the votes was restricted or not, our voting strategies were divided into two main types, Selective or Global Voting apiece. In addition, we used three different criteria to restrict the CVIs involved in each Selective Voting strategy: the global performance of the indexes, their factor dependent success rate and their impact on the results. Our experiments showed that most of the decision fusion approaches are more effective than using individual CVIs. Therefore, we claim that the success of these voting strategies is not limited to supervised learning, but also extends to the unsupervised learning context. This fact, leads us to believe that CVI decision fusion strategies can be a key to successfully meeting the challenges of clustering validation.

4.1.1. Related work

As mentioned before, no research to date has found a sole CVI able to cope with the variability of existing environments. Thus, we switched our attention to the extensive comparative studies of CVIs that, at least, provided some guidance to the suitability of the indexes for each situation.

Surprisingly, the main reference work in this area dates back to 1985, when Milligan and Cooper published a paper (Milligan et al. 1985) about internal clustering validation. They compared 30 CVIs using four hierarchical algorithms over 108 synthetic datasets. The diversity of contexts was completed using four numbers of non-overlapped clusters (2, 3, 4 or 5) and three values of either dimensionality (4, 6 or 8) or cluster sizes. Specifically, the hierarchical algorithms they used were single-linkage, complete-linkage, average-linkage and Ward's method. The results of the experiments were presented in a tabular format, showing the hit rate of the CVIs in predicting the correct number of clusters (K).

Some years later, in 1997 Bezdek et al. (Bezdek et al. 1997) also presented a comparative work of 23 CVIs but running just three times a single algorithm (EM) over 16 synthetic datasets. The experiment performed by Dimitriadou et al. (Dimitriadou et al. 2002) in 2002 was more limited in terms of number of CVIs compared (15) and besides, the 162 synthetic datasets used were of binary type. A more recent contribution provides a new perspective regarding the quality of a clustering partition (Gurrutxaga et al. 2011). In this research Gurrutxaga et al. admit that there is no single approach to defining the quality of a partition. Additionally, they support the use of Partition Similarity Measures (PSMs) used in external validation for validating the results of CVIs. Unlike their predecessors, who traditionally used the CVIs to estimate the correct number of clusters (K), they used them to predict the "best" partition, defined as the most similar to a ground truth partition of labelled data according to PSMs. Therefore, they measured the success of the CVIs based on matches between partitions predicted by the CVIs and those addressed by the PSMs. Eventually, they demonstrated that the success rate achieved by the CVIs, SR (%), was significantly higher using their approach. More exactly, they used seven CVIs, seven synthetic and two real datasets, 10 runs of the k-means algorithm and

two PSMs (Adjusted Rand (L. Hubert et al. 1985) and Variation of Information (Meilă 2003) (VI)).

A contemporary survey (Arbelaitz et al. 2013b) inspired by Milligan and Cooper (Milligan et al. 1985) provided the comparison of 30 CVIs in a wide range of environments, reaching a total of 6,480 configurations. Arbelaitz et al. 2013b used the methodological modification proposed by Gurrutxaga et al. (Gurrutxaga et al. 2011). The results are displayed in bar graph format, one per each experimental factor, showing the SR (%) of each CVI. The success rate in this case was computed in terms of matches between the partitions predicted by the CVIs and the “correct” ones identified by the Partition Similarity Measures (PSMs). Specifically, its experimental setup comprised 30 CVIs, three PSMs (Adjusted Rand (L. Hubert et al. 1985), Jaccard (Jaccard 1908) and VI (Meilă 2003)) and 10 runs of three clustering algorithms: k-means, Ward and average-linkage (Jain et al. 1988). They experimented with 20 real datasets and 720 synthetic datasets. The authors concluded that none of the CVIs compared could be considered as optimal, although indexes such as Silhouette (Rousseeuw 1987) for synthetic datasets and Score Function (SF) (Saitta et al. 2007b) for real datasets showed a relatively strong behaviour. The results showed that the overall SR (%) of the CVIs analysed was not severely affected by the experimental factors, although noise and overlap showed to be critical reducing the overall success rate up to a third. Finally, the statistical tests used Arbelaitz et al. 2013b identified three groups of CVIs with statistically significant differences in their performances, rated as best (10 CVIs), middle (14 CVIs) and worst (6 CVIs).

Concerning CVI decision fusion, some related examples can be found in the literature but they perform simple votes (equal weights for all the CVIs involved in a voting procedure). For example Sheng et al. (Sheng et al. 2005) proposed a Weighted Sum Validity Function (WSVF) where the weight assigned to the vote cast by each of the six CVIs used has the same value, assuming that the relative importance of every index is a priori the same. Conversely, we did not only test simple votes (Global Voting) but also defined some others (Selective Voting) involving just the CVIs with high relative importance and computing the corresponding weights individually according to three different criteria: the performance of the indexes, their factor dependent success rate and their impact on the results.

4.2. Experimental Setup

As the research of Arbelaitz et al. (Arbelaitz et al. 2013b) was the starting point for this contribution, we next provide some detailed information about their experimental design.

The synthetic datasets were created using three values for the numbers of clusters (K), three dimensionality values (dim), two overlap values (ov), two cluster density values (den) and two noise levels (nl). They defined the $nmin$ parameter to ensure a minimum number of objects per cluster. Table 4.1. shows

4. KAPITULUA - CLUSTERING VALIDATION

the values of the parameters to design the synthetic datasets, giving way to 72 configurations which were generated 10 times each. The five variable items in Table 4.1. together with the three clustering algorithms (k-means, Ward and average-linkage (Jain et al. 1988)) and the three PSMs (Adjusted Rand (L. Hubert et al. 1985), Jaccard (Jaccard 1908) and Variation of Information (Meilă 2003) (VI)) used are controllable experimental factors (EF) in our experiments with the synthetic datasets and generate 6,480 configurations.

Experimental Factors (EF)	Values
<i>nmin</i>	100
<i>K</i>	2, 4, 8
<i>dim</i>	2, 4, 8
<i>ov</i>	1.5 (strict), 5 (bounded)
<i>den</i>	1 (not overlapped), 4 (overlapped)
<i>nl</i>	0 (no noise), 0.1 (noise)

Table 4.1.: Values of the experimental factors (EF) used to generate the synthetic datasets.

The 20 real datasets used, drawn from the UCI repository (Frank et al. 2010), have different characteristics: numbers of clusters, ranging from 106 to 2310, numbers of features from three to 166 and the number of classes ranging from two to 15. As these characteristics were predetermined, the number of controllable *EFs* for the experiments performed with the real datasets was limited to two (three clustering algorithms and three PSMs).

We finally list the 30 CVIs used in the reference work (Arbelaitz et al. 2013b) which we described in Chapter 3.: Dunn index (D) (Dunn 1973), Calinski-Harabasz (CH) (Caliński et al. 1974), Gamma index (G) (Baker et al. 1975), C-Index (CI) (L.J. Hubert et al. 1976), Davies-Bouldin index (DB) (Davies et al. 1979), Silhouette index (Sil) (Rousseeuw 1987), Graph theory based Dunn and Davies-Bouldin variations (DMST, DRNG, DGG, DBMST, DBRNG and DBGG) (Pal et al. 1997), Generalised Dunn indexes (gD31, gD41, gD51, gD33, gD43 and gD53) (Bezdek et al. 1998), SDbw index (SDbw) (Halkidi et al. 2001), CS index (CS) (Chou et al. 2004), Davies-Bouldin* (DB*) (Kim et al. 2005), Score function (SF) (Saitta et al. 2007b), Sym-index (Sym) (Bandyopadhyay et al. 2008), Point Symmetry-Distance based indexes (SymDB, SymD and Sym33) (Saha et al. 2009), COP index (COP) (Gurrutxaga et al. 2010), Negentropy increment (NI) (Lago-Fernández et al. 2010), SV-Index (SV) (K.R. et al. 2011) and OS-Index (OS) (K.R. et al. 2011).

4.3. The proposed approach

The extensive comparative work of Arbelaitz et al. (Arbelaitz et al. 2013b) concluded that there was no optimal CVI able to cope successfully with all the factors comprising a clustering environment (i.e, the context). Therefore, our principal motivation was to devise new strategies which would provide a new method that is robust enough to face any clustering situation.

Aware of the efficiency shown by some voting techniques in the supervised learning field (Schapire 1990), (Breiman 1996) we decided to import them to our particular unsupervised learning scenario and thus to implement some CVI decision fusion strategies. Being the synthetic datasets the ones providing more controllable experimental factors (*EFs*) we decided to test the voting strategies first over the synthetic datasets and then use just the best ones for the real datasets.

Evaluation of the proposed approaches was carried out according to the following stages in the case of synthetic datasets: (1) Define decision fusion strategy (DF_i); (2) calculate the success rate (SR_i) using DF_i to estimate the best partition in each of the 6,480 configurations; (3) compare SR_i with the success rates obtained by the best CVIs presented in (Arbelaitz et al. 2013b).

In particular, we designed two main types of voting approaches according to the number of CVIs involved. The first type, named Global Voting, was implemented using the 30 CVIs mentioned before. In the second type, called Selective Voting, the number of indexes involved was restricted according to three possible criteria: the global performance of the CVIs, their factor dependent success rate and the impact they had over the results. These three criteria were defined using the overall SR (%) achieved by the CVIs for the controllable *EFs* of the synthetic and real datasets provided in the reference work (Arbelaitz et al. 2013b) (see Tables 4.4. and 4.5., and Table 4.8. respectively).

Additionally, some of the CVI decision fusion strategies defined are simple votes whereas in some others, the weight of vote cast by each index involved (W_{CVIk}) is individually computed as shown in Equation 4.1. Particularly, the Global Voting and the Selective Voting based on the global performance of the CVIs described in sections 5.1 and 5.2.1 are simple votes ($W_{CVIk} = 1$). Alternatively, in the Selective Voting approaches based on the factor dependent success rate and based on the impact over the results of the CVIs shown in sections 5.2.2 and 5.2.3 respectively, W_{CVIk} is individually computed for each CVI.

Let N be the number of experimental factors (*EFs*) available in the dataset of a voting approach, and let m be the number of values that a particular *EF* can get (see Table 4.1.). Then, to define the weight of the vote cast by any of the CVIs involved in the voting (W_{CVIk}) we analyse the partition (k) suggested by the index in each m value of every *EF*. More exactly, W_{CVIk} is computed as the number of times that the index achieves the top n positions in the SR-rankings of each of the m values of the N experimental factors available in the

4. KAPITULUA - CLUSTERING VALIDATION

datasets ($Top_{CVIk}^{n,EF,m}$), as denoted in Equation 4.1.

$$W_{CVIk} = \sum_{EF=1}^N \sum_{m=EF_{min}}^{EF_{max}} Top_{CVIk}^{n,EF,m} \quad (4.1)$$

In all the decision fusion systems after having defined W_{CVIk} for all the indexes involved, we count the total votes obtained by each partition (k). Then, the selected partition in a voting strategy (K_{max}) is computed as the one with the majority of the votes, and in the case of ties, the partition with the smallest number of clusters (k) is selected as pointed in Equation 4.2.

$$K_{max} = argmax_k \sum_k W_{CVIk} \quad (4.2)$$

Finally, to evaluate each voting strategy we compute the success rate in each value of each controllable experimental factor (EF), comparing the chosen partition with the one suggested by the Partition Similarity Measures (PSMs).

4.4. Designed Strategies and Results

We describe in this section the different decision fusion strategies analysed in the chapter.

4.4.1. Global Voting

The Global Voting approach is a simple vote that fuses the decision of 30 CVIs ($W_{CVIk} = 1$ for all the indexes involved). Table 4.2. lists the overall success rates (SRs) of this decision fusion system compared to the best individual CVIs (Arbelaitz et al. 2013b). As it can be observed, this approach cannot beat the best index for synthetic datasets (Silhouette). In particular, eight of the 30 CVIs achieved higher individual SRs than our Global Voting approach. The same rankings hold for the SRs (%) of the seven experimental factors available in the synthetic scenario.

	CVIs							Voting	
	Sil	DB*	CH	gD33	gD43	gD53	SF	DB	Global Voting
Overall SR (%)	51.8	46.6	46.2	44.5	44.3	43.8	43.5	43	42.7

Table 4.2.: Overall Success Rate (%) of the Global Voting approach for synthetic datasets compared to the best individual CVIs.

Considering the weakness of the results achieved by the Global Voting for synthetic datasets, we did not test this strategy on the real datasets. Aiming to achieve a better performance, we developed more sophisticated strategies denoted as Selective Voting, which are described in the next section.

4.4.2. Selective Voting

The Selective Voting strategies use a restricted group of CVIs for decision fusion. We developed three different approaches, each of which restricts the group of CVIs who vote, based on one of the following criteria: the global performance of the CVIs, their factor dependent success rate or the impact they have on the results. Next we describe the three criteria used for each Selective Voting approach and the results achieved in each case.

Global performance of the CVIs

The four Selective Voting approaches based on the global performance of the CVIs consists on simple votes ($W_{CVI_k} = 1$) where we only involved one or two of the three groups of indexes with statistically significant different performances discovered by Arbelaitz et al. (Arbelaitz et al. 2013b), as shown in Table 4.3.. In particular, the three voting strategies that use the *best*, *middle* and *worst* rated group of CVIs shown in Table 4.3. are denoted as *best*, *middle* and *worst vote* apiece. In addition, we developed another strategy denoted as *half vote* that uses all the indexes of the best rated group and the top five of the middle rated group.

Group	Rank _{avg}	CVIs
<i>Best</i>	9-13	Sil, DB*, CH, gD33, gD43, gD53, SDbw, DB, Sym33, COP
<i>Middle</i>	14-17	DMST, DRNG, DGG, SF, Sym, DBMST, DBRNG, gD41, SymDB, gD51, DBGG, gD31, SV, CS
<i>Worst</i>	19-23	D, SymD, G, CI, OS, NI

Table 4.3.: Rated groups of CVIs with statistically significant different performances according to Arbelaitz et al. 2013b.

Regarding the results for the synthetic datasets, none of these four Selective Voting strategies based on the global performance of the CVIs was able to beat the overall SR (51.8%) achieved by the best individual index for synthetic datasets (Silhouette). The best strategy was *best vote* and achieved the second best overall SR (47.4%). The next best approach, *half vote*, achieved the third position in the overall SR-ranking with an overall SR of 46.6%. On the other hand, the strategies denoted as *middle* and *worst votes* achieved further down positions, the 15th one and the 30th one respectively, with SR values of 37.7% and of 23.8% accordingly. Finally, similar to the case of Global Voting, the overall results of these four strategies follow the same pattern for the SR (%) broken down by the seven controllable *EFs* of the synthetic datasets.

In conclusion, the results achieved by these four Selective Voting strategies did not meet our expectations, thus, we could claim that the simple votes (for all the participating indexes) seem not to be promising. Therefore, we did not test these approaches over the real datasets. Instead, aiming for an improvement in

4. KAPITULUA - CLUSTERING VALIDATION

the results for the synthetic datasets, we computed W_{CVI_k} individually for the CVIs involved in the two Selective Voting strategies described next.

Factor dependent success rates of the CVIs

Arbelaitz et al. (Arbelaitz et al. 2013b) concluded that not every experimental factor (EF) affected the same way to the performance of the CVIs. Inspired by this conclusion we designed two voting approaches involving just the CVIs with what we denoted as high and middle factor dependent success rates (SRs). In particular, the top two SR (%) of each controllable experimental factors (EFs) in Table 4.1., were classified as high factor dependent success rates and the three top ones were considered as middle factor dependent success rates. The voting strategies based on these two schemes are called the *high* and *middle factor dependent success votes*. Tables 4.4. and 4.5. show the indexes with high and middle factor dependent SRs for the seven workable EFs for the synthetic datasets: Partition Similarity Measures, number of clusters, dimensionality, overlap, density, noise and clustering algorithms.

Partition Similarity Measures			
SR-ranking	ARand	Jaccard	VI
1	Sil	Sil	Sil
2	CH	CH	DB*
3	DB*	DB*	CH
Number of Clusters			
SR-ranking	2	4	8
1	Sil	Sil	CH
2	gD33	CH	COP
3	SF	DB*	Sil
Dimensionality			
SR-ranking	2	4	8
1	Sil	Sil	Sil
2	DB*	CH	CH
3	gD33	DB*	DB*
Overlap			
SR-ranking	Yes	No	
1	Sil	Sil	
2	SF	DB	
3	DMST	DB*	

Table 4.4.: Indexes with high and middle factor dependent success rates (three top ranked CVIs, $n = 3$) for four of the seven controllable experimental factors available in the synthetic datasets.

4.4. DESIGNED STRATEGIES AND RESULTS

		Density		
SR-ranking	1/1	1/4		
1	Sil	Sil		
2	CH	DB*		
3	DB'	CH		
		Noise		
SR-ranking	Yes	No		
1	CH	Sil		
2	Sym	SDBw		
3	Sym33	DB*		
		Algorithms		
SR-ranking	K-means	Ward	Average Linkage	
1	CH	Sil	Sil	
2	Sil	DB*	CH	
3	COP	DB	DMST	

Table 4.5.: Indexes with high and middle factor dependent success rates (three top ranked CVIs, $n = 3$) for three of the seven controllable experimental factors available in the synthetic datasets.

In these two CVI decision fusion strategies the votes cast by the indexes involved (W_{CVIk} in Equation 4.1) were individually computed according to the type of factor dependent success rates achieved (high or middle). In the *high factor dependent success vote*, W_{CVIk} is equal to the number of times it achieved the top two positions ($n = 2$ in Equation 4.1) in the SR-rankings of the manageable *EFs*. Similarly, in the *middle factor dependent success vote* W_{CVIk} corresponds to the number of times it achieved the top three positions in the SR-rankings ($n = 3$ in Equation 4.1). The first three columns of Table 4.6. show the set of CVIs and the weights of their votes (W_{CVIk}) in the *high* and *middle factor dependent success votes*.

Both Selective Voting approaches beat the overall SR (%) of Silhouette for the synthetic datasets as shown in Table 4.7.. In particular, the improvement over this index was 1.4% for the *high factor dependent success vote* and 0.5% for the *middle factor dependent success vote*. The overall SR-rankings also remain for all the controllable *EFs*. Analysing the results of Table 4.7., we could claim that weighting the votes of the CVIs according to their factor dependent performance seems promising.

As the results achieved by these two voting approaches met our expectations, we also tested them on the real datasets. Since the CVIs showed to behave differently in the real datasets we calculated the new weights (W_{CVIk}) according to that behaviour. In the real context, the number of experimental factors (*EFs*) which could be manipulated (N in Equation 4.1) was limited to two: partition similarity measures (PSMs) and clustering algorithms. Therefore, in this context

4. KAPITULUA - CLUSTERING VALIDATION

the *high* and *middle factor dependent success votes* were implemented using the CVIs with the top two and the top three success rates (SRs) for these two governable *EFs*.

CVIs	W_{CVIk} in the voting approaches					
	<i>High factor</i>	<i>Middle factor</i>	<i>Strong impact</i>		<i>Signif. impact</i>	
	<i>dep. success</i>	<i>dep. success</i>	n=2	n=3	n=2	n=3
Sil	16	17	34	37	25	27
CH	10	12	22	24	16	18
DB*	4	12	6	22	5	17
Sym	1	1	5	5	3	3
SDbw	1	1	5	5	3	3
gD33	1	2	3	4	2	3
COP	1	2	3	6	2	4
SF	1	2	3	6	2	4
DB	1	2	3	6	2	4
DMST	0	2	0	6	0	4
Sym33	0	1	0	5	0	3

Table 4.6.: W_{CVIk} of the CVIs involved in the Selective Voting approaches based on the factor dependent success rate and bas.

Best CVI / Selective Voting	Overall SR (%)	Improv. on Sil (%)
<i>High factor dependent success vote</i>	52.5	1.4
<i>Middle factor dependent success vote</i>	52.1	0.5
Silhouette (Sil)	51.8	-

Table 4.7.: Overall Success Rates (%) of the best CVI and the two Selective Voting factor dependent strategies for the synthetic datasets.

Table 4.8. shows the CVIs with high and middle factor dependent SRs for the two workable *EFs* of the real datasets, whereas the CVIs and the W_{CVIk} assigned by the *high* and *middle factor dependent success votes* in this context are displayed in the first three columns of Table 4.9..

Regarding the results (see Table 4.10.), only the *high factor dependent success vote* approach was able to beat the overall results of the best CVI for the real datasets, SF. But the improvement of this voting approach over the best index in the real context (2.7%) was higher than the one observed for the synthetic context (1.4%). On the other hand, the overall SR (%) of the *middle factor dependent success vote*, 39.4%, was slightly lower than the one achieved by SF, 41.1%. For the real data, the positions achieved by the *high* and *middle factor dependent success votes* in the overall SR-rankings, first and third respectively, agree for the two governable *EFs* (PSMs and clustering algorithms).

4.4. DESIGNED STRATEGIES AND RESULTS

Partition Similarity Measures			
SR-ranking	ARand	Jaccard	VI
1	gD31	SF	SF
2	Sym	DGG	DGG
3	DMST	DRNG	DRNG
Algorithms			
SR-ranking	K-means	Ward	Average Linkage
1	SF	SF	Sym
2	DGG	COP	gD51
3	DRNG	DRNG	gD31

Table 4.8.: Indexes with high and middle factor dependent success (three top ranked CVIs, $n = 3$) for the two experimental factors available in the real datasets.

CVIs	Voting approaches					
	<i>High factor</i>	<i>Middle factor</i>	<i>Strong impact</i>		<i>Signif. impact</i>	
	<i>dep. success</i>	<i>dep. success</i>	n=2	n=3	n=2	n=3
SF	4	4	8	8	6	6
DGG	3	3	5	5	4	4
Sym	2	2	4	4	3	3
COP	1	1	3	3	2	2
gD51	1	1	3	3	2	2
gD31	1	2	1	4	1	3
DRNG	0	4	0	8	0	6
DMST	0	1	0	1	0	1

Table 4.9.: W_{CVI_k} of the CVIs involved in the Selective Voting based on the factor dependent success rates and based on the impact of the indexes over the results for real datasets.

Best CVI / Selective Voting	Overall SR (%)	Improvement on SF (%)
<i>High factor dep. success vote</i>	42.2	2.7
SF	41.1	-
<i>Middle factor dep. success vote</i>	39.4	-4.1

Table 4.10.: Overall SR (%) of the best CVI and the two Selective voting based on the factor dependent success rates of the indexes for real datasets.

Considering these results, we concluded that the *high factor dependent success vote* is a good strategy, since it performed slightly more robustly than the best CVIs. However, aiming for a higher improvement over the best perfor-

mances of the CVIs, we defined a new criteria for the next Selective Voting approaches.

Impact of the CVIs over the results

Arbelaitz et al. (Arbelaitz et al. 2013b) pointed out that some experimental factors (*EFs*) had a stronger influence on the overall success rates of the CVIs than others. Thus, we decided to quantify the impact of the *EFs* rating them in three different levels: *tiny*, *slight* and *great impact*. The impact levels assigned to the experimental factors were the following: *tiny impact* (Partition Similarity Measures, dimensionality and density), *slight impact* (No. clusters, overlap and clustering algorithm) and *great impact* (Noise).

This rating was the basis for the two Selective Voting approaches based on the impact of the CVIs we called *strong* and *significant impact votes* ($I = strong/significant$ in Equation 4.3). The impact of the CVIs was combined with their factor dependent success rate for these strategies. As was the case for the two previous strategies, in these ones only the decisions of those CVIs that had obtained the two and three best results (SRs) in the manageable experimental factors were fused. Consequently, the indexes involved in the *strong* and *significant impact votes* were the same used in the strategies of the previous section for the synthetic and real contexts (see Tables 4.4. and 4.5., and Table 4.7. respectively). In fact, the difference between the voting approaches mentioned is the way we computed the weight of the vote cast by each index (W_{CVIk}).

In these decision fusion schemes, the vote cast by each CVI involved (W_{CVIk}) is computed as the sum of the number of times it achieves the top two or the three positions (n) in the SR-ranking of each experimental factor ($Top_{CVIk}^{n,EF,m}$) multiplied by the impact weight assigned to that experimental factor ($WI^{EF,I}$):

$$W_{CVIk} = \sum_{EF=1}^N \sum_{m=EF_{vmin}}^{EF_{vmax}} Top_{CVIk}^{n,EF,m} \times WI^{EF,I} \quad (4.3)$$

Where $WI^{EF,I}$, are the weights assigned to the impact levels (I) of the experimental factors (*EFs*) for the *strong* and *significant impact* approaches (Table 4.11.).

As showed in Table 4.11., in these two decision fusion approaches the experimental factors were rated according to three possible impact levels (*tiny*, *slight* or *strong*) and each strategy entails a particular set of weights for these levels (see in Table 4.6.). In particular, the *strong impact vote* assigns a stronger set of weights to the *EFs* with higher impacts than the *significant impact vote*. Considering the two impact levels and the two types of ranked indexes involved, $I = strong/significant$ and $n = 2/3$ in Equation 4.3, a total of four votes based on the impact of the CVIs were designed.

In the synthetic context, W_{CVIk} was computed according to the impact defined for the seven experimental factors (*EFs*) available. Then, to compute W_{CVIk} in the synthetic case, we used the SR-rankings provided by the seven

4.4. DESIGNED STRATEGIES AND RESULTS

experimental factors (Tables 4.4. and 4.5.) and the weights assigned by the *strong* and *significant impact votes* (Table 4.11.). The corresponding values of W_{CVI_k} for the indexes involved in these four Selective Voting approaches are shown in the last four columns of Table 4.6..

Voting	W _{CVI_k} in the voting approaches		
	<i>Tiny impact</i>	<i>Slight impact</i>	<i>Great impact</i>
<i>Strong impact vote</i>	1	3	5
<i>Significant impact vote</i>	1	2	3

Table 4.11.: Weights assigned to the impact levels, ($WI^{EF,I}$), for the *strong* and *significant impact* approaches.

As Table 4.12. illustrates, all four voting approaches based on the impact of the CVIs over the results beat the overall SR (%) of the best CVI for the synthetic datasets (Silhouette). The best overall success rate belongs to the *strong impact vote* carried out with the top two CVIs of the mentioned rankings ($n = 2$), achieving an improvement of 1.6% over Silhouette. The next best overall result corresponds to the *slight impact vote* carried out with the top two indexes of the rankings ($n = 2$), showing an improvement of 1.5% over Silhouette. On the other hand the *slight* and *strong impact votes* carried out with the three top ranked CVIs ($n = 3$), achieved lower improvements: 0.1 and 0 apiece. As before, the overall SR (%) of these four strategies follows a pattern that remains for the success rates broken down by the experimental factors.

Best CVI / Selective Voting	Overall SR (%)	Improvement on Sil (%)
<i>Strong impact vote</i> (n=2)	52.6	1.6
<i>Significant impact vote</i> (n=2)	52.6	1.5
<i>Significant impact vote</i> (n=3)	51.9	0.1
<i>Strong impact vote</i> (n=3)	51.8	0
Silhouette (Sil)	51.8	-

Table 4.12.: Overall Success Rates (%) of *strong* and *significant impact votes* compared to Silhouette, the best CVI for the synthetic datasets.

As described in Table 4.12., a more efficient and stable performance is achieved with these four Selective Voting approaches for the synthetic datasets. Moreover, the improvement of the best strategy over Silhouette, (*strong impact vote* with the top two CVIs of the rankings), 1.6%, was higher than the one achieved by the best Selective Voting strategy from Section 5.2.2 (*high factor dependent success vote*), 1.4%. Hence, these four voting strategies were tested on the real data.

The two experimental factors that can be controlled for the real data are the Partition Similarity Measures and clustering algorithms. The impact levels defined for these two factors over the results were *tiny* and *slight* respectively.

4. KAPITULUA - CLUSTERING VALIDATION

The *tiny* and *slight* impact levels of the two experimental factors were weighted according to Table 4.11. ($WI^{EF,I}$): 1 and 3 for the *strong impact vote* and 1 and 2 for the *significant impact vote*.

As a result, the CVIs used for the real datasets were selected using the top two or top three indexes from the SR-rankings broken down by the two experimental factors mentioned (Table 4.8.). Finally, the vote cast by each CVI was weighted using the same procedure described for the synthetic context (see Equation 4.3), but considering just the two impact levels of the two available experimental factors. The last four columns of Table 4.9. show W_{CVI_k} for the four Selective Voting approaches based on the impact over the results for the real datasets.

Table 4.13. shows the overall SR (%) achieved by the four strategies based on the impact over the results against the one shown by the best index (SF) for the real datasets. Only the *strong* and *significant impact votes* that use the top two indexes from the success rate rankings ($n = 2$) were able to beat the overall SR of the best CVI. These two approaches improved the overall success rate of SF by 2.7%. The two Selective Voting approaches based on the impact over the results that used the best three indexes from the rankings ($n = 3$), achieved exactly the same results, which were 4.1% lower than the one achieved by SF. As before, the pattern followed by the overall results of the strategies described, continues for the SRs broken down by the *EFs*.

Best CVI / Selective Voting	Overall SR (%)	Improvement on SF (%)
<i>Strong impact vote</i> (n=2)	42.2	2.7
<i>Significant impact vote</i> (n=2)	42.2	2.7
SF	41.1	-
<i>Significant impact vote</i> (n=3)	39.4	-4.1
<i>Strong impact vote</i> (n=3)	39.4	-4.1

Table 4.13.: Overall Success Rates (%) of the best CVI and the *strong* and *significant impact votes* for the real datasets.

Unlike for synthetic datasets, the highest improvement rate over the best CVI for the real datasets is the same registered by the best Selective Voting strategy based on the factor dependent success rates of the indexes (*high factor dependent success vote*), 2.7%. Considering the results for both types of datasets, the best performance belongs to the *strong impact vote* that uses the two top ranked CVIs from the SR rankings provided by the experimental factors. In fact, the *strong impact vote* (with the top two CVIs) achieves the highest SR (%) for both synthetic or real datasets, beating the former best approach named *high factor dependent success vote* for the real case. Thus, weighting the votes of CVIs correctly seems important for decision fusion strategies.

4.4.3. Statistical Tests

Although, the use of statistical tests is not very usual in the unsupervised context, Arbelaitz et al. (Arbelaitz et al. 2013b) adapted a methodology used in the supervised scenario where several classification algorithms are compared by running them on several datasets and computing a “quality” estimate, such as the accuracy or the AUC value, for each algorithm and dataset pair. In this context Demšar (Demšar 2006) proposed to use a single test over all the algorithms and all the dataset and Arbelaitz et al. (Arbelaitz et al. 2013b) adapted this particular proposal to the unsupervised learning context replacing the classification algorithms by CVIs. However, this was not enough, since in the experiments a Boolean value (success / not success) for each CVI-configuration pair is obtained instead of a “quality” estimate and the configurations obtained by varying the clustering algorithm and PSM cannot be considered independent because they are based on the same dataset. The proposed solution, and the one adopted in this chapter, was to add for each dataset the number of successes each CVI obtained for each clustering algorithm–partition similarity measure pair. Moreover, in order to obtain a more precise estimate, the number of successes obtained in every run was also added —remember that 10 datasets were created for each combination of dataset characteristics. We thus obtained 72 values (one for each of the 72 combinations of dataset characteristics obtained varying the values of five of the seven controllable experimental factors) ranging from 0 to 90 for each CVI or decision fusion strategy, that gave us a “quality” estimate for independent datasets.

We compared the performance of our best voting strategy (*strong impact vote*) with the 10 best CVIs according to the reference work using the Friedman Aligned test (Friedman 1937) to check the existence of statistical differences and the Holm’s post hoc (García et al. 2008) for pairwise index comparisons, with confidence levels of 5%. We finally used the Wilcoxon-signed rank test to compare the two best options; the *strong impact vote* approach with the best CVI in (Arbelaitz et al. 2013b), Silhouette.

According to the Friedman-Aligned test there were significant differences in a one-to all way, computing a p-value of the order of 4.2-10, which did not exceed the threshold defined in this configuration. In this case the Holm’s post hoc test established that there were statistically significant differences between our best voting approach and nine of the best indexes compared; all except Silhouette. Finally, applying the Wilcoxon-signed rank test we confirmed the existence of statistical differences between our best voting approach and Silhouette, computing an asymptotic p-value of about 0.027, which was within the range defined for the existence of statistical differences for this scheme.

4.4.4. Summary

In the unsupervised learning environment, the correct partition of data is not available, making it difficult to evaluate the performance of clustering algorithms. Therefore, one of the biggest challenges in this area is the validation of the results obtained by the algorithms. Amongst the various proposals currently under discussion, one of the most popular approaches is the one based on internal Cluster Validity Indexes (CVIs). Comparative studies of such indexes show that there is no optimal CVI able to cope successfully with all the contexts.

The aim of this contribution was to implement and analyse several decision fusion strategies over the CVIs studied in an extensive comparative work published in the bibliography (Arbelaitz et al. 2013b), motivated by the success achieved by voting strategies in supervised learning. Thus, this experimental contribution consists of designing and implementing different CVI decision fusion strategies and then evaluating their performance in order to discover which of them are promising and eventually select the best one. Experiments with several strategies showed that the majority of the decision fusion approaches designed cope with the diversity of contexts more effectively than single CVIs.

Specifically, we designed two main types of decision fusion approaches depending on the number of CVIs participating in the voting, a Global Voting using all them (30) and three different groups of selective voting approaches where the indexes involved were selected considering three characteristics: their global performance (best/middle/worst), their factor dependent success rate (high/middle) and the impact they had on the results (strong/significant). In the last two selective voting strategies the vote cast by each CVI was weighted according to the characteristic used (factor dependent success rate/impact), whereas in the remaining one as well as in the Global Voting, equal weights were used.

Regarding the results, on the one hand, we observed that the selective voting strategies performed better than the Global Voting and on the other hand, we found that weighting the votes according to a particular criteria was more effective than using equal weights. More concretely, the decision fusion which selects the CVIs according to their impact on the results and strongly weights their votes, *strong impact vote*, was found to be the best approach. Furthermore, this best voting strategy was proven to be significantly better than the top 10 ranked indexes of the reference work (Arbelaitz et al. 2013b) according to the Friedman Aligned test (Friedman 1937) carried out.

5. Kapituluia

Desgaitasuna duten erabiltzaileen elkarrekintzaren modelatzea

5.1. Sarrera

Azken hamarkadetan, joera egon da web-ean gordetako informazio-kantitatea eta horren ondorengo erabilera izugarri handitzeko. Webgunerako sarbidea tresna garrantzitsua bihurtu da gure gizartean informazioa bilatzeko, komunikatzeko eta parte hartzeko prozesuetarako, eta, ondorioz, gaitasun digitala oinarritzat jotzen da gaur egun. Horregatik garrantzitsua da desgaitasuna duten pertsonak gailu eta aplikazio digitalen erabileran ohitzea eta gaitzea, eta gunearen elkarrekintza haien beharretara egokitzea.

Zoritxarrez, teorikoki irisgarria den diseinu bat agian ez da nahikoa desgaitasuna duten pertsonen webgune batera arazorik gabeko sarbidea dutela bermatzeko (Arbelaitz et al. 2016). Testuinguru horretan, webgunearen egokitzapena erabakigarria da. Egokitzapenak galdetegi espezifikoen emaitzen arabera zehaztu litezke, baina hori galdeketan parte hartzen duten erabiltzaileei mugatuko litzaieke. Gainera, web aplikazio orokorretan, oso erraza da erabiltzaile profil guzti-guztiak aurretik definitzean huts egitea (Dillon 2001). Egokitzapen proposamenak biltzeko beste aukera bat erabiltzailea eta webgunearen arteko elkarrekintza datuak aztertzeak ondorioztatutakoaren arabera proposatzea da. Adibidez, erabileraren inguruko informazioan soilik oinarritutako ereduak sortzeko gai diren egokitzapen-sistemak sortuz. Aukera hau orokorragoa, erabiltzailearentzat gardena eta beraz, erabiltzaile guztiei aplikagarria da.

Erabiltzaile bati beren-beregi eginiko egokitzapenek erabiltzaile horren ezagarriztasun oinarritu beharko dute, nabigatzean dituen arazoetan etab. Testuinguru honetan, elkarrekintza gauzatzen ari den unean bertan nabigazio arazoak eta erabili den gailu mota detektatzea beharrezko lehen urratsak dira. Hone-

la gero, erabiltzaileari webgunea automatikoki egokitzea posible izan dadin eta beraz, bere web-bisita esperientzia hobetu dadin.

Helburu hauek lortzeko, web meatzaritzako teknikak erabiltzeak abantaila asko ematen ditu (Liu 2006): erabiltzaileak bere datuak ez ditu zertan esplizituki eman behar, benetako nabigazioetatik lorturiko datu estatistikoetan oinarritzen dira (suposizio okerren probabilitatea jaisten da) eta sistema moldakorrek dira (erabiltzailearen ezaugarriak aldatzen diren heinean, biltzen diren datuak ere aldatuko dira, eta honek, interakzio eskema automatikoki aldatuko du). Erabiltzailearen urritasun fisikoa, sentsoriala edo kognitiboa duen pertsona denean, datu meatzaritza da erabiltzaileari buruzko erabilera-ohituren informazioa eskuratzeko edo bere ezaugarriak deduzitzeko modu errazena eta askotan bakarra.

Kapitulu honetan bi urratseko arkitektura duen sistema bat aurkezten dugu, erabiltzaileek webgune batekin elkarreragiten duten bitartean erabiltzaileen nabigazio arazoak antzemateko. Lehenengo urratsa, erabiltzaileak webgunean nabigatzen duen bitartean ekipoarekin elkarreragiteko darabilen gailua automatikoki detektatzea da. Bigarren urratsak, berriz, erabiltzailea webgune horretan nabigatzen ari den bitartean izaten ari den arazoa antzematea du helburu. Sistema RemoTest tresnak (Valencia et al. 2015), bildutako datuetan oinarritzen da, non erabiltzailearen elkarrekintza datu asko biltzen diren. Datu meatzaritzako prozesu osoak, urrats espezifiko batzuk jasotzen ditu, hala nola, irisgarritasunean adituak direnekin egindako bilerak batzuk sisteman erabiliko diren ezaugarri deskribatzaileetako batzuk definitzeko.

Emaitzek erakutsi zuten RemoTest tresnak bildutako datuei datu meatzaritza prozesu oso bat aplikatzea etorkizun oneko estrategia dela erabiltzaileen arazoak automatikoki antzemateko, eta etorkizunean egokitzapen espezifikoak emateko aukera eskaintzen duela.

5.1.1. Lotutako lana

ikasketa automatikoko teknikak aplikatzeko, datu kopuru handiak bildu behar dira. Desgaitasuna duten erabiltzaileen testuinguruan datuak biltzea ez da lan erraza, eta horrek, ziurrenik, mugatu egiten du arlo honetan egindako lanen kopurua.

ikasketa automatikoko teknikak erabiltzailearen elkarrekintza datuei aplikatzen zaizkienean, elkarrekintzatik erauzitako ezaugarriak kritikoak dira. Erauzitako ezaugarrien arabera, ikasketa automatikoko algoritmoek arazoa konpondu ahal izango dute edo ez. Almanji *et al.*-en lanean (Almanji et al. 2014) bezeroaren aldeko erabiltzaileen elkarrekintza datuetatik erauzitako ezaugarrien berrikuspena aurkezten dute, zeintzuk goiko gorputz-adarretan garun-paralisiaren ondorioz narriadurak zituzten eta apuntatzeko gailuak erabiltzen ari ziren. Erabiltzaile bakoitzaren eskuzko gaitasuna sailkatzeko sistema maila, MACS (Manual Ability Classification System), eta aztertutako ezaugarrien nondik norakoak neurtzen dituen ereduak proposatzen dute. Aztertutako ezaugarrien artean, mugimendu-denbora, azelerazio-desazelerazio zikloak eta batez besteko abiadura dira esanguratsuenak. Egileen esanetan, garuneko paralisia duten pertsonentzat garrantzitsuagoa da abiadura areagotzeko metodoetan zentratzea, nahikoa

zehaztasuna dutela baitirudi.

Hurst *et al.*-en lanean (Hurst et al. 2008) hainbat sistema proposatzen dituzte apuntatze-jarduna automatikoki detektatzeko, helburua une egokian egokitzapenak aktibatzen ikastea izanik, parte-hartzaileen gaitasuna alde aurretik ezagutu gabe. Horri dagokionez, esperimentuan desgaitasunik gabeko parte-hartzaileak ere sartu ziren. Bezeroaren aldeko elkarrekintza datuak erabiltzen dituzte hainbat sistema eraikitzeo helburu desberdinekin: (a) arazorik gabeko eta narriadura motorea duten gizabanakoen seinalatze-portaerak bereiztea; (b) gazteen eta Parkinson duten pertsonen edo helduagoak diren nagusien seinalatze-portaerak bereiztea; eta (c) Steady Click delako egokitzapenaren beharra zehaztea, klik egin bitartean puntero-irristadak minimizatzeo diseinatuta. Sistema guztiak etiketatutako datu-basean ganean eraikitzen dira, klikarekin lotutako ezaugarriak, mugimenduarekin lotutakoak, etenaldiko ezaugarriak eta atazaren ezaugarri espezifikokoak barne. Wrapper metodoak erabili zituzten ezaugarriak hautatzeko, C4.5 sailkatzailearen bidez. Emaitzei dagokionez, aurkeztutako sistemek doitasun handiko balioak lortu zituzten: (a) %92,7, (b) %91,6 eta (c) %94,4.

De Santana-k eta Baranauskas-ek (Santana et al. 2015) urrutiko ebaluazioarako tresna bat proposatzen dute, WELFIT izenekoa, bezeroaren aldeko elkarrekintza datuen bidez web-erabileraren patroiak identifikatzeko (gertaera-sekuentziak). Desgaitasuna duten edo ez duten pertsonen sortutako gertaera-sekuentzien osaketan arteko desberdintasunei buruzko ezagutza ematen dute. Tresnak SAM (Sequence Alignment Method) sekuentzia lerrokatzeo metodoa erabiltzen du gertaera-sekuentzien arteko distantziak neurtzeko, eta aurretik proposatutako heuristikoko bat erabiltzen du (Santana et al. 2010) erabileragorabeherak adierazteko. Clustering-prozeduran sortutako taldeak, laguntza-teknologiak (*Assistive Technologies*) darabilten eta ez darabilten erabiltzaile gisa etiketatzen dituzte (*AT / non-AT*), talde bakoitzean nagusitzen den erabiltzaile motaren arabera. Aurkituriko taldeen barruan web erabileraren patroiak identifikatzeko helburuarekin, alde esanguratsuak aurkitu zituzten *AT* eta *non-AT* erabiltzaileen zenbait ezaugarrien banaketan.

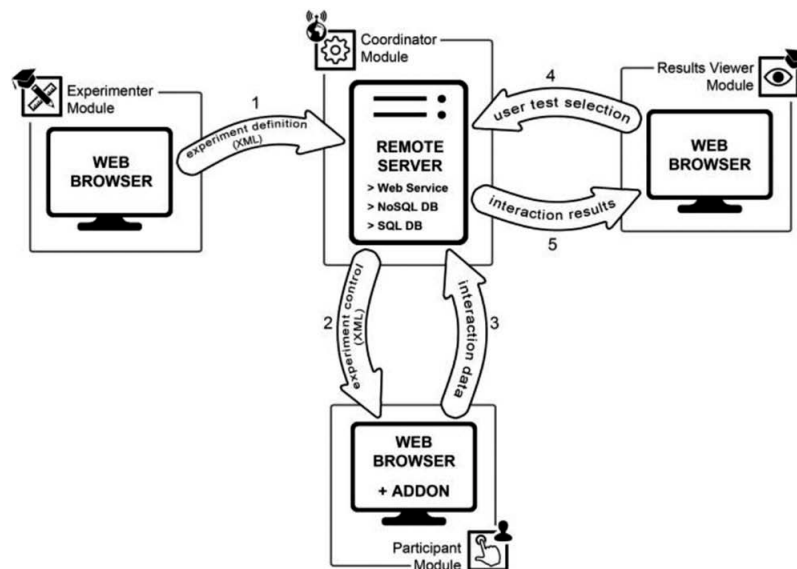
Augstein *et al.*-en lanean (Augstein et al. 2017) elkarrekintza pertsonalizuatuaren hurbilketa bat proposatzen dute, non lehenik eta behin metrika multzo bat kalkulatu den 22 erabiltzailek egindako elkarrekintza-test desberdinetan oinarrituz (lauk narriadura kognitiboak izanik) eta bigarrenik, haien beharretara hobekien egokitzen den elkarrekintza-gailuaren konfigurazioa (*IDS, interaction device setting*) gomendatzeko erabiltzen diren. *IDS* guztien sailkapen zerrenda bat eta bakoitzarentzako egokitasun-balio orokorra ematen da, eta erabiltzaileak mundu errealeko bi elkarrekintza-atzarekin lan egiteko nahi duen konfigurazioa hauta dezake: dokumentu luzeagoetan korritzea eta leihoen hasierako menuaren bidez nabigatu. Bereziki, elkarrekintza-testak hiru *IDS* desberdin erabiliz egin ziren: telefono adimendunaren bibrazio-xurgapenean oinarritutako presio fisikoa, telefono adimendunaren eremu magnetikoaren manipulazioan oinarritutako presio fisikoa, esku edo besoaren astintzea erloju adimendun bat edo posizio/azelerazioa sentsore integratua duen besoko bat erabiliz. Emaitzen arabera, kasuen % 95ean baino gehiagotan *IDS* gomendatua erabiltzaileak espero

zuenaren izan zen.

Guk dakigula, lan bakar batek ere ez du aztertu erabiltzaile multzo bat (nariadura fisikorik izan edo ez) bere gailurik gogokoenarekin (teklatura, trackball, joystick edo sagua) elkarreraginean, eta zehaztutako bi atzetako edozeinetan gerta litekeen edozein patroi problematiko ikertzeko saiakera egin: ataza mekanikoa edo ahalegin kognitiboren bat eskatzen duen ataza mekaniko eta kognitiboa. Hau garrantzitsua da, izan ere, alde aurretik ezezagunak diren arazoak antzemateko bide ematen du prozedura honek, eta hori da hain zuzen ere kapitulu honetan azalduko duguna.

5.2. Esperimentuetarako erabiltako plataformaren deskribapena: RemoTest

RemoTest plataformak (Valencia et al. 2015) beharrezkoak diren funtzionalitateak ematen ditu ikertzaileei webgunean oinarritutako erabiltzaile-esperimentuak definitzen laguntzeko, urruneko/bertako saio esperimentalak kudeatu eta bildutako interakzio-datuak aztertzeko. Plataforma honek esperimentu sorta zabala onartzen du. Plataformaren arkitektura arkitektura hibridoko eredu batean datza, zenbait funtzio bezeroaren aldeko modulu batean eta beste batzuk zerbitzariaren aldeko modulu batzuetan dituen. 5.1. Irudiak RemoTest plataformaren arkitektura orokorra eta haren lau moduluen arteko elkarrekintza erakusten ditu (Arrue et al. 2018):



5.1. Irudia: RemoTest plataformaren deskribapena (Arrue et al. 2018).

- *Experimenter Module (EXm)*: modulu honek ikertzaileei laguntza ematen die esperimentua definitzeko prozesuan zehar, eta XML fitxategi batean biltegitratzen du, esperimentuak deskribatzeko sortutako hiztegi espezifikoa oinarrituta. Hiztegi hau behar bezain osatua da elementu nagusiak zehazteko, hala nola helburuak, aurkeztuko diren estimuluak, atazen denbora-mugak, parte-hartzaileek osatu beharreko galdetegiak eta abar.
- *Coordinator Module (COm)*: modulu honek saio experimental pertsonalizatuak sortzen ditu parte-hartzaile bakoitzarentzat, EXm moduluan sortutako XML fitxategiko informazioa erabiliz.
- *Participant Module (PAm)*: modulu honek COm moduluak transferitutako saio experimentalak erabiltzen ditu, eta horrek parte-hartzaileei beren interakzio-datuak bistaratzeko eta biltegitratzeko aukera ematen die.
- *Results Viewer Module (RVm)*: modulu honek esperimentuetan bildutako elkarrekintza datuak antolatu eta aurkezten ditu.

Nahiz eta RVm moduluak datu batzuk prozesatu eta ikustarazten dituen, kapitulu honetan proposatutako sistema eraikitzeke zuzenean elkarrekintza unitatearekin lan egin da, hau da, PAm moduluak bildutako elkarrekintza gertaerekin: kurtsore mugimenduak, tekla sakaketak, leiho korritzeak, klikak etab.

5.3. Esperimentuak erabiltzaileekin

Lan honetarako datu iturburu izan den estudioan hamabost norbanakok hartu zuten parte eta bost taldetan banatu ziren. Hauek bost taldetan sailkatu ziren nabigatzean apuntatzeko eta klikatzeko ekintzak burutzeko erabilitako sarrera-gailuaren arabera: ekintzetan apuntatzeko eta klik egiteko erabilitako sarrera-gailuan oinarrituta: hatzez sakatzen zuten bi teklatu erabiltzaile (HatezTeklatu), buru-adarrez sakatzen zuten bi teklatu erabiltzaile (AdarrezTeklatu), trackball bat erabiltzaile bat (Trackball), lau joystick erabiltzaile (Joystick) eta sei sagu erabiltzaile (Sagua).

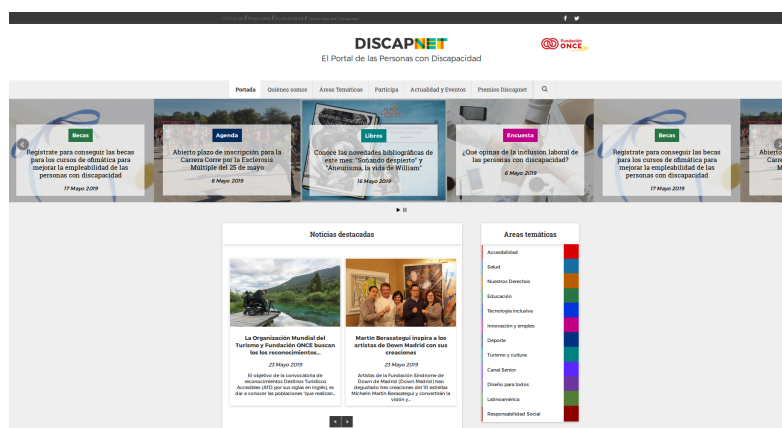
Lehen lau taldeetako norbanako guztiak (HatezTeklatu, AdarrezTeklatu, Trackball eta Joystick) narriadura motorea zuten parte-hartzaileak ziren eta gehienek ordenagailua egunero erabiltzen zazpi urtetik gorako esperientzia zuten. Aldiz, azken norbanakoen taldeak (Sagua) ageriko behar berezirik ez zuten erabiltzaileak bakarrik biltzen zituen eta hauek ere, saguarekin ordenagailua egunero erabiltzen zazpi urtetik gorako esperientzia zuten.

Erabilitako makinari dagokionez, 64 biteko Windows 7 bertsioa martxan zuen Dell Precision M6700 eramangarri bera erabili zen saio guztietarako. Erabiltzaileei ataza-estimuluak aurkezteko 16:10 proportziodun zabalera zuen LCD monitore gehigarri bat erabili zen, bere diagonalaren luzera 24 hazbete zelarik eta bistaratze bereizmena 1920x1200 pikeletara finkatu zelarik. Makina honetan Mozilla Firefox nabigatzailea erabili zen, eta bertan, kurtsorearentzat alegiazko laguntzak inplementatuak zituzten gehigarria instalatu ziren.

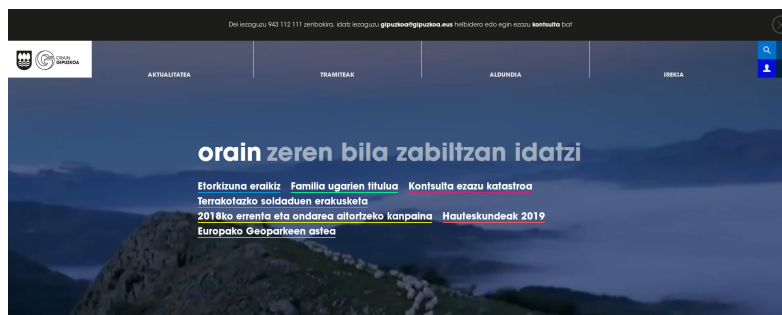
5. KAPITULUA - IRISGARRITASUNA

Estudioa hasi aurretik parte-hartzaileei euren kurtsorea doitzea gomendatu zitzaien hartara adierazle honen mugimendu-portaera euren beharretara egoki zezaten. Atazak egikaritzeko narriadurak zituzten norbanakoek euren sarrera-gailu pertsonalak erabili zituzten. Behar berezirik ez zuten parte-hartzaile guztiek (Sagua) USB sagu optiko bera erabili zuten (Dell M-UVDEL1).

Esperimenturako bi webgune ezberdin aukeratu ziren ataza-estimulu gisa: behar bereziko pertsonen zuzendutako informazioa eskaintzen duen Discapnet webgunea (ikus 5.2. Irudia), <http://www.discapnet.com/>, eta instituzio baten webgunea, Gipuzkoako Foru Aldundiaren webgunea hain zuzen (ikus 5.3. Irudia), <http://www.gipuzkoa.eus/>.



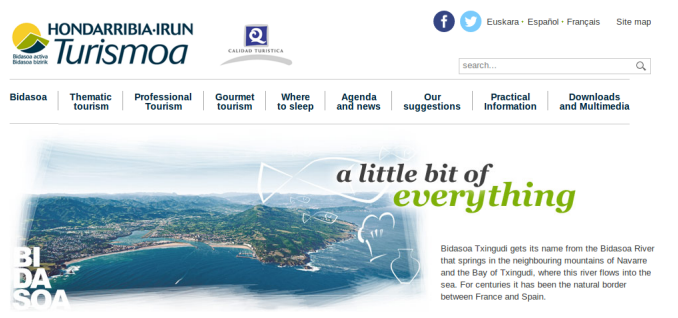
5.2. Irudia: Discapnet webgunearen hasierako orria: <http://www.discapnet.com>



5.3. Irudia: Gipuzkoako Foru Aldundiaren webgunearen hasierako orria: <http://www.gipuzkoa.eus/>

Hirugarren webgune bat ere erabili zen parte-hartzaileek kurtsore berriaren alegiazko areagotzeak erabiltzen ikas zezaten. Horretarako, Bidasoa-Txingudi

badiari buruzko informazioa duen Bidasoa Turismo webgunea erabili zen (ikus 5.4. Irudia), <http://www.bidasoaturismo.com>. Hiru webguneek ziurtatzen zuten irisgarriak izateko WCAG 1.0 gidalerroak betetzen zituztela maila batean ala bestean: Discapnetek AA mailan, Gipuzkoak A mailan eta Bidasoak A mailan.



5.4. Irudia: Bidasoa Turismo webgunearen hasierako orria: <http://www.bidasoaturismo.com>

5.4. Atazen ezaugarriak

Erabiltzaileek bi ataza mota burutu zituzten:

- **MiniAtaza:** MiniAtaza bakoitza, nabarmendutako helburu batean klik egitean zetzan. Helburu bakoitza klikatu ondoren, kurtsorearen posizioa pantailaren erdialdean birkokatzen zen. Ataza mota hauek ez dute fase kognitiborik behar, non, eskatutako informazioan pentsatu eta webgunean bilatzea beharrezkoa den. Hortaz, ataza hauek, ataza mekanikoak ere deiturikoak, erabiltzaileen motor-trebetasunak baino ez dituzte neurtzen. Nabigazio errazak eta laburrak izateko diseinatuta daude, eta oso interesgarriak dira erabiltzailearen nahita egindako nabigazioa aztertzeko.
- **BilaketaAtaza:** Ataza bakoitza webgune zehatz bat bilatzean zetzan, bere izenburua jaso ondoren. Webgunetik helmugako webguneetara iristeko bi eta lau urrats artean eman behar ziren. Ataza hauek, ataza kognitiboak ere deituak, fase kognitibo bat eskatzen dute, non erabiltzaileak denbora behar duen pentsatzeko eta eskatutako informazioa bilatzeko. Erabiltzaileak nahita egindako nabigazioa helburua identifikatzen duenean hasten da.

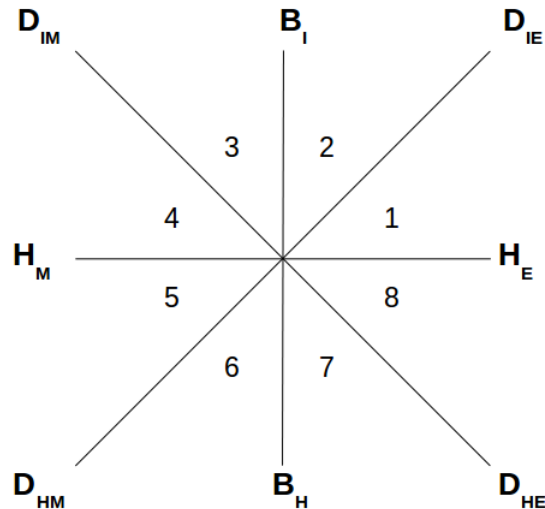
Guztira, erabiltzaile bakoitzak 156 ataza egin zituen (bi webgunetan egindako 144 MiniAtaza eta 12 BilaketaAtaza), eta horien elkarrekintzari buruzko informazioa erabiltzen ari zen gailua detektatzeko erabili zen lehenik, eta, ondoren, nabigazio-arazo posibleak detektatzeko.

5.5. Ezaugarrien erauzketa

Erabiltzaileen eta webgunearen arteko elkarrekintza RemoTest plataformarekin bildu zen, eta etiketatutako datu multzo bat bihurtu zen, gainbegiratutako sailkapen-ingurune batean erabiltzeko. Suposatu genuen erabiltzaile bakoitzak antzeko elkarrekintza burutu zuela egindako esperimentueta zehar bisitatutako web orri bakoitzean, eta elkarrekintza nolabait erabiltzaileak zerabilen gailu motaren arabera zela. Beraz, erabilitako gailua datu multzoaren adibideak etiketatzeko erabili zen, bost klaseko datu multzoa sortuz: HatzezTeklatu, AdarrezTeklatu, Trackball, Joystick eta Sagua.

Detekzio automatikoko sistema bat eraikitzeko asmoz, lehenik gailuetarako eta gero arazoetarako, irisgarritasun-adituekin batera 25 ezaugarri erauztea adostu genuen. Hala ere, adituen iradokizunetan oinarrituta, gailuak detektatzeko (G) eta arazoak detektatzeko (A) erabilitako ezaugarriak desberdinak izan ziren: 19 ezaugarri erabili ziren gailuak detektatzeko (DB_1) eta 11 ezaugarri arazoak detektatzeko (DB_{2M} eta DB_{2B}), 5.1. Taulan agertzen direnak G eta A gisa markatuta, hurrenez hurren, Erabilera zutabeen.

5.5. Irudian erakusten den bezala, bisitatutako orri bakoitzeko ezaugarriak erauzteko, espazioa zortzi koardantetan zatitu genuen (1-8) horretarako ardatz horizontal (H_i), bertikal (B_i) eta diagonalak (D_i) erabiliz. Ondoren, kurtsorearen mugimenduen norabidea kalkulatu genuen, zehaztutako koardanteen eta ardatzen barruan.



5.5. Irudia: Espazioaren banaketa zenbait ezaugarri erauzteko: ardatz horizontalak (H_i), bertikalak (B_i) eta diagonalak (D_i) eta zortzi koardante (1-8).

5.5. EZAUGARRIEN ERAUZKETA

Id	Ezaugarria	Er.	L_m	Unit.	Azalpena
1	GertaeraK	G	1	#	Gertaera kop. (klik...).
2	TeklaBerK	G	1	#	Sakatutako tekla berezi kop. (letra...).
3	GurpilKop	G	1	#	Gurpila erabilera kop.
4	HBMugiK	G	1	#	Ardatz horizontal edo bertikalekin lerrokatutako mugimendu kop.
5	DMugiK	G	1	#	Ardatz diagonalekin lerrokatutako mugimendu kop.
6	GeldMed	G	1	<i>ms</i>	Kurtsore mugimendu gabeko denbora tarteen mediana (geldiunea).
7	AbMed	G	1	<i>px/s</i>	Kurtsore mugimenduen abiaduren mediana.
8	AzelMed	G	1	<i>px/s²</i>	Kurtsore azelerazioen mediana.
9	TeklaK	G	2	#	Sakatutako tekla kop.
10	KurDis	G	2	<i>px</i>	Saguarekin egindako distantzia totala.
11	KurDisOpR	G/A	2	<i>ratio</i>	KurDis eta distantzia optimoaren arteko ratioa.
12	KoAldBoR	G/A	2	<i>ratio</i>	KoAldBoK / KoAldK
13	KlikK	G/A	3	#	Klik kop.
14	KorritzeK	G	3	#	Eginiko leiho korritze kop.
15	HBDMugiR	G	3	<i>ratio</i>	(HMugK + DMugK) / (HMugK + DMugK + EzHBDMugiK).
16	KoAldK	G/A	3	#	Mugimenduen norabidean egindako koadrante (ko.) aldaketa kop.
17	KoAldBoK	G	3	#	Mugimenduen norabidean egindako ko. aldaketa bortitz kop. (≥ 2 ko.)
18	EzHBDMugiK	G	3	#	H B edo D ardatzekin ez lerrokatutako mugimendu kop.
19	IgaroDenb	G/A	3	<i>ms</i>	Orri batean igarotako denbora.
20	KlikDis	A		<i>px</i>	Klik batean (sakatu/askatu) egindako bataz besteko distantzia.
21	KlikDenb	A		<i>ms</i>	Klik baten (sakatu/askatu) bataz besteko iraupena.
22	DKurEremu	A		<i>px</i>	Kurtsoreak zeharkatu eremuaren diagonalaren luzera.
23	GainAzelMed	A		<i>px/s³</i>	Kurtsorearen mugimenduen gainazeleazioen mediana.
24	GuruK	A		#	Kurtsoreak eremu klikagarri baten mugak gurutzatutako aldi kop.
25	GeldK	A		#	Geldirik egondako tarte kop.

5.1. Taula: Bisitatutako orri bakoitzerako erauzitako 25 ezaugarrien deskribapena, 19 gailuak detektatzeko eta 11 arazoak detektatzeko.

5.5.1. Gailuak detektatzeko ezaugarrien erauzketa

Sortutako datu-basearen sarrera bakoitzak erabiltzaile batek bisitatutako web-orri bakoitzean egindako elkarrekintzaren laburpen bat du. Elkarrekintza hori laburbiltzeko, web-irisgarritasun adituek gailuen (G) detekziorako garrantzitsutzat jotzen zituzten 19 ezaugarri erauzi genituen, eta beraien laguntzarekin, ezaugarriei hiru lehentasun-maila (L_m) esleitu genizkien, erabilgarritasunaren arabera: 1-altua (zortzi ezaugarri), 2-ertaina (lau ezaugarri), 3-baxua (zazpi ezaugarri).

5.1. Taulan erauzitako 19 ezaugarriak (G gisa markatuta Er., erabilera, zutabea) eta haien lehentasun-mailak (L_m) laburbiltzen dira. Taulan azaltzen diren ezaugarri-unitateen laburdurak honako hauek dira: pixelak (px) distantziatarako; segundoak (s) eta milisegundoak (ms) denboretarako; eta agerpen kopuruak (#) kontatzeko.

5.5.2. Arazoak detektatzeko ezaugarrien erauzketa

Irisingarritasun-adituen gomendioei jarraituz, azkenean 11 ezaugarri erabili ziren arazoak (A) detektatzeko. Ezaugarri horiek 5.1. Taulan agertzen dira, erabilera (Er.) zutabea A gisa markatuta. Ikus daitekeenez, ezaugarri horietako bost gailua (G) detektatzeko ere erabili ziren G/A gisa markatuta 5.1. Taulako erabilera zutabea (Er.): klik kopurua (KlikK), mugimenduen norabidean egindako koadrante aldaketa kopurua (KoAldK), mugimenduen norabidean egindako koadrante aldaketa kopuruaren eta koadrante aldaketa bortitzen kopuruaren arteko ratioa (KoAldBoR/KoAldK), KurDis ezaugarriaren eta kurtsorearen hasierako posizioa eta helburuaren arteko distantziaren arteko ratioa (KurDisOpR), eta orri batean igarotako denbora (IgaroDenb).

Erregistratze-prozesuan zehar interakzio-datuek akats edo gorabeherak izan ditzakete, ezohiko edo ezinezkoak diren nabigazio-portaerak eraginez. Portaera horien eragina murrizteko eta seinale leunago bat lortzeko, Butterworth (Proakis et al. 1992) iragazkia behe-paseko iragazki gisa konfiguratuta aplikatu zitzaizen honako ezaugarri hauei: kurtsorearen abiadura (AbMed), kurtsorearen azelerazioa (AzMed), kurtsorearen gainazelerazioa edo azelerazio aldaketa (GainAzMed). Aldagai nominalen kasuan, Metodo Higikor Simple batean oinarritutako leunketa erabili zen 11 elementuko azpimultzoa erabiliz (aurreko bost elementuak, uneko elementua eta ondorengo bost elementuak).

5.2. Taulak gailu bakoitzerako, arazoak detektatzeko erabilitako ezaugarrien batez besteko balioak erakusten ditu, hori baitzen gure azken helburua (datuak gailuen eta ataza-denboren arabera banatzen dira). 5.2. Taulan erakusten diren gailu eta ataza mota bakoitzerako aldagaien batez besteko balioek iradokitzen dute erabilitako gailu motak nahiz ataza motak portaera orokorrari eragiten diola. Adibidez, taulako MiniAtazen datuena arabera, gainazelerazio (GainAzMed) balio altuenak saguari dagozkio eta txikiak aldiz teklatuari. Trackball-aren kasuan koadrante aldaketa (KoAldK) gehiago somatzen dira. Igaro denborari (IgaroDenb) dagokionez, teklatu erabiltzaileak dira denbora gehiena pasatzen dutenak atazaosatzen eta saguaren erabiltzaileak aldiz,

5.5. EZAUGARRIEN ERAUZKETA

denbora gutxiena pasatzen dutenak dira. GeldK ezaugarria aztertuz, badakigu teklatu erabiltzaileak nabigazioan geldialdi gehien egiten dituztenak direla. Gurutzaketa kopuruari dagokionez (GuruK), sagu eta teklatu erabiltzaileak trebeekak dira helburuaren inguruan kurtsorea kontrolatzen. Klik denborarik altuena (KlikDenb) aldiz, joystick erabiltzaileek markatzen dute.

Gailuak	Ezaugarriak										
	<i>GainAzelMed</i>	<i>KurDisOpR</i>	<i>KoAldBoR</i>	<i>KlikK</i>	<i>KoAldK</i>	<i>IgaroDenb (s)</i>	<i>GeldK</i>	<i>HBMugiK</i>	<i>KlikDenb (ms)</i>	<i>KlikDis</i>	<i>DKurEremu</i>
	MiniAtaza										
Teklatua	208	1,1	0,3	0,1	1,3	1,1	4,4	5,1	9	0,3	418
Joystick	868	1,4	0,5	0,1	4,8	6,3	1,6	16,0	258	0,8	476
Trackball	2.039	1,6	0,5	0,1	8,8	5,9	1,4	29,5	86	0,0	465
Sagua	3.330	1,2	0,2	0,1	1,4	1,6	0,4	7,4	91	0,3	315
	BilaketaAtaza										
Teklatua	234	2,2	0,5	0,8	2,9	46,9	8,3	5,4	311	1,0	575
Joystick	707	5,9	0,5	0,8	18,1	40,4	8,9	31,3	322	4,0	941
Trackball	1.917	6,2	0,5	0,8	40,5	39,6	9,0	59,7	117	0,1	1.117
Sagua	3.758	14,3	0,5	0,9	10,3	13,1	5,8	14,3	109	5,4	781

5.2. Taula: Arazoak detektatzeko erabiltzen diren ezaugarrien batuz besteko balioak (zentroideak) gailu eta ataza mota bakoitzerako.

MiniAtazetan ezaugarriek gailu desberdinetarako erakutsitako joerak BilaketaAtazetan ere antzematen dira, balioek ordea, kasu honetan, gora egiten dute. GeldK, KlikDenb eta KlikDis ezaugarrietan desberdintasun nabarmenak igaritzen dira gailu desberdinetarako. Bilaketa-prozesua gehitzen denean, geldirik egondako tarte kopuruaren balioak berdinak dira gailu guztientzat, trackball-ak, joystick-ak eta teklatuak balio altuagoak dituztelarik. KlikDenb-en eta KlikDis-en balio altuek erakusten dute erabiltzaileek BilaketaAtazetan denbora eta distantzia gehiago behar dutela klik egiteko; teklatu erabiltzaileek zehazki denbora gehiago (KlikDenb), eta sagukoek, berriz, distantzia handiagoa (KlikDis). Gainera, KurDisOpR-en balioaren igoerak, egindako distantziaren eta distantzia optimoaren arteko erlazioak, edo IgaroDenbk balioarenak, BilaketaAtazak, espero moduan, luzeagoak eta zailagoak direla adierazten dute.

Ondorioz, gailuen eta zereginen artean ikus daitezkeen desberdintasunek iradokitzen dute gailuaren identifikazioa garrantzitsua izango dela gerora arazoak identifikatzeko. Horrek berretsi egiten du bi faseko sistema baten beharrari buruzko hipotesia, non gailua lehenik detektatzen den, eta bigarren fasean datu multzoa gailuaren arabera banatzen den.

5.6. Gailuen detekzio automatikoa: hastapen lana

5.6.1. Datu-basearen deskribapena

Arkitekturaren lehen urrats horretan, ikasketa automatikoko algoritmoei datu multzo osoa eman zitzaien, gailuen eta MiniAtaza edo BilaketaAtazetako URL-nabigazioen araberako banaketarik egin gabe; izan ere, gailuaren ikuspegitik, ataza motak ez luke garrantzirik izan behar.

Adituek proposatutako ezaugarri guztiak kalkulatzeko, gutxieneko jarduera bat ezarri zen URL nabigazio bakoitzaren barruan. Ondorioz, bost baldintza hauek betetzen zituzten elkarrekintzak baino ez ziren gehitu datu multzora:

- Sagu-Mugimendu (*MouseMove*) gertaera kopurua gutxienez bost izan behar da. Kurtso-re mugimendu gertaera gutxi gorabehera 10 ms-tik behin erregistratzen dira, eta kurtso-rearen kokapenari buruzko informazioa ematen dute.
- Kurtso-reak egindako distantziak zero baino handiagoa izan behar du.
- RemoTest-ek klik egin den helburu-eremuaren neurriei buruzko informazioa erregistratu behar du.
- Gordetako datuen artean, klik-askatze eta klik-sakatze gertaerak egon behar dira.
- Atazaren gutxieneko iraupena (igarotako denbora) 4 segundokoa izan behar da.

Azken baldintza, igarotako denbora $\geq 4s$, elkarrekintzaren tarte ezberdinen eragina aztertzeke ezarri zen (azken % 25...). Beraz, soilik segmentu txikiagoetan bana zitezkeen atazak, definitutako ezaugarriak kalkulatzeko haina jarduera zutenak, kontutan hartu genituen. Irizpide hori hartutako konponbiderako baztertu zen, lehenik eta behin, nabigazio laburragoak hautatzeko aukera ematen zuelako, batez ere MiniAtazak, eta, bigarrenik, baieztatu genuelako nabigazioaren segmentu jakin baten erabilerak (saio luzeen banaketetatik eratorriak) ez zituela emaitzak hobetzen.

Aurrera eramandako esperimentuetatik, bost klase desorekan eta 20 ezaugarri (19 ezaugarri-igarle + klase edo helburu-ezaugarri bat) dituen datu-base bat sortu zen (ikus 5.3. Taula). Ezaugarri guztien balioak estandarizatu ziren, horrela ezaugarriek har zitzaketen balioak balio-tarte berdinetara eramanez eta beraz, sailkatzaileak eraikitzeke prozesuan balio-tarte ezberdinek izan zezaketen eragina minimizatu.

Hastapeneko lan honen helburua nabigatzeko erabili den gailua automatikoki detektatzea izan arren, etorkizun hurbileko helburua erabiltzaileen nabigazio problemak detektatzea zen eta beraz, ezaugarriak bi helburuetan pentsatuz erauzi ziren. Gure erabakia berresteko ezaugarri multzo desberdinekin esperimentatu genuen. Batetik, 5.1. Taulan agertzen diren erauzitako ezaugarrien

multzo osoarekin (25). Bestetik, irisgarritasun-adituek erabilitako gailua hautemateko garrantzitsutzat jotako zortzi ezaugarriekin (1. lehentasuneko ezaugarriak 5.1.. Azkenik, ezaugarriak automatikoki detektatzeko bi algoritmorik erabilienak (García et al. 2015) hautatutako ezaugarriekin: Hall (1998) laneko Correlation-based Feature Subset Selection (FSS) algoritmoa (M.A. Hall 1998) non korrelazioan oinarriturik ezaugarrien azpimultzoa aukeratzen den eta R. Kohavi et al. 1997 laneko Wrapper algoritmoa non emaniko sailkatzaileerako optimoak diren ezaugarrien multzoa aurkitzen den (J48 gurean).

	Klasea	Adibide kopurua
	Joystick	584
	Hatzez Teklatu	347
	Adarrez Teklatu	338
	Trackball	171
	Sagua	235
Guztira		1.675

5.3. Taula: Sortutako datu-basean bost klaseen distribuzioa.

5.6.2. Emaizak eta analisisia

Kalkulatutako ezaugarriak sailkatzaileak eraikitzeke erabili ziren, erabiltzailearen elkarrekintza-datuak erabilitako gailuaren arabera automatikoki sailkatzen dutenak hain zuzen. Sailkatzaileak ateratako ezaugarrien multzo osoarekin, irisgarritasun-adituek garrantzitsuentzat jotzen dituzten ezaugarriekin eta ezaugarriak automatikoki hautatzeko prozesu batzuek hautatutako ezaugarriekin eraiki genituen.

Esperimentuak M. Hall et al. 2009 liburuan aurkezten den Weka software ingurunean egikaritu ziren ondoko lau oinarrizko sailkatzaile erabiliz, defektuzko parametroekin: John et al. 1995 lanean aurkeztutako Naïve Bayes (NB), Aha et al. 1991 lanean aurkeztutako IBK (k bizilagun gertukoenak, k-NN, algoritmoaren implementazioa), J.C. Platt 1999 lanean aurkeztutako SVM (euskarri bektoredun makina) eta (J.R. Quinlan 1993) lanean aurkeztutako J48 (sailkatze zuhaitzak eraikitzeke C4.5 algoritmoaren implementazio librea). Hauetaz gain, sailkatze zuhaitzetan (J48) oinarritutako bi meta-sailkatzaile ere eraiki ziren: Breiman 1996 lanean aurkeztutako bagging eta Freund et al. 1996 lanean aurkeztutako boosting, non oinarri sailkatzailearen 25 iterazio egikaritutako ziren. Sailkatzaile hauen igartze-gaitasuna neurtzeko bost iteraziodun balioztatze gurutzatua (5-fold cross-validation) metodoa erabili zen: datu-basearen %80 sailkatzailea entrenatzeko erabili zelarik eta %20 berau testatzeko. 5.4. Taulan ikus daitekeenez, lau datu-base desberdin ebaluatu ziren bat aipatu ezaugarri multzo bakoitzareko:

- Adituen arabera ezaugarri garrantzitsuenak ditu (1 lehentasuna dutenak).

5. KAPITULUA - IRISGARRITASUNA

- Erauzitako ezaugarri guztiak ditu (Ezaugarri guztiak).
- Korrelazioan oinarrituriko ezaugarrien azpi-multzoa hautaketa metodoaz aukeratuak ditu (CF Subset Eval).
- Wrapper algoritmoaz detektatutako ezaugarriak ditu. Wrapper-en barne eragiketarako J48 sailkatzailea eta bilaketa algoritmo genetikoak erabili dira (Wrapper J48).

Ezaugarrien multzoa	Sailkatzaileen zehaztasun-tasak (%)					
	NB	IBK	SVM	J48	Bagg.	Boos.
Lehenetasuna 1 duten ezaugarriak	66,09	67,46	62,09	71,88	74,75	75,52
Ezaugarri guztiak	57,85	67,82	67,10	74,45	79,34	79,76
CF Subset Eval	59,64	68,96	64,12	74,87	77,97	77,25
Wrapper J48	57,85	67,88	66,57	75,82	79,7	80,78

5.4. Taula: Sailkatzaileek bost klase desberdintzean lortutako zehaztasun-tasak (%) ezaugarrien multzo ezberdinetarako (balio onena beltzuta).

5.4. Taulako balioek erakusten dute zehaztasun-tasak ez zirela espero bezain altuak. Oro har, zehaztasun-tasarik onenak sailkatzaile konplexuenekin edo meta-sailkatzaileekin lortu ziren: bagging eta boosting.

Ezaugarri multzo desberdinek sistemaren jardunari nola eragiten dioten aztertuz gero, badirudi irisgarritasun-adituek iradokitako multzoa (lehenetasuna 1 duten ezaugarriak), Naïve Bayes (NB) sailkatzaileen kasuan baino ez dela aukerarik onena. Gainerako sailkatzaileek portaera hobea dute ezaugarri multzo osoa edo automatikoki hautatutako ezaugarri-multzoak erabiltzen denean. Bi emaitza hauek ikusita, nahaste-matrizeak aztertzea erabaki genuen erroreen jatorria aurkitu asmoz.

Errorearen jatorria aztertzea

Erroreen jatorria aztertzeko, sailkatzaile onenatariko bat hautatu genuen, Wrapper-ek hautatutako ezaugarri multzoari aplikatutako J48 algoritmoan oinarritutako boosting prozedura hain zuzen, eta haren nahaste-matrizea aztertu zuen (ikus 5.5. Taula).

Balioek argi erakusten dute erroreen jatorri nagusia HatzekTeklatu eta AdarrezTeklatu klaseak bereizteko ahalmen eskasa dela. Hori aurreikusten genuen nolobait, izan ere, guk bi gailuak modu desberdinean kudeatu arren, bi kasuetan teklatura da azkenean erabiltzen den gailua. Bestalde, joystick erabiltzaileak zehaztasun handiz sailkatzen dira, F-puntuazioa %95-ekoa izanik, eta sagu eta trackball erabiltzaileekin egindako akatsak ere gutxi dira.

Hori dela eta, arazoa lau kasetara sinplifikatzea erabaki genuen, HatzekTeklatu eta AdarrezTeklatu gailuak klase berean batuz (teklatura). Datu-base

5.6. GAILUEN DETEKZIO AUTOMATIKOA: HASTAPEN LANA

berrian aurrekoan bezainbat adibide izanik, 1.675, haien distribuzioa honela aldatu zen: joystick (584), teklatua (685), trackball (171) eta sagua (235). Aurrerago azalduko dugun bezala, irisgarritasun-adituak erabaki honen alde agertu ziren arazoak antzemateko etorkizuneko helburuari begira. Izan ere, gailu multzo bakoitzerako laguntza birtual desberdinak iradoki zituzten, kurtsorearen irisgarritasuna hobetzeko.

Honela sailkatuak	a	b	c	d	e	Fp (%)
Joystick = a	114	0	0	1	2	95,00
HatzezTeklatu = b	0	49	20	1	0	72,59
AdarrezTeklatu = c	0	16	51	0	0	73,91
Sagua = d	8	0	0	35	4	80,46
Trackball = e	1	0	0	3	30	85,71

5.5. Taula: Wrapper-ek haututako ezaugarrien multzoari boosting aplikatu ostean lorturiko nahasmen-matrizea eta F-puntuazioa (%) bost klaseko arazoan.

4-klaseko problemaren ebazpena

Aurreko ataletan deskribatutako esperimentu berberak errepikatu ziren Wekan lau klaseko datu-base berrirako; NB, IBK, SVM eta J48, bagging (bagg.) eta boosting (boos.) sailkatzaileak eraiki eta ebaluatu ziren, bost iteraziodun baliotzatze gurutzatuan (5-fold cross-validation) oinarrituta.

Espero bezala, 5.6. Taulako balioek erakusten dute sailkatzaile guztiek zehaztasun-tasak handiagoak lortu zituztela. Horrek esan nahi du RemoTest plataforman egindako esperimentuetatik erauzitako ezaugarriak ikasketa automatikoko algoritmoekin konbinatuz eraikitako sistemak gai direla erabilitako gailua zehaztasunez bereizteko.

Ezaugarrien multzoa	Sailkatzaileen zehaztasun-tasak (%)					
	NB	IBK	SVM	J48	Bagg.	Boos.
Lehentasuna 1 duten ezaugarriak	82,99	83,52	80,48	87,22	89,19	90,39
Ezaugarri guztiak	77,31	83,16	84,54	88,9	92,42	93,07
CF Subset Eval	81,19	82,75	80,54	87,34	90,69	91,22
Wrapper J48	77,49	84,12	83,52	89,67	92,48	92,66

5.6. Taula: Sailkatzaileek lau klase desberdintzean lortutako zehaztasun-tasak (%) ezaugarrien multzo ezberdinetarako (balio onena belztuta).

Sailkatzaileen jarduna konparatuta, 5-klaseko datuen-basean ikusitako joera berberak errepikatu ziren: zehaztasun-tasarik onenak sailkatzaile konplexuenekin edo meta-sailkatzaileekin, bagging (bagg.) eta boosting (boos.), lortu ziren.

Ezaugarri-multzoei dagokienez, automatikoki hautatutakoak edo ezaugarri guztiak batzen dituenak antza denez, hobeto funtzionatu zuten. Emaitzarik onenak (%93-ko zehaztasun-tasa) bereziki, erauzitako ezaugarri guztien multzoari boosting aplikatzean lortu ziren.

Nahasmen-matrizeak sakonago aztertu ondoren, ikus 5.7. Taula, konturatu ginen sailkatzailea teklatuaren erabiltzaileak eta gainerako gailuen erabiltzaileak ia erabat bereizteko gai zela, gainerako hiru gailuentzat bereizmen gaitasun orokor handia mantenduz. Honek gailu mota desberdinak bereizteko sistema hierarkiko bat eraikitzearen ideia babesten du, non, lehenik teklatura gainerako gailuengandik bereizten den, eta bigarrenik, gainerako gailuak bereizten diren (joystick/trackball/sagua).

Honela sailkatuak	a	b	c	d	Fp (%)
Joystick = a	108	2	5	2	91,91
Teklatua = b	1	136	0	0	98,91
Sagua = c	6	0	40	1	84,21
Trackball = d	3	0	3	28	86,15

5.7. Taula: Wrapper metodoarekin hautatutako ezaugarrien multzoari boosting aplikatu ostean lortutako nahasmen-matrizea eta F-puntuazioa (%) lau klaseko arazoan.

Ezaugarrien garrantziaren azterketa

Datu meatzaritzako edozein prozesutan bezala, sailkapen prozesuan erabilitako ezaugarriek eragina izan zuten sailkatzaileen eraginkortasunean. Lehen esan bezala, badirudi irisgarritasun-adituek garrantzitsuentzat jotzen zituzten ezaugarriak ez zirela onenak izan gailuen sailkapenerako. Beraz, lau eta bost klaseko datu-baseetan aplikatutako bi ezaugarri hautaketa prozesuek nahiz adituek aukeratutako ezaugarri multzoak konparatzea erabaki genuen, erauzitako ezaugarrien garrantzia aztertzeko. 5.8. Taulak kontrastatu egiten du adituek egindako hautaketa eta algoritmo automatikoen egindakoa. Ezaugarri bakoitza gehienez lau aldiz hautatua izan zitekeen.

Ondorioz, ezaugarriak hautatzeko erabilitako prozesu automatiko gehien arabera, adituek oso garrantzitsutzat jotzen zituzten zortzi ezaugarrietatik bost baino ez dira eraginkorrak izan sailkapen prozesurako. Hala ere, badira hiru ezaugarri, HBDMugiR, EzHBDMugiK eta TeklaK, sailkapenerako garrantzitsuak izanik ere, adituek aintzat hartu ez dituztenak, eta ziurrenik, adituek etorkizunean kontuan hartu beharko dituzte.

Lehen adierazi bezala, ezaugarri batzuk intuitiboki erabakigarriak ez ziruditen arren gailuen detekzioarako, bakarra zegoen, KoAldBoR, gauzatutako ezaugarriak hautatzeko prozesu bakar batek aukeratu gabea. Hala ere, ezaugarri hori, ziurrenik, informatiboa izango da arazoak detektatzeko.

		Automatikoki hautatutakoak	
		Oso arruntak	Ez hain arruntak
Adituak	$L_m=1$	GertaeraK(4) GurpilKop(4) GeldMed(4) AzalMed(4) AbMed(3)	HBMugiK(2) TeklaBerK(2) DMugiK(1)
	$L_m \neq 1$	HBDMugiR (4) EzHBDMugiK(4) TeklaK(3)	KurDisOpR(2) KoAldK(2) IgaroDenb(2) KlikK(2) KurDis(1) KoAlBoK(1) KorritzeK(2) KoAldBoR(0)

5.8. Taula: Ezaugarrien erabilera.

5.7. Gailuen detekzio automatikoa: proposatutako azken sistema

Hastapen lanari esker jakin genuen ataza motak ez zuela garrantzirik gailuen detekziorako, beraz, proposatutako azken sisteman ere, datu-base osoa (DB_1) erabili genuen, gailuak eta MiniAtazei edo BilaketaAtazei dagozkien URL-nabigazioak bereizi gabe.

Etorkizuneko egokitzapenei dagokienez, irisgarritasun-aditu batzuen arabera, webgunea desgaitasuna duten pertsonen egokitu ordez, bitarteko irtenbide gisa, laguntza birtualak eman behar zaizkie kurtsoreen irisgarritasuna hobetzeko. Haien aburuz, erabiltzaileei zuzendutako irtenbideak bi gailu multzo nagusiren arabera banatuta egongo lirateke: mugimendu mugatuak dituzten gailuak (MugiMugatu) eta mugimendu askeak dituzten gailuak (MugiAske) (J.E. Pérez et al. 2016). Proposamen hau hastapeneko lanaren emaitzarekin bat dator, non bi meta-gailuak hobeto bereizten diren, teklatura (adarrez edo hatzez) eta gainerako gailuen taldea. Ondorioz, aurreko sailkapen-sistemak erabiltzailearen elkarrekintza egokitzeko proposamen berriarekin bat egin zezan, gailu guztiak urrats bakar batean sailkatu ordez, sistemak bi mailako ikuspegi hierarkikoa izatea erabaki genuen. Lehen mailan, sailkatzeko bi meta-klase zehaztu ziren sailkapenerako, antzeko portaera zituzten gailuak elkartuz: sarrera-gailu diskretuak edo mugimendu mugatuak zituzten gailuak, MugiMugatu (teklatura) eta mugimendu ez mugatuak dituzten gailuak, MugiAske deiturikoak (joystick, trackball eta sagua). Bigarren mailan, MugiAske meta-klasean bildutako gailuak modelatu eta sailkatu ziren, hau da, joystick, trackball eta sagu klaseak.

Esperimentuak Wekan egin ziren hastapen lanean erabilitako algoritmo ber-

berekin: oinarrizko sailkatzaileak, NB, IBK, SVM eta J48, defektuzko parame-troekin eta sailkatzaile zuhaitzean (J48) oinarritutako bi meta-sailkatzaileak, bagging (bagg.) eta boosting (boos.), 25 iterazio egikaritzuz. Berrero, bost ite-raziodun balioztatze gurutzatua (5-fold cross-validation) erabili zen emaitzak balioztatzeko, %80 entrenamendurako eta %20 testatzeko. Ezaugarri multzoari dagokionez, hastapeneko laneko onena hautatu zen (5.1., hots, Taulako erabil-pen (Er.) zutabean G eta G/A gisa markatutako 19 ezaugarriez osatutakoa.

5.7.1. Datu-base berriaren deskribapena

Proposatutako azken sisteman atazaren gutxieneko iraupenaren baldintza ($\geq 4s$) baztertu egin zen, eta horrek 5.6. Atalean azaldutako datu-basearen ta-maina %22 handitzea ekarri zuen (1.656 adibide izatetik eta 2.148 adibide iza-tera pasaz). Zehazki, honako lau baldintza hauek baino ez ziren ezarri: Sagu-Mugimendu (*MouseMove*) gertaera kopurua ≥ 5 , kurtsoreak egindako distantzia ≥ 0 , klik egin den helburu-eremuaren dimentsioa erregistratu izana = egia, klik-askatze eta klik-sakatze gertaera kopurua $\neq 0$.

Teorikoki, MiniAtazetan 2.160 sarrera zeuden (15 erabiltzaile x 144 MiniA-taza) eta BilaketaAtazetan, gutxi gorabehera, 540 adibide egon beharko lirateke (15 erabiltzaile x 12 BilaketaAtaza x 2-4 klik). Hala ere, 5.9. Taulan ikusten den moduan, gutxieneko jarduera bat bermatzeko ezarritako baldintzek aipatu sarrera kopuru teorikoak murriztu zituzten, MiniAtazetan 1.713 balioan utziz (DB_{2M}) eta BilaketaAtazen kasuan 435 sarreretara mugatuz (DB_{2B}).

Meta-Gailua	Gailua	Arazoen detekzioa		Tresna det. Ataza	Erabil. Kop.
		MiniAtaza	BilaketaAtaza		
MugiMugatu	Teklatua	388	76	464	4
MugiAske	Trackball	98	32	130	1
	Joystick	491	127	618	4
	Sagua	736	200	938	6
	Guztira	1.325	359	1.686	11
MugiMugatu +MugiAske	Guztiak	1.713 (DB_{2M})	435 (DB_{2B})	2.148 (DB_1)	15

5.9. Taula: Gailu eta ataza mota desberdinetarako datu-basearen adibide kopu-rua.

5.9. Taulan adierazi moduan, gailuen detekzio faserako, lehenik eta behin adibide guztiak (DB_1), ataza mota desberdindu gabe (MiniAtazak eta Bilake-taAtazak), bi datu-basetan banatu ziren: batetik, mugimendu mugatuak dituzten gailuez osatutakoa 464 adibiderekin (MugiMugatu izeneko meta-gailua) eta bestetik, mugimendu askeak dituzten gailuez osatutakoa 1.686 adibiderekin (MugiAske izeneko meta-gailua). Ondoren, MugiAske meta-gailua hiru datu-basetan banatu zen, mugimendu askeak zituzten gailuei dagozkienak: trackball 130 adibide, joystick 628 adibide eta sagua 938 adibide.

5.7.2. Emaitza berriak eta analisisia

Irisgarritasun-adituen iradokizunak jarraituz, meta-klase desberdinetako gailuen sailkapen okerra (lehen maila) akats kritikotzat jo genuen eta meta-klase bereko gailuen sailkapen okerra aldiz (bigarren maila), akats ez-kritikotzat. Beraz, eraikitako sistemaren lehen mailan, ezin hobeto diskriminatu behar diren klaseak errore kritikoa minimizatzeko bideratzen dira; bigarren mailan, berriz, elkarrekintzak antzekoagoak diren heinean, desberdintasun txikiagoak dituzten klaseei heltzen zaie.

5.10. Taulak argi erakusten du sailkatzaileak gai direla bi meta-klaseak zehaztasun-tasa handiekin bereizteko. Sailkatzaile guztiek, NB izan ezik, zehaztasun-tasa (%) handia lortzen badute ere, emaitzarik onenak meta-sailkatzaileekin lortzen dira, bereziki J48 algoritmoan oinarritutako boosting prozedurarekin, %99,26-ko zehaztasun-tasa lortuz. Ondorioz, akats kritikoa oso txikia da.

Ezaugarrien multzoa	Sailkatzaileen zehaztasun-tasak (%)					
	NB	IBK	SVM	J48	Bagg.	Boos.
Guztiak (19 ezaugarri)	90,33	96,06	96,30	98,57	99,04	99,26

5.10. Taula: Sailkatzaileek bi meta-klaseak bereiztean lortutako zehaztasun-tasak (%) (errore kritikoa). Baliorik onena belztuta dago.

Lehen mailari dagokion akats kritikoa jatorria aztertzeke asmoz, 5.11. Taulan nahaste-matrize bat aurkeztu dugu. Taulako emaitzek erakusten dute lehen mailako errore kritikoa %0,74 dela (ikus 5.10. Taula) eta MugiMugatu taldean F-puntuazioaren (%) balioa, MugiAske taldean lortutakoa baino txikiagoa dela (%98,29 >%99,52). Kontuan izan mugimendu askeak dituzten gailuek (MugiAske) burututako lau nabigazioak, zeintzuk oker sailkatuak izan diren mugimendu mugatuak dituzten gailuek egindako nabigazio gisa (MugiMugatu), akats kritikoa gisa kalkulatu direla lehen mailan, eta, beraz, ez direla errore ez-kritikoa gisa aintzat hartuko bigarren mailan.

Honela sailkatuak \Rightarrow	a	b	Fp (%)
MugiMugatu = a	460	4	98,29
MugiAske = b	12	1.672	99,52

5.11. Taula: Bi klaseko datu-baseari J48 algoritmoan oinarritutako boosting prozedura aplikatu ostean lortutako nahaste-matrizea eta F-puntuazioa (%).

Bigarren mailan mugimendu analogoa duten gailuak diskriminatzen saiatu ginen: joystick, trackball eta sagua. 5.12. Taulak erakusten duenez, baliorik onena J48 algoritmoan oinarritutako boosting prozedurak lortu zuen, %90,13-ko zehaztasun-tasa lortuz, eta, beraz, hierarkiaren bi mailak eraikitzeke prozedura hau erabili genuen.

Ezaugarrien multzoa	Saikatzailleen zehastasun-tasak (%)					
	NB	IBK	SVM	J48	Bagg.	Boos.
Guztiak (19 ezaugarri)	73,33	80,10	80,10	84,24	87,17	90,13

5.12. Taula: Mugimendu askeak dituzten hiru klaseak bereiztean saikatzaille desberdinek lortutako zehastasun-tasak (%) (errore ez-kritikoa).

Bigarren mailako errore ez-kritikoaren jatorria aztertzeko, 5.13. Taula aurkeztu dugu. F-puntuazioaren balioak aztertuz, akats gehienak sagua trackball gisa oker saikatzean ematen direla ikus daiteke, nahiz eta joystick-a ehunekotan, neurri handiagoan, oker saikatu den. Bigarren mailako errore ez-kritikoa zehazki, %9,87 da (ikus 5.12. Taula). Beraz, bi mailako gailu automatikoen saikapen-sistemaren errore orokorra %8,43 da. Proposatutako azken sistemaren errore kritikoa (%0.74) hastapeneko lanean lortutako errore globala baino txikiagoa da (%6,93, ikus 5.6. Taula), non gailu guztiak urrats bakar batean saikatzeten ziren. Horregatik, azaldu berri dugun sistema hierarkikoa etorkizuneko erabiltzaileen elkarrekintza egokitzeko hobea dela uste dugu.

Honela saikatuak \Rightarrow	a	b	c	Fp (%)
Trackball = a	122	1	3	73,72
Joystick = b	38	536	40	90,16
Sagua = c	45	38	849	93,09

5.13. Taula: Ezaugarri guztiak eta klase bakoitzeko adibideak dituen datubaseari J48 algoritmoan oinarritutako boosting prozedura aplikatu ostean lortutako nahaste-matrizea eta F-puntuazioa (%).

5.8. Arazoen detekzio automatikoa

5.8.1. Patroi aurkikuntzarako clusteringa

Clustering algoritmoak, gainbegiratu gabeko ikasketako algoritmo mota bat, datuen barruan portaera-patroiak detektatzeko baliogarriak dira, datuen egitura edo klasea aurretik ezagutzen ez denean. Ezaugarrien (*eza*) balioak tresnaren arabera desberdinak direla aintzat hartuz, ideia lehenik eta behin gailu (*gail*) eta ataza mota bakoitzerako, MiniAtaza (M) eta BilaketaAtaza (B) clustering-a egikaritzea da. Ondoren, portaera anomalo bat erakusten duten klusterrak (i, j) automatikoki hautatuko lirarteke, hots, irisgarritasun-adituek helburu honetarako hautatutako ezaugarrien balioen desbideratze handienak dituztenak. Helburu horrekin, kluster bakoitzaren barruan bildutako adibideen batez besteko portaera, kluster zentroidea (MiniAtazak $MZ_{i,eza}^{gail}$ eta BilaketaAtazak $BZ_{j,eza}^{gail}$ hurrenez hurren), portaera orokorrarekin konparatzen da, ikusi zentroide globa-

la $(MZG_{ezau}^{gail}, BZG_{ezau}^{gail})$ 5.2. Taulan non, gailu eta ataza mota bakoitzerako balioak erakusten diren.

Clustering algoritmoaren parametro nagusietako bat partizio onena lortzeko sortutako kluster kopurua (k) da. Tesi honen barruan egindako kluster baliozkotasun indizeen (CVI) inguruko ekarpenean (Yera et al. 2017a) frogatu moduan, k egokiena hautatzeko zenbait CVI-en arteko erabakiak fusionatzeko estrategiak erabiltzea, CVI bakar bat erabiltzea baino eraginkorragoa da. Beraz, nabigazio-arazoak detektatu genituen k -means (Lloyd 1982) algoritmoa k balio desberdinekin egikaritzu eta ondoren, k onena hautatu genuen zortzi CVI-en arteko erabakiak fusionatzeko estrategia batekin, zerrendatutako hauekin hain zuzen: Silhouette (Rousseeuw 1987), Davies-Bouldin variation (Kim et al. 2005), Caliński-Harabasz (Caliński et al. 1974), Davies-Bouldin (Davies et al. 1979), COP (Gurrutxaga et al. 2010) eta GD33, GD43 and GD53 Dunn Indize Orokortuak (Bezdek et al. 1998).

Patroi aurkikuntza MiniAtazetan

BilaketaAtazekin alderatuta (DB_{2B}), MiniAtazak (DB_{2M}) zuzenagoak dira, erabiltzaileak une oro helburu finkoa duelako eta beraz, helburu ezezagun batean pentsatzeko tarterik ez dutelako. Aldagaiei dagokienez, bi ataza moten arteko desberdintasunik handiena ataza osatzeko behar den batez besteko denbora da (5.14. Taulan erakusten da). Balioei dagokienez, bigarren taldearentzat (BilaketaAtazak) osagai kognitiboaren eragina argia da, izan ere, batez besteko, mediana eta gehieneko denborak nabarmen handitzen dira gailu guztientzat, nahiz eta haien ranking eta aldeak mantendu egiten diren bi ataza motetan. Gainerako ezaugarrien balioak ere nabarmen aldatzen dira gailuaren arabera.

Kluster (i) baten batez besteko portaera dagokion gailuaren ($gail$) nabigazio guztien portaera orokorrarekin alderatu ahal izateko, aldeztatik ezaugarrien ($ezau$) balio guztiak gailu bakoitzeko normalizatu ziren (banaketa normala). 5.1 Ekuazioan erakusten den bezala, zentroide globalaren (MZG_{ezau}^{gail}) bi desbideratze estandar edo gehiago ($2desbest_{ezau}^{gail}$) desbideratzen diren kluster zentroideak ($MZ_{i,ezau}^{gail}$) nabigazio arazoak identifikatzeko hautagai egokitzen jo genituen.

$$MZ_{i,ezau}^{gail} \geq MZG_{ezau}^{gail} + 2desbest_{ezau}^{gail}, gail \in \{Te, Jo, Tr, Sa\}, i \in \mathbb{N}, i \leq 15 \quad (5.1)$$

MiniAtazen datu-baseen tamainak kontuan hartuta (gailu bakoitzeko bat), k -means algoritmoarentzat (Lloyd 1982) honako k balioak probatu genituen, 10, 15, 20 eta 25. Gailu bakoitzerako partizio onenak ebaluatzeko zortzi kluster baliozkotasun indize (CVI) erabili ostean, CVI-ek lau gailuetarako hautatutako batezbesteko k kalkulatu genuen (14,53). Ondoren, k hurbilena ($k=15$) hautatu genuen, MiniAtazen lau datu-baseetan arazoak detektatzeko erabilitako k -means algoritmoarentzat.

5. KAPITULUA - IRISGARRITASUNA

	Min.	1. Ko.	Mediana	Batazb.	3. Ko.	Max.
MiniAtaza						
Teklatua	3,9	7,5	10,1	10,6	12,7	38,9
Joystick	2,0	4,1	5,3	6,3	7,1	42,3
Trackball	2,5	4,4	5,4	5,9	6,5	19,4
Sagua	0,6	1,0	1,2	1,6	1,6	22,0
BilaketaAtaza						
Teklatua	3,7	21,6	38,7	46,9	61,9	176,1
Joystick	5,3	14,9	27,1	40,4	58,2	164,8
Trackball	7,5	15,1	28,7	39,6	49,4	162,5
Sagua	1,4	5,4	8,7	13,1	15,9	81,4

5.14. Taula: Ataza mota bakoitza osatzeko behar den denbora (segundotan) gailu bakoitzeko.

Patroi problematikoak eta adierazleak

Ezaugarrien balioak desbideratuta zituzten klusterrak automatikoki hautatu ostean, patroi problematiko batzuk eta haien esanahiak ondorioztatu genituen. Inferitutako patroi problematikoak eta haien esanahiak hurrengo paragrafoetan azalduko dira.

- **1. Patroia: distantzia handiegia.** Horren adierazlea KurDisOpR ezaugarria da. Helburu hautaketa egitean izandako arazo baten iragarle ona da; kurtsoarek egindako distantzia, aurreikusitakoa bainoa askoz luzeagoa da. Hala ere, arazoaren zergatia ezezaguna da. Arazoaren zergatia aztertzeke, beharrezkoa da KurDisOpR-ekin batera piztutako beste atributuak aztertzea.
- **2. Patroia: denbora gehiegi.** Patroi honen adierazlea IgaroDenb ezaugarria da. Ataza osatzeko zailtasunaren iragarle ona da; atazaren iraupena aurreikusitakoa bainoa luzeagoa izan da. Hala ere, arazoaren zergatia aztertzeke, IgaroDenb-ekin batera aktibatutako beste ezaugarriak aztertu beharko dira. Beraz, ezaugarri hori, normalean, hainbat arazok eragiten dute.
- **3. Patroia: norabide-zuzenketak** Patroi honen adierazleak KoAldK edo KoAldBoR ezaugarriak dira eta norabide-zuzenketak egiteko normalean geldialdi laburrak egin behar direnez, GeldK ezaugarriarekin aktibatzen dira.
- **4. Patroia: alferrikako klikak.** Patroi honen adierazlea KlikK ezaugarria da. Zuzendutako ataza batean arrunta ez den portaera da, are gehiago, baldartasunaren adierazlea izan liteke.
- **5. Patroia: helburuaren inguruko zailtasunak.** Patroi honen adierazlea HBMugiK ezaugarria da. Bereziki, helburuan lurreratzeko kon-

trol eta zehaztasun falta adierazten du. Helburu baten gaintik igaro ostean, norabidea zuzendu beharra dago, horregatik, sarritan 3. Patroiarekin batera agertzen da. Testuinguru honetan, erabiltzaileak helburua gaizki klikatu dezake, horregatik, sarritan 4. Patroiarekin batera agertuko da.

- **6. Patroia: klik luzeak.** Patroi honen adierazlea KlikDenb ezaugarria da. Zuzendutako ataza batean, portaera ezohikoa da eta berez, portaeraren zalantziaren adierazlea dela ematen du.
- **7. Patroia: geldialdi gehiegi.** Patroi honen adierazlea GeldK ezaugarria da. Gehienbat, zuzenketa-ekintzarekin lotuta dago (3. Patroia), baina kasu batzuetan ikusi dugu erabiltzaileak ez duela zuzenketarik egiten eta norabide berean jarraitzen duela, kurtsorearen kontrola berriro hartzen saiatzen ari dela aditzera emanez.

5.15. Taulan, automatikoki hautatutako klusterretatik inferitutako patroia problematikoak (*Patr*) eta patroia bakoitzean desbideratutako ezaugarriak laburbiltzen dira. Bertan, ezaugarri baten desbideratze esanguratsua x ikurrarekin adierazten da eta gutxienez, markatutako ezaugarrietako baten desbideratzea [x] ikurraren bidez (edo baldintza).

Patr	Ezaugarriak							
	<i>KurDisOpR</i>	<i>KoAldBoR</i>	<i>KlikK</i>	<i>KoAldK</i>	<i>IgaroDenb (s)</i>	<i>GeldK</i>	<i>HBMugiK</i>	<i>KlikDenb (ms)</i>
P1	x							
P2					x			
P3		[x]		[x]		x		
P4			x					
P5							x	
P6								x
P7						x		

5.15. Taula: Inferitutako zazpi patroia problematikoen deskribapena eta haiei lotutako atributuak MiniAtazetan.

Taularen arabera, irisgarritasun-adituek nabigazio-arazoan adierazle egoki gisa aukeratutako 11 ezaugarrietatik hiru, GainAzalMed, KlikDis eta DKurE-remu, ez ziren inferitutako zazpi patroia problematikoekin parekatu. Hala ere, ekarpen honetan identifikatu ez diren beste arazo mota batzuekin zerikusia izan

5. KAPITULUA - IRISGARRITASUNA

dezakete. Beraz, hiru ezaugarri horien balioak ez dira erakutsiko ez patroï problematikoak deskribatzen dituzten taulan (5.15. Taula), ezta patroï problematikoak dituzten klusterren adibidea erakusten dituzten tauletan ere (5.16. eta 5.17. Taulak).

5.16. Taulak gailu bakoitzerako, problematiko bezala identifikatutako kluster baten adibidea erakusten du. Taulan klusterren zentroideen desbideratze estandarra eta lotutako patroï problematikoak (Patroia zutabea) jasotzen dira, letra lodiz desbideratutako ezaugarriak markatuz, hau da, bi desbideratze estandarretik (desbest) gorako desbideratzeak dituztenak. Horretaz gain, Taulan kluster barruko nabigazioetako bat irudikatzen duen irudi baten erreferentzia ere jasotzen da gailu bakoitzeko (Irudia zutabea). Kontuan izan 6. Patroia (klik luzeak) irudikatzea zaila dela, 5.10. Irudiko nabigazio patroian antzematen den moduan. Argi dago irudikatutako nabigazio bakoitza identifikatutako hainbat patroïri lotuta dagoela, eta horrek esan nahi du arazoak dituzten erabiltzaileak ziurrenik zailtasunak aurkitzen ari direla alderdi askotan.

			Zentroidea: $MZ_{i,ezau}^{gail}$							
Irudia	Gailua	Patroia	KurDisOpR	KoAldBoR	KlikK	KoAldK	IgaroDenb (s)	GeldK	HBMugik	KlikDenb (ms)
5.6.	Teklatua	1, 2, 3, 7	2,21	1,48	0,87	2,06	2,21	2,24	1,78	-0,03
5.7.	Joystick	1, 2, 4, 5	4,48	0,94	4,52	2,35	6,77	5,61	2,58	0,58
5.8.	Trackball	6	-0,13	0,41	-0,18	0,15	0,56	1,73	1,00	2,49
5.9.	Sagua	1, 2, 3, 4	6,51	1,03	6,33	5,82	7,24	7,94	0,77	1,08

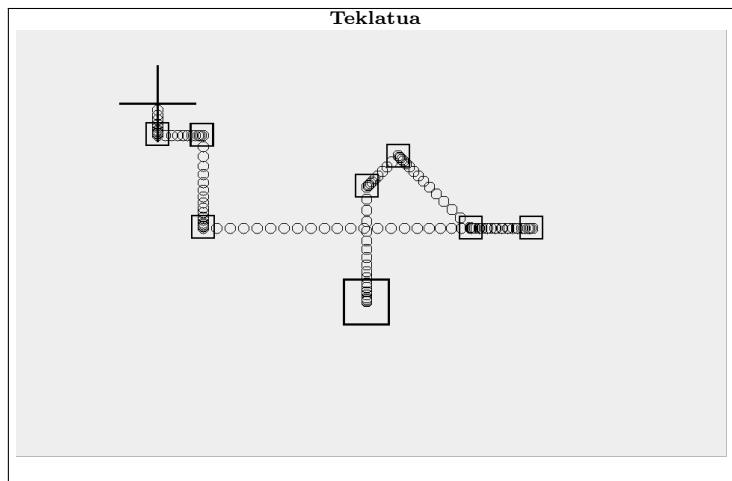
5.16. Taula: MiniAtazen nabigazioetan detektatutako patroï problematikoak eta dagozkien zentroideak, 5.1 Ekuazioaren arabera desbideratutako ezaugarriak letra lodiz adieraziz.

5.6. eta 5.9. arteko Irudietan, gailu eta kluster bakoitzeko adibidea bat grafikoki irudikatzen da, klusterrean detektatutako patroï gehienak bertan antzeman daitezkeelarik: teklatura 5.6. Irudian, joystick-a 5.7. Irudian, trackball-a 5.8. Irudian and saga 5.9. Irudian. Jarraian, irudietan erabilitako ikurrak deskribatuko ditugu:

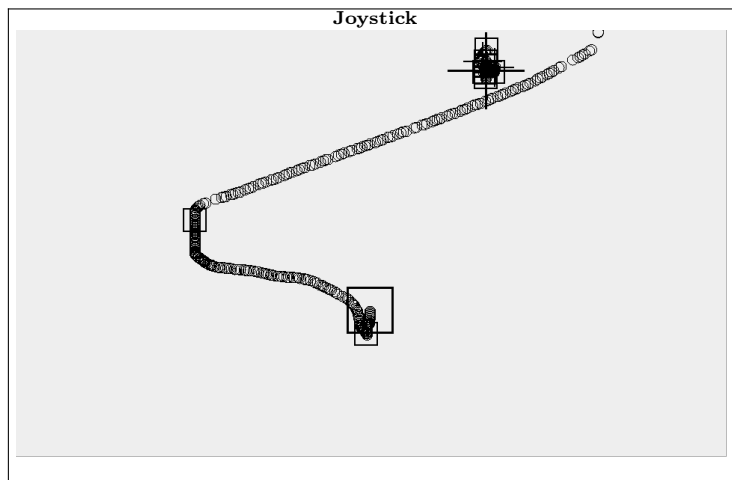
- Karratu handia: abiapuntua irudikatzen du.
- Karratu ertaina: kurtsorearen geldialdi bat adierazten du.
- Zirkunferentzia txikia: kurtsorearen posizioa adierazten du 10 ms bakoitzeko.
- Zirkunferentzia ertaina: korritzea non egin den erakusten du.

5.8. ARAZOEN DETEKZIO AUTOMATIKOA

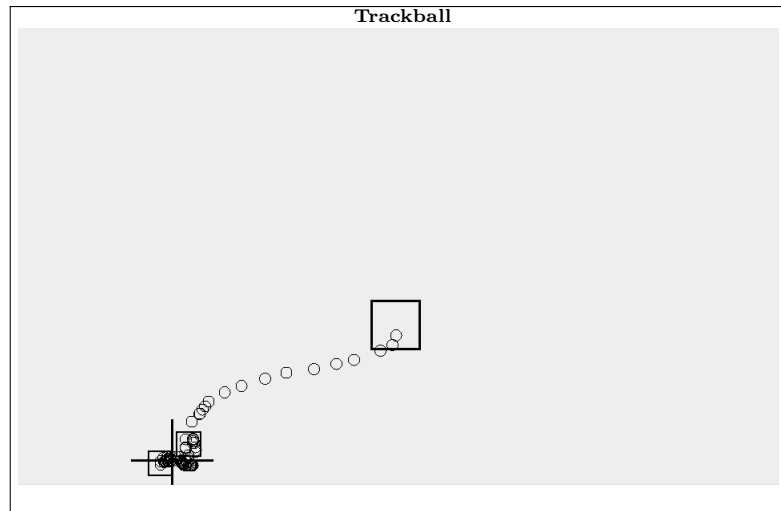
- Gurutze ertaina: klik bat egin dela esan nahi du.
- Gurutze handia: helburuaren posizioa adierazten du.



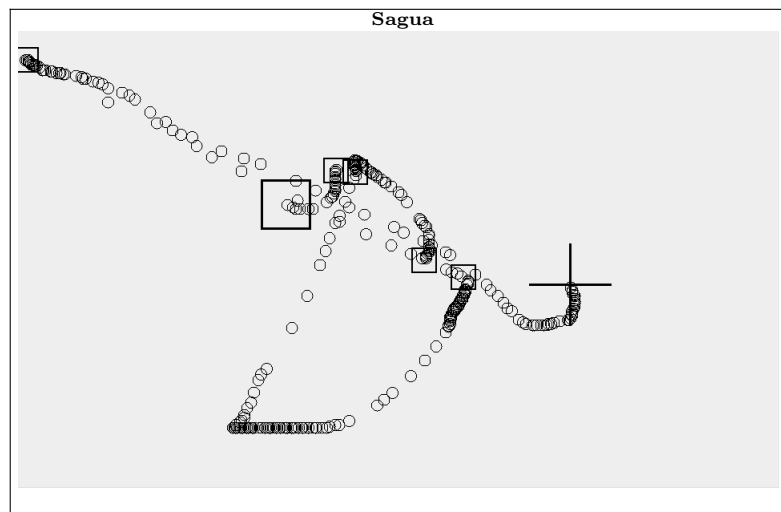
5.6. Irudia: 7. klusterretik ateratako teklatuaren nabigazio problematiko baten adibidea, non norabide-zuzenketak (P3) eta gehiegizko geldialdiak (P7) bereziki antzeman daitezkeen.



5.7. Irudia: 12. klusterretik ateratako joystick-aren nabigazio problematiko baten adibidea, non gehiegizko denbora (P2) eta helburuaren inguruko zailtasunak (P5) bereziki nabarmenak diren.



5.8. Irudia: 10. klusterretik ateratako trackball-aren nabigazio problematiko baten adibidea, non klik luzeak (P6) antzematen diren.



5.9. Irudia: 7. klusterretik ateratako saguaren nabigazio problematiko baten adibidea, distantzia handiegia erakusten duena (P1).

Patroi aurkikuntza BilaketaAtazetan

Kluster (j) baten batez besteko portaera dagokion gailuko nabigazio guztien portaera orokorrarekin konparatzeko, aldez aurretik ezaugarrien (*ezau*) balio guztiak gailu bakoitzeko normalizatu genituen (banaketa normala). 5.2 Ekuazioan erakusten den bezala, kasu honetan, zentroide globalaren (BGZ_{ezau}^{gail}) desbideratze estandar bat ($1desbest_{ezau}^{gail}$) edo gehiago desbideratzen diren kluster zentroideak ($BZ_{j,ezau}^{gail}$) nabigazio-arazoak identifikatzeko baliagarriak bezala definitu genituen. BilaketaAtazen ezaugarrien batez bestekoen eta desbideratze estandarraren igoerak atalase berri hori justifikatzen dute, hemengo atazak aurreko kasuan baino konplexuagoak baitira.

$$BZ_{j,ezau}^{gail} \geq BGZ_{ezau}^{gail} + 1desbest_{ezau}^{gail}, gail \in \{Te, Jo, Tr, Sa\}, j \in \mathbb{N}, j \leq 4 \quad (5.2)$$

BilaketaAtazen datu-baseen tamainak kontuan hartuta (gailu bakoitzeko bat), k-means algoritmoarentzat (Lloyd 1982) honako baldintza betetzen duten k balioak frogatu genituen: $k \in \mathbb{N}$, $k \leq 12$. Gailu bakoitzerako partizio onenak ebaluatzeko zortzi kluster baliozkotasun indize (CVI) erabili genituen. Ondoren, CVI-ek lau gailuetarako hautatutako batez besteko k kalkulatuak genuen (3,72) eta k hurbilena ($k=4$) arazoaren detekziorako erabili genuen, BilaketaAtazen lau datu-baseetan. Hautaketa CVI-en arabera egin bazen ere, bi kasuetan, kluster tamaina berdintsuko partizio multzo bat eskuratu zen. MiniAtazen nabigazioetarako (zaituak $k=15$ erabiliz), kluster bakoitzeko batez beste, 25,9, 32,7, 6,5 eta 49,1 nabigazio eskuratu genituen (teklatura, joystick, trackball eta sagua, hurrenez hurren); BilaketaAtazen nabigazioen kasuan, berriz, antzeko kluster tamainak lortu ziren $k=4$ erabiliz: 19,0, 31,8 eta 50,5 (teklatura, joystick, trackball eta sagua, hurrenez hurren).

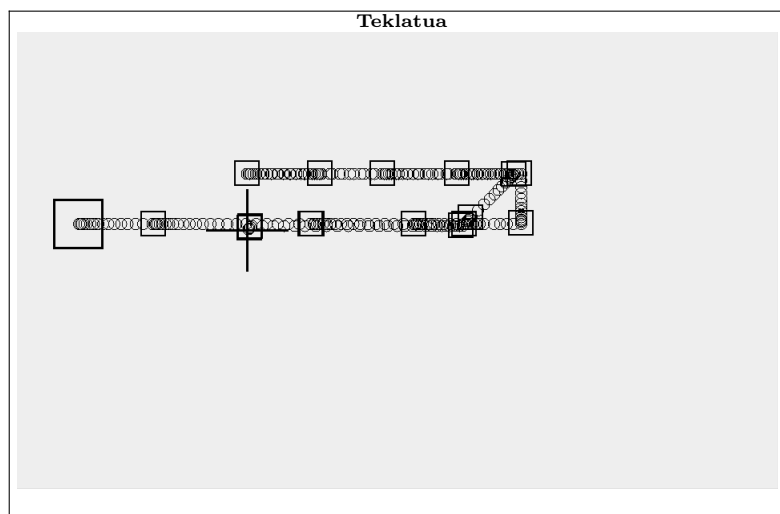
Desbideratutako klusterretan antzemandako patroiak, MiniAtazetan atzemandakoen oso antzekoak izan ziren (begiratu 5.8.1. Atala). Ezberdintasun bakarra HBMugiK ezaugarrian eman zen, zein BilaketaAtazetan inoiz ez zen desbideratu, testuinguru honetan 5. patroia (helburuaren inguruko zailtasunak) desagertu araziz. Hau ulergarria da, izan ere, MiniAtazetan erabiltzaileek helburu partikularrak lortu behar dituzte eta BilaketaAtazetan ordea, askatasunez erabakitzen dute zer helburu lortu nahi dituzten, ariketa honetan zehatzagoak izan daitezkeelarik.

5.17. Taulan gailu bakoitzerako problematiko bezala identifikatutako kluster baten adibidea erakusten du. Taulak klusterren zentroideen desbideratze estandarra eta lotutako patroia problematikoak (Patroia zutabea) erakusten ditu, desbideratutako ezaugarriak letra lodiz markatuz (>1 desbest). Taulan, halaber, kluster barruko nabigazioen adibide bat erakusten duen irudi baten erreferentzia ere jasotzen da (Irudi zutabea).

5. KAPITULUA - IRISGARRITASUNA

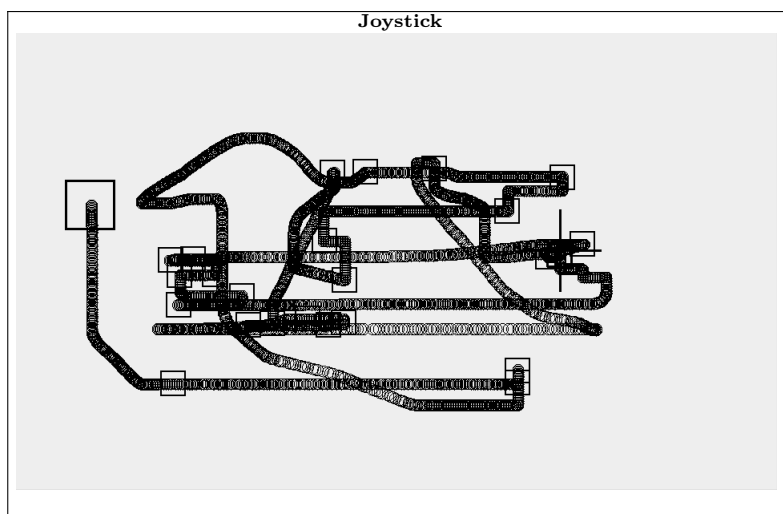
Irudia	Tresna	Patroia	Zentroidea: $BZ_{j,ezau}^{gail}$							
			<i>KurDisOpR</i>	<i>KoAldBoR</i>	<i>KlikK</i>	<i>KoAldK</i>	<i>IgaroDenb (s)</i>	<i>GeldK</i>	<i>HBMuigiK</i>	<i>KlikDenb (ms)</i>
5.10.	Teklatua	1, 2, 3, 7	0,20	0,30	1,07	1,27	1,47	1,55	0,61	0,51
5.11.	Joystick	2, 3, 4	0,75	-0,18	0,19	1,32	1,33	1,17	0,38	0,17
5.12.	Trackball	4, 6	-0,23	-0,13	1,56	0,21	0,49	0,91	0,22	1,49
5.13.	Sagua	2, 3, 4, 7	0,83	-0,04	1,18	2,11	1,39	1,96	0,44	0,19

5.17. Taula: BilaketaAtazen nabigazioetan detektatutako patroia problematikoak eta dagozkien zentroideak, 5.2 Ekuazioaren arabera desbideratutako ezaugarriak letra lodiz adieraziz.

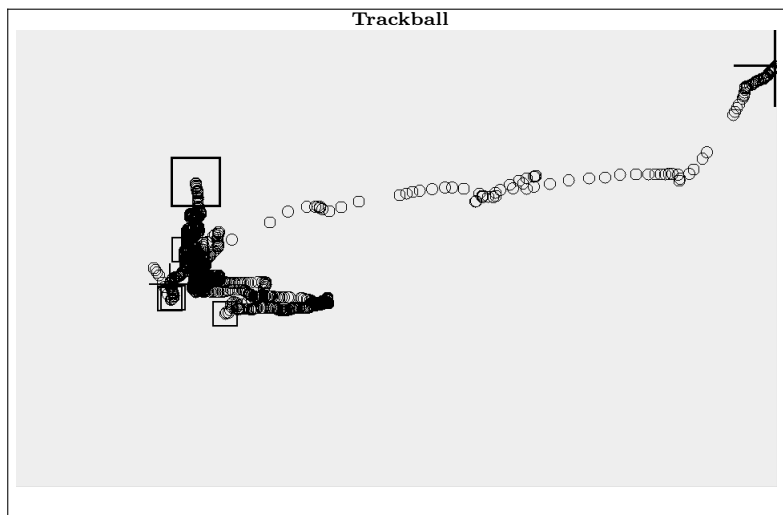


5.10. Irudia: 3. klusterretik ateratako teklatuaren nabigazio problematiko baten baten adibidea, non gehiegizko distantzia (P1) erraz antzeman daitekeen.

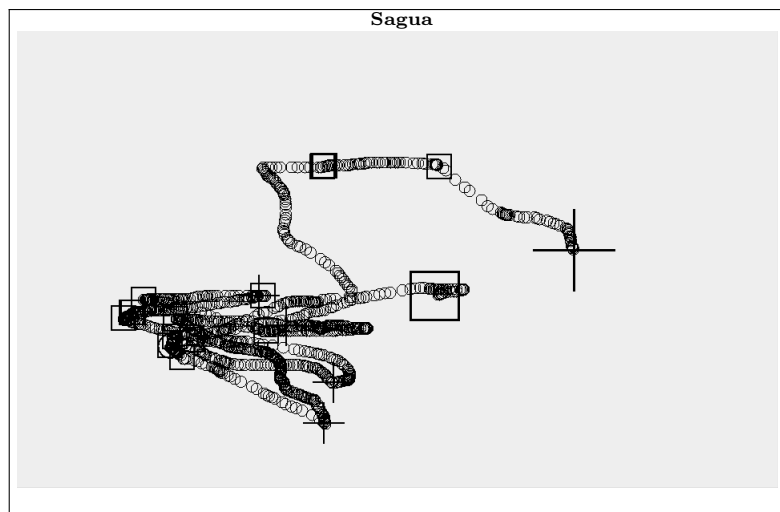
5.8. ARAZOEN DETEKZIO AUTOMATIKOA



5.11. Irudia: 1. klusterretik ateratako joystick-aren nabigazio problematiko baten adibidea, non gehiegizko denbora (P2) eta norabide-zuzenketak (P3) oso hautemangarriak diren.



5.12. Irudia: 2. klusterretik ateratako trackball-aren nabigazio problematiko baten adibidea, non alferrikako klikak (P4) argi ikusten diren.



5.13. Irudia: 4. klusterretik ateratako saguaren nabigazio problematiko baten adibidea, non gehiegizko geldialdiak (P7) erraz identifikatu daitezkeen.

5.8.2. Antzemandako patroien erabilera nabigazioa errazteko

Diseinatutako sistema nabigazio-arazoak denbora errealean detektatzeko erabil daiteke. Erabiltzaile batek web plataforma batekin elkarreragiten duenean, RemoTest tresnaz bildutako datuetatik 25 ezaugarri erauzi daitezke. Ezaugarri horietatik 19 lehenengo fase batean erabiliko dira, erabilitako gailua automatikoki detektatzeko, 5.7. atalean deskribatutako ereduaren arabera. Gero, gailuaren eta atazaren arabera, partizio egokian hurbilen dagoen klusterra erabili daiteke (IBK edo k-NN klusterren zentroideei IBK edo k-NN aplikatuz) erabiltzaileak arazoak dituen ala ez jakiteko eta arazo mota zehazteko.

Detektatutako patroï problematikoen multzoak aplikazio praktikoak ditu. Patroï problematikoek, erabiltzaileek izandako irisgarritasun-oztopoak deskribatzeaz gain, horiek saihesteko egokienak diren egokitzapen-teknikak definitzea ahalbidetzen dute. Helburu honekin, hurrengo paragrafoetan patroï problematikoen balizko zergatiak aztertuko dira, bideragarriak diren zenbait soluzio proposatuz.

1. Patroia (distantzia handiegia) eta 2. Patroia (denbora gehiegi) burututako analisisan aurkitutako beste patroï batzuen ondorio dira. Esaterako, patroï horiek lotura zuzena dute 5. Patroïarekin (helburuaren inguruko zailtasunak) eta ondorioz, erabiltzaileak nahi den helburua aukeratzeko distantzia eta denbora handiagoa beharko du. Era berean, 3. Patroia (norabide-zuzenketak) erabilitako sarrera-gailuaren maneiaren nahiz erabiltzailearen ezaugarri espezifikoen ondorio izan daiteke. Adibidez, sarrera-gailu diskretuek (mugimendu

mugatuak dituzten gailuak, teklatura kasu) aukera ematen diote erabiltzaileari kurtsorea norabide lehenetsietan bakarrik mugitzeko: horizontala H_i (non i , E edo M izan daitekeen), bertikala B_i (non i , I edo H izan daitekeen) eta diagonalak D_i (non i , IE , HE , HM edo IM izan daitekeen). Helburuak zuzenean angelu lehenetsi hauetako bat jarraituz lortu ezin direnean, erabiltzaileak helburua lortzeko ibilbidea zuzendu beharko du (angelu desberdinak hautatuz).

Kontrol gabeko mugimenduak dituzten pertsonak, garuneko paralisia duten pertsonak kasu, zailtasunak izan ditzakete kurtsorea mugitzen duten bitartean eskuaren posizioari eusteko, kurtsorearen ibilbidean zuzenketak eraginez (3. Patroia) eta helburua hautatzean geldialdi gehiago eraginez (7. Patroia). Horretaz gain, helburuaren tamaina desegokia denean, kontrol gabeko mugimenduek helburuaren hautaketa zaildu dezakete (5. Patroia). Kontrol falta horrek ere nahi gabeko mugimenduak eragin ditzake klik egiteko prozesuan zehar, kurtsorea helburutik urrundu eta, ondorioz, "alferrikako klikak" sortuz (4. Patroia). Honekin batera, erabiltzaile hauek abian den ekintza gelditzeko zailtasunak badituzte ere, zailtasunak ere izan ditzakete joystick-aren, trackball-aren edo saguaren botoiak sakatzeko, "klik luzeak" eraginez (6. Patroia). Egoera honek helburutik kanpoko klikak eragin ditzake (4. Patroia) edo kurtsorea klik egiten den bitartean mugitzea, klik gertaera ez aktibatzea ekarri.

Hainbat estrategia erabil daitezke erabiltzaileari helburuak eraginkorki hautatzea ahalbidetzeko. Esaterako, *bubble cursor* izeneko teknikak kurtsorearen hautaketa-eremua handitzen du, eskura dituen helburu hautagarrien kopuruaren arabera (Grossman et al. 2005). Irtenbide alternatibo bat kurtsorea erakartzen duen *magnetic* izeneko helburua izan daiteke (Park et al. 2006). Kasu horretan, kurtsorea helburu batetik gertu dagoenean, kurtsorea helburuaren erdigunera erakartzen da, aukeratzea errazteko. Beste egokitzapen posible bat *goal crossing* izeneko da (Wobbrock et al. 2008), zeinek kurtsoreak zeharkatzen duenean helburua aktibatzen duen. Egokitzapen honi esker, klik egitea ez da beharrezkoa, beraz, errazagoa da helburu txikiak aukeratzea. *Cross cursor* izeneko teknikak pantaila zona desberdinetan banatzen du zeharkako barra baten bidez, gurutze baten modukoa izanik. Barra horrek helburu bakoitzaren eremuaren koordenuak adierazten ditu, helburu bakoitzari letra bat lehenetsiz eta erabiltzaileak helburu zehatz bat aukeratu dezake dagokion letra idatziz. Prozedura horrek zuzenketa eta geldialdi kopurua murrizten du.

Badirudi *goal crossing* teknika egokia dela trackball erabiltzaileentzat, ez baitu maneiatzeko zehaztasunik eskatzen eta botoien erabilera minimizatzen baitu. Bestalde, joystick erabiltzaileek *magnetic* eta *bubble cursor* teknikai etekina atera diezaiekete, eta teklaturaren erabiltzaileek, oro har, *cross cursor* teknika nahiago izaten dute, helburua aukeratzeko ahalegina murrizteko lagungarria den heinean. Beraz, 3., 4., 5., 7. patroien agerpena murrizten laguntzeko teknika egokiak hauta daitezke, erabilitako gailuaren arabera.

6. Patroiarekin lotutako arazoei dagokienez, hainbat teknika erabil daitezke. Adibidez, *click on down*, *click on up*, *steady click* edo *goal crossing*. *Click on down* izeneko teknika erabiliz, helburua aukeratzeko da erabiltzaileak botoia sakatu bezain laster. Era berean, *click on up* izeneko teknikarekin helburua erabiltzaileak botoia askatzen duen unean aukeratzeko da. *Steady click* teknikak

ordea, klik gertaeran zehar kurtsorea "izoztu"egiten du, helburua aukeratzea ahalbidetuz erabiltzaileak kurtsorea helburutik urruntzen badu ere (Trewin et al. 2006).

Erabiltzaile bakoitzarentzako teknikarik egokiena aukeratzeko, beharrezkoa da helburuak nola aukeratzen dituzten behatzea. Erabiltzaileak klikaren hasieran kurtsorea helburuaren gainean jartzeko eta klikaren bitartean kurtsorea mugiarazteko joera badu, *steady click* edo *click on down* teknikak erabil daitezke. Bestalde, erabiltzaileak klik egin bitartean kurtsorea mugitzeko eta klikaren bukaeran kurtsorea helburuan jartzeko joera badu, *click on up* teknika erabili liteke.

Patroi bakoitzak irisgarritasun-oztopoak saihesteko hainbat teknika lotuta dituen heinean, erabiltzaile jakin batentzat egokiena dena aukeratzea haren ezaugarri zehatzen arabera da. Teknika horietako batzuk erabiltzaileek eurek hauta ditzakete interfazeak aurrean dituztenean, baina detektatutako gailuaren eta arazoaren arabera, egokitzapen-sistemek eurek ere hauta ditzakete.

5.8.3. Laburpena

Gaur egun gaitasun digitalak duen garrantziaren ondorioz, funtsezkoa da desgaitasuna duten pertsonen gailu eta aplikazio digitalak erabilera ahalbidetzea, are gehiago, webgunearen elkarrekintza beren beharretara automatikoki egokitzeko gaitasuna izatea. Gaur egungo egokitzapen-sistema gehienak erabiltzaile profil lehenetsiei lotuta daude. Hala ere, erabiltzailearen ezaugarrien detekzio automatikoak egokitzapen-sistemak eraikitzea ahalbidetzen du, hots, erabiltzailearen ezaugarrietara egokitzen diren egokitzapen automatikoak eskaintzea.

Kapitulu honetan, egokitzapen-sistemei ekarpena egin diogu, bi urratseko arkitektura duen sistema bat proposatuz, desgaitasun fisikoa duten erabiltzaileen web-nabigazioko arazoak detektatzen dituen (ikus 5.14. Irudia).

Lehen urratsa, ordenagailuarekin izandako elkarrekintzan erabilitako gailua (Joystick, HatzezTeklatu, AdarrezTeklatu, Trackball edo Sagua) automatikoki detektatzea da. Bigarren urratsean, ordenagailuarekin elkarrekintzan ari den bitartean erabiltzaileak izan ditzakeen arazoak detektatzen dira. Erabiltzen ari den gailua eta dauden arazoak ezagutzeak bide emango du egokitzapenik aproposena ezartzeko. Kapitulu honetan proposatutako sistema RemoTest plataformak bildutako web erabiltzailearen elkarrekintza datuetan eta datu hauei aplikatutako datu meatzaritza prozesu oso batean oinarritzen da. Zehazki, ataza mota bakoitzerako bildutako elkarrekintza datuetan oinarrituz 25 ezaugarri kalkulatu genituen, gero, sistemaren bi urratsetan erabiliz. Lehen urratserako, sailkatzaile hierarkiko bat eraiki genuen, ezaugarri multzo onenarekin (19), lehenik bi gailu multzo nagusiak, eta, ondoren, multzo horietako bakoitzaren barruko gailuak bereizteko gai zena. Egokitzapenen ikuspegitik uste dugu eraikitako sailkatzailea eraginkorra dela, akats kritikoa, mugimendu mugatuak eta mugimendu askeak dituzten gailuak oker sailkatzean ematen dena, oso txikia baitzen, %0,74. Sistemaren bigarren urratsean, ataza mota bakoitzerako eta gailu bakoitzerako, k-means clustering algoritmoa egikaritu zen. Ondoren, nabigazio patroi problematikoak izateko aukera handiak zituzten klusterrak automatikoki

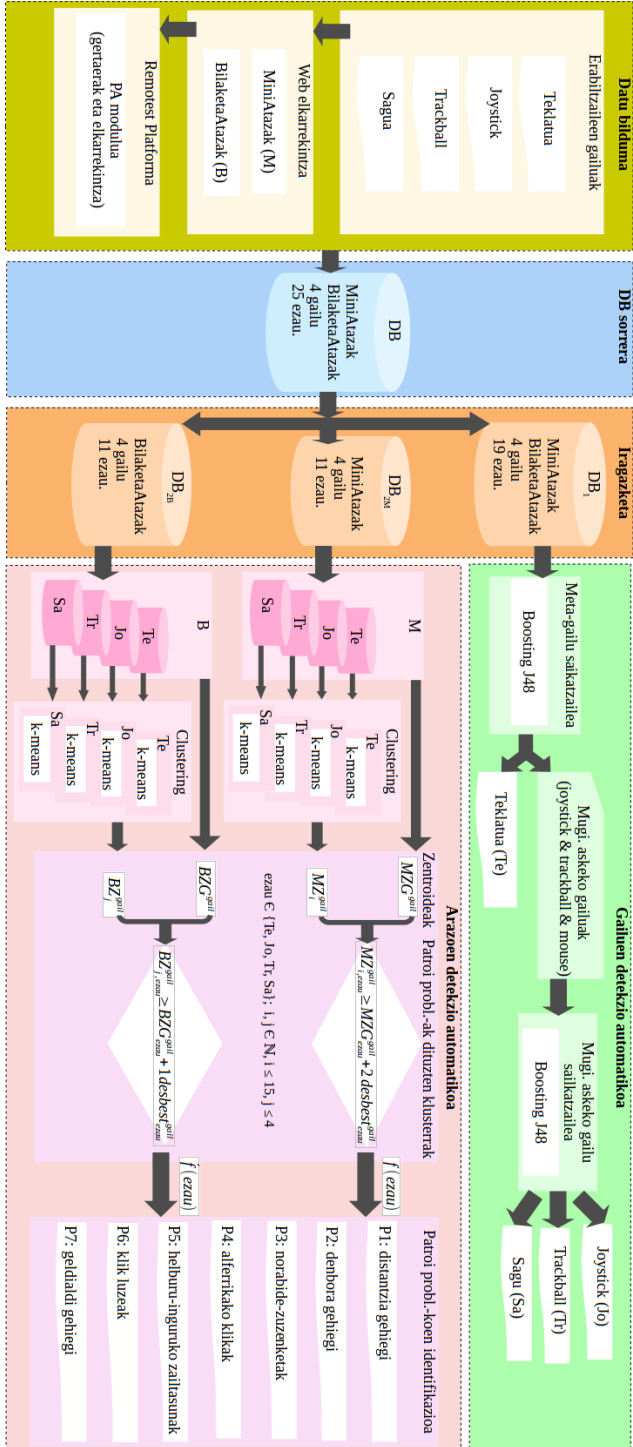
hautatu genituen, 11 ezaugarri esanguratsuen multzo baten desbideratze estandar jakin batean oinarrituz. Klusterretan bildutako nabigazioen azterketa bisualaren bidez, guztira, zazpi patroï problematiko antzeman genituen: (P1) distantzia handiegia, (P2) denbora gehiegi, (P3) norabide-zuzenketak, (P4) alferrikako klikak, (P5) helburuaren inguruko zailtasunak, (P6) klik luzeak eta (P7) geldialdi gehiegi. Ekarpen hau bukatzeko, detektatutako patroien atzean dauden kausa hipotetikoak eztabaidatu ditugu eta kasu batzuetan, patroï horien eta erabilitako gailuen arabera, egokitzapen-teknika aproposena iradokitzen dugu.

Mugak

Proposatutako sistemak, bere izaeragatik, muga batzuk ditu. Lehenik eta behin, sistema bezeroaren aldeko datuetan oinarrituta eraikia izan denez, erabiltzaile berriek sistema erabili ahal izateko, kursorerako laguntza birtualak inplementatzen dituzten Firefox osagarriak beren ordenagailuetan instalatu beharko dituzte. Bezeroaren aldeko datuak erabiltzean gainera, datuak kontrolatutako esperimentuetan bildu behar diren heinean, sistema eraikitzeke erabil litekeen datu kopurua mugatu egiten da.

Azkenik, gure sistema erabilitako gailua eta erabiltzaileek dituzten arazoak detektatzeko gai izanik ere, eta egokitzapen egokiak iradokitzen baditugu ere, egokitzapen hauek oraino ez dira aktibatuta.

5. KAPITULUA - IRISGARRITASUNA



5.14. Irudia: Diseinatutako sistemaren deskribapena.

6. Kapituluia

Web-plataforma espezifikoen elkarrekintzaren modelatzea

6.1. Sarrera

Osasun arloko profesionalen erantzukizuna (familiako medikuena bereziki) orain arte paziente bakoitzeko rol erreaktibo batetara mugatzen zena, populazioaren osasunaren administratzaile rol proaktiboa bihurtzen ari da. Eraldaketa honek datuen populazio-mailako ikuspegia eskaintzen duten osasun-datuak eta informazio-tresnak erabilgarri egotea izatea eskatzen du, esku-hartzea behar duten paziente indibidualak identifikazioa ahalbidetzen dutelako. Ondorioz, arbela-medikoen erabilera garrantzitsuago bilakatzen ari da osasun-laguntza hobetzea helburu duen datu horien erabileran. Datu klinikoak egun eskuragarritasun-premisa asetzeko aski aberatsak badira ere, aldi berean, bi aho-ko arma bihurtzen dira informazio-gainkarga duten arbela-medikoetan. Gainera, medikuek dituzten esperientzia kliniko praktikoak eta arazoak konpontzeko gaitasunak oso anitzak dira, eta beren Informazio Teknologietako gaitasunetan ere oso aldakorrak dira. Ingurune klinikoan informazio-dentsitatea azkar handitzen ari da, arbela-medikoen rola ordea, oraindik hastapenetan dago. Testuinguru honetan beraz, berebizikoa da egokitzapen sistema adimendunak eraikitzea, medikuen beharrak asetuko dituztenak eta osasun biztanleriaren administrazio proaktiborako trantsizioan lagunduko dutenak.

Arbela-medikoen biztanleriari buruzko datuak erakusten dituzte, eta komunitateen osasuna kontrolatzeko eta medikuei erabakiak hartzeko jardueretan laguntzeko erabiltzen dira (Dowding et al. 2015). Lan batzuk arbelen ikusmenizaeraren onurak nabarmentzen dituzte, diabetes-laguntzarako esku-hartze arrakastatsuak (Dagliati et al. 2018) eta elkarrekintza farmakologikoen eragindako alerten kudeaketa (Simpao et al. 2014) barne. Normalean, arbela-medikoen taula-formako datuak erakusten dituzte, eta erabiltzaileen pertzepzioak eta eza-gutzak (kognizioak) baldintza ditzaketen irudiak, grafikoak, zenbakizko informazioa eta testuala jasotzen dituzte. Arbelek informazio-gainkarga arintzen lagun

badezakete ere, paradoxikoki, arazo hau ere sortu dezakete, informazioaz eta trepetez (*widget-ek*) jositako pantaila erakutsiz; fenomeno hau "arbelen ekaitza" gisa ere ezagutzen da (Kalra et al. 2016).

Informazio-gainkarga eta erabilgarritasun maila eskasa arazo ezagunak dira osasun-erregistro elektronikoen sistementzat (*EHR*) (Middleton et al. 2013; Ratwani et al. 2015). Arazo honi aurre egiteko, ingurune kliniko zehatzekiko sentikorrek diren erabilgarritasun-arauak eta dagozkien ohiko zereginak helburu orokorreko arauetatik eratorri dira (Kushniruk et al. 2004; Zhang et al. 2011). Halaber, antzeko erabilgarritasun-arauak formulatu dira arbel-medikoetarako (Brown et al. 2016). Erabilgarritasun-arauen inplementazioak erabilgarritasun-arazo nabarmenetako eta kritikoen aurre egin diezaiekeen arren, erabiltzaileak oraindik ere pantailako informazio kopuruak gainezkatuta sentitzen dira.

Honen aurrean, erabiltzaile-interfazeentzat ezaugarri pertsonalizatuak eta moldagarriak inplementatzea iradoki dute zenbait autorek, helburu desberdinekin: ikuskaritza eta feedback esku-hartzeen konplexutasuna arintzea (Landis-Lewis et al. 2015); informazio-gainkargari heltzea erregistro mediko elektronikotan (Zahabi et al. 2015); eta erabakiak hartzeko tresna klinikoaren eraginkortasuna hobetzea (Brehaut et al. 2016). Arbela medikoen kasuan hau ez da lan erraza, izan ere, erabiltzaile-interfazea erabiltzailearen beharretara egokitzeko behar horiek erazteaz gain, bere trebetasunak eta esperientzia ere kontuan hartzea eskatzen du (Dowding et al. 2017). Oraindik ere, egokitzapenen berri emango duten erabiltzaileen trebetasunak eta esperientzia (adib. gaitasuna) detektatzea bereziki zaila da, ezagutza eskuratzea aldakorra delako. Honen iradokitzen du erabiltzaileen trebetasun eta esperientziara egokitzen diren sistemek gaitasunak automatikoki eta modu diskretuan arakatu beharko lituzketela.

Testuinguru honetan, lehenengo ekarpenean, ikerketako galdera honi heldu diogu: zehaztu al dezakegu erabiltzaileen portaera bisuala haiek erakutsitako portaera interaktiboan oinarrituz? Ikerketaren batek begiradaren (interesaren adierazle ona da (Ehmke et al. 2007)) eta erabiltzaileen portaera interaktiboaren arteko erlazioa aztertu du, sagua eta begirada oso erlazionatuta daudela ondorioztatuz: zonalde espezifikotan egondako denbora tartek eskualde hori saguarekin bisitatze probabilitatearekin korrelatuta daude (Chen et al. 2001). Bilatzaileen emaitza orri zuzendutako begirada iragartzeko ereduetan (SERP-ak), saguaren koordenatuak, abiadura eta norabidea, eta emaitzak ikusten hasten diren igarotako denbora erabiltzean %77-ko zehaztasun-tasa lortu izan da (Huang et al. 2012). Hala ere, webguneetan eta SERP-etan ez bezala, arbela medikoetan lauki-diseinua, non datuak taula moduan erakusten diren, muga bat da eta erakutsi ahal diren portaeren aniztasuna mugatu egiten du.

Bestalde, bigarren ekarpen bat egin dugu botiken segurtasunerako esku-hartze baten bi erabiltzaile multzoen gaitasun proxy-ak kalkulatzuz: esku-hartzea zuzendu zuen farmazialari talde batena (lehen mailako erabiltzaileak) eta gutxiago parte hartu zuten ez-farmazialari talde batena (bigarren mailako erabiltzaileak).

Bi analisiak Salford Botiken Segurtasun Arbelean, *Salford Medication Safety Dashboard* (SMASH), egin ziren. Zehazki, lehen mailako arretan sendagaiak modu seguruan preskribatzeko farmazialariek zuzendutako informazioaren tekno-

logiako esku-hartze batean, erabiltzaileen elkarrekintza datuak bildu genituen. Aurrerago, 6.2. atalean, SMASH esku-hartze honen helburua eta funtzionalitateak azalduko ditugu. Batetik, laborategian sei familiako medikuekin egindako erabiltzaile-azterketa batean bildutako begiradaren eta elkarrekintzaren datuak erabili genituen eta bestetik, SMASH-en 35 klinikoekin egindako 10 hilabeteko behaketa-azterketa batean gordetako elkarrekintza datuak.

Lehen ekarpenean, batetik, gainbegiratu gabeko ikasketa prozedurak erabiliz, laborategiko erabiltzaile-azterketako parte-hartzaileak klusterretan taldekatu genituen antzemandako portaera interaktiboaren arabera. Bestetik, inferentziako estatistikak erabiliz, parte-hartzaileen portaera interaktibo eta bisualen arteko erlazioak aztertu genituen. Gero, clustering analisi bera aplikatu genien elkarrekintza-datuei, behaketa-azterketako 35 klinikoen elkarrekintza ere aintzat hartuz. Horren helburua, laborategiko aurkikuntzak begi-arakatzailerik (*eye-tracking*) erabili ez den ingurune batera modu fidagarrian estrapolatu ote zitezkeen aztertzea zen. Bigarren ekarpenean, behaketa-azterketaren elkarrekintza-datueta gainbegiraturako ikasketa-teknikak erabiliz, esku-hartzearen bi erabiltzaile talde nagusien portaera interaktiboak ezaugarritu eta automatikoki bereizi ahal izan genituen: esku-hartzea zuzentzen ari ziren lehen mailako erabiltzaileena eta arbela preskripzio-praktika segurueta parte hartzeko erabiltzen ari ziren bigarren mailako erabiltzaileena.

6.2. Testuingurua: SMASH Esku-hartzea

SMASH esku-hartzearen helburua da zehaztea ea farmazialariek zuzendutako esku-hartze konplexu bat bideratzeak murriztu egiten duen arriskutsuak izan daitezkeen preskripzioen eta botikak monitorizatzeko praktiken eragina Salfordeko lehen mailako arretan, Erresuma Batuan (Williams et al. 2018). SMASH arbela 2016an bideratu zen, eta arriskutsuak izan daitezkeen preskripzio-tasen eraginaren ebaluazio kuantitatiboa abian da, emaitzak 2019an espero direlarik. Era berean, SMASH esku-hartzearen prozesu kualitatiboaren aldibereko ebaluazioa argitaratu da (Jeffries et al. 2018).

SMASH esku-hartzeak bi osagai nagusi ditu. Lehena, webean oinarritutako arbela interaktibo bat da, praktika orokorretan arriskutsuak izan daitezkeen preskripzioen eraginpean dauden pazienteak nabarmentzen dituen. Bigarren osagaia farmazialariei zuzendutako laguntza klinikoa bat da, praktikako langileekin lankidetzaren erabiltzen duena preskripzio-kasu arriskutsuak ebazteko eta errorearen kausaren erroko analisisa (*Root Cause Analysis* RCA) bidez etorkizuneko halakorik gertatzea ekiditen duena. SMASH esku-hartzeak informazioaren teknologian oinarritutako esku-hartze entseguaren (PINCER) antzekoa da (Avery et al. 2012), baina arbela interaktiboaren erabilera berria da.

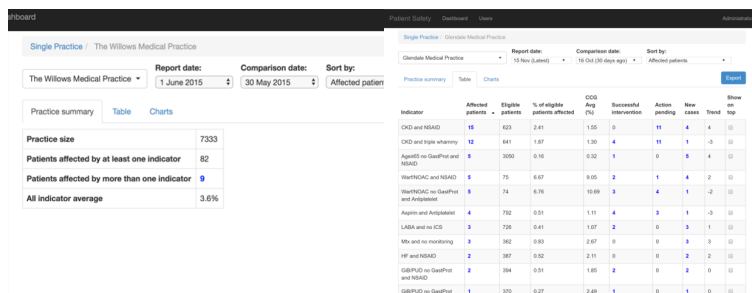
SMASH arbela funtsezko interes-talde batekin batera diseinatu zen (Keers et al. 2015) eta 13 preskripzio-segurtasuneko adierazle osatutako multzo berdefinitu bat erabiltzen du. Adierazle hauek alde aurretik erabili izan dira arriskutsuak izan daitezkeen preskripzioen tasak neurtzeko eta sendagaiak monitorizatzeko (Akbarov et al. 2015; Stocks et al. 2015). Esate baterako, arbelak ultzera

peptikoaren aurrekariak dituzten paziente guztiak identifikatzen ditu, esteroidea ez den botika antiinflamatorio bat errezetatu zaienak (adibidez, ibuprofenoa), sendagai gastrobabesleen errezeta medikoa aldi berean preskribitu gabe. Horrek pazienteak hesteetako hemorragia gastroenteritisaren arriskupean jartzen ditu, heriotza-tasa altuak dituen gertaera kaltegarri garrantzitsu bat. Arbelak laburpen-estatistika erakusten du adierazle bakoitzerako, praktika jakin batean une horretan arriskuan dauden pazienteak zenbatuz, eta zenbaki horiek aurreko gertakariekin eta beste praktika batzuekin erlazionatuz. Horretaz gain, farmazialariek eta familiako medikuek (FM) une horretan adierazle bakoitzerako arriskuan dauden pazienteak ikus ditzakete. Arbela Salforden erabiltzen da, Manchester Handiaren zabalgunean dagoen hiri batean, 270.000 biztanle hartzen dituen, zeinari lehen mailako arreta eskaintzen zaion, bigarren mailako arretaren erregistroekin ere lotura osagarria duena.

6.1. Irudian erakusten den bezala, SMASH-en erabiltzaile-interfazea zazpi pantaila edo ikuspegitan banatzen da: (a) S_1 : praktika jakin baten taulaformako laburpen bat duen hasierako orri bat, praktikaren tamaina eta adierazle batek baino gehiagok eragindako pazienteen kopurua barne. (b) S_2 : taulaformako pantaila non adierazleek eragindako pazienteen kopurua erakusten den, euren larritasuna, paziente hautagarrien kopurua eta eragindako pazienteen ehunekoa erakusten den. Adierazleak botiken eta baldintzen (adibidez, giltzurrunetako gaixotasun kronikoa) arteko kontraindikazioak izan daitezke edo botika, ohitura eta datu demografikoen artekoak. (c) S_3 : adierazleek denbora-serie gisa duten eragina erakusten duten grafikoetan oinarritutako bistaratzeak. S_2 taulaikuspegiaren arriskuan dauden pazienteen kopurua sakatzean, (d) S_4 pantailara sartzen gara, non adierazle jakin baterako arriskuan dauden pazienteen zerrenda bat erakusten den. (a) S_1 laburpen-orrian dagoen "adierazle batek baino gehiagok eragindako pazienteak" estekan klik egitean aldiz (d) S_5 pantailara iristen gara, zein S_4 ikuspegiaren antzekoa den baina adierazle batek baino gehiagok eragindako paziente horiek bakarrik erakusten dituen. S_6 pantailak adierazle jakin baten joerak erakusten ditu denboran zehar eta (f) S_7 ikuspegiak aldiz, adierazle jakin bat arriskutsua izateko zergatia argitzen duen literatura medikoari buruzko informazioa eta pistak biltzen ditu.

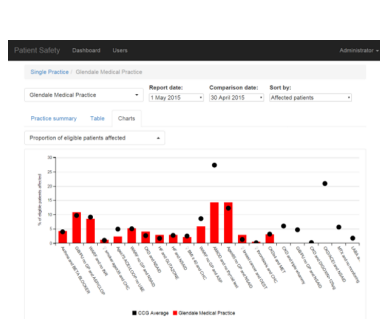
SMASH arbelak erabiltzaileek sortutako erabiltzaile-interfazeko gertaerak erregistratzen ditu, zerbitzariko datu-base batean. SMASH saguak bideratutako aplikazioa denez, bildutako gertaera gehienak sagu-pausatzeak (*mouse hovers*) eta klikak dira. Erregistratutako hirugarren gertaera orrialdea kargatzeko gertaera da, erabiltzailea beste pantaila batera nabigatzen ari dela adierazten duena (adib., S_2 taula-pantailatik S_3 bistaratze-pantailara). Gertaera horrek ala ere, ez du zertan URL-a eguneraketa ekartzen eta 'Hautaketa-menuan' klik eginez aktibatzen da. Gertaera bakoitzerako, SMASH-ek honako ezaugarriak gordezten ditu: erabiltzailearen eta saioaren identifikatzaileak (ID-ak) hots, erabiltzaile batek saioa hasten duen bakoitzean, saio berri bat ezartzen da; denbora-marka eta gertaeraren kokalekua, hau da, URL-a eta erabiltzaile-interfazeko elementu espezifikoa (XPATH motako adierazle baten bidez lortzen dena).

6.2. TESTUINGURUA: SMASH ESKU-HARTZEA

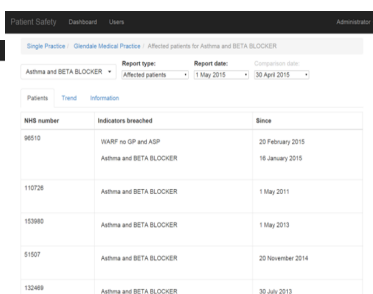


(a) S_1 : pantaila orokorra

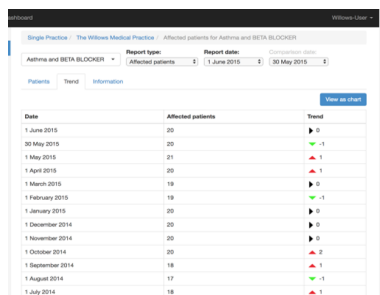
(b) S_2 : taula-ikuspegia



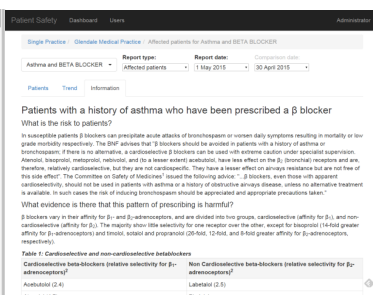
(c) S_3 : bistaratzeak



(d) S_4/S_5 : arriskuan dauden pazienteak/adierazle bat baino gehiagok eragindakoak



(e) S_6 : joerak



(f) S_7 : adierazlearen informazioa

6.1. Irudia: SMASH arbelaren pantailak: (a) S_1 : praktikaren laburpena, (b) S_2 : segurtasun adierazleen taula-ikuspegia; (c) S_3 : segurtasun adierazleen bistaratzea; (d) S_4/S_5 : arriskuan dauden pazienteen zerrenda; (e) S_6 : adierazleen joerak eta (f) S_7 : segurtasun adierazle bat arriskutsutzat jotzeko dauden frogak erakusten dituen pantaila.

6.3. Erabiltzaile-azterketak eta metrikak

Arestian aipatu bezala, gure ekarpenetan bi erabiltzaile-azterketetatik (laborategikoak eta behaketakoak) eratorritako begirada eta elkarrekintza datuak erabiltzen ditugu. Atal hobetan erabiltzaile-azterketa hauek eta begirada nahiz elkarrekintza deskribatzeko definitutako metrikak azalduko ditugu.

6.3.1. Laborategiko azterketa

Jarraian deskribatuko den moduan, lehenengo ekarpenean, batetik, laborategiko azterketako parte-hartzaileen begirada-datuak eta elkarrekintza-datuak aztertu genituen, begi-arakatzaille batek (*eye tracker*) eta SMASH-ek bildutakoak hurrenez hurren. Bestetik, behaketa-azterketako parte-hartzaileen elkarrekintza-datuak ere aztertu genituen.

Laborategiko azterketan sei erabiltzailek (lau gizon) parte hartu zuten, bost familiako mediku (FM) eta farmazialari bat (FA), batez besteko adina 38 urtekoa izanik (desbest = 10 eta adin-tartea = 30-56). Laborategiko azterketan, Tobii X2-60 begi-arakatzaillea erabili zen begiradaren informazioa erregistratzeko, zehazki, pantailan begirada finkatzeko koordenatuak, finkapenen eta mugimenduen sakadikoen (begiak finkapenen artean egindako mugimenduak) iraupenak.

Azterketa horretan, bederatzi ataza osatzeko eskatu zitzaizkien parte-hartzaileei, hiru multzotan banatutakoak: a) Arriskuan dauden pazienteen identifikazioa: adb., "Zerrendatu X adierazlearentzat arriskuan dauden hiru gaixo"; b) Praktikan izandako arazoaren identifikazioa eta denboran zehar izan duten bilakaera: adb., "Identifikatu paziente kaltetu gehien dituzten hiru adierazleak"; c) Praktiken arteko arazoaren konparazioa: adb., "Identifikatu hiru adierazle zeintzuetan zure praktikak besteak baino jokaera okerragoa duen".

Laborategiko azterketaren diseinuan SMASH-en erabiltzaile-interfazearen bederatzi Intereseko Eremu nagusiak (IE) kontuan hartu ziren (ikus irudia 6.3.). Eremu hauek, hurrengo paragrafoetan deskribatuko dugun moduan, aurreko azterketa pilotu batean antzemandako begirada-patroietan oinarrituz definitu ziren.

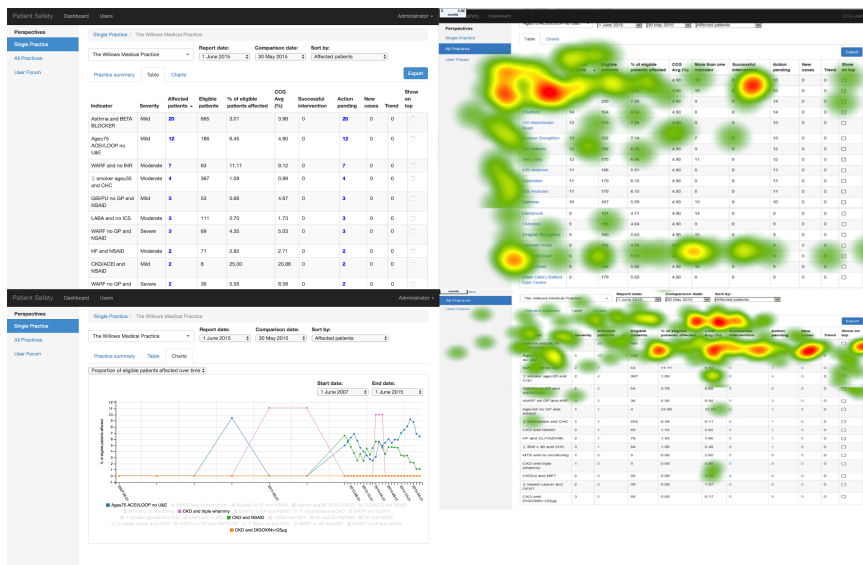
Azterketa pilotua

Azterketa pilotuan, batez beste 39 urte zituzten (desbest = 13,5 eta adin-tartea = 27-62) bost erabiltzailek (3 emakume) parte hartu zuten. Guztiak informatikan adituak ziren eta botiken segurtasun-arbelen domeinua eta terminologia ezagutzen zuten. Horietako bi Ikerketako Erabiltzaileen Taldeko kideak ziren, maiz osasun elektronikoko azterketetan parte hartzen duten erabiltzaile talde bat. Gainerako hiruretatik bat erizaintzako graduatua zen, beste bat erizaintzako doktoretza egiten ari zen, eta azkena mikrobiologoa zen. Azterketa honetan, parte-hartzaileei laborategiko azterketan deskribatu berri diren bederatzi ataza betetzeko eskatu zitzaizkien.

Azterketa pilotuaren bero-mapen analisi kualitatibo batetik ondorio interesgarriak atera ziren: arbelako bilaketa bisualaren estrategiek patroiz zehatzak

6.3. ERABILTZAILE-AZTERKETAK ETA METRIKAK

jarraitzen zituzten. 6.2. Irudiak SMASH-en pantaila desberdinetan sortutako bero-mapen patroien adibide batzuk erakusten ditu.



6.2. Irudia: Azterketa pilotuan sortutako bero mapen patroiak (eskuinean) SMASH-eko taula-ikuspegian (goian, ezkerrean) eta bistaratze-pantailan (behean, ezkerrean).

6.2. Irudian (goian, eskuinaldean) antzematen den C formako portaera, erabiltzaileek datuen goiburuari, ezkerreko adierazleen zerrendari eta adierazle jakin bati dagozkion balioei erreparatzen dietela iradokitzen du. Bestalde, 6.2. Irudian (behean, eskuinaldean) margo tanten gisako patroiak (behean, eskuinaldean) adierazten du erabiltzaileek goiburuko eta goiko parteko ilarei erreparatzen dietela eta bilaketa bisuala zutabe gutxi batzuetara mugatuta dagoela. Erabiltzaile batzuk goiburu batean klik egitean adierazleak dagokion zutabearen/aldagaiaren balioen arabera antolatzen direla jakin izanak estrategia hau azaldu lezake. Izan ere, era horretan, zeregin asko osatu eta esplorazio bisualen kopurua murriztea lortzen zuten. Arbelako osagaien arteko mugak argiak badira ere, zaila da IE-ak taula-formako inguru batean definitzea.

Antzemandako begirada-patroiek eta erabiltzaile-interfazean dauden elementuen mugetan oinarrituz bederatzi Intereseko Ereku (IE) diseinatu ziren: (1) fitxategien menua, (2) hautaketa-menua, (3) ezkerreko menua, (4) praktikaren laburpena, (5) datuen goiburua, (6) adierazleak, (7) datuen taula, (8) grafikoa (datu-bistaratzea) eta (9) menu zabalgarria (klik egin ostean zabaltzen den edozein menu zabalgarri). 6.3. Irudian ikus daitekeenez, emaitzek iradokitzen dute segurtasun-adierazleak erakusten dituen zutabeak, taularen goiburuak eta gainerako ilarek interes independenteko eremuak osatu beharko lituzketela.

6. KAPITULUA - INFORMATIKA MEDIKOA

Indicator	Severity	Affected patients	Eligible patients	% of eligible patients affected	CCG Avg (%)	Successful intervention	Action pending			
Indicators	Mild	20	665	3.01	3.96	0	20	0	0	0
Agas75 ACE/LOOP no UAE	Mild	12	186	6.45	4.90	0	12	0	0	0
WARF and no INR	Moderate	7	63	11.11	9.12	0	7	0	0	0
☐ smoker age>35 and CHC	Moderate	4	367	1.09	0.99	0	4	0	0	0
GB/PU no GP and NSAID	Mild	3	53	5.66	4.67	0	3	0	0	0
LABA and no ICS	Moderate	3	111	2.70	1.73	0	3	0	0	0
WARF no GP and NSAID	Severe	3	69	4.35	5.03	0	3	0	0	0
HF and NSAID	Moderate	2	71	2.82	2.71	0	2	0	0	0
CKD/ACEI and NSAID	Mild	2	8	25.00	20.88	0	2	0	0	0
WARF no GP and ASP	Severe	2	36	5.56	8.58	0	2	0	0	0
AMIOD and no thyroid test	Mild	2	5	40.00	27.34	0	2	0	0	0
GB/PU no GP and ASP/CLDP	Moderate	2	54	3.70	9.69	0	2	0	0	0
☐ thrombolise and CHC	Mild	1	254	0.39	0.11	0	1	0	0	0
CKD and NSAID	Moderate	1	69	1.12	2.62	0	1	0	0	0
Agas75 no GP and NSAID	Mild	1	4	25.00	12.26	0	1	0	0	0
HF and GLITAZONE	Moderate	1	70	1.43	1.66	0	1	0	0	0
☐ BMI > 40 and CHC	Severe	1	94	1.06	2.48	0	1	0	0	0

6.3. Irudia: SMASH arbelean definitutako sei interes eremu (IE), bederatziz posibleetatik; gainerako hiru IE-ak laster-leihoei (9) eta grafikoei (8) dagozkie.

6.3.2. Behaketa-azterketa

35 parte-hartzailek, 10 farmazialarik eta 25 ez-farmazialarik, 10 hilabetez egin zen behaketa-azterketan parte hartu zuten, SMASH arbelak erabiltzailearen elkarrekintza-datuak bildu zituelarik. Azterketa horretan, parte-hartzaileei ez zitzaien ataza zehatzik esleitu, arbela xede zuen helbururako erabili baitzen: arriskuan zeuden pazienteak identifikatzeko eta preskripzio-jardunbide egokiak sustatzeko. Parte-hartzaileek azterketa honetan burututako atazak balio ekologiko handiagokoak izatea espero genuen, laborategiko azterketan esleitutako atazekin alderatuz.

Farmazialarien taldeak, lehen mailako erabiltzaileenak, esku-hartzea zuzendu zuen eta 2-3 orduko entrenamendu egituratu presentziala jaso zuen, PINCER entseguaren entrenamendu-printzipioetan oinarrituta (Sadler et al. 2014), honako hauek biltzen dituen: SMASH proiektuaren aurrekariak eta justifikazioa azaltzen dituen mintegi interaktibo bat, SMASH arbelaren bisita gidatu bat eta arazoaren kausa identifikatzeko kausaren erroko analisisa (*Root Cause Analysis* RCA). Farmazialari ez zirenen taldean, bigarren mailako erabiltzaileenean, honako parte-hartzaileak zeuden: Batzorde Klinikoko Taldeko (BKT) zortzi kide, familiako zortzi familiako mediku (FM), bost administratzaile eta beste lau, erizainak eta farmaziako teknikariak barne. Lehen mailako erabiltzaileek bigarren mailako erabiltzaile hauek entrenatu zituzten, antzeko prozedurei jarraituz.

Esku-hartzearen ebaluazio kualitatiboan, lehen mailako erabiltzaileek adie-

razi zuten arbelak balioa gehitzen ziola beren lanari; bigarren mailako erabiltzaileek, berriz, nolabaiteko erresistentzia agertu zuten arbelarekin konprometitzeko, batzuek tresna hau lehen mailako erabiltzaileen jabetzakoa zela sumatzen baitzuten. Jarrera horien ondorioz, lehen mailako erabiltzaileen konpromisoa esku-hartzean bere lankideena baino handiagoa izan zen (Jeffries et al. 2018). Hori garrantzitsua da, izan ere, lantokiekiko konpromisoari buruzko literaturak iradokitzen du konprometituta dauden pertsonak trebeagoak direla eta hobeto moldatzen direla (Rich et al. 2010; Christian et al. 2011). Aurkikuntza hau hainbat inguruetan baieztatu da, baita osasun-laguntzan ere (Laschinger et al. 2009).

Beraz, azterketa honen helburu nagusia, gure bigarren ekarpenean ikertu genuena, portaera interaktiboak modelatzeko gai ote ginen aztertzea zen, SMASH esku-hartzearen ebaluazio kualitatiboan konpromiso maila desberdinak erakutsi zituzten arbela elektronikoaren bi erabiltzaile taldeen trebetasunari dagokionez. Horri esker, SMASH arbela nola erabiltzen den aztertu ahal izango genuke eta portaera interaktibo bereizgarriak identifikatu ahal izango genituzke, eta horrek arbela medikoen inguruan oro har dugun ulermenaren berri nola ematen duen ezagutu (Dowding et al. 2015).

6.3.3. Kalkulatutako metrikak

Begiradaren metrika

Zehazki, 6.1 Ekuazioan erakusten den bezala, laborategiko azterketaren begiradaren (B) jarduera kalkulatzeko, azterketa pilotuan definitutako bederatzi Intereko Eremuetan (IE_j) begi-arakatzailleak bildutako batez besteko begiradaren finkapen-iraupenaren ezaugarria (aurrerantzean fi) erabili zen:

$$B = fi_{IE_j}, j \in \mathbb{N}, j \leq 9 \quad (6.1)$$

Jakin badakigu finkapen-iraupena karga kognitiboaren proxy bat dela (Ehmke et al. 2007); beraz, gure premisa da, SMASH arbelako portaera bisuala eta interaktiboa lotu nahi baditugu, karga kognitiboa parte-hartzaileak deskribatzeko adierazle egoki bat izan daitekeela.

Elkarrekintza-metrikak

SMASH-ek bildutako log fitxategien informazioan oinarrituz (erabiltzaile eta saioaren ID-ak, gertaerak, denbora-markak eta URL-ak), esplorazio eta denbora tarteak adierazteko ezaugarriak kalkulatu genituen bi azterketetarako (laborategikoa eta behaketakoa). Bi funtzioetan, klik gertaerak erreferentzia gisa erabiltzen dira, jakinda klik batek uneko pantaila eguneratzen duela informazioa iragaziz edo arbeleko beste pantaila batera eramaten duela.

- **Esplorazioa (e):** Saguaren ondoz ondoko bi kliken arteko sagu-pausatze kopuruaren mediana. Izan ere, saguaren kokapena pantailan begiradaren

kokapenaren proxy bat denez (Guo et al. 2010), esplorazio bisuala kuantifikatzeko erabil daiteke. Esplorazio balio altuek bilaketa bisualen jarduera gehiago iradokitzen dituzte.

- **Denbora tartea (d):** Saguaren ondoz ondoko bi kliken artean igarotako denbora tartearen mediana. Izan ere, pantaila batean egindako denbora, erabiltzaileek informazioa prozesatzeko eta arazoak konpontzeko eraginkortasunaren adierazlea da. Ikerketa baten arabera, informazioa bilatzeko atazetan, denbora luzeenak gaitasun kognitibo txikiagoarekin lotzen dira (Chin et al. 2009). Denbora tarte laburrago batek atazak burutzeko eraginkortasun handiagoa adierazten du.

Ezaugarri hauek erabiliz, bi elkarrekintza-metrika (bektoreak) sortu genituen parte-hartzaile bakoitzeko, pantaila guztietan egindako elkarrekintza globala (irudikapen globala $V1$) edo pantaila bakoitzean egindako elkarrekintza kontuan hartuta (pantailen irudikapena $V2$).

6.2 Ekuazioan definitutako lehen metrikak ($V1$), erabiltzailearen elkarrekintza deskribatzen du SMASH arbelean eskuragarri dauden pantaila guztietan, eta bi ezaugarriko bektore gisa kalkulatzeko da, esplorazio globala (e) eta denbora tartea (d).

$$V1 = (e, d) \tag{6.2}$$

6.3 Ekuazioan definitutako bigarren metrikak $V2$, aurreko ezaugarriak kontuan hartzen ditu (e_{S_i}, d_{S_i}) SMASH arbeleko zazpi pantailetak bakoitzean ($S_i, i \in \mathbb{N}, i \leq 7$) eta partaide bakoitzeko 14 ezaugarrietako bektore gisa irudikatzen da.

$$V2 = (e_{S_i}, d_{S_i}), i \in \mathbb{N}, i \leq 7 \tag{6.3}$$

6.4. Elkarrekintza datuetatik portaera bisuala inferitzea

6.4.1. Datu-baseen deskribapena.

Atal honetan, lehen ekarpen honetan, bi azterketetan kalkulaturako metrikekin eraikitako hiru datu-baseak deskribatuko ditugu: bat laborategiko azterketako begiradako datuak erabiltzen dituena, eta beste bi laborategiko nahiz behaketa azterketetako elkarrekintza-datuak erabiltzen dituztenak.

Begiradaren datu-basea: laborategiko azterketa

Zehazki, laborategiko azterketako sei partaideetako bakoitzarentzat, 6.1 ekuazioan deskribatutako begiradaren (B) jarduera kalkulatzeko dugu, finkapenen batez besteko iraupena neurtzen duena (segundoak), f_{iIE_j} , definitutako bederatzi interes-eremuak bakoitzean ($IE_j, j \in \mathbb{N}, j \leq 9$). 6.1. taulak B -ren balioak erakusten ditu laborategiko parte-hartzaile guztientzat.

Elkarrekintza datu-baseak: laborategiko eta behaketa-azterketak

Bestalde, laborategiko parte-hartzaileentzat bi elkarrekintza-metrika kalkulatzeko ditugu, $V1$ eta $V2$, modu globalean eta pantailan banatuta ($S_i, i \in \mathbb{N}, i \leq 7$) kalkulaturako honako ezaugarrietan oinarrituz: esplorazioak eta (e/e_{S_i}) eta denbora tarteak (d/d_{S_i}), (ikus 6.2 eta 6.3 Ekuazioak). 6.2. Taulak $V1$ eta $V2$ metriken balioak erakusten ditu laborategiko parte-hartzaile guztientzat.

Part	M	Ezaugarria	Intereseko Eremuak (IE_j)								
			j=1	j=2	j=3	j=4	j=5	j=6	j=7	j=8	j=9
P1	B	f_{iIE_j}	0,0	173,3	241,9	167,0	254,5	240,1	168,1	164,3	140,6
P2	B	f_{iIE_j}	230,2	223	213,2	158,5	200,8	222,9	228	207,2	148,5
P3	B	f_{iIE_j}	212,9	220,5	268,7	295,0	294,0	248,2	244,7	263,2	235,5
P4	B	f_{iIE_j}	223,2	250	299,3	289,4	260,4	234,5	275,4	203,1	79,0
P5	B	f_{iIE_j}	201,6	151,4	201,2	189,0	264,8	163,0	243,3	278,9	91,5
P6	B	f_{iIE_j}	193,5	173,4	248,8	0,0	254,9	204,2	151,2	176,1	157,5

6.1. Taula: Begira-jardueraren (B) metriken (M) balioak laborategiko parte-hartzaileentzat (Part), batez besteko finkapen-iraupenean oinarrituz kalkulaturako (segundoak) IE bakoitzean (f_{iIE_j}).

Azkenik, $V1$ eta $V2$ behaketa-azterketako 35 parte-hartzaileentzat kalkulatu genituen, SMASH-en egin zuten elkarrekintza guztia aintzat hartuz, hau da, erabiltzailearen irudikapenean oinarrituz. 6.5. atalean, metrika horien batez besteko balioak zehazten ditugu bi parte-hartzaileen talde nagusientzat, lehen mailako erabiltzaileentzat eta bigarren mailakoentzat. Kasu honetan, datu-base bat sortu genuen bi azterketetako 41 parte-hartzaileen interakzio-datuekin ($V1$

6. KAPITULUA - INFORMATIKA MEDIKOA

eta $V2$): laborategiko azterketako sei eta behaketa-azterketako 35 (erabiltzaile-ikuspuntua).

Part.	Metrika	Ezaugarria	Globala	Pantailak (S_i)						
				i=1	i=2	i=3	i=4	i=5	i=6	i=7
P1	V1	e	4,00							
		d	4,28							
	V2	e_{S_i}		3,00	4,00	3,00	6,00	0,00	4,00	0,00
		d_{S_i}		3,90	6,50	3,75	6,95	0,00	2,80	0,00
P2	V1	e	5,00							
		d	6,54							
	V2	e_{S_i}		5,50	5,00	3,00	4,00	0,00	3,00	0,00
		d_{S_i}		6,03	9,23	2,99	3,35	0,00	1,22	0,00
P3	V1	e	4,00							
		d	3,22							
	V2	e_{S_i}		3,50	4,00	3,00	3,50	0,00	3,00	4,00
		d_{S_i}		2,37	4,49	4,88	3,01	0,00	4,22	2,41
P4	V1	e	3,00							
		d	3,31							
	V2	e_{S_i}		4,00	3,00	3,50	2,00	0,00	2,00	0,00
		d_{S_i}		5,36	3,82	4,11	0,95	0,00	0,64	0,00
P5	V1	e	3,00							
		d	2,26							
	V2	e_{S_i}		3,00	3,00	3,00	3,00	5,00	3,00	0,00
		d_{S_i}		2,77	1,71	1,90	2,18	3,60	5,76	0,00
P6	V1	e	4,00							
		d	9,43							
	V2	e_{S_i}		9,00	4,00	3,00	6,00	4,00	0,00	0,00
		d_{S_i}		36,39	6,20	6,59	7,13	5,40	0,00	0,00

6.2. Taula: $V1$ eta $V2$ elkarrekintza-metriken balioak laborategiko parte-hartzaileentzat (Part.), globalki eta pantailan banatutako esplorazio (e/e_{S_i}) eta denbora tarteetan (d/d_{S_i}) oinarrituta kalkulatu zirenak.

6.4.2. Emaitzak eta analisisia

Laborategiko begirada-datuen azterketa

IE desberdinetan antzeko finkapen-iraupenak (f_{iIE_j}) dituzten parte-hartzaileak aurkitzeko, Pearsonen korrelazio-analisi bat egin genuen B bektoreen artean. Ondorioz, bi parte-hartzaileen arteko korrelazio positiboak antzeko portaera bisualak adieraziko lituzke karga kognitiboari dagokionez. Zehazki, antzeko portaera bisuala zuten parte-hartzaileak parekatzeko, kasu bakoitzean kalkulaturako Pearsonen korrelaziorako balio altuena erabili genuen; kontuan izan datuek

6.4. ELKARREKINTZA DATUETATIK PORTAERA BISUALA INFERITZEA

banaketa normala jarraitzen zutela Shapiro-Wilk test-aren arabera ($p > 0.05$).

6.3. Taulak Pearson korrelazio-koefizientearen (r) emaitzak erakusten ditu, laborategiko azterketako sei parte-hartzaileentzat kalkulaturako B begiradaren metrikarako.

6.3. Taula aztertuta, parte-hartzaileak honako hiru taldeetan banatu ziren: P1 eta P3 ($r = 0,63$, $p = 0,06$ balioa), P2 eta P6 ($r = 0,55$, $p = 0,11$ balioa) eta P4 eta P5 ($r = 0,53$). Jakina da P balioak laginaren tamainarekiko sentikorrek direla. G bektoreek bederatzi elementu dituztenez, $\alpha < 0,95$ balioa justifikagarria da; beraz, aurkitutako korrelazio altu-ertainek esanguratsuak izateko joera argia erakusten dute.

Pearson korrelazioa (r) B metrikarako						
	P1	P2	P3	P4	P5	P6
P1	1,00	-0,05	0,63	0,33	0,15	0,26
P2	-0,05	1,00	-0,40	0,47	0,42	0,55
P3	0,63	-0,40	1,00	0,41	0,45	-0,18
P4	0,33	0,47	0,41	1,00	0,53	-0,03
P5	0,15	0,42	0,45	0,53	1,00	0,20
P6	0,26	0,55	-0,18	-0,03	0,20	1,00
Taldeak: {P1,P3}, {P2,P6} eta {P4,P5}						

6.3. Taula: Pearsonen korrelazio-koefizientea (r) laborategiko sei parte-hartzaileen begirada-datuertarako kalkulaturako, B .

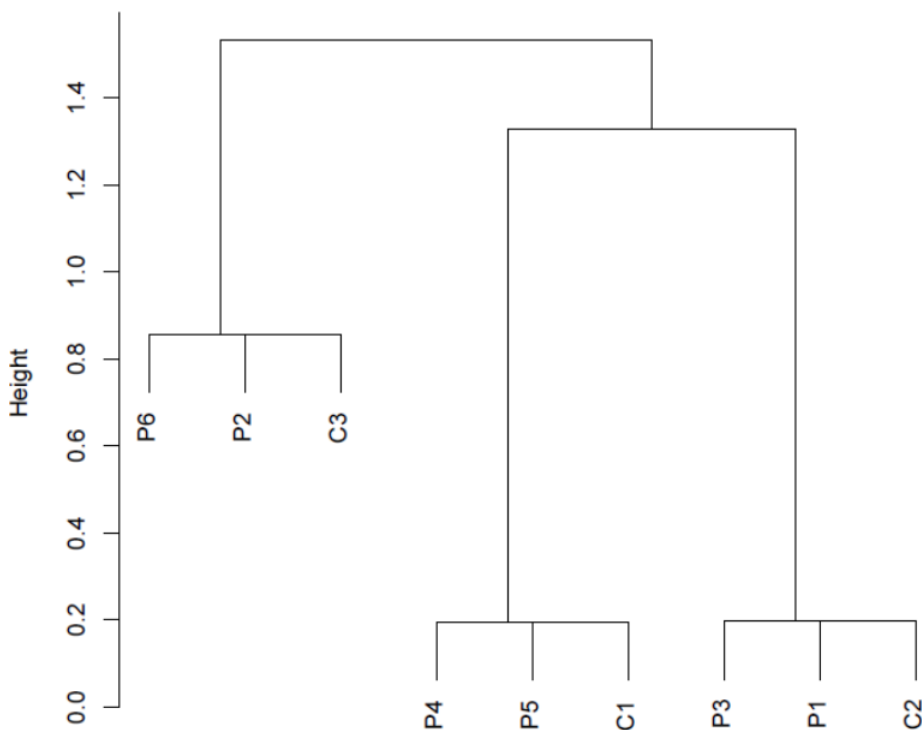
Laborategiko elkarrekintza-datuaren azterketa.

Antzeko portaera interaktiboak erakutsi zituzten laborategiko azterketako erabiltzaileak identifikatze aldera, k -means eta single-linkage (Jain et al. 1988) clustering algoritmoak aplikatu genizkien definitutako bi elkarrekintza-metrikeri: globala $V1$ eta pantailatan banatutakoa $V2$. Algoritmo horien artean

Zehazki, k -means algoritmoak ($k=3$ eta distantzia euklidearra) klinikoak hiru klusterretan taldekatu zituen binaka $V1$ metrikarentzat: P4-P5, P1-P3 eta P2-P6. Honi dagokionez, Silhouette kluster baliozkotasun indizearekin (CVI) (Arbelaitz et al. 2013b) egindako analisi batek adierazi zuen $V1$ metrikarentzat $k = 3$ kluster-konfiguraziorik egokiena zela, $k=4$ eta $k=5$ konfigurazioekin alderatuta, hurrenez hurren 0,51, 0,20 eta 0,003 emaitzak lortuz.

Talde horien egitura hobeto ulertzeko, bigarren clustering-prozedura bat egin genuen, k -means algoritmoak sortutako klusterren zentroideak erabiliz. Ondoren, $V1$ metrikarako distantzia-matrizea kalkulatu genuen, eta gero, berriz ere distantzia euklidearra erabiliz zentroideak kalkulatu genituen. Lortutako distantzia-matrizea clustering hierarkikoko teknikak erabiliz irudikatu daiteke (Jain et al. 1988). Horregatik, single-linkage eta Ward clustering hierarkikoko algoritmoak aplikatu genituen, distantzia euklidearra erabiliz. 6.4. Irudiak

single-linkage clustering prozedurekin lortutako dendrograma erakusten du, non parte-hartzaileak taldekatzen diren altueraren bidez taldeen arteko distantzia adierazten den. Taldeek dendrograman duten antolamenduak parte-hartzaileek eta zentroideak elkarrekin taldekatzen dituzten hiru adar nagusi erakusten ditu: P4-P5-C1, P1-P3-C2 eta P2-P6-C3. Horrek adierazten du k-means algoritmoa parte-hartzaileen portaera interaktibo globalari aplikatu ostean aurkitutako taldeak, egonkor mantendu direla.

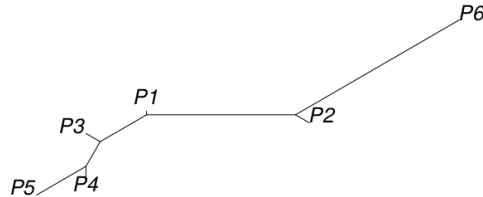


6.4. Irudia: Single-linkage algoritmoaren dendrograma $V1$ metrikatik kalkulatuako distantzia-matrizerako eta zentroideetarako.

Patroien gertutasunari edo antzekotasunari dagokionez, P1-P3 eta P4-P5 taldeak konpaktuagoak direla ikus daiteke, dendrogramaren behealdean kokatzen baitira. Sei parte-hartzaileen hurbiltasuna hobeto erakusteko, elkarrekintza globalaren analisiaren azterketa sakonagoa egin genuen. Zehazki, Saitou eta Nei (Saitou et al. 1987) neighbour-joining (bizilaguen elkartze) zuhaitza estimazioa erabili genuen $V1$ metrikako distantzia-matrizearen gainean, zentroideak alde batera utzita. 6.5. Irudian lortutako zuhaitza agertzen da, non P2 eta P6 gaitzeko parte-hartzaileengandik distantzia gehiagora daudela ikus daitekeen, eta P6, bereziki, beste guztiak baino urrunago dagoela. Horrek iradokitzen

6.4. ELKARREKINTZA DATUETATIK PORTAERA BISUALA INFERITZEA

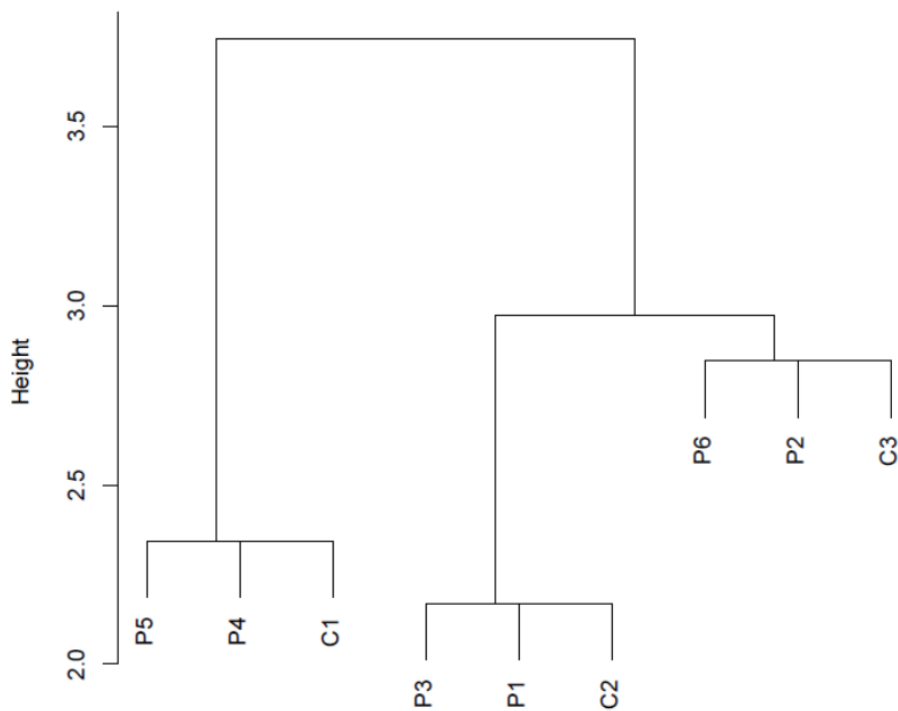
du P2 eta P6 parte-hartzaileak biltzen zituen klusterra ez zela besteak bezain konpaktua.



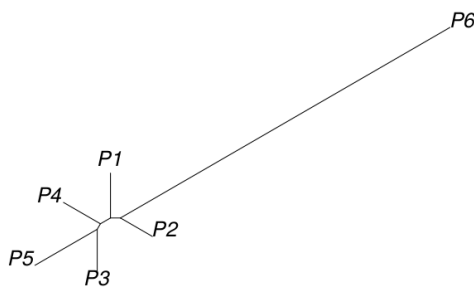
6.5. Irudia: Neighbour-joining metodoa $V1$ metrikatik eratorritako distantzia-matrizerako.

Patroi aurkikuntza metodo berdina aplikatu genuen $V2$ metrian, hau da, k -means ($k=3$) algoritmoa egikaritu genuen distantzia euklidearra erabiliz eta eskuratutako taldeen zentroideak kalkulatu. k -ren balioa hautatzeko, aurreko prozeduran egin zen bezala ($V1$), Silhouette erabili genuen. Indize honek $V2$ metrikarako frogatutako balioen artean ($k = \{3,4,5\}$), $k=3$ klusterraren konfigurazio egokiena izan zela adierazi zuen, hurrenez hurren emaitza hauekin 0,002, -0,011 eta -0,046. Berrito ere, $V2$ distantzia-matrizea eta aurreko urratsean kalkulaturako zentroideak kalkulatu genituen, distantzia euklidearra erabiliz. Ondorioz, distantzia matrizearen tamaina 9×9 koa izan zen, sei partaideen eta hiru zentroideen (C1-C3) distantzian oinarritutako antzekotasuna neurtuz. Azkenik, $V2$ metrian aurkitutako patroien hurbiltasuna aztertu genuen, single-linkage algoritmoa erabiliz (Jain et al. 1988), kalkulaturako distantzia-matrizean. 6.6. Irudiak single-linkage algoritmoaren irteera bisuala erakusten du, non parte-hartzaileak $V2$ -n erabilitako bi clustering-prozeduretan (k -means eta clustering hierarkikoa) ikusi bezala banatu zirela antzematen den. Patroi horiek bat datoz $V1$ metrikarekin aurkitutakoekin, clustering-prozedura berberak erabiltzen direnean. 6.7. Irudian irudikatutako patroien hurbiltasuna aztertu ostean, berrito ere P2 eta P6 beste bi taldeetatik nahiko urrun daudela ikusi genuen.

Erabiltzaileen elkarrekintza-datueta aurkitutako patroiek (ikus 6.4. eta 6.6. Irudiak) eta agertutako begirada-patroiek talde berberak sortzen dituzte. Beraz, antzeko portaera interaktiboa duten banakoek erlazioatutako portaera bisuala dutela antzematen da. Zehazki, antzeko karga kognitiboa duten pertsonen (finkapen-iraupenek adierazten duten bezala) saguaren modu antzekoan erabiltzen dutela erakusten dute, SMASH arbelean ($V1$) nahiz bere zazpi pantailetan ($V2$) esplorazio eta denbora tarteen ezaugarriek adierazi moduan.



6.6. Irudia: Single-linkage algoritmoaren dendrograma V_2 metrikatik eratorritako distantzia-matrizerako eta zentroideetarako.



6.7. Irudia: Neighbour joining metodoa V_2 metrikatik eratorritako distantzia-matrizerako.

Behaketa-azterketako interakzio-datuen analisisa

Erabiltzailearen elkarrekintza-datuak aztertu genituen, laborategiko parte-hartzaileenak eta baita behaketa-azterketan parte hartu zutenenak ere. Bi datu-

baseak batera aztertzearen arrazoia, sortuko ziren kluster berrietan laborategiko sei parte-hartzaileak arestian zehaztutako bikote berdinetan bilduko ote ziren jakitea zen. Erabiltzaile-bikoteak berriz ere kluster berberetan bilduz gero, pentsa genezake kluster bereko parte-hartzaileek laborategiko homologoen antzeko bilaketa-portaera izango luketela. Beraz, gure analisia berriz egikaritu genuen (hau da, k-means eta distantzia euklidearra) $V1$ metrikarentzat, oraingoan 41 parte-hartzaile erabiliz (hau da, behaketa-azterketako 35 + laborategiko sei).

Silhouette kluster baliozkotasun indizearekin (CVI) egindako analisiak, berriz ere, adierazi zuen $k=3$ zela klusterraren konfiguraziorik egokiena k guztientzat, non $3 \leq k \leq 10$ baita. 6.4. Taulan laborategiko azterketako parte-hartzaileen distribuzioa erakusten du sortutako klusterretan.

	Klusterrak		
	1	2	3
Laborategiko parte-hartzaileak	P6	P4, P5	P1, P2, P3
Behaketa-azterketako parte-hartzaile kopurua	2	19	14

6.4. Taula: k-means-en emaitzak ($k=3$, $d =$ Euklidearra) $V1$ metrikarako, laborategiko parte-hartzaileak eta behaketa-azterketakoak bateratzean.

Emaitzen arabera laborategiko sei parte-hartzaileak modu berdintsuan taldekatuta daude. P2 talde desberdin batean bildutako parte-hartzaile bakarra izan zen, P6-rekin batera taldekatu beharrean, P1 eta P3 parte-hartzaileen taldera mugitu zen. $V1$ metrikarentzat egindako hurbiltasun-analisia kontuan hartuta (ikus 6.5. Irudia), aurkikuntza hau ez zen harrigarria izan, P2 eta P6 parte-hartzaileen klusterra ezegonkorra baitzen. Beraz, P2 taldez aldatzea ulergarria litzateke.

6.5. Erabiltzaile moten ezaugarritzea

6.5.1. Datu-baseen deskribapena

Atal honetan, bigarren ekarpen honetan eraikitako bi datu-baseak deskribatuko ditugu, behaketa-azterketan bildutako datuetan oinarrituta kalkulaturako metriekin: bata irudikapen globala erabiliz ($V1$) eta bestea pantailen irudikapena erabiliz ($V2$).

Behaketa-azterketa erabiltzaileek sortutako elkarrekintza-datuak datu-basetik berreskuratu eta garbitu genituen. Prozesu horretan, besteak beste, plataforman kredentzial desberdinekin sartzan diren erabiltzaileak identifikatu genituen, azterketa honetarako beharrezkoak ez ziren aldagaiak ezabatu genituen eta software-ingeniariei eta plataforma probatzen zuten pertsonen zegozien sarrerak ezabatu genituen. Datuak bi ikuspuntu desberdinetatik aztertu genituen: erabiltzaileak eta saioak. Erabiltzaileen irudikapenean, erabiltzaile bakoitzaren gertaera guztiak erregistro batean biltzen dira, saioak alde batera utzita (35 erregistro osotara bi taldetan banatuta, lehen eta bigarren mailako

6. KAPITULUA - INFORMATIKA MEDIKOA

erabiltzaileenak). Saioen ikuspuntuan, erregistro batek saio bakar bati dagozkion gertaera guztiak jasotzen ditu (564 erregistro osotara).

Erabiltzaileek saioa SMASH arbelean hasi behar zuten plataforman sartzeko, saioen iraupena kalkulatzeko erabiltzaileek saioa hasi eta bukatu bitarteko denbora osoa erabili genezakeen. Hala ere, metodo honek saioaren iraupena balioesten du, jarduerarik gabeko tarte luzeak aintzat hartzen dituen heinean. Beraz, estrategia zorrotzagoa erabili dugu, non 20 minutuko jarduerarik ezaren aurrean saioa amaitutzat ematen dugun, eta jarduerari berriz ekin bezain laster saio berri bat sortzen dugun. Ikuspegi hau bat dator erabiltzaile saioen identifikazioari buruzko literaturarekin (Heer et al. 2002). Metodo hau aplikatzean, 564 saio erregistratu ditugu osotara, 419 lehen mailako erabiltzaileei dagozkien (%74) eta 145 bigarren mailako erabiltzaileei (%26). Saioen distribuzioari dagokionez, 64 Batzorde Klinikoko Taldeko (BKT) langileenak ziren, 27 famili medikuenak, 32 familiako medikuen kudeatzaileenak eta 22 beste profil batzuetakoak. Saio kopuru desorekatuak baieztatu egiten du azterketa kualitatiboek (Jeffries et al. 2018) adierazitakoa, hots, lehen mailako erabiltzaileek konpromiso handiagoa dutela: erabiltzaileen %29k (lehen mailakoak) saioen %74 sortu zituzten.

Elkarrekintzaren bi irudikapenak (globala eta pantailak) erabiltzaile bakoitzarentzat eta saio bakoitzarentzat kalkulatu ziren. Bi analisi motetan, erregistroak bi erabiltzaile talde nagusien arabera egiten dira (hau da, lehen mailakoa eta bigarren mailakoa). 6.5. Taulak erabiltzaileen eta saioen distribuzioa erakusten du, erabiltzaile taldearen arabera.

Erabiltzaile taldea	Kop (%)	Sesioak (%)
Lehen mailakoak	10 (29)	419 (74)
Bigarren mailakoak	25 (71)	145 (26)
Familiako medikuak	8 (23)	27 (5)
BKT-ko langileak	8 (23)	64 (11)
Kudeatzaileak	5 (14)	32 (6)
Besteak	4 (11)	22 (4)

6.5. Taula: Erabiltzaile kopurua eta saio kopurua talde bakoitzeko.

6.6. eta 6.7. Taulek esplorazio (e , e_{S_i}) eta denbora tarte-balioak (d , d_{S_i}) erakusten dituzte irudikapen globala ($V1$) eta pantailakoarentzat hurrenez hurren. Taulen arabera, bigarren mailako erabiltzaileentzat bi ezaugarrien balioak altuagoak dira, baina portaera hori ez da pantaila guztietan ematen.

6.5. ERABILTZAILE MOTEN EZAUGARRITZEA

Taldea	Metrika	Ezaug.	Globala	Pantailak (S_i)						
				i=1	i=2	i=3	i=4	i=5	i=6	i=7
Denak	V1	e	3,40							
		d	3,47							
	V2	e_{S_i}		3,84	3,21	3,29	2,83	2,34	1,87	1,60
		d_{S_i}		8,93	2,75	16,02	3,68	6,28	2,15	7,93
1. maila	V1	e	2,90							
		d	2,23							
	V2	e_{S_i}		3,70	3,30	2,75	2,50	3,50	2,70	3,40
		d_{S_i}		16,88	2,82	2,54	2,10	5,88	1,59	3,27
2. maila	V1	e	3,60							
		d	3,97							
	V2	e_{S_i}		3,90	3,18	3,50	2,96	1,88	1,54	0,90
		d_{S_i}		5,75	2,72	21,41	4,31	6,44	2,38	9,81

6.6. Taula: $V1$ eta $V2$ elkarrekintza-metriken balioak erabiltzaileen ikuspuntuan, behaketa-azterketako partaideentzat: globalki eta pantailan banatutako esplorazio (e/ e_{S_i}) eta denbora tarte (d/d_{S_i}) batezbestekoen arabera kalkulatuta.

Taldea	Metrika	Ezaug.	Globala	Pantailak (S_i)						
				i=1	i=2	i=3	i=4	i=5	i=6	i=7
Denak	V1	e	3,79							
		d	3,28							
	V2	e_{S_i}		4,18	3,43	1,05	1,94	0,79	0,62	0,47
		d_{S_i}		6,81	10,01	4,6	3,03	3,4	1,05	3,35
1. maila	V1	e	3,65							
		d	2,85							
	V2	e_{S_i}		4,08	3,52	0,81	1,82	0,87	0,71	0,53
		d_{S_i}		5,53	6,97	3,59	3,1	3,84	1,23	3,55
2. maila	V1	e	4,19							
		d	4,51							
	V2	e_{S_i}		4,45	3,14	1,74	2,29	0,58	0,36	0,22
		d_{S_i}		10,48	11,01	7,48	2,84	2,14	0,53	2,75

6.7. Taula: $V1$ eta $V2$ elkarrekintza-metriken balioak saio-ikuspuntuan, behaketa-azterketako partaideentzat: globalki eta pantailan banatutako esplorazio (e/ e_{S_i}) eta denbora tarte (d/d_{S_i}) batezbestekoen arabera kalkulatuta.

6.5.2. Emaitzak eta analisia

Erabiltzaile-ikuspuntua

Gure azterketan, Weka softwareak (M. Hall et al. 2009) ahalbidetzen dituen ikasketa automatikoko algoritmo batzuk erabili genituen erabili genuen erabiltzaile motak sailkatzeko, lehen mailakoak eta bigarren mailakoak. Algoritmoen jarduna ebaluazioari dagokionez, 10 iteraziodun balioztatze gurutzatua (10-fold cross-validation) erabili genuen. Zehazki, 10 algoritmo nagusien multzotik (Wu et al. 2008) gure arazoari aplika dakizkiokeenak hautatu genituen: AdaBoost, IBK, J48, Naïve Bayes (NB) eta Optimizazio Minimo Sekuentziala (*Sequential Minimal Optimization*, SMO), eta oso hedatuta dauden beste algoritmo batzuk, Bagging eta Geruza Anitzeko Perzeptroia (*MultiLayer Perceptron*, MLP) kasu.

6.8. Taulan erakutsi moduan, batetik, doitasuna kalkulatu genuen, hau da, hautemandako erabiltzaile guztietan zuzen hautemandako elementuen proportzioa, adb. lehen mailakoak edo bigarren mailakoak. Bestetik, estaldura kalkulatu genuen, hots, hauteman beharreko erabiltzaile guztietatik hautemandako erabiltzaileen proportzioa. Azkenik, F-puntuazioa kalkulatu genuen, hots, doitasuna eta estaldura arteko batez besteko harmonikoa.

Algoritmoa	Irudikapena	Doitasuna	Estaldura	F-puntuazioa
AdaBoost	globala	0,73	0,71	0,72
	pantailak	0,77	0,77	0,77
Bagging	globala	0,67	0,71	0,67
	pantailak	0,74	0,74	0,74
IBK	globala	0,71	0,71	0,71
	pantailak	0,84	0,83	0,83
J48	globala	0,60	0,60	0,60
	pantailak	0,84	0,83	0,83
MLP	globala	0,83	0,83	0,83
	pantailak	0,86	0,86	0,86
NB	globala	0,77	0,74	0,75
	pantailak	0,90	0,89	0,89
SMO	globala	0,51	0,71	0,60
	pantailak	0,72	0,74	0,71

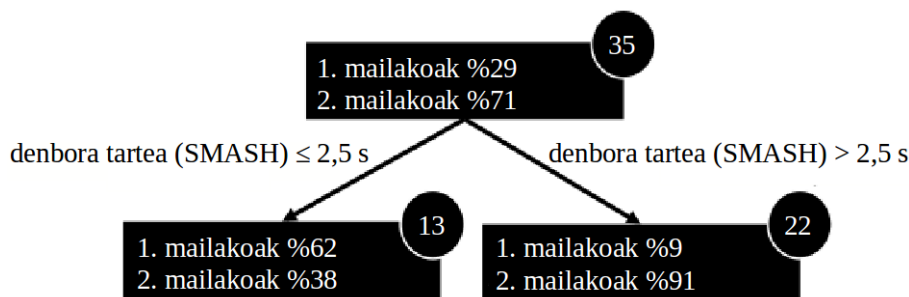
6.8. Taula: Algoritmoen doitasuna, estaldura eta F-puntuazioa erabiltzaile-ikuspuntuan.

Datu-basea desorekatuta zegoela ikusi genuen, izan ere, lehen-mailako 10 erabiltzaileak, osotara zeuden 35 erabiltzaileen %29a ziren. Algoritmoen jardunari dagokionez, 6.8. Taularen arabera, IBK, J48 eta Naïve Bayesek (NB-k) hiru metriketarako (doitasuna, estaldura et F-puntuazioa) 0,80tik gorako emaitzak lortzen dituzte pantailen irudikapenaren kasuan. Irudikapen globalaren kasuan (pantailak aintzat hartzen ez direnean) emaitza baxuagoak lortu ziren, nahiz eta MLP algoritmoak 0,80tik gorako balioak eskuratu bi irudikapenetan.

6.5. ERABILTZAILE MOTEN EZAUGARRITZEA

6.8. Taulako emaitzak erabilgarriak izan ziren, positibo faltsuen (doitasunerako kalkulatuak) eta negatibo faltsuen (estaldurarako kalkulatuak) kopuruak onargarriak ziren neurrian, azken batean, hori sailkatzaileen helburuaren menpe dago. Erabiltzaileak modelatzeko hauek bereiztea beharrezkoa bada ere (lehen mailakoak eta bigarren mailakoak), erabiltzaile-talde bakoitzaren ezaugarriak erauzi ondoren, etorkizunean egokitzapenak egiteko baliotsua izango zen informazioa lortu genuen. Aukeratutako sailkatzaileen artean, azalpen argiena duen sailkatzailea J48 (Witten et al. 2016) da. J48 algoritmoak sailkapenaren azalpena erro-nodoaren eta orri-nodoen arteko bidean erakusten du, bertan sailkapen-prozesuan sailkatutako adibideak kokatuz. Lagin osoarekin sortutako J48 sailkatzailearen egitura aztertu genuen, irudikapen globalerako eta pantailetarako, eskuragarri zegoen informazio guztia erabiliz. Izan ere, zuhaitz hori izango litzake benetako sistema batean ezarriko zena litzatekeena.

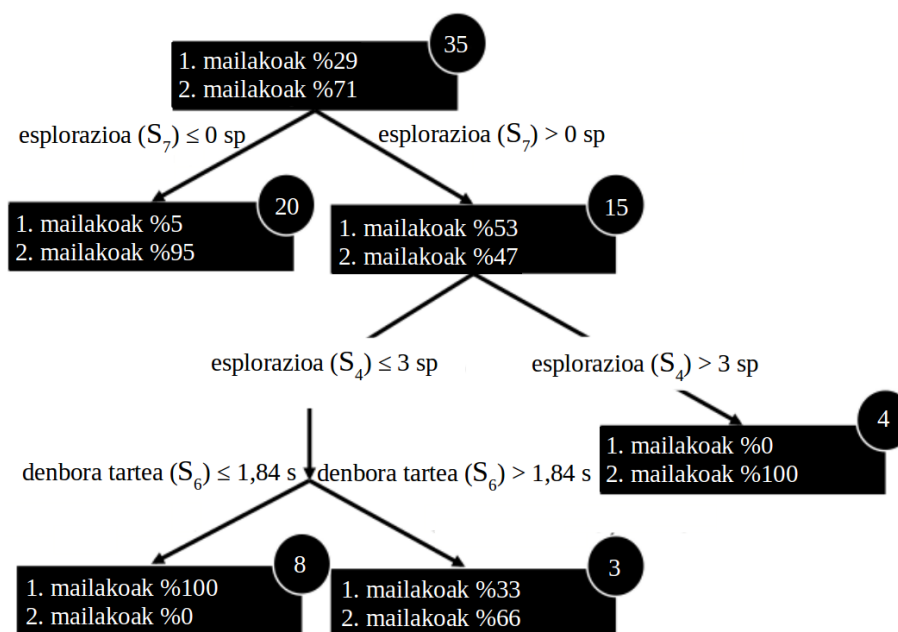
J48 algoritmoak irudikapen globalerako (V1) beste algoritmo batzuek baino emaitza baxuagoak dituen arren, denbora tartearen bidez (d) bigarren mailako erabiltzaileak lehen mailakoetatik bereiztu ahal izan zituen SMASH arbelaren plataforman. 6.8. Irudian erakutsitako J48ren sailkapenaren egituraren arabera, denbora tartea 2,5 segundo edo gutxiagokoa zenean (hau da, erabiltzailearen saguko kliken artean 2,5 segundo edo gutxiago igarotzen baziren), lehen mailako erabiltzaileak erabiltzaile guztien %62a (8/13) ziren; kontuan hartu hasiera batean lehen mailako erabiltzaileak %29a zirela. Denbora tartea 2,5 segundotik gorakoa zenean aldiz, bigarren mailako erabiltzaileak erabiltzaile guztien %91 (19/22) ziren, jatorrian %71 izanda. Aintzat hartu, SMASH arbela erabiltzean denbora tartearen batz bestekoa 3,47 zela (desbest = 1,87), lehen mailako erabiltzaileek bigarren mailakoekin alderatuz kliken arteko denbora txikiagoak dituztela adierazten duena, batz bestekoak hurrenez hurren 2,23 eta 3,97 segundokoak izanik.



6.8. Irudia: Inausitako J48 zuhaitzaren grafikoa irudikapen globalerako (V1), doitasuna, estaldura eta F-puntuazioen balioak 0,6 baliokoak izanik. Lauki bakoitzaren gainean, eskuinean dauden zirkuluek baldintza horretan erori ziren erabiltzaileen kopurua adierazten dute eta laukiko zenbakiek, berriz, erabiltzaile horien distribuzioa talde bakoitzerako.

6. KAPITULUA - INFORMATIKA MEDIKOA

Inausitako J48 zuhaitzaren egitura pantailen irudikapenerako 6.9. Irudian agertzen da. Adierazleen informazio-pantailan, esplorazio-metrikaren batez besteko balioa (e_{S_7}) 1,6 sagu-pausatze izan zen (desbest = 2,31). Hala ere, lehen mailako erabiltzaileen esplorazioa batez bestekoa baino handiagoa izan zen, 3,35 sagu-pausatze (sp), eta bigarren mailako erabiltzaileen esplorazioa baino handiagoa, 0,9 sagu-pausatze(sp). Sailkapen-zuhaitzean 0 balioko esplorazioa izan zuten erabiltzaileen nodoari erreparatuz, hau da, adierazleen informazio-pantailan jarduerarik burutu ez zutenak, bigarren mailako erabiltzaileak %95 (19/20) zirela ikusten da (nodo aurrekarian %71 zirelarik). Adierazleen informazio-pantailan jardueraren bat erakutsi zuten gainerako 15 erabiltzaileak (%53 lehen mailakoak eta %47 bigarren mailakoak) aldiz, hiru baldintzatan erori ziren ($e_{S_7} > 0$).



6.9. Irudia: Inausitako J48 zuhaitzaren grafikoa pantailen irudikapenerako (V2), doitasuna 0,84 , estaldura 0.83 eta F-puntuazioen 0.83 izanik.

Arriskutsuak izan daitezkeen preskripzio-adierazleen eraginpean dauden pazienteak zerrendatzen dituen pantailan (e_{S_4}), 3 sagu-pausatze baino gehiagoko esplorazio jardura zuten erabiltzaileak, soilik bigarren mailakoak izan ziren izan (lau erabiltzaile, nodo horretako erabiltzaileen %100). Kontuan izan batz bestekoa 2,83 sagu-pausatze direla, 2,50 lehen mailako erabiltzaileentzat eta 2,96 bigarren mailakoentzat. Jardueraren balioa hiru sagu-pausatzekoa edo gutxiagoko baldintza eta joeren pantailako denbora tarte (d_{S_6}) 1,84 segundo-koa edo gutxiagoko baldintza batzen dituen nodoan, erabiltzaile guztiak lehen

mailakoak izan ziren (hau da, zortzi pertsona). Denbora tartea 1,84 segundotik gorako baldintza duen nodoan aldiz, erabiltzaile bat lehen mailakoa izan zen eta gainerako biak bigarren mailakoak. Kontuan izan denbora tarteen batez bestea 2,15 segundokoa dela, 1,59 segundo lehen mailako erabiltzaileentzat (desbest = 0,92) eta 2,38 segundo bigarren mailakoentzat (desbest = 4,91).

Saio-ikuspuntua

Saio-ikuspuntuan, erabiltzaile berarentzako saio-behaketak independenteak ez direnez, 10 iteraziodun balioztatze gurutzatua (10-fold CV) egiteaz gain, gutxi gorabehera estratifikatutako hiru iteraziodun balioztatze gurutzatua (3-fold CV) ere egin genuen. Horretarako, datu-basea antzeko tamainako hiru multzotan banatu genuen, multzo bakoitzean lehen/bigarren mailako erabiltzaileen proportzio antzekoa mantenduz, baina erabiltzaile bakoitzaren saio guztiak multzo berean mantenduz. Horrela, aztertu gabeko erabiltzaileentzat jardun-metrikak kalkulatu ahal izan genituen. Zehazki, erabiltzaile-ikuspuntuan deskribatutako zazpi algoritmo berberak erabili genituen: AdaBoost, IBK, J48, NB, SMO, Bagging eta MLP. 6.9. Taulak datuak saioaren ikuspuntutik aztertu zirenean lortutako emaitzak erakusten ditu.

Sailkatzaileen jarduna baxuagoa izan zen analisi horretan, Bagging algoritmoak emaitzarik onenak lortu zituelarik. Espero bezala, hiru iteraziodun balioztatze gurutzatua (3-fold CV), 10 iterazioekin egindakoa (10-fold CV) baino *zertxobait* okerragoa da. Kontuan izan hori kasurik okerrera izanik ere ez dela oso errealista, izan ere, test multzoan soilik erabiltzaile berriak egoteak esan nahiko luke, arbela behin baino gehiagotan erabili duten erabiltzailerik (ohiko erabiltzaileak) ez litzakeela egongo. Beraz, sistema benetako testuinguru batean ustiatuko balitz, non erabiltzaile gehienek arbelarekin elkarrekintza sarritan burutzea aurreikusten den (10-fold CV azterketaren jardunetik gertuago), sistema horren jardunaren emaitza bi ikuspuntuen artean egongo litzakeela uste dugu.

Pantailen irudikapenean lagin osoarekin sortutako J48 sailkatzailearen egitura aztertuko genuen 6.10. Irudian erakutsi moduan. Lehen aipatu bezala, zuhaitzaren jarduna ohiko erabiltzaileentzat 10-fold CV azterketarekin eta erabiltzaile berrientzat 3-fold CV azterketarekin kalkulaturako litzake.

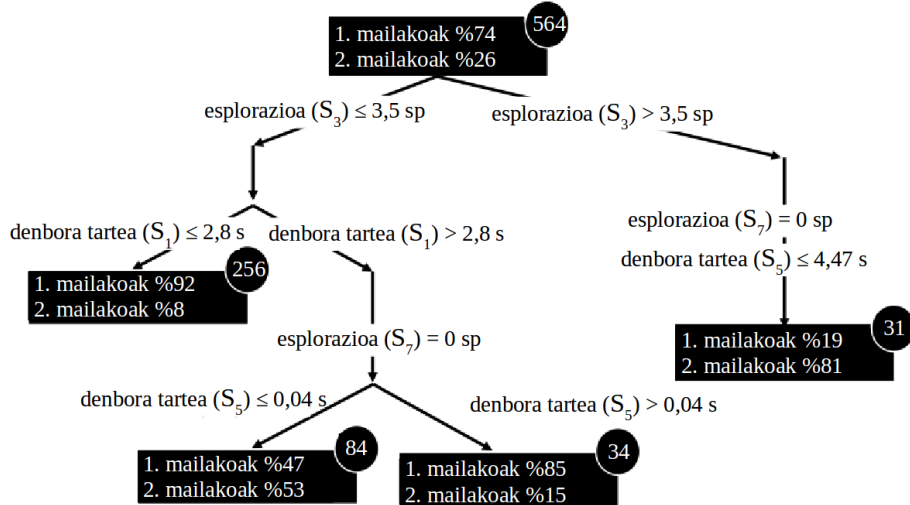
J48 sailkapen-egituraren eskuinaldeko adarrak 6.10. Irudian, saioen %81 bigarren mailako erabiltzaileenak izan zirela adierazten du, honako baldintzak betetzen zirenean: batetik, bistaratze-pantailan 3,5 sagu-pausatze baino gehiago egitea (1,74 sagu-pausatze bigarren mailako erabiltzaileetan vs. 0,81 lehen mailakoentzat S_3 pantailan); bestetik, 0 sagu-pausatze segurtasun-adierazleen preskripzioari buruzko informazioa duen pantailan (0,22 sagu-pausatze bigarren mailako erabiltzaileentzat vs. 0,53 bigarren mailakoentzat S_7 pantailan); azkenik, erabiltzaileak arriskuan dauden pazienteak erakusten dituen pantailan (S_5) egindako kliken artean 4,47 segundo baino gutxiagoko denbora tartea erakustea, non batez bestekoa 3,40 segundokoa izan zen. Saioen %92 lehen mailako erabiltzaileenak izan ziren, bistaratzeen pantailan (S_3) egindako kliken artean sagu-pausatzeen kopurua 3,5 edo txikiagoa zenean eta helmuga-orrian (S_1) egindako kliken arteko denbora tartea 2,8 segundokoa edo gutxiagokoa zenean (batez

6. KAPITULUA - INFORMATIKA MEDIKOA

besteko denbora tartea 6,8 segundo izanik). Hasierako orrian egindako kliken artean 2,8 segundo baino gehiagoko denbora tartea izan zuten erabiltzaileentzat, arriskuan zeuden pazienteei buruzko informazioa zuen pantaila (S_5) erabakigarria izan zen erabiltzaileak sailkatzeko: ebaketa-balioa baino txikiagoa edo berdina zenean (0,04 segundo, batez bestekoa 3,4 segundokoa izanik), saioen %53 bigarren mailako erabiltzaileena izan ziren, eta saioen %85 bigarren mailakoena.

Algoritmoa	CV	Irudikapena	Doitasuna	Estaldura	F-puntuazioa
AdaBoost	3-fold	globala	0,65	0,73	0,68
		pantailak	0,73	0,71	0,67
	10-fold	globala	0,68	0,73	0,69
		pantailak	0,73	0,76	0,72
Bagging	3-fold	globala	0,71	0,72	0,69
		pantailak	0,68	0,70	0,68
	10-fold	globala	0,70	0,74	0,7
		pantailak	0,77	0,78	0,77
IBK	3-fold	globala	0,63	0,64	0,63
		pantailak	0,68	0,69	0,68
	10-fold	globala	0,65	0,65	0,65
		pantailak	0,72	0,73	0,73
J48	3-fold	globala	0,59	0,74	0,63
		pantailak	0,69	0,69	0,68
	10-fold	globala	0,67	0,72	0,68
		pantailak	0,73	0,76	0,73
MLP	3-fold	globala	0,70	0,73	0,69
		pantailak	0,70	0,74	0,7
	10-fold	globala	0,67	0,72	0,68
		pantailak	0,71	0,75	0,71
NB	3-fold	globala	0,64	0,71	0,64
		pantailak	0,64	0,48	0,47
	10-fold	globala	0,61	0,71	0,64
		pantailak	0,69	0,59	0,62
SMO	3-fold	globala	0,55	0,74	0,63
		pantailak	0,58	0,73	0,63
	10-fold	globala	0,55	0,74	0,63
		pantailak	0,55	0,74	0,63

6.9. Taula: Algoritmo bakoitzaren doitasuna, estaldura eta F-puntuazioa saio-ikuspuntuan.



6.10. Irudia: Inausitako J48 zuhaitzaren nodorik esanguratsuenak pantailen irudikapenerako (V_2), doitasuna 0.73, estaldura 0,76 eta F-puntuazioa 0,73 izanik.

6.5.3. Eztabaida

Egindako azterketari esker, jakin izan genuen gure hasierako aurreikuspenak, hau da, SMASH arbelaren lehenengo mailako erabiltzaileek denbora tarte eta esplorazio balioak txikiagoak erakustea, bete egin zirela bi irudikapenetan (globala eta pantailetakoa) eta bi ikuspuntuetan (erabiltzaileen eta saiocna 6.6. eta 6.7. Tauletan azalduta hurrenez hurren). Gainbegiratutako sailkatzaileei dagokienez, aurreikuspen horiek bete egin ziren sailkapen-zuhaitzen ebaketa-puntuen balioek erakusten duten bezala (6.8.-6.10. Irudiak). Oro har, estatistika deskribatzaileek eta sailkatzaileek baieztatzen dute esku-hartzean gehien parte hartu zutenen (lehen mailako erabiltzaileen) ezaugarri bereizgarriak kliken arteko denbora tarte eta esplorazio balio txikiak direla.

Kliken arteko denbora tarte txikienak funtsezkoak izan ziren irudikapen globalean, lehen mailako erabiltzaileak bigarren mailakoetatik bereizteko (6.8. Irudia), honako pantailetan: praktika batean preskripzio-segurtasunaren adierazlearen joerak erakusten zituen pantailan (S_6 , 6.9. Irudian) eta praktikaren laburpena erakusten duen hasierako orrian (S_1 , 6.10. Irudian). Bigarren mailako erabiltzaileen portaerak ezaugarri hauek izan zituen: arriskuan dauden pazientek erakusten dituen pantailan kliken arteko denbora handiagoa izatea (S_4 , 6.9. Irudian) eta bistaratze-pantailan (S_3 , 6.10. Irudian) kliken arteko esplorazio-balio altuagoak izatea. Aintzat hartu behar da, arbelaren erabilera ez dela erabiltzaile-taldeena bakarrik, baina erabilera horren izaerak erabiltzaile-taldeak ezaugarritzen dituela. Zehazki, aurkikuntza hauek iradokitzen dute bigarren mailako erabiltzaileek portaera bereizgarriak dituztela arriskuan dauden arris-

kuan dauden pazienteak eta bistaratzeak erakusten dituzten pantailetan. Lehen mailako erabiltzaileek, berriz, SMASH arbela biztanleriaren osasuna monitorizatzeko erabiltzen dute, praktikaren laburpena eta joerak erakusten dituzten pantailetan.

Hala ere, salbuespen batzuk egon ziren: kliken arteko denbora tarte luzeagoa lehen mailako erabiltzaileen bereizgarria izan zen adierazle batek baino gehiagok eragindako pazienteak erakusten dituen pantailan (ikus S_5 6.7. eta 6.10. Irudietan). Egun egiten ari den ikerketa baten bidez jakin izan genuen arbelaren lehenengo mailako erabiltzaileek denbora gehiena S_4/S_5 pantailan igarotzen dutela (hau da, arriskuan dauden pazienteen pantailan). Izan ere, modu horretan, paziente horien osasun-erregistro elektronikoak egiaztatuko lituzkete eta, agian, telefono-dei batzuk egingo lituzkete. Gainera, bigarren mailako erabiltzaileak esplorazio balio txikiagoak erakutsi zituzten adierazle bereziak deskribatzen dituzten pantailan (S_7 , 6.6. eta 6.7. Tauletan, eta 6.9. eta 6.10. Irudietan). Merezi du aipatzea kasu horietan ebaketa-balioak 0 inguruak izan zirela. Horrek iradokitzen du bigarren mailako erabiltzaileek ez zituztela esplorazio eta denbora tarte txikiagoak erakutsi, eraginkorrak zirelako, baizik eta pantaila horietara sartzeko aukerarik ez zutelako. Beraz, esan genezake, funtzionalitateetara sartzean, denbora tarte eta esplorazioa SMASH arbeleko portaera interaktiboaren ezaugarri diren proxy gisa jokatzeko dutela, lehen mailako erabiltzaileak diskriminatzeko zehaztasun-tasa handiak dituztelako. Algoritmo bakoitzerako, pantailen irudikapenak globalak baino hobeto funtzionatzen du, eta horrek esan nahi du modelatze prozesuan pantailak erabiltzeak balio erantsia duela.

Aurkikuntza hauen arabera, bi erabiltzaile taldeek (lehen eta bigarren mailakoak) portaera bereizgarri desberdinak dituzte SMASH arbelarekin duten elkarrekintzan. Portaera interaktibo horiek, gaitasunen proxy diren ezaugarriak erabiliz modelatzen direnak, bi erabiltzaile taldeak bereizten dituzte. Denbora tarte balio txikiek, erabiltzaileak, informazioa prozesatzeko eta arazoak konpontzeko eraginkorrak direla adierazten dute (Chin et al. 2009). Horrek, lehen mailako erabiltzaileak SMASH arbelean gainbegiratze lanak egiten trebeagoak izango zirela iradoki zuelarik. Esploraziotik eratorritako jarduerabisualaren balio handiagoa bilaketarako trebetasun eskasaren adierazle dela dakigunez (Ehmke et al. 2007), bigarren mailako erabiltzaileengan antzemandako esplorazio balio altuagoak konpromiso-maila txikiagoei egozten dizkiegu, jardun txikiagoa beraz. Hau bat dator literaturarekin, non konpromiso handiena dutenak hobeto betetzen direla adierazten den (Rich et al. 2010; Christian et al. 2011).

Bi diseinu-gomendio sortzen dira emaitza hauetatik. Hautemandako trebetasun falta esku-hartze mota hauek erabiltzeko oztopo bat denez (Jeffries et al. 2017), SMASH arbelaren (eta antzeko esku-hartzeen) erabiltzaileen gaitasuna monitorizatu liteke eta, beharrezkoa izanez gero, ekintzaren bat egin. Konpromiso txikiagoa duten (eta gaitasun txikiagoa duten) erabiltzaile-taldeetako kideen ikaskuntza sustatzeko, hezkuntza-bultzada pertsonalizatuaren gisako laguntza ahalbidetu liteke. Esaterako, beste kideekin konparatuta izan duten jardunari buruzko mezu pertsonalizatuak jasotzeak, beren buruak gutxiesten di-

tuztenei, euren pertzepzioei aurre egiten lagun lezake eta auto-eraginkortasuna areagotu. Bultzada horiek uneko URLa berreskuratuz eta sagu-gertaeren jarraipena eginez bideratu ahal izango lirateke, denbora tarteak eta esplorazioa kalkulatzeko, nabigatzailean denbora errealean egin daitekeena. Metodo honek elkarrekintza edo datu pertsonalak urrutitik biltegitratzea eskatzen ez duenez, erabiltzailearen konfidentziasuna eta pribatutasuna errespetatzen dira, erabiltzaile potentzialek horrelako sistemak onartzeko izan ditzaketan oztupoak ezabatuz (Angulo et al. 2015). Bigarren gomendia da SMASH arbelean lan-fluxuak egokitzea, bi taldeen berezko erabileraren arabera. Arbelaren erabilera estereotipatuaren berri izanda, SMASH-ek lan-fluxuak erraztu beharko litzuke, (a) herritarren osasuna monitorizatzeko eta (b) arriskuan dauden pertsonen azterketa zehatzagoa egiteko, pantailak modu egokian multzokatuz. Bi lan-fluxu horien arteko trantsizioak egiteko, arbetan informazioa bistartzeko mantraren analogia bat mapatu beharko litzateke (hau da, deskribapen orokorra, iragazketa, eskariaren araberako xehetasunak) (Shneiderman 1996). Modu horretan, biztanleriaren osasuna kudeatuko ahalko litzake honako printzipioen dibulgazio progresiboaren bidez: biztanleriaren osasunaren monitorizazioa, iragazketa, eta eskariaren araberako datuen banakapena.

Gogoeta metodikoak

Azterketako erabiltzaile kopuruan, lehen mailakoen ordezkartza %29a zen eta saio kopuruari dagokionez, euren ordezkartza %74 baliora igotzen zen. Horrek esan nahi du, lehen mailako erabiltzaileen saio errepikakor gehiago izan genituenez, ikasketaren efektuak nahastu genitzakeela erabiltzaile-ikuspuntuan. Gure ondorioa oraindik ere mantentzen bada ere (lehen mailako erabiltzaileak eraginkoragoak dira SMASH arbelean gainbegiratze-jarduerak egitean), talde honek konfiantza handiagoa izateko bi arrazoi egon litezke: esku-hartzearekin duten konpromisoa eta farmazialariak izateak ematen zien esperientzia. Hala ere, esperientzia hori izatea onuragarria bada ere, ez da funtsezkoa esku-hartzearekin konpromisoa hartzeko (Jeffries et al. 2019).

6.6. Laburpena

Software medikoa erabilerraza eta praktikoa izatea erronka bat da, datuen ezaugarriak (tamaina eta konplexutasuna) eta erabilera-testuingurua direla eta. Horren ondorioz, datu-dentsitate handiko erabiltzaile-entzafak erakitzen dira, klinikoaren erabaki-hartze optimoarekin bateragarriak ez direnak. Ebidentzia anekdotikoak adierazten du klinikoek informazio kopuru zuzena eskatzen dutela beren zereginak aurrera eramateko. Horrek iradokitzen du erabiltzaile-entzafa moldagarriak erabiltzaileen informazio-beharrak asetzeko eta informazio-gainkargari heltzeko erabil daitezkeela. Hala ere, informazio-behar horiek alda daitezkeenez, lehenik eta behin identifikatu eta lehenetsi egin behar dira, erabiltzaile-entzafarako egokitzapenak inplementatu aurretik. Begirada interesaren adierazlea dela jakina denez, begi-arakatzaileek erabiltzaileek

non begiratzten duten diskretuki behatzeko aukera ematen digute, baina ez da praktikoa sistema hedatu batean erabiltzea.

Lehenengo ekarpenean, erabiltzailearen elkarrekintza-datuen bidez botiken segurtasun arbelean (SMASH) portaera bisuala inferitu ote dezakegun aztertu dugu. Helburu horrekin, lehenik eta behin, begirada (finkapen-iraupena definitutako Intereseko Eremuetan) eta elkarrekintza-datuak (esplorazio eta kliken arteko denbora tarte globalak eta pantailetan banatutakoak) aztertuko ditugu. Datu hauek laborategiko azterketa batean bildu ziren, bederatzi ataza osatu zituzten sei parte-hartzailerekin. Begiradaren datuetan Pearsonen korrelazioa erabiliz, antzeko portaera bisualak zituzten laborategiko parte-hartzaileak bikoteka multzokatu genituen hiru talde desberdin sortuz. Parte-hartzaile horien elkarrekintza-datuetan erabilitako k-means prozedurara aplikatu ostean, bikote berberak lortu zirenez, portaera bisuala eta interaktiboaren artean lotura dagoe-la esan dezakegu. Gainera, k-means algoritmoa laborategiko (6) nahiz behaketa-azterketako parte-hartzaileen (35) elkarrekintza globalean aplikatu ostean, laborategiko parte-hartzaileak antzera parekatu ziren. Beraz, behaketa-azterketako parte-hartzaileen portaera bisuala kluster berdinetan bildutako laborategikoek erakutsitako portaeraren antzekoa izan zitekeen.

Bigarren ekarpenak SMASH erabilera ezaugarritzea zuen helburu, esku-hartzea zuzendu zuten lehen mailako erabiltzaileen eta arbela preskripzio-praktika seguruetan parte hartzeko erabili zuten bigarren mailako erabiltzaileen elkarrekintzak arakatuz eta kontrastatuz. Horretarako, behaketa-azterketako elkarrekintza globala eta pantailetakoa aztertu genituen, eta gainbegiratu ikasketako algoritmoak aplikatu genituen, lehen eta bigarren mailako erabiltzaileak sailkatzeko. Emaitzei dagokienez, 0,8tik gorako zehaztasun-tasak lortu genituen, aldien %80tan lehen mailako erabiltzaileak eta bigarren mailako erabiltzaileak bereizteko gai izan ginela esan genezake. Bereziki, Geruza Anitzeko Perzeptronak (MLP) emaitzarik altuenak eskuratu zituen hiru metriketarako: doitasuna (0,88), estaldura (0,86) eta F-puntuazioa (0,86). Lehen mailako erabiltzaileen portaeraren ezaugarri nagusia, praktikaren laburpena eta joerak erakusten zituzten pantailetan, saguarekin egindako bi kliken arteko denbora tarte txikiagoa izan zen. Bigarren mailako erabiltzaileen portaeraren ezaugarriak aldiz, arriskuan dauden pazienteak eta bistaratzeak erakusten dituzten pantailetan denbora tarte luzeagoak eta bilaketa-bisualen jarduera kopurutsuagoak (esplorazio handiagoa) izan ziren. Bestela esanda, lehen mailako erabiltzaileek gaitasun handiagoa izan zuten herritarren osasuna monitorizatzeko jardueretan; bigarren mailako erabiltzaileek, berriz, zailtasunak izan zituzten pazienteen segurtasunaren banakatze zehatza eskatzen zuten jardueretan. Aurkikuntza horien berri izanda, jarduera hauek eta bultzada egokitzzaileak biltzen dituzten lan-fluxuak proposatu ditugu, erabiltzailearen konpromisoa areagotzeko.

7. Kapituluia

E-Zerbitzuen elkarrekintzaren eta erabileraren modelatzea

7.1. Sarrera

2018. urteko gobernu elektronikoaren erreferentziazko txostenaren arabera, EGovernment Benchmark (Tinholt et al. 2018) 2018, Europako administrazio publikoek ematen dituzten zerbitzuen %66 guztiz eskuragarri zeuden Internet bidez, 2012az geroztik (Tinholt et al. 2015) %17ko igoera suposatzen duena. Gaur egun dagoen online eskuragarritasun handia ez da harrizkoa, herritarrek edozein unetan (24 orduz, astean zazpi egunez) eta modu pertsonalizatuan (hizkuntza desberdinak, desgaitasuna duten erabiltzaileentzako egokitzapenak, etab.) eskaintzen diren zerbitzu elektroniko publikoek baliatu daitezkeelako (González et al. 2007). Honi dagokionez, zerbitzu elektroniko irisgarri eta pertsonalizatuak diseinua funtsezkoa da zerbitzu horiek erabiltzen dituen herritar-espektro aldakorrerako erabat inklusiboak izan daitezken. Hala ere, zerbitzu horiek pertsonalizatzeko beharrezkoak diren erabiltzaile-profilak eratzeko lan zaila da, sarritan erregistrorik eskatzen ez dutelako, edo eskatzekotan, ez delako erabiltzaileari buruzko informazio sentikorrik biltzen (adibidez, desgaitasunei edo mugei buruzkoa) (Abascal et al. 2019). Testuinguru honetan, web erabilerako meatzaritza teknikak zerbitzu elektronikoak (e-Zerbitzuen) erabiltzaileak modelatzeko erabil daitezke, web zerbitzariko erregistroen elkarrekintza-datuak modu diskretuan bilduz (Abascal et al. 2013).

Zoritxarrez, pribatutasunaren inguruko kezken ondorioz, erakunde publikoek askotan, ez dute sarbiderik ematen euren zerbitzuen nabigazio-datuak. Hori erakusgarri izan ziren Gipuzkoako Foru Aldundiarekin (GFA) eta Euskal Herriko Unibertsitatearekin (UPV/EHU) egin genituen lankidetzak; izan ere, bi erakunde hauek haien soilik euren webguneen nabigazioa aztertzea ahalbidetu ziguten, www.gipuzkoa.eus eta www.ehu.eus hurrenez hurren, baina euren zerbitzuak kanpoan utziz. Honi dagokionez, Gipuzkoako Foru Aldundiaren webgunean egindako azterketan (Yera et al. 2016a) ondorioztatu genuen erabiltzaileen

web interakzioa modelatzea oso lan zaila zela honako arrazoiengatik: lehenengoa, erabiltzaileen erregistrorik ez edukitzea; bigarrena, erabiltzaileen helburua aldeztetik ezezaguna izatea; hirugarrena, webgunea eguneratzeko prozesuak haien nabigazioen erreproduktzioa oztopatu izana. Beraz, zerbitzu elektronikoen erabiltzaileen elkarrekintzaren modelatzea ahalbidetzeko bete beharko lituzkete oinarriko eskakizun-tekniko batzuk adierazi genituen. Batetik, zerbitzuak gutxienez erabiltzaile kopuru bat izatea (100-1000). Bestetik, zerbitzuak azken helburu bat izatea eta hori lortzeko tarteko hainbat urrats beharrezkoak izatea, non erabiltzaileek aukera desberdinak hautatu behar dituzten. Bete ere, elkarrekintzaren informazio hau guztia (eskatutako URLak eta hautatutako aukerak) eskuragarri egotea nabigazioa berreraikitzeko. Azkenik, azterketan ikasketa automatikoko teknikak erabili nahi badira, zerbitzu elektronikoen log fitxategietan, transakzio bakoitzerako, honako datu hauek jaso beharko lirateke: erabiltzailearen identifikazioa (erregistratuta bada) edo IP helbidea, denbora-marka, prozesuaren urratsa edo URLa, erabiltzaileek urrats/URL horretan hautatutako aukerak, erdiespena (arrakasta/porrota), helburua bada.

Zerbitzu elektronikoen baten elkarrekintza-datuak eskuratzeko traben aurrean, kapitulu honetan arlo horretan egindako bi ekarpen aurkeztuko ditugu, ikasketa automatikoko prozeduretan oinarritzen direnak. Lehenengoan, Euskal Herriko Unibertsitatearen (UPV/EHU) webgunean matrikulazioaren inguruko informazioa ematen duen zonaldeko elkarrekintza zerbitzu elektronikoa gisa modelatu genuen. Bigarrenean aldiz, Europar zerbitzu elektronikoen erabileraren analisi empirikoa egin genuen, Eurostatek emandako inkestetan oinarrituta. Lehenengo ekarpenean, hainbat sistema eraiki genituen bi erabiltzaile mota nagusi automatikoki sailkatzeko eta ezaugarritzeko: EHUko matrikulazioaren inguruko informazioa irakurtzen zuten erabiltzaileak eta bilaketa-lanak egiten ari zirenak informazioa topatu ahal izateko. Eurostatek egindako inkesta batzuen datuetan oinarritutako bigarren ekarpenean aldiz, gobernu elektronikoko zerbitzuen erabilera kuantifikatzeko bi indize definitzen ditugu (EGUI/EGUI⁺), eta gainbegiratutako ikasketa-prozedurak erabiliz, zerbitzu elektronikoen erabilera-maila baliogabea eta aurreratua ezaugarritzen ditugu.

7.2. E-Zerbitzuen elkarrekintzaren modelatzea

Ekarpen honetan Euskal Herriko Unibertsitatearekin elkarlanean egindako ikerketa aurkezten dugu. 2016ko otsailetik martxoaren erdialdera arte, unibertsitateak bere webgune osoko nabigazio-datuetara sarbidea eman zigun. Etorkezunean zerbitzuan hobekuntzak egiteko baliagarriak izan daitezkeen argibideak emateko, gure azterketaren bi helburu nagusiak hauek ziren: unibertsitateko webgunean matrikulazioaren inguruko informazioa ematen duen zonaldea (www.ehu.eus/web/sarrera-acceso) zerbitzu elektronikoa gisa modelatzea eta ahalik eta ezagutza gehien ateratzea datu-meatzaritzako prozesuen bidez.

Hasieran, unibertsitatearen webgune osoaren egitura eta edukia aztertu genituen, matrikulazio zonaldearekin lotutako eremuak identifikatzeko. Gero, zonalde zehatz horren erabilera aztertu genuen, zerbitzarietan biltegitutako log

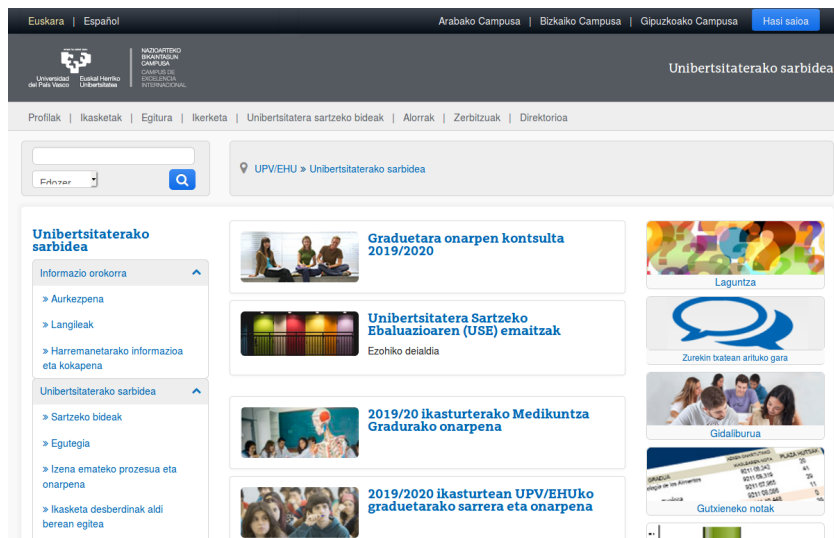
7.2. E-ZERBITZUEN ELKARREKINTZAREN MODELATZEA

fitxategietako erabiltzaileen nabigazio-saioak erauziz. Zentzu honetan, saioak arrakasta edo porrot gisa etiketatu genituen nabigazioaren amaieraren arabera. Azkenik, gainbegiratutako eta gainbegiratu gabeko ikasketa-algoritmoak erabili genituen hiru galdera esanguratsu erantzuteko. Lehenengoa, erabiltzaileak bisitatutako URLen sekuentziak eta erabiltzailearen nabigatzeko moduak (erabiltzaileen saioak irudikatzeko erabilitako bi informazioek) bere nabigazioaren arrakastari edo porrotari eragiten dion. Bigarrena, bi informazio iturriak, nabigazio-sekuentzia eta nabigazio-modua, lotura estua duten. Hirugarrena, saio berrien arrakasta edo porrotaren aurreikuspena posiblea den, soilik saioaren hasiera aztertuz.

7.2.1. Testuingurua: Euskal Herriko Unibertsitatearen webgunea

UPV/EHU Euskal Autonomia Erkidegoko unibertsitate publikoa da, eta eskualde horretako hiru probintzietan ditu campusak: Bizkaian, Gipuzkoan eta Araban. 1980an ezarri zuten erakunde hori, eta 45.000 ikasle inguru eta 3.500 langile inguru ditu.

Ikerketa honetan UPV/EHUren web orriaren erabilera aztertu genuen (www.ehu.eus), gure interesa matrikulazio-zerbitzu elektronikoa izanik (ikus 7.1. Irudia.)



7.1. Irudia: UPV/EHU-ko matrikulazio zonaldeko hasierako orria (www.ehu.eus/web/sarrera-acceso).

Unibertsitate honek online matrikulatzeko prozedura bat du, GAUR izeneko aplikazioak bideratzen duena. Hala ere, prozesu hori osatzeko erabiltzailea

logeatuta egon behar da, eta erakundeek zailtasunak dituzte datu hauek emateko, pribatutasun kontuen ondorioz. Beraz, matrikulazio zonaldeko nabigazioei erreparatuko genien, zonalde horren domeinu nagusia www.ehu.eus/web/sarrera-sarrera izanik.

Matrikulazio zonaldera sartzeko, webguneko URL guztietan agertzen den goiko menua erabil daiteke (Unibertsitatera sartzeko bideak izeneko aukera). Zonalde honek unibertsitateari buruzko informazioa ematen du (langileak, harremanetarako informazioa eta kokapena), unibertsitaterako sarbideari buruz (sartzeko bideak, egutegi akademikoa, izena emateko prozesua eta onarpena, ikasketen eskaintza...) eta bekei buruz.

7.2.2. Aurreprozesamendua, saioen sailkapena and datu-baseen deskribapena

Atal honetan, lehenik eta behin, Euskal Herriko Unibertsitateko nabigazio-datuekin egindako aurreprozesamendua eta saioen sailkapena deskribatuko ditugu. Ondoren, analisirako sortutako bi datu-baseak (DB-ak), nabigazio-sekuentzia (bisitatutako URLen sekuentzia) eta nabigazio-modua, azalduko ditugu. Prozesu horretarako, java proiektu bat inplementatu genuen Eclipse V3.8.1 plataforman eta jar fitxategi gisa egikaritu genuen Ubuntu 14.04 LTS terminalean.

UPV/EHUK bere log fitxategietara sarbidea eman zigun 2016ko otsailaren amaieratik martxoaren erdialdera arte. Gure azterketan, zehazki, matrikulazio informazioa ematen duen zonaldeko nabigazioei erreparatu genien. Hilabete horiek, neurri batean, bigarren hezkuntzako ikasleei zuzendutako aurrematrikula epea aintzat hartzen dute, urtarilaren erdialdetik martxoaren erdialdera arte (2016) izan ohi dena.

Aurreprozesamenduan, alde batetik, erabiltzaile-saioetako URL eskaera desgokiak ezabatu genituen, hau da, honako irizpide hauek betetzen ez zituztenak: eskaera-metodoa $\in \{GET, POST\}$, URL luzapena $\in \{aspx, .htm, .html, .pdf, .doc, .xml\}$, URLaren edukia $\neq \{admin, error, rss, piwik, wposta\}$ eta zerbitzariaren erantzuna = 2XX (errorerik gabekoa). Bestalde, analisirako, intereseko zonaldean nabigazio esanguratsua zuten erabiltzaile-saioak soilik hartu genituen kontuan, hau da, honako baldintza hauek betetzen zituztenak: saioaren iraupena ≥ 3 klik, matrikulazio-zonaldeko URL kopurua ≥ 1 eta jarduerarik gabeko denbora tarte (saio-tarte) ≤ 10 minutu. Batez beste, aurreprozesamenduaren ondorioz saio kopurua %94 jaitsi zen.

Gure ekarpenean, erabiltzaile guztiek matrikulatzeko dauden aukera desberdinei buruzko informazioa lortu nahi zutela suposatu genuen. Horri jarraiki, erabiltzaileen saioak sailkatu genituen, amaieran bisitatu zuten web-orri motaren arabera konkretuki. Zehazki, saioetan eskatutako URLak bi irizpideren arabera ezaugarritu genituen: URLaren edukia (testua edo estekak nagusitzen ziren) eta URLaren zonaldea (matrikulazio zonaldeari zegokion ala ez).

Edukiari dagokionez, testu-formatuko URLak (.pdf/.doc/.docx) edukizko gisa sailkatu ziren. Gainerako URLak edukizko edo bideratzaile (estekak nagusi zirenean) gisa sailkatu ziren 7.1 Ekuazioan erakusten den Esteka Eduki indizea

erabiliz, *Link Content index* LCIndex (Arbelaitz et al. 2016), non: *EstekaK*, *HitzK* eta *EsteketakoHitzK* web orrian dauden esteken kopurua, hitz kopurua eta dauden esteketan erabilitako hitz kopurua diren, hurrenez hurren.

$$LCIndex = \frac{HitzK - EsteketakoHitzK}{EstekaK} \begin{cases} \leq 10, & \text{URL bideratzailea} \\ > 10, & \text{edukizko URLa} \end{cases} \quad (7.1)$$

Azkenik, matrikulazioaren inguruko informazioa duen URL batean amaitutako erabiltzaile-saioak (edukizko URL mota eta matrikulazio zonaldekoa) arrakastarekin lotzen ditugu (arrakasta gisa sailkatuta), horrek, ziurrenik, matrikulazio prozesuan lagunduko duelako. Informazio gutxi zuten orrietan amaitutako erabiltzaile-saioak aldiz (bideratzailea motako URLa eta edozein zonaldekoa) porrotarekin lotu genuen, ziurrenik bilaketa gisako atazak egiten ari zirelako. Matrikulatu nahi ziren erabiltzaileei erreparatu nahi genienez, matrikulazio zonaldeetik kanpokoko edukizko URLetan amaitutako saioak kanpoan utzi genituen (beste testuinguru batean arrakasta izan zezaketenak). 7.1. Taulak definitutako saioen sailkapena deskribatzen du.

Saio mota	Saioaren azken URLa	
	Zonaldea	Mota
Arrakasta	Matrikulazioa	Edukizkoa
Porrota	Matrikulazioa	Bideratzailea
	Ez Matrikulazioa	

7.1. Taula: Erabiltzaile-saioen sailkapena Euskal Herriko Unibertsitatearen (UPV/EHU) webgunean matrikulazioaren inguruko informazioa ematen duen zonalderako.

Nabigazio-sekuentzia osoetarako egindako azterketa baten arabera, saio batean bisitatutako azken URLaren izaerak (mota/zonaldea) saioko URL gehien izaera zehazten zuen. Beraz, analisi estatistiko honek saioak sailkatzeko erabilitako irizpidea, azken URLarena, babestu zuen. Modu honetan, porrot motako saioetan (azken URLa bideratzailea eta edozein zonaldekoa) batez beste, porrot motako URLen proportzioa gehiengoa zen: % 53 matrikulazio zonaldeko URL batean amaitutako saioetan, eta %52 matrikulazio zonaldeetik kanpoko URL batean amaitutako saioetan. Era berean, arrakasta motako saioetan (azken URLa edukizkoa eta matrikulazio zonaldekoa), mota horretako URLen proportzioa arrakasta motako URLena baino handiagoa izan zen, %53.

Log-ak aurreprozesatu ostean eta erabiltzaile-saioak sailkatu bezain laster, datuak azterketarako prestatu genituen. Sarreran aipatu bezala, erabiltzaile-saioak bi ikuspuntuetatik aztertu genituen: nabigazio-sekuentzia eta nabigazio-modua. Bberaz hautatutako saioekin bi datu-base (DB) sortu genituen. Lehenengoan, erabiltzaile-saioak adierazteko erabiltzaileek bisitatutako URLen segidak (sekuentziak) erabili genituen zuzenean. Bigarrean, erabiltzaile-saioak

7. KAPITULUA - E-ZERBITZUAK

adierazteko, log fitxategietako informazioan oinarrituz, eskuz kalkulaturako elkarrekintza-ezaugarriez osatutako bektorea erabili genuen, web orriko eduki eta egiturarekin konbinatuta. Bigarren DBan, saio bakoitza adierazteko erabilitako atributuak kalkulatzeko denboran, URLen sailkapenean (edukia / zonaldea) edota klik kopuruetan oinarritu ginen. 7.2. Taulan erakusten den bezala, guztira, 18 elkarrekintza-ezaugarri erauzi genituen, hiru kategoriatan sailkatzen direnak: kliketan oinarritutako zazpi ezaugarri (saioaren luzera, eskatutako URLen proportzioa, edukizkoak/bideratzailek edo matrikulazio/ez matrikulazio zonaldekoak); denboran oinarritutako zazpi ezaugarri (saioaren iraupena, klikaren bataz besteko iraupena bi URL motetan eta bi zonaldeetan); trantsizioetan oinarritutako lau ezaugarri (trantsizio kopurua URL motan eta zonaldea aintzat hartuz).

Elk-ezaug.	Azalpena
Klik K	Klik kopurua (saioaren luzera).
Bid. K. %	URL bideratzaileen kopurua / saioaren luzera
Edu. K. %	Edukizko URL kopurua / saioaren luzera
M. K. %	Matrikulazioko URL kopurua / saioaren luzera
Ez-M. K. %	Ez-Matrikulazioko URL kopurua / saioaren luzera
Has. K. %	Hasierako orria diren URL kopurua / saioaren luzera
Bi-er. K.%	Erreferentzia bilatzailea duten URL kopurua
Saio-I.	Saioaren iraupena (s)
Klik-I._avg	Klik-iraupena bataz beste (s)
Bid.-I._avg	Klik-iraupena bataz beste (s) URL bideratzaile batean
Edu.-I._avg	Klik-iraupena bataz beste (s) edukizko URL batean
M.-I._avg	Klik-iraupena bataz beste (s) matrikulazioko URL batean
Ez-M.-I._avg	Klik-iraupena bataz beste (s) ez-matrikulazioko URL batean
Has.-I._avg	Klik-iraupena bataz beste (s) hasierako orria den URL batean
Edu.-Bid. K.	Edukizko - bideratzaile URL-trantsizio kopurua
Bid.-Edu. K.	Bideratzaile - edukizko URL-trantsizio kopurua
M.-Ez-M. K.	Matrikulazioko – Ez-matrikulazioko URL-trantsizio kopurua
Ez-M.-M. K.	Ez-Matrikulazioko – matrikulazioko URL-trantsizio kopurua

7.2. Taula: Erabiltzaile-saioak irudikatzeko erabilitako elkarrekintza-ezaugarriak (nabigazio-modua).

7.2. E-ZERBITZUEN ELKARREKINTZAREN MODELATZEA

Datu-baseak hobeto ulertzeko, 7.3. eta 7.4. Taulatan erabiltzaile baten saioaren adibide bat erakusten dugu: hurrenez hurren, bisitatutako URLen sekuentzia eta log fitxategietako informazioan oinarrituz kalkulaturako interakzio-ezaugarrien balioen arabera (normalizatu gabeak), hurrenez hurren. Taula hauetan erakusten den saioaren adibidea arrakasta motakoa da, izan ere, bisitatutako azken URLa edukizkoa eta UPV/EHUko matrikulazio zonaldekoa da.

Z. URLa	Mota	Zonaldea
1. http://www.ehu.eus/es/web/medikuntza-odontologia/medikuntza-14-15	Bid.	Ez-M.
2. http://www.ehu.eus/es/web/medikuntza-odontologia/gasteiz	Bid.	Ez-M.
3. http://www.ehu.eus/documents/1546271/2600354-/horario6_vitoria_castellano_2014-2015.pdf	Edu.	Ez-M.
4. http://www.ehu.eus/es/web/medikuntza-odontologia/medikuntza-plana	Edu.	Ez-M.
5. http://www.ehu.eus/es/web/medikuntza-odontologia/tramiteak	Bid.	Ez-M.
6. http://www.ehu.eus/es/web/medikuntza-odontologia	Edu.	Ez-M.
7. http://www.ehu.eus/eu/web/sarrera-acceso/gutxieneko-notak	Edu.	M.

7.3. Taula: Erabiltzaile-saio baten adibidea, bisitatutako URLen sekuentzia bezala irudikatuta (nabigazio-sekuentzia).

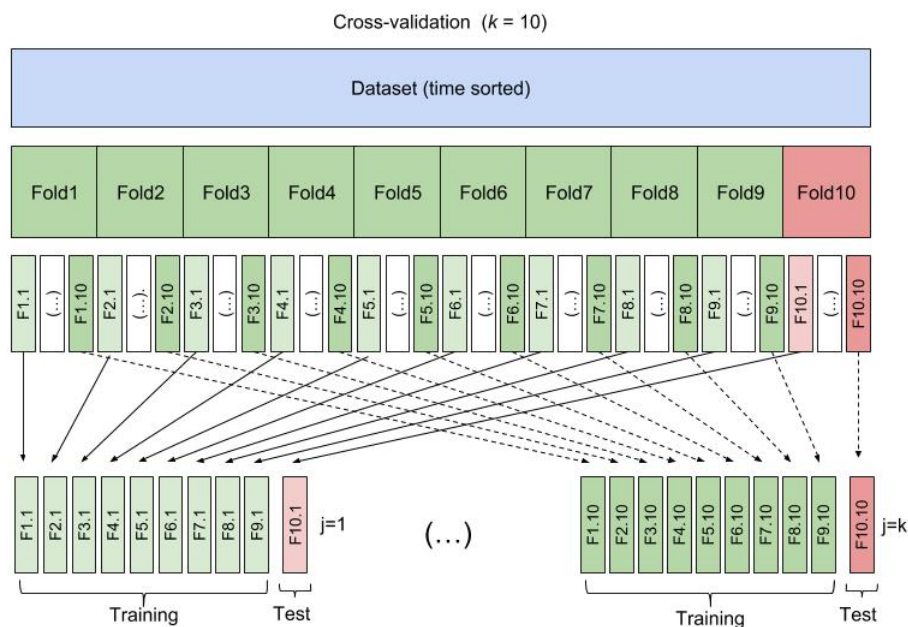
Kategoria	Elkarrekintza-ezaugarriak	
Kliketan oinarritutakoak	Klik K. = 7	Bid. K. % = %43
	Edu. K. % = %57	M. K. % = %14
	Ez-M. K. % = %86	Has. K. % = %0
	Has.-er. K. % = %29	
Iraupenean oinarritutakoak	Saio-I. = 98 s	Klik-I. _avg = 14 s
	Bid.-I. _avg = 14 s	Edu-I. _avg = 14 s
	M.-I. _avg = 21 s	Ez-M.-I. _avg = 13 s
	Has.-I. _avg = 0	
Trantsizioetan oinarritutakoak	Edu.-Bid. K. = 2	Bid.-Edu. K. = 2
	M.-Ez-M. K. = 0	Ez-M.-M. K. = 1

7.4. Taula: 7.3. Taulan erakutsitako erabiltzaile-saioarentzat kalkulaturako elkarrekintza-ezaugarriak (nabigazio-modua).

7.2.3. Gainbegiratutako ikasketa-tekniketan oinarritutako sailkapen-sistema automatikoa

Hurbilpen honetan, 49 eguneko nabigazio-datuak aztertu genituen, 2016/02/23tik 2016/04/12ra. 7.2.2. Atalean deskribatutako aurreprozesamenduaren ostean, 25.467 saio lortu genituen guztira (416.354 saioen % 6 inguru), horietatik 10.734 arrakasta motakoak (%42,1) eta 14.733 (%57,9) porrota motakoak.

Lan honen etorkizuneko helburua, matrikulazio zerbitzu elektronikoaren erabiltzaile-saio berriak sailkatzeko gai izango den sistema bat eraikitzea da. Helburu horrekin, lehen hurbilpen honetan gainbegiratutako ikasketa-teknikak erabili genituen, elkarrekintza-ezaugarriak dituen datu-basean. Zehazki, gainbegiratutako bi aukera aztertu genituen saioak automatikoki sailkatzeko: bat 10 C4.5 (J.R Quinlan 1993) zuhaitz eraikiz eta beste bat 10 CTC (Consolidated Tree Construction) (Pérez et al. 2007) zuhaitzekin. Izan ere, gainbegiratutako ikasketan oinarritutako bi aukera hauek bi abantaila nagusi dituzte: batetik, sistemak saio berriak arrakasta edo porrot gisa sailkatzeko duen diskriminazio gaitasuna espezifikoa zehazten dute; bestetik, prozesuan erabiliko diren elkarrekintza-ezaugarrien deskribapen zehatza ere ematen dute.



7.2. Irudia: 10 C4.5 eta 10 CTC zuhaitz eraikitzeke prozedura, elkarrekintza-ezaugarrien datu-basea erabiliz

Hurbilpen hau gauzatzeko, datu-basearen saioak kronologikoki ordenatu genituen, eta lehenengo 25.000 saioak esperimentuetarako hautatu genituen. Gero, 7.2. Irudian erakusten den bezala, datu-base berria 2.500 saioko 10 zatitan

($i = 10$) banatu genuen ($Fold_i | i \in \mathbb{N}, i \leq 10$) eta zati bakoitza berriz, 250 saioko 10 segmentutan ($F_{ij} | i, j \in \mathbb{N}, i, j \leq 10$). Banaketa bakoitzean ordena kronologikoa errespetatu genuen, sistema erreal baten ustiapenean gertatzen den moduan. 10 iteraziodun balioztatze gurutzatu (10-fold cross-validation) arrunt batean bezala, datu-base honen lehen bederatzi zatiak ($Fold_i | i \in \mathbb{N}, i \leq 9$) entrenamendurako erabili ziren, eta saiorik berrienak zituen azkenengo zatia ($Fold_{10}$) aldiz, testeatzeko gorde zen. 10 zuhaitzetako bakoitza eraikitzeko, erabilgarri zeuden datuen 10 zatien segmentu zehatz bat erabili zen (lehenengoa = F_{i1} , bigarrena = F_{i2} , hirugarrena = F_{i3} eta abar). Dena dela, lehenengo bederatzi zatietako segmentu zehatzak ($F_{ij} | i, j \in \mathbb{N}, i \leq 9, j \leq 10$) beti entrenamendurako erabili genituen (2.250 saio) eta azken zatikoak aldiz ($F_{10j}, j \in \mathbb{N}, i \leq 10$) testeatzeko (250 saio). Horrela, datuen zuhaitz arteko denbora-banaketa berdina izatea bermatu genuen, zuhaitzek antzeko ikasketa prozesu antzekoak izan zitzaten, eta saio berrienak ($Fold_{10}$) testeatzeko erabiltzea ere ziurtatu genuen.

Algoritmoak Visual C++ garapen ingurune integratuan inplementatuta zeuden, nahiz eta pakete ofizial gisa ere eskuragarri dauden Weka programan (M. Hall et al. 2009) (C4.5 eta J48Consolidated ¹).

Idealki, sailketaile onena sailkapen-jardun onena duena izango litzake, hau da, sailkapen-akats baxua duena eta azalpen simple eta egonkorra duena. Batez besteko erroreak dagokionez, C4.5 erabaki-zuhaitzek balio baxuagoa lortu zuten (0,0500) CTC zuhaitzek baino (0,0626). Aldiz, CTC zuhaitzek ROC Kurbaren Azpiko Azaleraren (AUC) batez besteko balio altuagoa lortu zuten (0,9828), C4.5 zuhaitzek lortutakoarekin alderatuz (0,9665). Antzemandako AUC balio altuek nahiz sailkapen-akats txikiak erakutsi zuten bi zuhaitz mota horiek gai zirela definitutako arrakasta eta akats motako nabigazioak diskriminatzeke. Dena den, biak hobeto konparatzeko, parekatutako t-testa egin genuen, aipatu bi metrikak erabiliz. T-testak, agerian utzi zuen, batetik, CTC prozedurak lortutako AUC balioa C4.5 prozedurak lortutakoa baino nabarmen hobeia izan zela (0,05 esangura-maila). Bestetik, testaren arabera, bi prozedurek lortutako sailkapen-akatsen artean ez zegoen alde estatistikoki esanguratsurik (0,05 esangura-maila). Zuhaitzen azalpen-gaitasunari dagokionez, CTC zuhaitzen egiturak sinpleagoak zirela antzeman genuen, hosto eta barneko nodo kopuruak batz bestea (14,4 eta 13,4, hurrenez hurren) C4.5 prozedurak lortutakoak baino baxuagoak izan baitziren (44,3 eta 43,3, hurrenez hurren). Ondorioz, CTC prozedurak emandako azalpena egonkorragoa zela esan genezake, zuhaitzen arteko nodo komun batez besteko balioa (%21,81) C4.5 prozeduran lortutakoa (%6,02) baino handiagoa izanik.

Beraz, CTC prozedura aukerarik onena zela baieztatu genuen, AUC balio nabarmen hobeia lortu baitzuen, eta azalpen egonkorragoak eta sinpleagoak eman zituelako. CTC zuhaitzen egituraren arabera, saio mota bakoitza (arrakasta/porrota) bereizteko elkarrekintza-ezaugarri nagusiak honakoak izan ziren: edukizko edo bideratzaile motako URL batean egindako klik baten batez besteko iraupena (Ed.-I. _ Avg eta Bid.-I. _ avg), edukizko URLen proportzioa saioan (Edu. K. %) eta edukizko eta bideratzaile motetako URLen arteko trantsizio

¹<http://www.sc.ehu.es/aldapa/weka-ctc/>

kopurua (Edu.-Bid. K.). Zehatzago esanda, nabigazio mota bakoitza bereizteko arau hauek nabarmendu zituen CTC prozedurak:

Porrota motako saioak detektatzeko arau nagusiak:

- (Edu.-I._avg \leq 13,95 s) ETA (Bid.-I._avg $>$ 14,06 s)
- (Edu.-I._avg \leq 13,95 s) ETA (Bid.-I._avg \leq 14,06 s)
ETA (Edu. K.% \leq %15)

Arrakasta motako saioak detektatzeko arau nagusiak:

- Edu.-I._avg $>$ 13,95 s
- (Edu.-I._avg \leq 13,95 s) ETA (Bid.-I._avg \leq 14,06 s)
ETA (Edu. K. % $>$ %15) ETA (Edu.-Bid. K. \leq 0,01)

Beraz, porrota motako saioak estuki lotuta daude edukizko URLen iraupen laburrekin (Edu.-I._avg \leq 13,95 s) eta URL bideratzaileen iraupen luzeekin (Bid.-I._avg $>$ 14,06 s). Horrek maila batean, informazioa aurkitu ezin duten erabiltzaileen nabigazioa adieraz lezake. Gainera, bi elkarrekintza-ezaugarri hauetan balio txikiak eskuratzen dituzten saioek Edu.-I._avg/Bid.-I._avg aipatu zuten, eta edukizko URLen proportzio txikia dutenek (Edu. K. % \leq %15) porrot motakoak izateko aukera handiagoa dute. Arrakasta-motako saioek aldez, lotura estua dute edukizko URLetako batez besteko denbora luzeagoekin (Edu.-I._avg $>$ 13,95 s). Neurri txikiagoan, honako ezaugarriek ere arrakasta motako saioekin lotura dutela antzeman genuen: edukizko eta bideratzaile motetako URLen iraupen laburrek, edukizko URLen proportzio altuek eta edukizko eta bideratzaile motetako URLen arteko trantsiziorik ezak (Edu.-Bid. K. \leq 0,01).

Azkenik, nabarmentzekoa da arestian aipatutako arauak eta C4.5 zuhaitzek emandakoak oso antzekoak izan zirela. Horrek indartu egiten du aztertutako elkarrekintza-ezaugarrien baliozkotasuna, zehaztutako saio motak bereizteko. Beraz, uste dugu lortutako ondorioak oso eraginkorrak izango direla erabiltzaile saio berriak sailkatzeko eta etorkizunean EHUren matrikulazio zerbitzu elektronikoa hobetzeko.

Gainera, gainbegiratutako eta gainbegiratu gabeko ikasketa-teknikekin eraikitako sailkapen sistemen zehaztasun-tasak konparatzea erabaki genuen, arrakasta eta porrota motako saioak sailkatzeko lortutako zehaztasun-tasari dagokionez. Beraz, hurrengo atalean, gainbegiratu gabeko ikasketa-prozeduretan oinarrituz eraikitako hainbat sailkapen-sistema deskribatuko ditugu: eskuragarri zeuden saio-irudikapen bakoitza erabiltzen dutenak (nabigazio-sekuentzia/nabigazio-modua) eta bi irudikapenak konbinatzen dituztenak.

7.2.4. Gainbegiratu gabeko ikasketa-tekniketan oinarritutako sailkapen-sistema automatikoa

Ekarpen honen helburua, UPV/EHU-ren webgunean matrikulazioaren inguruko informazioa ematen duen zonaldea modelatzea zen, etorkizunean hobetu ahal izateko. Horretarako, bi jomuga zehaztu genituen, arrakasta eta porrota motako saioak ezaugarritzea eta porrota motako saioak antzematea (behar izanez gero esku-hartzeko). Jomuga hauek gauzatzeko, alde batetik, deskribatu berri dugun lehen hurbilpenean, gainbegiratutako ikasketa-prozeduran oinarritutako sailkapen-sistema automatiko bat sortu genuen. Sistema honetan log-fitxategietako eskuragai zegoen informazioan oinarrituta kalkulaturako elkarrekintza-ezaugarriak erabiltzen genituen. Bestalde, bigarren hurbilpen honetan, gainbegiratu gabeko ikasketa-teknikek erabiltzaile-saio berriak automatikoki sailkatzeko duten potentziala aztertu dugu, baina erabiltzaile-saioei dagozkien bi irudikapenak erabiliz, hau da, elkarrekintza-ezaugarrien multzoa edo bisitatutako URL sekuentziak.

Helburu horrekin, lehenik eta behin aztertutako bi irudikapenak, erabiltzaile-saio bat arrakasta edo porrot motakoa izango den erabakitzeke esanguratsuak ote diren aztertuko dugu. Bestalde, bi irudikapenak saio berrien mota aurreikusteko erabil daitezkeen eta osagarriak diren ala ez aztertuko dugu. Erabilitako gainbegiratu gabeko ikasketa-teknikek, alde batetik, arrakasta eta porrot patroiak ezaugarritzea ahalbidetu ziguten. Bestalde, bi saio-irudikapenentzat lortutako klusterretan kalkulaturako zentroideek, patroiei egonkorak ematen dituzte; patroiei hauek arrakasta eta porrota motako saioen sailkapen-sistema egokitzeko aukera ematen dute, haien doitasun-maila kontrolatzeko baliagarria dena. Hurrengo ataletan egindako analisisa deskribatuko dugu.

Nabigazio-sekuentzia eta nabigazio-moduaren gaitasun diskriminazioaren analisia

Hurbilpen honetan, 53 eguneko nabigazio-datuak aztertu genituen, 2016/02/23tik 2016/04/16ra, eta, aurreprozesamenduaren ondoren, 26.467 saio lortu genituen guztira. Lehenengo 49 egunetako 25.467 saioak (aurreko hurbilpenean aztertutako denbora-tarte berbera) bi helbururekin erabili ziren: batetik, UPV/EHUko webgunean matrikulazioaren inguruko informazioa ematen duen zonaldea modelatzeko erabili ziren eta bestetik, saio hauek gainbegiratu gabeko sailkapen-sistema automatikoak eraikitzeke. Azken lau egunetako saioak (1.000 saio) aldiz, sailkatzaile horiek baliozkotzeko gorde ziren. Baliozkotzerako erabilitako datu-basean, klase-distribuzioa modelatze-datuek zutenaren antzekoa izan zen: %37,9 (~ %42,1) arrakasta motako saioak eta %62,1 (~ %57,9) porrota motako saioak.

URL sekuentziekin eraikitako datu-basea (nabigazio-sekuentzia) irudikapen honen eta zehaztutako saio moten arteko erlazioa aztertzeke erabili genuen. Sekuentziak kalitate handiko (Barioni et al. 2008) klusterretan taldekatzea ahalbidetzen duen PAM (k-medoids) (Kaufman et al. 1990) clustering algoritmoa erabili genuen edizio distantziarekin (*edit distance*). Oro har, clustering-prozedura

7. KAPITULUA - E-ZERBITZUAK

batean, hautatutako kluster kopurua (k) idealki handia da, mota bereko ahal beste kasu dituzten multzoak sortzen laguntzen baitu. K balioa Silhouette Klusterraren Balidazio Indizearen arabera hautatu genuen, (Arbelaitz et al. 2013b), honakoa adierazi zuelarik: $k=50$ kluster-konfiguraziorik egokiena zela, frogatutako beste konfigurazioekin alderatuta, $k=25$, $k=75$ eta $k=100$. K bakoitzarentzat, txikitik handira ordenatuta, indizeak emandako emaitzak, 0,046, 0,069, 0,055 eta 0,047 izan ziren, hurrenez hurren.

Bi nabigazio-saio motetarako irudikapen honek zuen gaitasun-diskriminatzailea ebaluatzeko, arrakasta edo porrot-kasuen nagusitasuna %74tik gorakoa zuten klusterrak aztertu genituen. Hautatutako klusterretan, multzokatutako saioen kopurua esanguratsua izan zen (datu guztien %42), eta saio mota bakoitzaren ordezkapena ere egokia izan zen (%12 arrakasta eta %29 porrota). 7.5. Taulak arrakasta motako zortzi klusterretan eta porrota motako 17 klusterretan multzokatutako adibide motak laburbiltzen ditu.

7.5. Taulak erakusten du klusterren erdiek (25) klase bateko edo beste ko proportzioa %74tik gora dutela. Datu-base osoak porrota motako 14.733 erabiltzaile-saio ditu, eta porrota gisa etiketatutako klusterretan aldiz, 6.669 saio daude. Ondorioz, datu-base osoan porrota motako saioen proportzioa %58 bada ere, porrota motako klusterren barruan probabilitate hori %89ra igotzen da. Era berean, datu-base osoan arrakasta motako saioen proportzioa %42 izanik, hautatutako arrakasta motako klusterretan ordezkari hori %82ra igotzen da.

Ezaugarria	\geq %74 arrakasta-saio k . duten klusterrak	\geq %74 porrota-saio k . duten klusterrak
Kluster k .	8 (%16)	17 (%34)
Arrakasta-saio k .	2.551 (%81,9)	842 (%11,2)
Porrota-saio k .	564 (%18,1)	6.669 (%88,8)
Saio k -klusterretan	3.115	7.511
Saio k -DBan (%)	%12,20	%29,50

7.5. Taula: PAM ($k=50$) algoritmoaren emaitzak URLen sekuentziekin eraikitako datu-basean.

Emaitza hauen arabera, nabigazio-sekuentzia (bisitatutako URLak) eta erabiltzaile-saio baten arrakasta/porrota konektatuta daude. Beraz, UPV/EHUko matrikulazio e-Zerbitzuko erabiltzaile berrien nabigazioak nabigazio-sekuentziaren arabera automatikoki sailkatzeko aukera dagoela ondoriozta dezakegu.

Saioen elkarrekintza-ezaugarriak dituen datu-basea (7.2. Taula) erabiltzearen helburu nagusia, gainbegiratu gabeko ikasketa-prozedurek gainbegiratutako hurbilpenean lortutako emaitzak babesten ote zituzten jakitea zen. Bestela esanda, nabigazio-moduak saio baten arrakastarekin/porrotarekin lotura estua ote zuen aztertu nahi genuen. Zehazki, k -means algoritmoa (Lloyd 1982)

7.2. E-ZERBITZUEN ELKARREKINTZAREN MODELATZEA

distantzia euklidearrarekin egikaritu genuen $k=50$ erabiliz, aldez aurretik normalizatutako (banaketa normala) elkarrekintza-ezaugarrien datu-basean. Gero, arrakasta edo porrota motako saioen nagusitasuna %74tik gorakoa zuten klusterrak hautatu genituen, datu-base osoko saio kopuruaren %43 multzokatuz (%14 arrakasta-saio eta %29 porrota-saio). Emaitzak 7.6. Taulan agertzen dira.

Nabigazio-sekuentzien datu-basearekin gertatu zen bezala, 7.6. Taulak erakusten du klusterren erdietan baino gehiagotan (27/50), definitutako saio motetako baten edo bestearen proportzioa %74 baino handiagoa dela. Porrota-klusterren kasuan, porrota motako 6.842 saio daude, hau da, hasierako datu-basean porrota-saioek zeukaten %58ko ordezkari-tza, kluster hauetan %93ra igotzen da. Era berean, hasierako datu-basean arrakasta-saioen ordezkari-tza %42 izanik, arrakasta-klusterretan kopuru hori %88ra igotzen da. Beraz, emaitzek erakusten dute nabigazio-modua diskriminatzailea dela definitutako bi nabigazio motentzat, arrakasta eta porrota.

Ezaugarria	\geq %74 arrakasta-saio k. duten klusterrak	\geq %74 porrota-saio k. duten klusterrak
Kluster k.	6 (%12)	21 (%42)
Arrakasta-saio k.	3.212 (%87,7)	544 (%7,4)
Porrota-saio k.	451 (%12,3)	6.842 (%92,6)
Saio k.-klusterretan	3.663	7.386
Saio k.-DBan (%)	%14,40	%29,00

7.6. Taula: K-means ($k=50$) algoritmoaren emaitzak elkarrekintza-ezaugarrien datu-basean.

Nabigazio-sekuentzia eta nabigazio-moduaren arteko konparaketa

Aurreko paragrafoetan erakutsitako emaitzen arabera, esan dezakegu saio mota (arrakasta edo porrota), aztertutako bi irudikapenen arabera dela, nabigazio-sekuentzia eta nabigazio-modua. Hala ere, interesgarria litzateke jakitea bi irudikapenek lotura estua duten ala ez. Galdera horri erantzuteko, bi clustering-prozedurekin lortutako partizioak konparatu genituen Jaccard (Jaccard 1908) indizea erabiliz. Indize honek oso balio txikia (0,04) eman zuen konparazioan, bi emaitzak nahiko desberdinak direla erakutsiz. Bestela esanda, indizearen arabera, UPV/EHUren matrikulazio-zonaldeko nabigazioan, nabigazio-sekuentziak (bisitatutako URLak) eta elkarrekintza-ezaugarriek deskribatutako nabigazio-modua independenteak direla. Beraz, URL zehatz bakoitzaren diseinuak erabiltzaileak nabigatzeko duen moduan ez duela eragin handirik esan genezake.

Beraz, printzipioz, erabiltzaile berriek webguneko matrikulazio zonaldean egindako nabigazioa sailkatzeko, bi ikuspuntuak, erabilgarriak eta osagarriak izan litezke. Honi dagokionez, hurrengo paragrafoetan, Gainbegiratu gabeko ikasketa-tekniketan oinarritutako sailkapen-sistema automatikoen deskribapena

atalean, hipotesi hauek frogatzeko egindako baliozkotze-prozesua deskribatuko dugu.

Saio moten ezaugarritzea nabigazio-moduan oinarrituz

Bi nabigazio motak modelatzeko, arrakasta motako sei klusterren eta porrota motako 21 klusterren ezaugarri nagusiak erauzi genituen, 7.7. Taulan laburbiltzen direnak. Taularen arabera, hauek dira porrota-saioen ezaugarri nagusiak, arrakasta-saioeekin alderatuta: batez besteko klik sekuentziak handiagoak dira (Klik K. = 13,1 vs. 6,2); bideratzaile motako URLak maizago bisitatu dituzte (Bid. K (%) = %80 vs. %30); barne-nabigazioak (matrikulazioa) eta kanpo-koak (ez-matrikulazioa) orekatuagoak dira (M. K. (%) = %48 vs. %92); saioren iraupena handiagoa da (Saio-I. = 184,6 s vs. 106,3 s); URL bideratzaile batean egindako klik baten batez besteko iraupena handiagoa da (Bid.-I. _ avg = 27,8 s vs. 11,7 s); edukizko URL batean egindako klik baten batez besteko iraupena laburragoa da (Edu.-I.T. _ avg = 7,4 s vs. 20,9 s); gutxienez trantsizio bat dago matrikulazio-zonaldetik zonalde horretatik kanpora (M.-Ez-M. K. = 0,8 vs. 0); ia ez dago trantsiziorik matrikulazioa ez den zonaldetik matrikulazio zonaldera (Ez-M.-M. K. = 0,4 vs. 1,1).

Elkarrekintza-ezaugarriak	Porrota motako saioak (21 kluster)	Arrakasta motako saioak (6 kluster)
Klik K.	13,1	6,2
No. scat. %	80	30
No. cont. %	20	70
M. K. %	48	92
Ez-M. K. %	52	8
Saio-I. (s)	184,6	106,3
Bid.-I. _ avg	27,8	11,7
Edu.-I. _ avg	7,4	20,9
Bid.-Edu. K.	1,95	1,19
Edu.-Bid. K.	0,91	2,04
M.-Ez-M. K.	0,8	0
Ez-M.-M. K.	0,4	1,1

7.7. Taula: Saioren elkarrekintza-ezaugarri nagusiak, nabigazio-moduaren irudikapenean lortutako arrakasta motako sei kluster eta porrota motako 21 klusterretan.

7.7. Taulan adierazitakoa, partzialki bat dator 7.2.3. Atalean deskribatutako gainbegiratutako ikasketa-sisteman erabilitako CTC zuhaitzek emandako arau nagusiekin. Izan ere, taulan letra lodiz markatuta dauden elkarrekintza-ezaugarriak erabakigarriak izan baitziren saioa sailkatzeko: kliken bataz besteko iraupena edukizko edo bideratzaile motako URLetan, edukizko URLen proportzioa saioan eta edukizko URLen eta URL bideratzaileen arteko trantsizio ko-

purua. Erabaki zuhaitzen arabera aldiz, 13,95 segundo baino gutxiagoko kliken bataz besteko iraupena eduki-motako URLetan (beste arau batzuekin batera) porrot motako saioen ezaugarri nagusietako bat zen, eta kontrako kasua, berriz, arrakasta-motako saioena.

Gainbegiratu gabeko ikasketa-tekniketan oinarritutako sailkapen-sistema automatikoen deskribapena

Lehen aipatu bezala, hasierako datu-basearen 1.000 saio sistema baliozkotzeko (baliozkotze datu-basea) gorde genituen. Saio horiekin bi datu-base eraiki genituen aipatu bi irudikapen erabiliz, bisitatutako URL sekuentzia gisa (nabigazio-sekuentziaren irudikapena) eta 7.2. Taulan deskribatutako elkarrekintza-ezaugarrien bektore gisa (nabigazio-moduaren irudikapena). Hurrengo paragrafoetan clustering-prozedurak erabiliz sortutako hiru sailkatzaile automatikoak deskribatuko ditugu: bat nabigazio-sekuentzian oinarrituta, beste bat nabigazio-moduan oinarrituta eta azkena bi irudikapenetan oinarrituta.

Nabigazio-sekuentzian oinarritutako sisteman, lehenik eta behin hautatutako 25 arrakasta/porrota-klusterren (arrakasta/porrota motako saioen ordezkapena $\geq 74\%$ dutenak) medoideak kalkulatu genituen (7.5. Taula). Gero, medoide bakoitza zegokien klusterreko klase nagusi gisa etiketatu genuen. Ondoren, nabigazio-sekuentziaren datu-baseko saio berri bakoitzerako, edizio-distantzia erabiliz, 10 medoide gertuenak kalkulatu genituen: *10-Nearest Medoids*, *10-NM*). Azkenik, saio berri bakoitza gehien bozkatutako klase gisa etiketatu genuen, medoide gertuenen kopuru (*km*) desberdinak erabiliz: *km-NM*; $km \in \{1, 3, 4, 7, 8, 9, 10\}$. Sistemen zehaztasun-tasak (%) baliozkotze datu-basean saio mota ongi igarri zaien adibideen kopuru gisa kalkulatu genuen (ikus 7.8. Taula). 10 medoide gertuenak erabiltzen zituen bozketa-sistema onena zela ikusi genuen, %61,90eko zehaztasun-tasa lortu zuelarik, emaitza ez oso onak beraz.

Zehaztasun-tasa (%)	Medoideekin egindako bozketa-sistemak (<i>km-NM</i>)					
	<i>1-NM</i>	<i>3-NM</i>	<i>5-NM</i>	<i>7-NM</i>	<i>9-NM</i>	<i>10-NM</i>
	55,70	56,10	55,90	61,80	59,90	61,90

7.8. Taula: Nabigazio-sekuentziaren datu-basean erabilitako PAM ($k=50$) algoritmoarekin lortutako 25 arrakasta/porrota-klusterren *km* medoide gertuenetan *km-NM* oinarritutako bozketa-sistemen zehaztasun-tasak (%).

Era berean, nabigazio-moduan oinarritutako sisteman, 27 arrakasta/porrota-klusterren zentroideak kalkulatu genituen (batez beste-koa), arrakasta/porrota-saioen ordezkaritza $\geq 74\%$ zutenak (7.6. Taula). Ondoren, zentroide bakoitza zegokion klusterraren klase nagusi gisa etiketatu genuen. Gero, nabigazio-moduaren datu-base berrian, saio bakoitza gehien bozkatutako klasearekin etiketatu genuen, distantzia euklidearrekin kalkulaturako zentroide gertuenen kopuru desberdinak (*kc*) erabiliz: *kc Nearest*

7. KAPITULUA - E-ZERBITZUAK

Centroids, kc-NC; $kc \in \{1, 3, 5, 7, 9, 10\}$. Sistema honen emaitzak (ikus Taula 7.9.) aurrekoak baino hobekiak izan ziren. Kasu honetan, sistema onena bost zentroide hurbilenak (*5-NC*) erabiltzen zituen bozketa sistema izan zen, %78,2ko zehaztasun-tasa lortuz.

	Zentroideekin egindako bozketa-sistemak (<i>kc-NC</i>)					
	<i>1-NC</i>	<i>3-NC</i>	<i>5-NC</i>	<i>7-NC</i>	<i>9-NC</i>	<i>10-NC</i>
Zehaztasun-tasa (%)	75,50	76,70	78,20	77,50	76,90	74,80

7.9. Taula: Nabigazio-moduaren datu-basean erabilitako k-means ($k=50$) algoritmoarekin lortutako 27 arrakasta/porrota-klusterren *kc* zentroide gertuenetan *kc-NC* oinarritutako bozketa-sistemen zehaztasun-tasak (%).

Bi sistemak osagarriak ziren ala ez aztertzeke, hirugarren sistema bat sortu genuen, aurreko bi bozketa sistema nagusien botoak konbinatzen zituen: nabigazio-sekuentziaren datu-basean oinarritutako bozketa sistema desberdinen botoak, *km-NM*; $km \in \{2, 3, 4, 5, 6\}$, eta nabigazio-moduaren datu-baseetan oinarritutako sistemarik onenaren botoak (*5-NC*). Ondorioz, saio berri bakoitza *km* medoide gertuenen eta *kc* zentroide gertuenen artean gehien bozkatutako klase gisa sailkatu genuen. Bozketa-sistemarik onena bederatziz bizilagun gertuenak erabiltzen zituen izan zen (*9-NN*), zehazki, nabigazio-sekuentziaren datu-baseari zegozkion lau medoide gertuenak (*4-NM*) eta nabigazio-moduaren datu-baseari zegozkion bost zentroide gertuenak (*5-NC*) erabiliz. 7.10. Taulak konfigurazio desberdinetarako lortutako zehaztasun-tasak erakusten ditu. Sistema konbinatu honetan bestelako estrategia konplexuagorik diseinatu ez bada ere, badirudi bi aukerak osagarriak izan litezkeela.

	Meoideekin eta zentroideekin egindako bozketa-sistemak ($k-NN = km-NM + kc-NC$)				
	<i>7-NN</i>	<i>8-NN</i>	<i>9-NN</i>	<i>10-NN</i>	<i>11-NN</i>
	<i>2-NM</i>	<i>3-NM</i>	<i>4-NM</i>	<i>5-NM</i>	<i>6-NM</i>
	<i>5-NC</i>	<i>5-NC</i>	<i>5-NC</i>	<i>5-NC</i>	<i>5-NC</i>
Zehaztasun-tasa (%)	78,20	77,90	78,70	76,90	77,40

7.10. Taula: Nabigazio-sekuentziaren datu-baseko *km-NM* medoide gertuenekin eta nabigazio moduaren datu-baseko *kc-NC* zentroide gertuenekin eraikitako bozketa-sistemen botoak konbinatzen dituzten sistemen zehaztasun tasak.

Laburbilduz, baieztatu dezakegu 7.2.3. Atalean deskribatutako gainbegiratutako ikasketa-tekniketan oinarritutako sailkapen-sistema automatikoak (lehen hurbilpena), atal honetan deskribatu berri ditugun gainbegiratu gabeko ikasketa-tekniketan oinarritutako sistemak baino hobeto funtzionatu zutela (bigarren hurbilpena). Izan ere, lehen hurbilpenean lortutako zehaztasun-tasa bigarren hurbilpenean lortutako emaitzarik onena baino handiagoa izan

zen (%98,28 > %78,70). Bestetik, badirudi nabigazio-moduaren irudikapena eraginkorragoa dela arrakasta eta porrota motako saioak sailkatzeko, nabigazio-sekuentziaren irudikapena baino.

Nabigazio-moduan oinarritutako porrota detektatzeko azpisistema

Azkenik, azpisistema bat eraiki genuen arazoak zituzten erabiltzaileak detektatzeko (porrota motako saioak), murrizketa-maila egokitzeko aukera ematen duena (positibo faltsuak minimizatuz).

Azpisistema honetan, saio berriak sailkatzeko (balioztatze datu-basea), soilik nabigazio-moduaren datu-baseko 21 porrota-klusterren (7.6. Taula) erabili genituen. Horretarako, lehenik eta behin saio berri bakoitzerako, hautatutako porrota-klusterren zentroide gertuena kalkulatu genuen ($1-NC$). Gero, balioztatze datu-basea distantziaren arabera (goranzko ordena) ordenatu genuen. Zenbat eta txikiagoa izan distantzia, orduan eta handiagoa izango da patroia porrota motakoa izateko probabilitatea.

Horri esker, batetik, erabiltzaile berriak segmentatu ahal izan genituen, eta bestetik, detektatutako porrota-patroiekin antzekotasun handienak zituztenekin soilik lan egin ahal izan genuen, honako zehaztasun-tasak lortuz: %100, %99 eta %91 zehaztasun tasak kalkulatuako porrota-zentroidetik gertuen zeuden saio berrien %10, %15 eta %25 kopuruentzat, hurrenez hurren. Metodo honi esker, distantzia-atalase bat definitu ahal izan genuen (1,657) porrota-mota izateko probabilitate handia duten erabiltzaile berriak banan-banan sailkatzeko. 7.11. Taulak porrota-saioak detektatzeko azpisistemaren zehaztasun-tasa erakusten du, gertuen zeuden saio berrien kopuru desberdinetarako (%), zentroide gertuenean oinarrituta ($1-NC$).

	Saio berrien kopurua (%)						
	%100	%75	%50	%25	%10	%5	%2,5
Zehaztasun-tasa (%)	62,10	71,87	77,40	91,20	100,00	100,00	100,00

7.11. Taula: Zentroide gertuenean ($1-NC$) oinarritutako porrota detektatzeko azpisistemaren zehaztasun-tasa (%) saio berrien kopuru (%) desberdinetarako.

7.3. E-Zerbitzuen erabileraren modelatzea

Atal honetan, zerbitzu elektronikoen (e-Zerbitzuen) erabilera modelatzeko egin-dako ekarpena deskribatuko dugu. Bertan, Europako herrialdeetan egiten den e-Zerbitzuen erabilera enpirikoki aztertu genuen, Eurostat (Eurostat 2004) erakundeak emandako inkesta-datuetan oinarrituta.

7.3.1. Sarrera

Europako gobernuak eta administrazioek azken hamarkadetan ahalegin handiak egin arren, kontinente zaharreko eten digitalak bere horretan dirau oraindik. Ekonomia eta Gizarte Digitalaren Indizeak, *The Digital Economy and Society Index* DESI (European Commission 2018), Europako eten digitalaren ideia bat ematen du. Zehazki, Europako Batzordeak 2014tik urtero argitaratzen duen indize konposatu bat da, Europar Batasuneko (EB) 28 herrialdeek ekonomia eta gizarte digitalerantz egindako aurrerapena neurtzen duena. DESI 34 adierazle biltzen ditu politikaren bost arlo nagusitan, honela haztatuta : %25 konektibitate, %25 giza kapitala, %15 Interneteko zerbitzuen erabilera, %20 teknologia digitalaren integrazioa eta %15 zerbitzu publiko digitalak. 2014tik 2018ra, EBko 28 herrialdeen arteko eten-digital altuena (maximoa-minimoa) %11 murriztu zen, %58 izatetik %47ra. Hala ere, 2018ko DESI indizea aztertuta, ikusten dugu lau herrialdek soilik lortu zituztela DESIren balio altuak (\geq %70); aldiz, gutxi gorabehera herrialdeen erdiek (15) balio ertainak (\in [%50, %70]) lortu zituzten eta gutxi gorabehera herrialdeen herenek (9) balio baxuak ($<$ %50). Estatistika hauek hobekuntza txiki bat adierazten badute ere, argi dago ekintza sendagoak behar direla.

Eten digitalaren ondorioek eragindako alderdietako bat, DESI berak (European Commission 2018) aztertzen duena, gobernu elektronikoen erabilera da. E-Gobernuak hainbat alderdi ditu, sozialak, teknikoak, ekonomikoak, politikoak eta publiko administratiboak barne, baina lan gehienek gobernu elektronikoen eginkizuna honela definitzen dute: informazioaren eta komunikazioaren teknologiak (IKT) erabiltzen dituzten sistemak dira, herritarrei zerbitzu hobea emateko (Shareef et al. 2011; Layne et al. 2001). E-Gobernua teknologia digitalaren erabilera gisa definitu da, batez ere web-ean oinarritutako aplikazioak, gobernuaren informaziorako eta zerbitzuetarako sarbidea hobetzeko edota hauek modu eraginkorrean emateko. Hazkunde, garapen eta hedapen nabarmena izan duen arren, baliteke herrialde garatu eta garapen bidean dauden herrialde guztietako herritarrak zerbitzu horiek hartzeko prest ez egotea (Carter et al. 2005).

Shareef et al. 2011 lanean aditzera ematen dute e-Gobernuak hainbat alderdi dituela, besteak beste, alderdi sozialak, teknikoak, ekonomikoak, politikoak eta administratiboak. e-Gobernuaren kontzeptu nagusi gehienak ikuspegi teknikoetik eta ikuspegi sozioekonomiko eta publiko administratibo baten konbinazio batetik sortzen dira. Literatura akademikoan aldiz, orain arte eskainitako e-Gobernuaren adopzio ereduak kontzeptualak dira nagusiki. Adibidez, DESIren barruan e-Gobernua E-Government Development Index (EGDI) izeneko indizearen bidez irudikatzen da. EGDI indizea, bi urtean behin argitaratzen da Nazio

Batuen E-Government Survey delako inkestan 2010az geroztik (UN 2010), eta hiru alderdi hartzen ditu kontuan: telekomunikazio-azpiegitura, giza kapitala eta online zerbitzuak. 2018an, EGDiren batez besteko balioa EBko 28 herrialdeetarako (%80) oso altua izan zen (> %75) eta DESIren bilakaeran antzeman moduan, 2010-2018 aldirako EGDiren batez besteko balioa %14 hobetu zen (UN 2010; UN 2012; UN 2014; UN 2016; UN 2018). Nazio Batuen e-Gobernuari buruzko inkestak, UN E-Government Survey (UN 2018), eten digitalarekin zerikusia duten gai batzuk aipatzen badira ere, sarbidea, eskuragarritasuna, adina, banda-zabalera, edukia, desgaitasuna, hezkuntza, generoa, migrazioa, kokapena, gailu mugikorak, abiadura eta erabilera erabilgarria, badirudi Europan e-Gobernuaren egoera etorkizun handikoa dela, ikuspegi teorikotik behintzat.

Munduko Ekonomia Foroak, beste analisi kontzeptual bat ematen du sareko prestasunaren indizearen bidez, Networked Readiness Index (NRI), prestasun teknologikoa izenez ere ezagutzen dena, Technology Readiness. Indize honek, herrialdeek Informazioaren eta Komunikazioaren Teknologiek (IKT) eskaintzen dituzten aukerak baliatzeko duten joera neurtzen da. NRI INSEAD eskolarekin (Europan, Asian eta Ekialde Ertainean campusa duen graduondoko negozio-eskola bat) lankidetzan argitaratzen da, informazioaren teknologiarri buruzko urteko txosten orokorraren barruan, Global Information Technology Report (GITR) (Dutta et al. 2015). Txosten hau IKTek nazioen lehiakortasunean eta ongizatean duten eraginaren ebaluaziorik baimenduena eta integralena dela esan ohi da. Indizeak hiru osagai ditu: herrialde edo komunitate batek eskaintzen dituen IKTetarako ingurunea (merkatu, politika, araudi eta azpiegitura ingurunea), herrialdeko interesdun nagusiak (norbanakoak, enpresak eta gobernuak) IKTak erabiltzeko duten prestasuna eta IKTen erabilera interesdun horien artean.

Eredu kontzeptualetatik haratago, badira ikerketa enpiriko gutxi batzuk. Adibidez, Estatu Batuetako udalerrietan Schwesterek egindako azterketan (Schwester 2009) ondorioztatzen da e-Gobernuaren erabilera finantza baliabideen, baliabide teknikoaren eta giza baliabideen funtzio bat dela. Gainerako faktore guztiak konstante mantenduz, ziur aski egoera hobea duten udalerriek gobernu elektronikoko plataforma integral bat ezartzeko aukera gehiago dituzte, hau da: aurrekontu operatibo altuagoak, lanaldi osoko IT langile gehiago eta baliabide tekniko gehiago dituztenak. Hala ere, ereduak balioztatzeko eta orokortzeko beharrezkoak izanik ere, benetako erabiltzaileen inguruko azterketa enpiriko zabalak ez daude (Shareef et al. 2011).

Testuinguru horretan, gure ustez, Eurostatek informazioaren gizarteari buruz egindako Erkidegoko estatistikak, Eurostat Community Statistics on Information Society Surveys (CSIS) (Eurostat 2004), aukera ematen dute Europako herrialdeetan azterketa enpiriko zabala egiteko. Inkesta hauen arabera, 2018an e-Gobernuaren batez besteko erabilera (e-Government use, EGU) EBko 28 herrialdeetan ozta-ozta %52 izan zela. EGU indizea agintari publikoekin elkarrekintza Internetez egin duten pertsonen ehuneko gisa kalkulatu da, esaterako, webgune publikoetatik informazioa lortu eta formulario ofizialak deskargatu edo bidali e.a.

Ekarpen honen helburua, Europa osoan (EBko 26 herrialde) e-Gobernuaren

erabilera enpirikoari buruzko ideia batzuk eskaintzea da. Horretarako, batetik, autore ezberdinek deskribatutako e-Gobernuaren erabilera aukeretan (Bélanger et al. 2008; Nam 2014; Thompson et al. 2005) oinarritu ginen. Bestetik, Eurostateko CSIS inkestetan (Eurostat 2004) egiten den e-Gobernuaren erabilerearen inguruko galderi (EGU) erreparatu genion. Galdera honek, inkesta egindakoei, agintari publikoekin edo zerbitzu publikoekin duten harremanari buruz galdetzen die. Baliabide hauek erabiliz, bi indize definitu genituen: Gobernu elektronikoaren erabilera neurtzen duen indizea (E-Government Use Index, EGUI) eta muturreko bertsio bat, EGUI⁺ deritzona. EGUI⁺ indizeari dagokionez, lau erabilera maila definitu genituen, oso altua, altua, baxua eta oso baxua, 26 herrialdeak horren arabera sailkatuz. Bestalde, e-Gobernuaren erabilera praktikoaren (EGU) muturreko mailak ezaugarritu genituen (baliogabea eta aurreratua), Eurostaten datuei ikaskuntza gainbegiratuko prozedurak aplikatuz. Azterketa hori zehazki, aipatu EGUI⁺ lau mailetako bi herrialdeentzat egin genuen. Azkenik, EGUI⁺ indizearen arabera egindako herrialde-rankinga, Nazio Batuek (UN 2010; UN 2012; UN 2014; UN 2016) eta Munduko Ekonomia Foroak (Dutta et al. 2010; Dutta et al. 2011; Dutta et al. 2012; B. Bilbao-Osorio et al. 2013; Bilbao-Osorio et al. 2014; Dutta et al. 2015) argitaratutako lau indize konposatuaren arabera egindako herrialde-rankingekin konparatu genuen; lau indize horiek herrialde baten prestasun elektronikoaren maila neurtzen dutelarik. Konparaketa honek, gure indizea (EGUI⁺) aipatu erakundeek emandako indizeekin maila altuan korrelatuta zegoela aditzera eman zuen.

7.3.2. Eurostateko CSIS inkestak

Atal honetan, lehenik eta behin, Eurostatek 2009-2015 aldian egindako CSIS inkestetatik (informazioaren gizarteari buruz egindako Erkidegoko estatistikak) erauzitako e-Gobernari buruzko datuak deskribatuko ditugu. Ondoren, inkesta horietatik erauzitako informazioan oinarrituz, e-Gobernuaren erabilera praktikoak ezaugarritzeko definitutako bi indizeak azalduko ditugu, EGUI eta EGUI⁺.

Eurostateko CSIS inkestak deskribapena

2002tik aurrera, Eurostatek CSIS inkestak urtero egin ditu honako herrialdeetan: estatu kide guztiak, Europako Merkataritza Askearen Elkarteko (EFTAko) bi herrialde, etorkizunean EBko kide izateko hautagai diren herrialdeak eta EBn sartzeko prozesuan daudenak. Datuen-bilketa Europako Parlamentuaren eta Europar Batasuneko Kontseiluaren (EC) 808/2004 (European Parliament and Council of the European Union 2004) araudiaren arabera egiten da, eta 2011tik mikrodatuak Eurostati helaraztea derrigorrezkoa da.

Eurostateko CSIS inkestek etxeek eta norbanakoek duten informazio eta komunikazio-teknologiaren (IKT) sarbide eta erabilerearen inguruko datuak biltzen dituzte. Inkestak, gutxienez 16 eta 74 urte bitarteko kide bat duten etxe eta adin-tarte horretako norbanakoei zuzenduta daude. IKTen sarbideari buruzko informazioa, adb. Internetarako konexioa, etxe-mailan aztertzen dira. IKTen erabilerari buruzko estatistikek, berriz, Interneten erabilerari buruzkoak

nagusiki, norbanakoen erantzunak hartzen dituzte kontuan. Inkestek badituzte urtero errepikatzen diren gai batzuk eta IKTen inguruko momentuko gertaera edo fenomenoengatik inguruan puntualki egiten diren beste galdera batzuk. Badaude urteroko sei gai nagusi: IK Tetara sarbidea, ordenagailuaren erabilera, Interneten erabilera, e-Gobernua, e-Merkataritza eta e-Gaitasunak. Etxeko edo banakako ezaugarriek dagokienez IKTen sarbide eta erabileraren inguruko aldagaiak aztertzeko, gizarte-testuinguruko aldagai batzuk, t.a.i, biltzen dira (ikus 7.12. Taula), esaterako: etxe-unitatearen osaketa, diru-sarrerak eta eskualde-kokapena, eta norbanakoen adina, generoa, hezkuntza-maila eta lan-egoera.

e-Gobernuaren erabilera praktikoari buruzko analisirako Eurostaten 2009-2015 aldirako urteko mikrodatuak erabili genituen. Mikrodatuetan galdera batzuk urtetik urtera aldatzen zirenez, analisirako soilik urte guztietan errepikatzen ziren IKTen inguruko zazpi galderak (g_i) eta testuinguruko zortzi aldagaiak (t.a.i) erabili genituen, 7.12. Taulan agertzen direnak.

Hautatutako zazpi galderen artean, bat etxe mailakoa da eta Interneterako sarbidearekin lotuta dago (IACC). Gainerako sei galderak berriz, norbanakomailakoak dira, horietatik bi ordenagailuaren erabilerarekin lotuta (CU/CFU) eta beste lau Interneten erabilerarekin lotuta (IU, IFU, IBUY eta EGU). 7.12. Taularen azken lerroan, letra lodiz mendeko aldagai gisa hautatutako galdera ($m.a_i$) ageri da, gobernu elektronikoaren erabilera praktikoa neurtzeko (EGU) erabili genuena. Aldagai hau lortzeko erabiltzaileek zerbitzu publikoekin edo/eta administrazioekin Internet bidez izandako elkarrekintzari buruzko galdera erabili genuen, zehaztu zitezkeen lau elkarrekintza mota posibleak modu honetan kodetuz: 1 bat ere eragiketarik egin ez bazuen (B); 2 informazioa eskuratu bazuen (IE); 3 informazioa eskuratu eta formulario ofizialak jaitsi bazituen (IE & FJ); 4 informazioa eskuratu, formularioak jaitsi, eta bete ondoren sistemara bidali bazituen (IE & FJ & BFB).

2008. urteari zegozkion mikrodatuetan sei herrialdeen datuak falta zirela antzeman genuenez, 2009-2015 urteetako mikrodatuak aztertzea erabaki genuen. Horrekin batera, Erresuma Batua eta Kroazia azterketatik kanpo utzi genituen, bi herrialde hauetan 2009 eta 2010 urteetako datuak falta zirelako. Ondorioz, egindako azterketan osotara, EBko 26 herrialdeetako 767.691 inkesta erabili genituen. 7.13. Taulan argi ikus daiteke hautatutako herrialdeetan urte desberdinetan zehar bildutako inkesta kopurua oso aldakorra izan zela. Taulak erakusten duenez, Italia da diferentziaz inkesta gehien izan zituen herrialdea (133.698) eta kopuru txikiena duena Malta (5.327) non inkesta kopurua Italian baino 25 bider txikiagoa den. Herrialdeen tamaina kontuan hartzen badugu aldiz, 2015ean Italiak Maltak baino 138 bider populazio handiagoa zuen. Beraz, proportzioan Maltan inkesta asko jaso zirela esan genezake.

7. KAPITULUA - E-ZERBITZUAK

Kodea	Deskribapena	Mota	Balioa	Deskribapena
HH_CHILD	Ume k.	t.a _i	[1-4]	Batetik lau edo gehiagora
HH_IQ	Diru-sarrera kuartilla	t.a _i	[1-4]	Baxuena / 2. baxuena / 2. altuena / Altuena
AGECLS	Adin-tartea	t.a _i	[1-8]	≤ 15 / ∈ {[16-24], [25-34], [35-44], [45-54], [55-64], [65-74]} / ≥ [75]
SEX	Sexua	t.a _i	[1-2]	Gizona / Emakumea
ISCED	Ikasketa-maila	t.a _i	1	LMH/DBH
			2	Batxilergo-maila
			3	Unibertsitate-maila
EMPST	Lan-egoera	t.a _i	1	Lanean
			2	Langabezian
			3	Ikaslea
			4	Pentsioduna
OCC_ICT	IKT-langilea	t.a _i	[0-1]	Ez / Bai
OCC_MAN	Eskulangilea	t.a _i	[0-1]	Ez/ Bai
IACC	Internetera sarbidea	g _i	[0-1]	Ez / Bai
CU	Ordenagailuaren erabilera	g _i	1	>duela urte 1/sekula
			2	∈ duela (3 hilabete-urte 1)
			3	< duela 3 hilabete
CFU	Ordenagailuaren erab.-maiztasuna	g _i	1	≤ hileru/urtero
			2	≤ astero
			3	(Almost) egunero
IU	Interneten erabilera	g _i	1	≥ duela urte 1/sekula
			2	∈ duela (3 hilabete-urte 1)
			3	< duela 3 hilabete
IFU	Interneten erab.-maiztasuna	g _i	1	≤ hileru/urtero
			2	≤ astero
			3	(Almost) egunero
IBUY	Internet bidezko erosketak	g _i	1	≥ duela urte 1/sekula
			2	∈ (duela (3 hilabete-urte 1)
			3	< duela 3 hilabete
EGU	e-Gobernuaren erabilera	g_i/ m.a_i	1 2 3 4	Batere ez IE IE & FJ IE & FJ & BFB

IE = informazioa eskuratu, FJ = formularioak jaitzi, BFB = Betetako formularioak bidali

7.12. Taula: CSIS inkestetatatik aukeratutako IKTen inguruko galderak (g_i) eta testuinguru-aldagaiak (t.a_i) EGU menpeko aldagaia (m.a_i) ezaugarritzeko.

7.3. E-ZERBITZUEN ERABILERAREN MODELATZEA

Herrialde.	Ko	Eurostatetik jasotako CSIS inkesta-kopurua urteka							Guztira
		2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	
Austria	AT	4.634	4.620	3.178	3.454	3.371	3.291	3.455	26.003
Belgika	BE	4.049	4.109	3.872	3.899	4.000	3.794	0	23.723
Bulgaria	BG	2.832	3.325	4.876	4.064	4.682	5.167	4.847	29.793
Txipre	CY	1.562	1.601	1.879	2.350	2.234	2.677	2.609	14.912
Txekia	CZ	4.233	4.682	4.119	5.514	5.606	5.265	5.439	34.858
Danimar.	DK	3.399	3.100	2.942	2.974	3.071	3.128	3.044	21.658
Estonia	EE	2.751	3.043	2.946	3.604	3.792	2.763	1.919	20.818
Grezia	EL	1.538	1.568	1.865	1.482	1.813	2.080	2.522	12.868
Espainia	ES	8.586	9.268	9.295	8.312	8.509	8.837	9.076	61.883
Finlandia	FI	1.989	2.053	2.164	2.141	2.107	1.967	2.072	14.493
Frantzia	FR	2.180	3.323	4.819	6.517	5.675	4.831	6.711	34.056
Hungaria	HU	4.092	4.373	4.793	4.811	4.656	4.844	4.593	32.162
Irlanda	IE	4.321	4.520	3.683	6.653	6.815	6.054	5.401	37.447
Italia	IT	18.133	18.461	19.143	18.611	19.229	19.539	20.582	133.698
Lituania	LT	6.551	6.484	6.150	5.931	5.947	6.450	4.262	41.775
Luxenb.	LU	1.126	1.204	1.060	1.297	1.134	1.072	1.132	8.025
Letonia	LV	0	4.252	4.742	4.043	4.264	3.533	4.306	25.140
Malta	MT	583	634	812	709	852	881	856	5.327
Herbeher.	NL	3.304	3.323	3.392	3.563	3.459	2.954	3.435	23.430
Norvegia	NO	878	803	856	778	842	854	902	5.913
Polonia	PL	5.746	6.568	6.341	6.080	5.285	10.642	4.844	45.506
Portugal	PT	2.578	2.745	2.799	3.126	3.415	3.689	3.992	22.344
Erruman.	RO	4.731	5.688	6.154	6.216	7.819	8.570	9.405	48.583
Suedia	SE	3.207	2.976	2.124	1.033	1.110	1.067	966	12.483
Eslovenia	SI	1.136	1.213	1.235	1.210	1.384	1.318	1.157	8.653
Eslovakia	SK	2.682	3.025	2.930	3.357	3.593	3.320	3.233	22.140

7.13. Taula: Herrialdeetan 2009-2015 tartean jasotako CSIS inkesta kopurua.

Literaturaren arabera, inkestetan jasotako informazioa etorkizun handikoa da ekarpen honetan proposatutako azterketa empirikorako. Carter et al. 2005 lanak aditzera ematen duenez, hautemandako erabilerraztasuna, bateragarritasuna eta fidagarritasuna, herritarrek e-Gobernuko zerbitzu bat erabiltzeko duten asmoaren iragarle esanguratsuak omen dira. Shareef et al. 2011 lanean, enpresak egindako ikerketa empirikoa dena, e-Gobernuaren adopzio-portaera (erabiler) heldutasun-mailaren arabera aldatuz doala antzeman zuten, adibidez e-Gobernuaren ikuspegi desberdinen (antolaketari, teknologiari, ekonomiari eta gizarteari dagozkionak) ezaugarri funtzionalak desberdinak direnean. Zaila da benetan, esperientziatik jasotako IKT modernoak erabiltzeko eskumena ez duen erabiltzaile batek, e-Gobernuko sistema bat erabiltzeko asmoa erakustea, baldin eta sistema horrek lehiarako abantailaren lorpenari lotutako informatika-ezagutzak eskatzen baditu. Teknologiaren, jokabidearen, ekonomiaren eta an-

tolaketaren ikuspegitik, aurreikusten da teknologiako esperientzia praktikorik lortzen ez duten erabiltzaileek, sistema ez onartzeko jarrera erakutsiko dutela. Beraz, antolaketaren ikuspegitik, ordenagailuaren auto-eraginkortasuna, erabiltzaile batek ohiko gobernu zerbitzuen ordez, e-Gobernuari dagokiena erabiliko ote duen iragarle garrantzitsua da. Bélanger et al. 2008 lanean e-Gobernuaren konfiantza-eredu bat proposatzen da, honako elementuez osatutakoa: konfiantzarako prestasuna, Interneten konfiantza (TOI), gobernuaren konfiantza (TOG) eta hautemandako arriskua. Herritarren inkesta baten emaitzen arabera (214 erantzun), konfiantza izateko prestasunak eragin positiboa du TOI eta TOG elementuetan, eta horrek, aldi berean, e-Gobernuko zerbitzu bat erabiltzeko asmoei eragiten die. Nam 2014 lanaren arabera, e-Gobernuak helburu jakin baterako duen erabilera-maila bost faktore multzo erabakigarriren arabera aurreikusten da: teknologia erabiltzeko faktore psikologikoak, pentsamolde zibikoa, informazio-kanalak, gobernuarekiko konfiantza eta ezaugarri soziodemografiko eta pertsonalak. Baldintza soziodemografikoek eragina dute e-Gobernuak emandako hainbat zerbitzu transakzionalen erabilera-mailan. Hautemandako erabilerraztasunak erraztu egiten du e-Gobernuaren bidez informazio orokorra eskuratzea.

E-Gobernu erabileraren indizeak: EGUI / EGUI⁺

Literaturak e-Gobernuaren erabilera maila ezberdinak identifikatzen ditu. Bélanger et al. 2008 lanean mendeko "adopzioa"aldagaia bi azpitaldetan bereizi zuten:

- 1. Erabilera: e-Gobernuko sistema bat onartu eta erabiltzeko erabakia, hainbat gobernu-zerbitzutan informazioa ikusi, bildu, edota formularioak deskargatzeko, erabiltzaileak eskatzen duenaren arabera, lehiarako abantaila bat jasotzeko pertzepzio positiboarekin.
- 2. Erabilera: e-Gobernuko sistema bat onartu eta erabiltzeko erabakia, gobernu-zerbitzuak bilatzeko edota hainbat gobernu-zerbitzutarako kontsultak bilatzeko, erabiltzaileak eskatzen duenaren arabera, lehiarako abantaila bat jasotzeko pertzepzio positiboarekin.

Bestalde, Nam 2014 eta Thompson et al. 2005 lanetan, e-Gobernuaren erabileraren hiru helburu nagusi identifikatu zituen: informazioaren erabilera, zerbitzuaren erabilera edo gobernuarekin transakzio elektronikoen parte hartzea, eta politiken ikerketa edo gobernuaren erabakietan parte hartzea. Lehenengo biak Bélanger et al. 2008 lanean definitutako 1. eta 2. erabileren baliokideak izan daitezke.

Definizio horiek kontuan hartuta, e-Gobernuaren erabilera praktikoa kuantifikatzeko, bi indize definitu genituen, EGUI (*e-Government Use Index*) eta EGUI⁺. Indize hauek eGobernuaren erabilera adierazten duen galderarentzat (EGU), jasotako erantzun kopuruetan (#) oinarrituz kalkulatu dugu, hain zuzen ere eGobernuko zerbitzuak neurriren batean erabiltzen dituztenen (EGU_i, $i \in \{2,3,4\}$) eta erabiltzen ez dutenen (EGU_i, $i=1$) arteko ratio gisa. 7.2

7.3. E-ZERBITZUEN ERABILERAREN MODELATZEA

Ekuazioak zehazten du nola kalkulatu diren proposatutako bi e-Gobernuaren erabilera-indizeak. Ikus daitekeenez, EGUIk 1. Adopzioa edo informazioaren erabilerearen ideia kontuan hartzen du. EGUI⁺ indizeak aldiz, transakzio elektronikoetan parte hartzen duten erabiltzaileak soilik kontutan hartzen dituen EGUI indizearen muturreko bertsioa da, erabilera aurreratua eta baliogabea konparatzen dituen alegia ($\#EGU_i$, $i \in \{1,4\}$).

$$EGUI = \frac{\sum_{i=2}^4 \#EGU_i}{\#EGU_1} \quad ; \quad EGUI^+ = \frac{\#EGU_4}{\#EGU_1} \quad (7.2)$$

Herrialdea	#EGU _i				Balioa		maila
	i=1	i=2	i=3	i=4	EGUI	EGUI ⁺	
DK	2.955	3.718	1.701	13.284	6,33	4,50	Oso Altua
NO	1.263	1.003	771	2.876	3,68	2,28	
FI	3.564	2.656	1.656	6.617	3,07	1,86	Altua
NL	7.231	3.986	1.278	10.935	2,24	1,51	
SE	3.285	2.573	2.085	4.540	2,80	1,38	
FR	11.844	5.263	4.497	12.452	1,88	1,05	
IE	16.406	2.677	1.647	16.717	1,28	1,02	
EE	8.202	4.251	394	7.971	1,54	0,97	
AT	9.747	4.993	4.451	6.812	1,67	0,70	Baxua
LU	2.948	1.083	1.982	2.012	1,72	0,68	
ES	26.320	11.815	7.409	16.339	1,35	0,62	
PT	11.689	2.784	921	6.950	0,91	0,59	
SI	3.222	1.690	1.896	1.845	1,69	0,57	
HU	14.802	5.803	3.127	8.430	1,17	0,57	
LT	23.661	4.532	329	13.253	0,77	0,56	
LV	10.589	7.706	1.263	5.582	1,37	0,53	
BE	11.525	4.528	2.303	5.367	1,06	0,47	Oso Baxua
MT	2.636	723	776	1.192	1,02	0,45	
EL	6.375	2.842	949	2.702	1,02	0,42	
CY	7.678	1.799	2.247	3.188	0,94	0,42	
SK	10.210	5.250	2.769	3.911	1,17	0,38	
IT	88.551	13.377	13.555	18.215	0,51	0,21	
BG	18.996	5.231	1.809	3.757	0,57	0,20	
CZ	21.731	6.969	2.169	3.989	0,60	0,18	
PL	29.955	6.473	3.708	5.370	0,52	0,18	
RO	39.003	5.751	1.268	2.561	0,25	0,07	

7.14. Taula: EGUI eta EGUI⁺ indizeen batz besteko balioak (2009-2015) aztertutako 26 EB herrialdeetan.

7.14. Taulan herrialdeen zerrenda azaltzen da EGUI⁺ indizearen balioen arabera ordenatuta (handitik txikira). Honekin batera, Taulan, EGU galderarako jasotako erantzun desberdinen kopurua ere azaltzen da ($\#EGU_i$, $i \in \{1, 2, 3, 4\}$) eta horietan oinarrituz kalkulaturako EGUI eta EGUI⁺ indizeen balioekin batera.

EGUI⁺ balioetan oinarrituta e-Gobernuaren lau erabilera-maila desberdindu genituen: oso altua ($\geq 2,0$), altua ($\in [1, 0, 2, 0)$), baxua ($\in [0, 5, 1, 0)$) eta oso baxua ($< 0,5$). Ondoren herrialdeak zehaztutako erabilera mailen arabera sailkatu genituen. Ondorioz, bi herrialde oso erabilera maila altu gisa sailkatu ziren (DK, NO), sei maila altuarekin (FI, NL, SE, FR, IE, EE), zortzi maila baxuarekin (AT, LU, ES, PT, SI, HU, LT, LV) eta 10 maila oso baxuarekin (BE, Mt, EL, CY, SK, IT, Bg, PZ, CZ).

7.3.3. E-Gobernuaren muturreko erabileraren (EGU) ezaugarritzea

e-Gobernuaren erabilera hobeto ulertzeko, EGUI⁺ indizearen eta beste aldagaien arteko erlazioa aztertu genuen. Hasteko, Pearsonen korrelazioa kalkulatu genuen 26 herrialdeetarako, 14 aldagai independenteen eta EGU mendeko aldagaiaren bi muturreko balioen arteko korrelazioa lortzeko: EGU₁ eta EGU₄. Horrek Europan e-Gobernuaren muturreko erabilera mailetan gehien eragiten zuten faktoreen irudi globala eman zigun. Korrelazio-emaitzen interpretazioa errazteko, analisi honetarako garrantzirik gabeko erantzunak baztertu genituen (9 = erantzunik gabe/ez daki).

Pearsonen arabera, Internet bidezko erosketak egiteko maiztasun handia (IBUY) e-Gobernuaren erabilerarekin (EGU) korrelazio koefiziente altuena ($|r| = 0,43$) izan zuen aldagaia izan zen. Cohenen arabera (Cohen 1988), balio horrek korrelazio-maila ertain bat adieraziko luke ($0,3 < |r| < 0,5$). Gainera, ikasketa-mailaren (ISCED) eta e-Gobernuaren erabileraren artean korrelazio-maila ertain bat zegoela ere antzeman genuen ($|r| = 0,34$). Azkenik, EGUrekin maila-ertainetik gertuko korrelazioa ($|r| = 0,27$) zeukaten bi aldagai antzeman genuen: eskuzko okupazioa (OCC_MAN) korrelazio positiboarekin eta Interneten erabilera-maiztasuna (IFU) alderantziz korrelatuta. Kasu guztietan, korrelazio testaren p-balioa, alfa 0,05 esangura-maila baino txikiagoa izan zen, eta, beraz, aurkitutako korrelazioak esanguratsuak dira, balio gehienak maila-txikikoak izanik ere ($0,1 < |r| < 0,3$).

e-Gobernuaren erabileraren ezaugarri zehatzagoak aurkitzeko, gainbegiraturako ikasketako Consolidated Tree Construction (CTC) (Pérez et al. 2007) algoritmoa erabili genuen. Algoritmo horrek e-Gobernuaren muturreko bi erabilera mailak bereizteko gaitasun-diskriminatzailearekin batera, maila bakoitzari gehien eragiten zizkioten aldagaien deskribapen zehatz eta egonkorra ahalbidetu zigun. Azterketa egiteko, zehaztutako EGUI⁺ maila bakoitzetik, oso altua, altua, baxua eta oso baxua, bi herrialde aukeratu genituen (zortzi osotara).

Zehazki, Wekan (M. Hall et al. 2009) esperimentu bat egin genuen hautaturako zortzi herrialdeetarako, CTC egikaritzuz eta 14 aldagai independenteak nahiz EGU mendeko aldagaiaren muturreko bi balioak erabiliz (EGU₁

7.3. E-ZERBITZUEN ERABILERAREN MODELATZEA

eta EGU₄). Hamar iteraziodun balioztatze gurutzatua (10-fold CV) erabili genuen sailkatzailearen jarduna neurtzeko. 7.15. Taulak datu-baseen ezaugarriak eta lortutako emaitzak erakusten ditu, doitasunari (Doi), estaldurari (Est), F-puntuazioari (Fp) eta zeaztasun-tasari (Zt) dagokienez. #EGU_i eta #EGU_i (%) zutabeak erakusten dutenez, datu-baseak nahiko desorekatuta daude hautatutako herrialde gehienetan. Beraz, herrialde bakoitzean EGU indizearen klase minoritarioaren ezaugarriak hobeto erazteko, CTC honako ezaugarriekin egikaritu genuen: datu-base bakoitzaren klase minoritarioaren distribuzioa %50 eta hosto bakoitzeko gutxieneko instantzia kopurua %2 (zuhaitzaren erabakierpinen gutxieneko tamaina %2ra mugatzen duena).

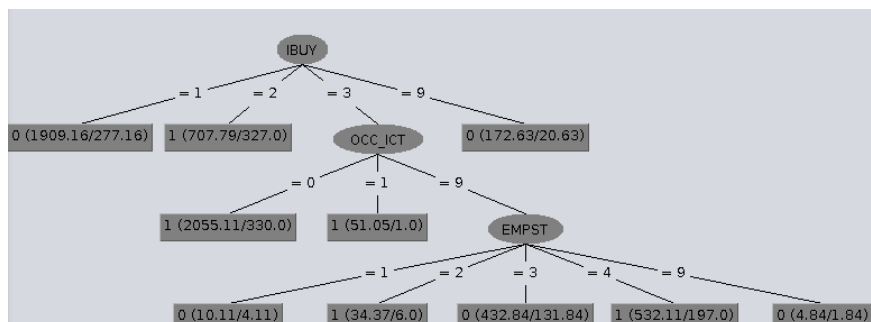
Her.	EGUI ⁺ maila	#EGU _i		#EGU _i (%)		CTCren emaitzak			
		i=1	i=4	i=1	i=4	Doi	Est	Fp	Zt
DK	Oso Altua	2.955	13.284	18	82	0,85	0,83	0,84	0,83
NO	Oso Altua	1.263	2.876	31	69	0,76	0,74	0,74	0,74
IE	Altua	16.406	16.717	50	50	0,73	0,73	0,73	0,73
EE	Altua	8.202	7.971	51	49	0,73	0,73	0,73	0,73
LV	Baxua	10.589	5.582	65	35	0,77	0,74	0,74	0,73
BE	Baxua	11.525	5.367	68	32	0,77	0,71	0,72	0,71
PL	Oso Baxua	29.955	5.370	85	15	0,86	0,74	0,77	0,74
RO	Oso Baxua	39.003	2.561	94	6	0,94	0,67	0,75	0,67

7.15. Taula: EGUren muturreko maila bakoitzeko erantzun-kopurua (#EGU_i, i ∈ {1,4}) eta CTCren batez besteko emaitzak EGUI⁺ lau maila dituzten zortzi herrialdetan.

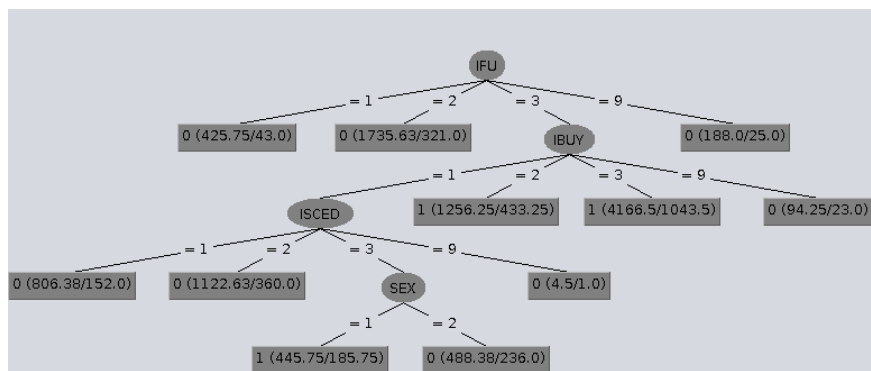
7.15. Taularen arabera, CTC zuhaitzek doitasunari (Doi), estaldurari (Est), F-puntuazioari (Fp) eta zehaztasun-tasari (Zt) dagokienez lortutako batez besteko emaitzak onak izan ziren. Zehazki, 0,71tik gorako balioak lortu ziren lau taldeetan, Errumaniar izan ezik, non estalduraren eta zehaztasun-tasaren balioa 0,67 izan zen. Kontutan izanda Errumaniak datu-base oso desorekatua duela hori ez da harritzekoa, izan ere, inkesten erantzunen %94 e-Gobernua erabiltzen ez dutenei dagozkie (#EGU₁) eta horrek klase minoritarioaren estaldura eta zehaztasun-tasa murrizten du.

Sailkapenaren zuhaitzen egiturek sailkapenaren azalpena ematen dute. Adibide gisa, 7.3., 7.4. eta 7.5. Irudietan hurrenez hurren, Danimarka, Belgika eta Poloniarako lortutako CTC zuhaitzak ikusi daitezke. Erakusten diren CTC zuhaitzetan, hosto-erpinetan agertzen den lehen zenbakiak (0/1) hosto-erpinari esleitutako klasea adierazten du (EGU₁/EGU₄); parentesiaren barruan, berriz, barra zeharraren aurreko eta ondorengo zenbakiak osotara (ongi eta gaizki) sailkatutako adibideen kopurua eta gaizki sailkatutakoen kopurua adierazten dute, hurrenez hurren.

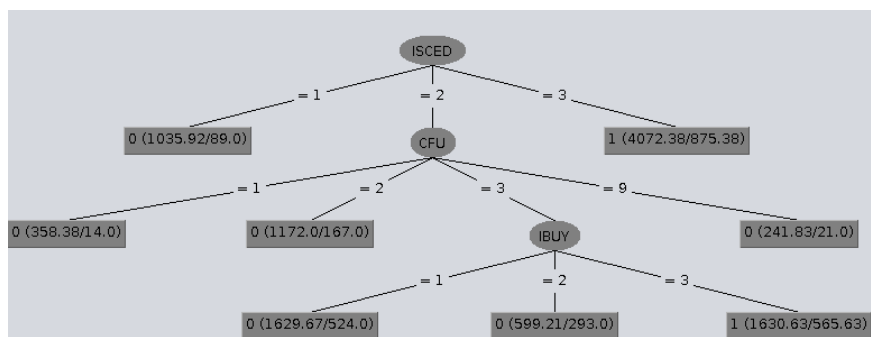
7. KAPITULUA - E-ZERBITZUAK



7.3. Irudia: Danimarkarako lortutako CTC zuhaitza, EGUI⁺ maila oso altua duena.



7.4. Irudia: Belgikarako lortutako CTC zuhaitza, EGUI⁺ maila baxua duena.



7.5. Irudia: Poloniarako lortutako CTC zuhaitza, EGUI⁺ maila oso baxua duena.

7.3. E-ZERBITZUEN ERABILERAREN MODELATZEA

Sailkapen-zuhaitzen egitura nagusiak aztertuta, hauxe ondorioztatu dugu: EGUI⁺ maila oso baxua duten herrialdeak alde batera utzita, e-Gobernuaren erabilera aurreratua (EGU₄) lotura estua zeukala zegoen berriki egindako Internet bidezko erosketekin (IBUY=3). Aspaldi egindako Internet bidezko erosketek aldiz (IBUY = 1), e-Gobernua ez erabiltzera eramaten zutela ikusi genuen. 7.16. Taulak CTC zuhaitzek herrialde bakoitzerako emandako arau nagusiak laburbiltzen ditu, eta haien deskribapenak hurrengo paragrafoetan ematen dira. Taulan oinarrituz, zortzi herrialdeetan e-Gobernuaren muturreko erabilera mailarekin lotutako arau nagusi hauek topatu ditugu, agerpen kopuru handienetik txikienera ordenatuta (guztira 29 agerpen izanik): Internet bidezko erosketak (IBUY) = 21/29, Ikasketa-maila (ISCED) = 14/29, Interneten erabilera-maiztasuna (IFU) = 8/29, Ordenagailuaren erabilera-maiztasuna (CFU), Eskulan-lanbidea (OCC_MAN) = 5/29, Lan-egoera (EMPST) = 2/29 eta lanbidea IKTrekin zerikusia izatea (OCC_ICT) = 1/29.

E-Gobernuaren muturreko erabilera-mailen arau nagusiak		
Her.	Baliogabea: EGU ₁	Aurreratua: EGU ₄
DK	IBUY=1 IBUY=3 & EMPST=1/3	IBUY=3 & OCC_ICT=0 IBUY=2
NO	IFU=3 & IBUY=1 IFU≠3	IFU=3 & IBUY=3 IFU=3 & IBUY=2 & ISCED≠1
IE	IBUY=1 & CFU≠3 IBUY=1 & CFU=3 & ISDEC≠3	IBUY=3 & IFU=3 & ISCED=3 IBUY=3 & IFU=3 & ISCED=2 & AGECLS≠2
EE	IBUY=1 & OCC_MAN≠0 IBUY=1 & OCC_MAN=0 & CFU≠3	IBUY=3 & ISCED≠1 IBUY=1 & OCC_MAN=0 & CFU=3
LV	ISCED=1 ISCED=2 & IBUY=1	ISCED=3 & EMPST≠4 ISCED=2 & IBUY≠1
BE	IFU≠3 IFU=3 & IBUY=1 & ISCED≠3	IFU=3 & IBUY≠1
PL	ISCED=1 ISCED=2 & CFU≠3	ISCED=3 ISCED=2 & CFU=3 & IBUY=3
RO	OCC_MAN≠0	OCC_MAN=0

7.16. Taula: CTC zuhaitzek emandako arau nagusiak e-Gobernuaren erabilera baliogabea eta aurreratuarentzat.

EGUI⁺ maila oso altua duten herrialdeak: Danimarka eta Norvegia

Danimarkan, Internet bidezko erosketak gutxitan egin zituzten (IBUY = 1) eta berriki online erosi zuten langileak/autonomoak edo ikasleak (IBUY=3 & EMPST = 1/3) ez zituzten e-Gobernuko tresnak erabili (EGU₁). Bestalde, e-Gobernuko tresnak erabili zituzten Danimarkako herritarrek (EGU₄) berriki erosi zuten online eta ez ziren IKTen profesionalak (IBUY=3 & OCC ICT= 0), edo online erosketak aspaldi xamar egin zituzten (IBUY=2), hiru hilabete eta urtebete lehenago. Danimarkan e-Gobernuaren erabilerarentzat CTC zuhaitzek jasotako arau nagusi horiek, 7.3. Irudiko klase bakoitzaren erpin adierazgarrietan ere agertzen dira (0:EGU₁/1:EGU₄).

Norvegian, Internet ia egunero erabiltzen zuten baina aspaldi Internet bidezko erosketarik egin ez zuten pertsonak (IFU=3 & IBUY=1) eta egunero Internet erabiltzen ez zutenek (IFU≠3) ez zuten e-Gobernuko zerbitzurik erabili. Internet ia egunero erabiltzen zuten norvegiarrek eta berriki Internet bidezko erosketak egin zituztenek aldiz (IFU=3 & IBUY=3) e-Gobernua erabili zuten. Horiekin batera honako ezaugarriak zituzten norvegiarrek ere e-Gobernuko tresnak erabili zituzten: ia egunero Internet erabiltzen zuten, duela gutxi Internet bidezko erosketak egin zituzten eta ez zuten ikasketa-maila txikia (IFU=3 & IBUY=2 & ISCED≠1).

EGUI⁺ maila altua duten herrialdeak: Irlanda eta Estonia

Irlandan, e-Gobernuko tresnak erabiltzen ez zituzten (EGU₁) herritarrak, aldi berean ia inoiz Internet bidezko erosketarik egiten ez zutenak eta ordenagailua egunero erabiltzen ez zutenak (IBUY = 1 & CFU≠3) izan ziren. Horiekin batera, ia inoiz online erosketarik egiten ez zuten eta ordenagailua ia egunero erabiltzen zuten irlandarrek, ikasketa-maila handia zutenak (IBUY≠1), e-Gobernuak eskaintako tresnak erabili zituzten. Bestalde, e-Gobernuaren erabiltzaile aurre-ratuak zirela adierazi zuten irlandarrek (EGU₄) honako ezaugarriak zituzten: berriki Internet bidezko erosketak egin zituzten, Internet egunero erabili zuten eta ikasketa-maila altua zuten (IBUY=3 & IFU=3 & ISCED=3). Gainera, beste ezaugarri hauek zituzten herritarrek ere e-Gobernuko tresnak erabili zituzten: berriki online erosi zuten, Internet ia egunero erabiltzen zuten, ikasketa-maila ertaina zuten, eta 16 eta 24 urte bitarteko adin tartetik kanpo zeuden (IBUY=3 & IFU=3 & ISCED=2 & AGECLS≠2).

Estonian, e-Gobernua erabili ez zuten herritarrak honako ezaugarriak zituzten: luzaroan online erosi ez zuten eskulangileak ziren (IBUY=1 & OCC_MAN≠0) edo ez zuten luzaroan online erosi, ez ziren eskulangileak eta ez zuten ordenagailua egunero erabili (IBUY=1 & OCC_MAN=0 & CFU≠3). Bestalde, e-Gobernuko tresnak erabili zituzten estoniarrek ezaugarri hauek zituzten: duela gutxi Internet bidezko erosketak egin zituzten eta ez zuten ikasketa-maila baxua (IBUY=3 & ISCED≠1), edo ez zuten aspaldi online erosi, ez ziren eskulangileak eta ordenagailua ia egunero erabiltzen zuten (IBUY=1 & OCC_MAN=0 & CFU=3).

EGUI⁺ maila baxua duten herrialdeak: Letonia eta Belgika

Estonian, luzaroan online erosi ez zuten eskulangileak (IBUY=1 & OCC_MAN≠0) e-Gobernuko tresnak erabiltzeko joera adierazi zuten, bai eta luzaroan online erosi ez zutenak, eskulangileak ez zirenak eta ordenagailua egunero erabili ez zutenak (IBUY =1 & OCC_MAN=0 & CFU≠3). Hala ere, honako ezaugarriak zituzten estoniarrek ere e-Gobernuko tresnak erabili zituzten: duela gutxi Internet bidezko erosketak egin eta ikasketa-maila baxua ez zutenak (IBUY=3& ISCED≠1) edo aspaldi online erosi zutenek eta eskulangileak ez zirenak, baina ordenagailua ia egunero erabiltzen zutenak (IBUY=1 & OCC_MAN=0 & CFU=3).

Belgikan, e-Gobernuko erabilera baliogabea batetik, Internet egunero erabili ez zuten herritarrekin lotuta zegoen (IFU≠3). Bestetik, erabilera baliogabea honako ezaugarriak zituztenekin ere lotuta zegoela antzeman genuen: ia egunero erabili zutenenak baina denbora luzez Internet bidezko erosketak egin ez zutenak eta ikasketa-maila handia ez zutenak (IFU =3 & IBUY=1 & ISCED≠3). e-Gobernuaren erabilera aurreratua aldiz, Internet egunero erabili zuten eta azken 12 hilabeteetan online erosi zuten herritarrekin lotura zuela ikusi zen (IFU=3 & IBUY ≠1). 7.4. Irudiko klase bakoitzaren erpin adierazgarrietan ere CTC zuhaitzak Belgikan e-Gobernuaren erabilerarentzat adierazitako arau nagusiak ikus daitezke (0:EGU₁/1:EGU₄).

EGUI⁺ maila oso baxua duten herrialdeak: Polonia eta Errumania

Polonian, ikasketa-maila baxua zuten (ISCEC=1) herritarrak eta ikasketa-maila altua izanik ordenagailua egunero erabiltzen ez zuten herritarrak (ISCED=2 & CFU≠3) e-Gobernua (EGU₁) erabiltzeko joerarik ez zuten erakutsi. Bestalde, e-Gobernuko tresnak erabiltzen zituzten poloniarrek (EGU₄) ikasketa-maila altua zuten (ISCED=3) edo maila ertaina izanik, ordenagailua ia egunero erabiltzen zuten eta duela gutxi Internet bidezko erosketak egin zituzten (ISCED=2 & CFU=3 & IBUY=3). 7.5. Irudiko klase bakoitzaren erpin adierazgarrietan ere CTC zuhaitzak Polonian e-Gobernuaren erabilerarentzat adierazitako arau nagusiak ikus daitezke (0:EGU₁/1:EGU₄).

Errumania izan zen herrialde bakarra non, e-Gobernuaren muturreko bi erabilera-mailetarako jasotako arauetan faktore bakarra erabiltzen zen, eskulangilearena hain zuzen (OCC_MAN): eskulangileek (OCC_MAN ≠0) ez zuten e-Gobernua erabili eta esku-lanbiderik ez zutenek aldiz bai.

7.3.4. EGUI⁺ eta beste indize batzuen arteko konparaketa

Azterketa osatzeko, E-Gobernuaren erabilera praktikoa neurtzeko definitzen dugun indizearen jarduna, herrialde baten lotutako ezaugarrien adierazle diren (adb. e-Prestasuna) beste indize kontzeptual batzuen jardunaren antzekoa aztertu nahi izan genuen. Veraz, lau indize hautatu genituen EGUI⁺ indizearekin konparatzeko: e-Gobernuaren garapen-indizea (*E-Government Development Index*, EGDI) eta haren online zerbitzuen indizea (*Online Service Index*, OSI) eta

sareko prestasunaren indizea (*Networked Readiness Index*, NRI) eta bere gobernu erabilera osagaia (*Government Use*, GU). Hurrengo lerroetan aipatutako indizeak eta egindako konparaketa deskribatuko ditugu.

7.3.4.1. Indizeen deskribapena

2001etik gaur arte, Nazio Batuen Ekonomia eta Gizarte Gaietarako Departamentuak (*United Nations Department of Economic and Social Affairs*, UNDESA) Nazio Batuen e-Gobernuari buruzko inkesta (*UN E-Government Survey*) argitaratu du (UN 2018). 2003an, inkesta honek e-Gobernuaren erabileraren bilakaerari buruzko azterketa bat argitaratu zuen e-Gobernuaren garapen indizean oinarrituz (*E-Government Development Index*, EGDI). Indize konposatu hori hiru indize normalizaturen (norm.) batez besteko haztatuan oinarritzen da, bakoitzari haztapenaren herena esleituz (ikus 7.3 Ekuazioa): telekomunikazioen azpiegituraren indizea (*Telecommunications Infrastructure Index*, TII), giza kapitalaren indizea (*Human Capital Index*, HCI) eta online zerbitzuen indizea (*Online Service Index*, OSI). Adierazle konposatu gisa, EGDI erakunde nazionalak IKTak zerbitzu publikoak emateko duten prestasuna eta gaitasuna neurtzeko erabiltzen da (UN 2018). Hiru osagaien adierazleak normalizatu aurretik, Z-puntuazioa deritzon estandarizazio prozedura burutzen da adierazle bakoitzerako, EGDI absolutuaren erabakian hiru osagaiek pisu berbera izan dutela ziurtatzeko.

$$EGDI = \frac{1}{3}(TII_{norm.} + HCI_{norm.} + OSI_{norm.}) \quad (7.3)$$

OSI indizea, 7.3 ekuazioan deskribatutako EGDI indizearen hiru osagaietako bat, UNDESAk egindako inkesta-galdetegi independente batean oinarritutako puntuazio normalizatu bat da, Nazio Batuetako 193 estatu kide guztien nazio-mailako online presentzia ebaluatzen duena. Inkestaren galdetegiak online zerbitzuak ematearekin lotutako hainbat ezaugarri kalkulatzeko dituzte, esaterako: gobernu osoaren estrategiak, gobernu irekiaren datuak, parte-hartze elektronikoa, kanal anitzeko zerbitzuak ematea, zerbitzu mugikorak, erabileraren onarpena, eten digitala eta lankidetzaren berritzaileak, IKTen erabileraren bidez. (UN 2018)

Munduko Ekonomia Foroak 2001etik urtero argitaratu du Informazioaren Teknologiararen txosten orokorra (*Global Information Technology Report* (Dutta et al. 2015)), non sareko prestasun indizea (NRI) ematen den. 7.4 Ekuazioan erakusten den bezala, NRI indize konposatu bat da, lau azpiindize nagusien arteko batez besteko haztatua bezala kalkulatzeko dena, haztapen guztiak laurden bat direlarik: inguruneareari dagokiona (*Environment subindex*), prestasunari dagokiona (*Readiness subindex*), erabilerari dagokiona (*Usage subindex*) eta inaktuari dagokiona (*Impact subindex*).

$$NRI = \frac{1}{4}(Environment_{subind.} + Readiness_{subind.} + Usage_{subind.} + Impact_{subind.}) \quad (7.4)$$

NRI indizearen erabilera-azpiindizeak IKTen onarpen-maila ebaluatzen du sozietate batek dituen interes-talde nagusiei dagokienez: Gobernua, enpresak eta gizabanakoak (Dutta et al. 2015). Erabilera-azpiindizea zehazki, hiru pilareren batez besteko haztatu (heren bateko haztapenak erabiliz) gisa kalkulatu da: erabilera indibiduala, erabilera komertziala eta gobernuaren erabilera (*Government Use*, GU). Kasu honetan, gobernuaren erabilera-pilarea (GU) aztertu genuen. Pilare horrek gobernuaren lidergoa eta arrakasta ebaluatzen ditu IKTak garatzeko estrategien garapenean eta inplementazioan, bai eta IKTen erabilera ere, online gobernu-zerbitzuen erabilgarritasunaren eta kalitatearen bitartez neurtutakoa (Dutta et al. 2015). Gobernuaren erabilera-pilarea (GU) hiru osagaien arteko batazbesteko gisa kalkulatu da: IKTek gobernuaren ikuspegiak duten garrantzia, gobernuaren online zerbitzuen indizea (*Government Online Service Index*) eta Gobernuak IKTen sustapenean izandako arrakasta.

7.3.4.2. Rankingen arteko konparaketa

Azterketan, e-Gobernuaren erabilera (EGUI⁺) honako adierazleekin konparatu genuen: e-Gobernuaren prestasuna (EGDI), sareko prestasuna (NRI), nazio-mailako online presentzia (OSI) eta gobernuaren IKTen erabilera (GU). Horretarako, aztertutako 26 herrialdeetarako indizeek emandako rankingak konparatu genituen, antzeko denbora tartek erabiliz: 2009-2015 urteak urteko indize edo adierazleetarako, EGUI⁺, NRI eta GU (Dutta et al. 2010; Dutta et al. 2011; Dutta et al. 2012; B. Bilbao-Osorio et al. 2013; Bilbao-Osorio et al. 2014; Dutta et al. 2015); 2010-2016 urteak bi urteko indize edo adierazleetarako, EGDI eta OSI (UN 2010; UN 2012; UN 2014; UN 2016).

Zehazki, herrialdeek irabazitako edo galdutako posizioen kopurua kalkulatu genuen (balio positiboa edo negatiboa), EGDI, OSI, NRI eta GU rankingetatik EGUI⁺ rankingera. 7.17. Taulan erakusten den bezala, ranking posizio aldeak, oro har, txikiak dira. Taulan ikus daitekeenez, herrialdeak hiru multzotan taldekatu genituen hautemandako ranking diferentzietarako ± 5 posizioko atalase-maila erabiliz (ia sailkapenaren %20), honela adierazita daudenak: urdinez eta letra lodiz bost posizio baino gehiago galdu badituzte, berdez eta letra arruntaz bost posizio baino gutxiago galdu badituzte (herrialde egonkorak) eta gorritz eta letra etzanaz bost posizio edo gehiago irabazi badituzte.

7.17. Taularen arabera, analisisian parte hartzen duten herrialde gehienentzat, batez beste (berdez eta letra arruntaz) %74 e-Gobernuaren erabilera bat dator EGDI, OSI, NRI eta GU indize kontzeptualek neurtutako ezaugarriekin. Horri dagokionez, hamabi herrialde (%46) ranking-alde txikiak dituzten talde guztietan agertzen dira (herrialde egonkorak): Austria (AT), Bulgaria (BG), Txipre (CY), Danimarka (DK), Hungaria (HU), Lituania (LT), Luxenburgoko (LU), Letonia (LV), Herbehereak (NL), Norvegia (NO) eta Portugal (PL). Gainera, EGUI⁺ indizearen antzekoena EGDI dela ikusi genuen, herrialdeen %88 (23/26) mota egonkorrekoak baitira.

Bestalde, herrialdeen %16k (urdinez eta letra lodiz) soilik erakutsi zuten posizio altuagoak (<5 posizio) gainerako indizeek emandako rankingetan EGUI⁺ indizeak emandako rankingarekin alderatuz. EGUI⁺ indizearekin alde nega-

7. KAPITULUA - E-ZERBITZUAK

tibo handiak, posizio altuagoak, dituzten taldeetan (urdinez eta letra lodiz), ez genuen herrialde komunik aurkitu. Hala ere, Txekiar Errepublika (CZ) eta Belgika (BE) komun gisa har genitzake, EGDI eta GU indizeetako urdinez eta letra lodiz adierazitako taldetik oso gertu daudelako. Bestalde, ikusi daitekeen, sailkapen diferentzia negatiboak txikiagoak izan ziren EGDI indizearentzat gainerakoentzat baino, non Txekiar Errepublika (CZ) posizio galera handienak izan zituen herrialdea izan zen, OSI, NRI eta GU rankingetako 7., 4. eta 3. posizioetatik hurrenez hurren, EGUI⁺ rankingeko 26. posiziora eroriz.

Ranking ald.		Ranking ald.		Ranking ald.		Ranking ald.	
Her.	EGDI-EGUI ⁺	Her.	OSI-EGUI ⁺	Her.	NRI-EGUI ⁺	Her.	GU-EGUI ⁺
IT	-10	CZ	-19	CZ	-22	CZ	-23
BE	-7	EL	-16	ES	-9	MT	-12
PL	-6	IT	-12	BE	-6	SK	-10
CZ	-4	BE	-6	MT	-5	EL	-7
ES	-4	ES	-6	PL	-5	RO	-6
FR	-4	PL	-6	SE	-4	BE	-4
NL	-3	LT	-5	IT	-3	BG	-4
LT	-2	RO	-4	LU	-3	ES	-3
MT	-2	FI	-2	RO	-3	SE	-3
RO	-2	NL	-2	CY	-2	PT	-2
AT	0	HU	-1	EL	-2	IT	-1
BG	0	AT	0	HU	-2	LT	-1
EE	0	MT	0	AT	-1	LU	-1
EL	0	BG	1	IE	-1	PL	-1
SE	0	LV	1	NL	-1	CY	0
LU	1	NO	2	BG	1	DK	0
DK	2	PT	2	LT	1	HU	1
NO	2	CY	3	PT	2	NL	1
SI	2	SE	3	SI	2	AT	2
CY	3	SI	3	SK	2	NO	2
FI	3	SK	4	LV	3	LV	3
SK	3	DK	5	NO	3	FI	4
HU	4	LU	5	<i>FI</i>	<i>7</i>	SI	4
LV	4	<i>FR</i>	<i>13</i>	<i>DK</i>	<i>8</i>	<i>IE</i>	<i>9</i>
IE	5	<i>IE</i>	<i>13</i>	<i>FR</i>	<i>14</i>	<i>FR</i>	<i>12</i>
PT	5	<i>EE</i>	<i>14</i>	<i>EE</i>	<i>16</i>	<i>EE</i>	<i>16</i>

7.17. Taula: EGUI⁺, EGDI, OSI, NRI eta GU rankingen arteko konparaketa aztertutako 26 herrialdeetan.

Azkenik, batez besteko herrialdeen %9k posizio baxuagoak (> 5 posizio) lortu zituzten (gorriz eta letra etzanaz) lau indize kontzeptualen rankingetan EGUI⁺-k emandakoetan baino, nahiz eta EGDI rankingak igoera hori duen herrialderik ez duen. Gainerako indizeetan, Estonia (EE) da ranking alde positiboak dituzten talde guztientzako herrialde komun bakarra da. Bestalde, Es-

tonia izan zen definitu genuen indizearen sailkapenean igoerarik handiena izan zuen herrialdea, OSI, NRI eta GU rankingetako 22., 24. eta 26. posizioetatik hurrenez hurren, EGUI⁺ rankingeko 8. posiziora igoz.

Lau indize kontzeptualen eta EGUI⁺ indizearen jardunaren arteko antzekotasuna sakonago aztertzeko, binakako lau konparaketa egin genituen, indize bakoitzak emandako rankingen emaitzetan Kendall korrelazioa (Kendall 1938) kalkulatu. 7.18. Taulak binakako Kendall testen emaitzak erakusten ditu EGUI⁺ eta EGDI, OSI, NRI eta GU artean, korrelazio-balioei (\mathcal{T}) eta esanguramailari (p-balioa) dagokienez. Taulako bigarren eta hirugarren zutabeek herrialde egonkorren jarduna erakusten dute (berdez eta letra arruntez 7.17. Taulan). Emaitzen arabera, lau indizeak korrelazio handia dute EGUI⁺ indizearekin, 0,05 esangura-mailarekin, p-balioa $< \alpha$, bataz beste 0,8ko korrelazio-balioak lortuz (\mathcal{T}). Horretaz gain, 7.18. Taulako laugarren eta bosgarren zutabeetan, herrialde guztiak aztertuta egindako Kendall testaren emaitzak ere erakusten ditugu. Kasu honetan, \mathcal{T} -ren balioak 0,5era jaitsi ziren batez beste, EGDI definitutako indizearekin korrelazio-balio handiena lortzen duen indizea izanik ($\mathcal{T} = 0,72$). Konparaketa globalean, korrelazio-balio handiagoak antzematen dira herrialdeen e-Prestasuna neurtzen duten indizeetarako (EGDI eta NRI), e-Gobernuarekin lotutako ezaugarrien adierazleetarako baino (OSI eta GU).

Indizea	Herrialde egonkorrak*		26 herrialde	
	p-balioa	\mathcal{T}	p-balioa	\mathcal{T}
EGDI	$3,87 \times 10^{-06}$	0,72	$8,90 \times 10^{-10}$	0,78
OSI	$2,35 \times 10^{-02}$	0,37	$5,51 \times 10^{-05}$	0,82
NRI	$4,04 \times 10^{-03}$	0,46	$2,38 \times 10^{-08}$	0,81
GU	$4,69 \times 10^{-03}$	0,43	$2,29 \times 10^{-07}$	0,79

* EGUI⁺ rankingarekiko aldeak $\leq \pm 5$ posizio.

7.18. Taula: Binakako Kendall korrelazio testen emaitzak EGUI⁺ eta EGDI, OSI, NRI eta GU indizeen artean.

Aurreko guztia kontuan hartuta, esan dezakegu e-Gobernuaren erabileraren inguruan Europa osoan EGUI⁺ indizearen bidez egindako azterketa empirikoa bat datorrela, neurri handi batean, Europako herrialdeen e-Prestasun maila hainbat indizeren bidez (EGDI, OSI, NRI eta GU) neurtzen duten azterketa teorikoekin.

7.3.5. Eztabaida

Alde batetik, eten digitalaren ondorioz, unibertsalki irigarriak diren gobernuaren online zerbitzuak eskaintzea erronka bat da (Schwester 2009). Beste aldetik, agentzia batek online zerbitzuak emateko duen gaitasunean herritarrek duten konfiantza ezinbestekoa da Gobernuako ekimenak modu zabalean erabiltzeko (Bélanger et al. 2008). Shareef et al. 2011 lanaren arabera, e-Gobernuaren

erabilera-portaera desberdina da e-Gobernuaren ikuspegi desberdinek (antolaketa, teknologiari, ekonomiari eta gizarteari dagokiona) ezaugarri funtzional desberdinak dituztenean. Eurostaten CSIS inkestetan oinarrituta egindako azterketa enpirikoaren lehen zatia, herrialdeen sailkapena e-Gobernuaren erabilera maila desberdinen arabera (ikus 7.14. Taula), bat dator adierazpen horrekin. Izan ere, lehenik eta behin, herrialde guztiek ez dute e-Gobernuaren erabilera-maila bera, eta, salbuespenak salbuespen, herrialde garatuenean eta aberatseneko gobernuaren erabilera-maila altuagoa dutela dirudi.

e-Gobernuaren erabilerari eragiten dioten faktoreei dagokienez, aurreikus liteke Internet bidezko erosketak zuzenean lotuta egotea e-Gobernuaren erabilerarekin, e-Merkataritzaren eta e-Gobernuaren arteko antzekotasunak direla eta. Schwester autorearen arabera (Schwester 2009), teknologia onartzeko, berrikuntza zabaltzeko eta konfiantza-ereduak zabaltzeko faktoreek erabiltzaileek e-Merkataritza onartzeko/erabiltzeko zeregina betetzen duten bezala, e-Gobernuaren erabileran ere eragina izatea aurreikusten da. Gure azterketaren emaitzak erakusten duenez, Eursotat CSIS inkestean arabera e-Gobernua gehien erabiltzen duten herrialdeetan, e-Gobernuko zerbitzuen erabilera aurreratua edo baliogabea gehienetan baldintzatzen duen aldagaia IBUY da, e-Merkataritzarekin lotutakoa.

Baina hau ez da beti horrela, desberdintasunak daude merkataritza-enpresen eta gobernu-agentzien artean (Bélanger et al. 2008). E-Merkataritzaren eta e-Gobernuaren existitzeko zergatiak desberdinak dira (irabazia versus zerbitzua) eta dituzten bezeroak ere desberdinak dira (xede-merkatua versus biztanleria). Enpresek beren bezeroak aukera ditzaketan bitartean, e-Gobernua, agentziak arduratzen dira biztanle hautagarri guztiei sarbidea emateaz, diru-sarrera gutxiengoa dituzten eta desgaitasuna duten pertsonak barne (Schwester 2009). Nahitaezko harremanak e-Gobernua bakarrik daude. Herritarrek enpresak eta gobernua desberdin hautematen dituzte. Gainera, enpresen egitura eta agentzien sektore publikoan duten egitura desberdinak dira. Gobernu-agentzietan erabakiak hartzeko autoritatea ez dago enpresetan bezain zentralizatuta. Autoritate sakabanaketa horrek gobernuko zerbitzu berriak garatzea eta ezartzea eragozten du. Hirugarren aldea erantzukizuna da. Gobernu demokratiko batean, sektore publikoko agentziak mugatuta daude, "Publikoaren interesik onenean" baliabideak esleitzeko eta zerbitzuak emateko betekizuna betetzen dutelako. Gobernu agentzien izaera politikoa ere e-Gobernua eta e-Merkataritza ezberdinak izatea eragiten duen ezaugarria da. Faktore horiek akaso zerikusia dute, erabilera maila baxuagoa duten herrialdeetan beste faktore batzuek, hala nola ikasketa-mailak eta lanbide-motak, e-Gobernuaren erabileran duten eraginean.

Bestalde, bestelako lanetan, Afyonluoglu et al. 2017 lanean adibidez, 16 nazioarteko e-Gobernuaren konparaziozko ebaluaketa azterlan alderatu zituzten, 2001 eta 2016 artean bost erakunde aktibok egindakoak, NBE eta WEF barne. Zehazki, 22 irizpide desberdinekiko puntu komunak eta aldeak identifikatu zituzten, EGDI eta NRI indizeak barne. Adierazi zuten, azterlan hauetan e-Gobernuko markoaren etorkizuneko hobekuntzetarako kontuan hartu behar liratekeen honako adierazleak ez ziren ebaluatu: "herritarrek e-Zerbitzuak

erabiltzeko"neurriak, "e-Gobernuaren gobernantza-eredua", "e-Zerbitzuen onurak"eta "gogobetetzea". Hobekuntzak gobernu-esparruan. Era berean, Jadi et al. 2017 lanean EPI e-Parte-hartze indizea erabiltzen dute, NBEk diseinatutako adierazle osagarria, gobernuak e-Gobernuko sistemen jarduna ebaluatzeko egindako ahaleginaren emaitza gisa. Egileek diotenez, e-Gobernuaren garapenaren zenbakizko sailkapena emateko erreferentzia gisa EGDI erabiltzen bada ere, webguneak, azpiegiturak eta online zerbitzuak sortzeak soilik gobernuak erraztasunak ustiatzeko duen prestutasuna erakusten du. Hala ere, adierazle horiez gain, e-Gobernuko sistemen jarduna azter daiteke herritarrek erraztasun horiek zein neurritan erabiltzen dituzten neurtuta. Lan honen bigarren zatia aurreko ildoekin bat dator. Bertan, e-Gobernuaren erabilera eta Europar Batasuneko 26 herrialderen e-Prestasuna alderatu ditugu honako indizeak erabiliz: 2009-2015 urteetan Eurostatek egindako CSIS inkestetan oinarrituz enpirikoki kalkulaturako EGUI⁺ indizea, EGDI indizea eta haren OSI osagaia (2010-2016 urteetan Nazio Batuen e-Gobernuari buruzko inkestetan argitaratua), NRI indizea eta honen GU osagaia 2010-2015 urteetan Munduko Ekonomia Foroak argitaraturako Informazioaren Teknologjaren txosten orokorrean agertzen dena). Gure analisiaren arabera, badirudi herrialde gehienetan e-Gobernuaren egoera ez dela funtsean ezberdina, kalkulu-metodo desberdinak erabili arren. Honi dagokionez, uste dugu herrialdeen e-Prestasunaren kalkulua (EGDI, NRI) hobetu egin daitekeela, definitzen dugun indizean kuantifikaturako e-Zerbitzuen benetako erabilera kontuan hartzen bada (EGUI⁺).

7.4. Laburpena

Kapitulu honetan, e-Zerbitzuei egindako bi ekarpen aurkeztu ditugu. Lehenengoan, unibertsitate baten webgunean matrikulazioaren inguruko informazioa ematen duen zonaldean erabiltzaileek egindako elkarrekintza modelatu genuen. Bigarrenean aldiz, e-Gobernuko zerbitzuen erabileraren inguruko azterketa enpirikoa egin genuen, European mailan.

Zehazki, lehenengo ekarpenean, Euskal Herriko Unibertsitateko (UPV/EHU) webgunean matrikulazioaren inguruko informazioa ematen duen zonaldea aztertu genuen, eta datu-meatzaritzako prozesu oso bat egin genuen. Prozesu horrek erakutsi zuen arrakasta eta porrot motako nabigazio-portaerak automatikoki modela daitezkeela, datu-meatzaritzako teknikak erabiliz. Horretarako, erabiltzaileen nabigazioak bi modutan irudikatu genituen: erregistraturako kliken sekuentzietatik ateratako 28 elkarrekintza-ezaugarrien bidez (nabigazio-modua) eta saio bakoitzean erabiltzaileek bisitatutako URLen sekuentzia gisara (nabigazio-sekuentzia). Alde batetik, gainbegiraturako ikasketa erabiliz, CTC zuhaitzak (Pérez et al. 2007) lehen irudikapenean (nabigazio-moduan) egikaritzuz, bi nabigazio motak automatikoki bereiz ditzakegu %98ko zehaztasun-tasarekin. Bestalde, gainbegiratu gabeko ikasketa-teknikak erabiliz, nabigazioen irudikapen bakoitzean eta bien arteko konbinaketa batean, arrakasta eta porrota motako nabigazio-saioak ere automatikoki detektatu ahal izan genituen, baina zehaztasun-tasa txikiagoa lortuz,

%78 ingurukoa. Gainera, beste azpisistema bat sortu genuen nabigazio-moduan oinarritutako porrota motako saioak detektatzeko, gainbegiratu gabeko prozedurak erabiliz. Honi esker, zehaztasun-tasa doitu ahal izan genuen balio handiagoak lortzeko, %100 zehaztasun tasa gertuen zeuden saio berrien %10 batentzat. Arrakasta eta porrota motako nabigazioak automatikoki sailkatzeko nabigazio-moduan oinarrituta sortutako bi sistema nagusiak ere gai izan ziren saio mota bakoitzaren arau nagusiak (gainbegiratutako sistema) eta ezaugarriak (gainbegiratu gabeko sistema) identifikatzeko. Esaterako, klik baten iraupena bat az beste eduki motako (testua nagusi denean) edo bideratzaile motako (estekak nagusi direnean) URL batean. Beraz, gure ustez, ekarpen hau abiapuntu egokia da etorkizun hurbilean aztertutako e-Zerbitzua hobetzeko.

Bigarren ekarpenean, Europa osoko gobernuak emandako e-Zerbitzuen erabilera praktikoa aztertu genuen (e-Gobernuaren erabilera EBko 26 herrialde-erentzat), Eurostat erakundeak (Eurostat 2004) emandako datu enpirikoetan oinarrituta. Lortutako datuetan oinarrituta, lehenik eta behin faktore hori kuantifikatu genuen, bi indize definituz: e-Gobernuaren erabilera indizea (EGUI) eta haren muturreko bertsio bat (EGUI⁺). Gero, CTC zuhaitzak erabiliz, e-Gobernuko zerbitzuen erabilera aurreratua eta baliogabea ezaugarritu genuen, EGUI⁺ maila desberdinak dituzten herrialde batzutan. Prozedura horiek %73ko batez besteko zehaztasun-tasa lortu zuten, eta herrialde bakoitzean e-Gobernuaren erabilera praktikoarekin lotutako faktore nagusiak zehaztu zituzten, adibidez, Internet bidezko erosketen maiztasuna edo ikasketa-maila. Gainera, proposatutako indizeetako bat (EGUI⁺) herrialde baten e-Prestakuntzaren maila neurtzen duten beste indize batzuekin alderatu genuen: e-Gobernuaren garapen indizea (*E-Government Development Index*, EGDI) eta honen osagaia den online zerbitzuen indizea (*Online Service Index*, OSI), sareko prestasunaren indizea (*Networked Readiness Index*, NRI) eta honen osagaia den gobernu erabilera (*Government Use*, GU). Rankingen arteko konparaketak aditzera eman zuen, EGUI⁺ aipatutako lau indizeekin korrelatuta zegoela, 0,05 esanguramailarekin. Emaitzek Europan e-Gobernuaren erabilera praktikoa ezaugarritzen duten faktoreak zein diren ulertzen laguntzen dute. Beraz, gure aurkikuntzek jarraibide batzuk eman ditzakete herritarrek erakundeek eskaintako web zerbitzuekin nahiz informazioarekin duten elkarrekintza hobetzeko, duten erabilera-mailaren arabera (EGUI⁺).

IV. Atala

Konklusioak

8. Kapituluia

Konklusioak

Tesi honek ekarpenak egiten ditu Pertsona-Konputagailu Elkarrekintza (PKE) hainbat testuingurutan hobetzeko, ikasketa automatikoko tekniketan oinarrituz. Beraz, ekarpenak ikaskuntza automatikoko eta PKEko testuinguruetan egin dira:

Ikasketa automatikoaren testuinguruan, lanak clustering-prozeduren erabilerak duen zailtasun nagusietako bat jorratzen du, hau da, era guztietako testuinguruetan partizioen kalitatea ebaluatzea. Kluster baliozkotasun indizeek (*Cluster Validation Indexes*, CVI) ebaluazio hori egiteko aukera ematen dute, baina horietako bakar batek ere ez du frogatu egoera guztietan onena denik. Beraz, alternatiba eraginkor gisa, lehenengo ekarpenean, hainbat indize erabiltzen dituzten erabakiak fusionatzeko hainbat sistema (bozketak) proposatzen dira.

Pertsona-Konputagailu Elkarrekintzan, ekarpenak hiru arlotan biltzen dira. Lehenengoa, irisgarritasunaren testuinguruari dagokio, eta desgaitasuna duten edo ez duten erabiltzaileen nabigazio-arazoak automatikoki detektatzeko sistema bat aurkezten du.

Hurrengo ekarpenean informatika medikoaren arloa aztertzen da. Ekarpenean, lehenik eta behin, klinikoen erabakiak hartzeko jardueretan laguntzeko erabilitako arbela-mediko batean (SMASH) antzemandako portaera bisualak eta elkarrekintzari dagokionak konektatzen dira. Bigarrenik, bi erabiltzaile talde nagusi automatikoki detektatu eta ezaugarritzen dira, elkarrekintza-portaeraren arabera: lehen-mailakoa (farmazialariak) eta bigarren mailakoa (ez farmazialariak).

Azkenik, zerbitzu elektronikoaren arloari (e-Zerbitzuak) ere ekarpena egiten diogu, haien elkarrekintza eta erabilera modelatuz. Alde batetik, Euskal Herriko Unibertsitatearen (UPV/EHU) webgunean bildutako elkarrekintza-datueta oinarrituta, unibertsitatean matrikulatzeko helburua izan dezaketen ikasleak modelatu dira. Bestalde, Eurostatek emandako inkestako datuetan oinarrituta, gobernu elektronikoaren (e-Gobernuaren) erabilera kuantifikatzea eta ezaugarritzea lortu dugu.

Pertsona-Konputagailu Elkarrekintzaren (PKE) ingurune hain desberdinetan egiten ditugun ekarpenek erakusten dute ikasketa automatikoak duen ga-

rrantzia, etorkizunean PKE sistema hobeak sortzeko. Hurrengo ataletan, testuinguru bakoitzean jasotako ondorio nagusiak laburtuko dira.

8.1. Ikasketa automatikoa - Clusteringa baliozkotzea.

Egindako azterketak erakusten duenez, CVIen arteko erabakien fusio-estrategiak (bozketak), sailkatzaile anitzeko sistemetan erabiltzen diren antzekoak direnak, clusteringa baliozkotzeko eraginkorrak dira. Baina emaitza onak lortzeko, botoak erabilitako CVIen ezaugarrien eta eskuragai dauden faktore esperimentalen arabera (adibidez, zarata-maila) haztatu behar dira. Haztatu gabeko botoak zituzten estrategietako bakar batek ere ez zuen errendimendua hobetu CVI onenarekin alderatuta (Silhouette). CVIak beren jardunaren arabera haztatzen zituzten ia bozketa-estrategia guztiek aldiz, CVI indibidualak baino portaera hobeak erakutsi zuten.

Bereziki, datu-base erreal eta sintetikoentzako bozketa-estrategiarik onenak ezaugarri hauek ditu: batetik, faktore esperimental kontrolatu bakoitzeko arrakasta-tasa altuena duten bi CVIak erabiltzen ditu; bestetik, boto bakoitza haztatzen du alde aurretik definitutako faktore bakoitzaren garrantziaren arabera. Ildo horretan, Friedmanen eta Wilcoxon test estatistikoek adierazi zuten bozketa-estrategia onenaren emaitzak nabarmen hobeak izan zirela erreferentziazko lanaren 10 indize onenek emandakoekin alderatuz (Arbelaitz et al. 2013b).

Lortutako emaitzak ikusita, uste dugu erabakien fusio-estrategiak bide arrakastatsua direla testuinguru bakoitzerako partiziorik onena zein den zehazteko, gainbegiratu gabeko ikasketaren arloan funtsezkoa den gaia. Beraz, gure ustez, clusteringa baliozkotzea helburu duten erabakien fusio-estrategietan egindako ekarpen berriek algoritmoek sortutako partizioen egokitasunaren inguruan da goen ziurgabetasuna murrizten lagun dezakete.

8.2. PKE - Irisgarritasuna

RemoTest plataformak bildutako datuetan datu-meatzaritzako prozesu oso bat gauzatzuz eraikitako sistemaren emaitzak ikusita, estrategia hau erabiltzaileek, desgaitasuna dutenak eta desgaitasuna ez dutenak, izan ditzaketen web-nabigazio arazoak automatikoki detektatzeko eraginkorra izan daitekeela frogatu genuen.

Eraikitako sistemaren lehenengo urratsa gailuen detekzio automatikoa zen eta horretarako, gainbegiratu ikasketa prozeduretan oinarritutako bi maila-tako hurbilpen hierarkiko bate proposatu genuen. Hurbilpen honetan lehenik eta behin, erabiltzaileek erabilitako lau gailuak bi talde nagusitan automatikoki bereizten ziren (teklatura eta beste batzuk) eta bigarrenik, trackball, joystick eta sagua. Bi mailetan zehaztasun-tasa (%) handiak lortu ziren, %99.26 lehen

mailan eta %89.84 bigarren mailan. Gailu mota bakoitzerako etorkizunean eztabaidatuko diren egokitzapenak nabarmen desberdinak direnez, funtsezkoa zen akats kritikoa minimizatzea, bi gailu talde nagusiak bereiztean gertatzen dena.

Eraikitako sistemaren bigarren urratsean, gainbegiratu gabeko ikaskuntza-prozedurak erabiliz, erabiltzaile bakoitzak izan ditzakeen arazoak automatikoki detektatzen dira, bi ataza mota egiten dituen bitartean. Alde batetik, MiniAtazak zuzendutako nabigazioak dira eta horietan, erabiltzaileei nabarmendutako helburuetan klik egiteko eskatzen zaie. BilaketaAtazak aldiz, bilaketa motako nabigazioak eta zuzendutakoak egiten ari dira, erabiltzaileek web orri jakin bat bilatu behar dutelarik. Zehazki, ataza eta gailu bakoitzerako, ezaugarri desbideratuak zituzten klusterrak automatikoki antzeman genituen eta kluster horietan bildutako nabigazioak bisualki aztertu ziren, patroï problematikoak aurkitzeko. MiniAtazetan zazpi patroï problematiko aurkitu ziren guztira: distantzia handiegia, denbora gehiegi, norabide-zuzenketak, alferrikako klikak, helburuaren inguruko zailtasunak, klik luzeak eta geldialdi gehiegi. BilaketaAtazetan berriz, helburuaren inguruko zailtasunak izan ezik, gainerako patroï guztiak antzeman ziren. Hau ulargarria da, izan ere, MiniAtazetan erabiltzaileek pantailan agertzen diren helburuak lortu behar dituzte eta BilaketaAtazetan aldiz, nahi dituzten helburuak lortzen dituzte.

Horretaz gain, detektatutako patroïen atzean dauden arrazoi hipotetikoak eztabaidatu genituen eta egokitzapen aproposak iradoki genituen erabilitako patroïen eta gailuen arabera.

8.3. PKE - Informatika medikoa

Ekarpen honetan, bi analisi egin genituen, arbela mediko bat (SMASH) erabiltzen duten medikuekin egindako bi azterlanetan (laborategikoak eta behaketa-koak) elkarrekintza eta begiradaren inguruan bildutako datuak erabiliz. Ondorioak bi alderditan atera genituen, portaera-bisualen eta interaktiboen arteko sinergiak eta erabiltzaileen elkarrekintzaren modelatzea.

8.3.1. Portaera-bisualen eta interaktiboen arteko sinergiak

SMASH arbela medikoak zazpi pantaila ditu, laborategiko azterketako erabiltzaileek, ataza zehatzak osatu behar izan zutenak, pantailan bakoitzean egindako elkarrekintza nahiz elkarrekintza globala aztertu genuen. Elkarrekintza-datuekin egindako clustering analisiak erakutsi zuen erabiltzaileen portaera interaktiboa antzekoa izan zela SMASHen pantaila guztietan. Portaera hori desberdina izan zen kasuetan, pantaila espezifiko batek portaera ezberdina ekarri zuenean, hau ere modu berdinean aldatu zen kluster barruko parte-hartzaileen artean. Aurkikuntza horrek iradokitzen du pantaila espezifikoak erabiltzaile-ereduan sartzeak agian ez duela inolako eraginik izango, saguarekin egindako bi kliken arteko denbora tarte eta sagu-pausatze (esplorazioa) metrikak erabiltzeko moduan.

Bestalde, SMASH Interfazea bederatzi intereseke-eremutan (IE) banatzen da, begiradaren jarduerarako garrantzitsutzat jotzen direnak, eta laborategiko azterketako parte-hartzaileen begirada jarduera eremu hauetan banatuta aztertu genuen, finkapenen iraupenari dagokionez. Begiradaren jardueraren analisiak erabiltzailearen elkarrekintza analisiak sortutako talde berberak sortu zituen. Horrek esan nahi du denbora tarte eta esplorazioari dagokionez portaera interaktibo berezia erakutsi zuten parte-hartzaileek antzeko portaera bisuala izan zutela IETan izandako finkapen-iraupenari dagokionez. Begirada arretaren proxy bat denez eta, aldi berean, arreta ekintzaren aurretik dagoenez (Huang et al. 2012), esan dezakegu taldekatze horiek ez direla ausazkoak izan. Beraz, portaera interaktibo zehatzak, neurri batean, intereseke eremu espezifikotako finkapenen iraupenaren araberakoa izan daitekeela esan genezake.

SMASH eguneroko jarduera gisa erabili zuten behaketa-azterketako parte-hartzaileen elkarrekintza-datuak analisisan sartzeak erakutsi zuen jasotako portaerak egonkorak izan zirela bi inguruneetan, nahiz eta ataza desberdinak egin ziren.

Horrek etorkizun handiko ondorioak ditu, portaera bisuala elkarrekintza-datuak soilik erabiliz ondoriozta baitaiteke. Elkarrekintza-datuaren analisi batzuk denbora errealean egin daitezke nabigatzailean. Elkarrekintza-datuak prozesatzea eta aztertzea erraza da, betiere metrika zuzenak monitorizatzen ari badira, baina epe ertainean ez da espero begi-arakatzailerak laborategiko inguruetik kanpo erabiltzea. Elkarrekintza eta begiradaren jarduera neurtzeko kalkulaturako metrikak honako helburuekin erabil daitezke: 1) denbora errealeko erabilgarritasun-arazoak ondorioztatuz eta 2) erabiltzailearen Interfazean egokitzapenak jakinarazteko. Behaketa-azterketako parte-hartzaileen begiradari buruzko daturik izan gabe, pentsa dezakegu haien portaera bisuala laborategiko parte-hartzaileek izan zutenaren antzekoa izan daitekeela, euren taldeetan taldekatu baitziren. Etorkizuneko lanak helburu hori bilatuko du.

8.3.2. Erabiltzailearen modelatzea, portaera interaktiboan oinarrituz

Ekarpen honek arrakastaz modelatu zuen behaketa-azterketaren arbela medikoaren bi erabiltzaile talde nagusien portaera interaktiboa. Analisi deskriptiboak jasotako desberdintasun esplizituek gain, bi taldeak ezaugarritzen zituen hiru desberdintasun nagusi antzeman genituen, portaera interaktiboari dagokionez. Desberdintasun horiek garrantzitsuak dira SMASH arbelaren eguneroko erabilera ulertzeko; izan ere, farmazialari ziren erabiltzaile lehen mailako erabiltzaileek gaitasun handiagoa dute informazio laburtua eta joerei buruzko informazioa ematen duten pantailetan. Bigarren mailako erabiltzaileek aldiz (familiako medikuak eta bestelako profilak), gaitasun txikiagoa dute datuen banakatzeko zehatza duten pantailetan. Lan-fluxuak proposatzen ditugu, jarduera horiek sekuentzia koherente batean eta hezkuntza-estimulu pertsonalizatuetan bilduko dituztenak, konpromisoa sustatzeko.

Lanaren ekarpenak bikoitzak dira. Alde batetik, ekarpen metodologiko batek iradokitzen du posible dela erabiltzaileen portaera interaktiboa botiken segurtasun

sun arbela batean ezaugarritzea erabiltzailearen elkarrekintza-gertaerak erabiliz, hala nola sagu-pausatzea eta elkarren segidako bi kliken artean igarotako denbora. Bestalde, ekarpen enpiriko osasunaren zaintzan interesa dutenek arbela medikoak nola erabiltzen dituzten ulertzeko ezagutza ahalbidetzen du. Arlo hori, hein handi batean, aztertu gabe dago, eta funtsezkoa da erabiltzaileek datuak hautemateko, prozesatzeko eta aurreprozesatzeko duten gaitasunari erantzuteko egokitzapenak egiteko (Dowding et al. 2015).

8.4. PKE - E-Zerbitzuak

Azken bi ekarpenetatik ondorioztatzen dugu posible dela zerbitzu elektronikoen (e-Zerbitzuen) elkarrekintza eta erabilera modelatzea.

8.4.1. E-Zerbitzuen elkarrekintzaren modelatzea

Ekarpen honetan UPV/EHUko webgunean matrikulazioari buruzko informazioa ematen duen zonaldea modelatu dugu, web-meatzaritzako teknikak erabiliz. Nabigazio-saioak bi kategorietan sailkatu genituen, bisitatutako azken URLaren arabera: arrakasta (matrikulazioari buruzko informazioa jaso duten erabiltzaileak) eta porrota (matrikulazioari buruzko informazioa iritsi ez diren erabiltzaileak).

Lehen hurbilpenean, gainbegiratutako bi algoritmo erabiliz, C4.5 eta CTC zuhaitzak, nabigazio-saioak arrakasta eta porrota motako nabigazio-saioak ezaugarritzeko gai izan ginen, erauzitako elkarrekintza-ezaugarrien multzoan oinarrituz. Egindako binakako T testaren arabera, CTC zuhaitzek AUC balio nabarmen hobea lortu zuten ($0.9828 > 0.9665$), azalpen sinpleagoa eta egonkorragoa ahalbidetuz. CTC zuhaitzek adierazi zuten porrota motako saioek, batz bestea, denbora gutxiago egoten zirela testua nagusi zen URLetan, eta estekak nagusi ziren URLetan aldiz, denbora gehiago. Arrakasta-motako saioetan ordea, testua nagusi zen URLetan egondako denbora handiagoa zen. Beste arau alternatibo batzuek adierazi zuten URL mota horren proportzio baxuak porrotarekin lotuta zeudela, eta altuak arrakastarekin. Gainbegiratu gabeko sailkapenak ezaugarritze hau onetsi zuen, saioaren sailkapenerako antzeko ezaugarri erabakigarriak iradokiz.

Bestalde, erabilitako bi saio-irudikapenetan, elkarrekintza-ezaugarrien multzoan eta bisitatutako URL sekuentzian, gainbegiratu gabeko ikasketa-algoritmoak egikaritu genituen. Sortutako bi partizioetako klusterren erdietan, zehaztutako nabigazio motetako baten nagusitasun altua izan zen ($>74\%$). Beraz, bi irudikapenek arrakasta eta porrota motako saioak automatikoki hautemateko aukera ematen zutela baieztatu genuen. Hala ere, bi partizioak Jacard indizearekin konparatzean, ondorioztatu genuen bi perspektibak ez zeudela konektatuta eta akaso, osagarriak izan zitezkeela. Ondoren, arrakasta edo porrota motako saioen nagusitasuna handia zuten klusterrekin, hiru bozketa-sistema eraiki genituen. Emaitzen arabera, elkarrekintza-ezaugarrien multzoarekin eraikitako sistema, bisitatutako URLen sekuentziarekin eraikitakoa baino

eraginkorragoa zela ikusi genuen, saio berrien sailkapenari dagokionez (%78,2ko zehaztasun-tasa). Bi irudikapen horien konbinazioak ere arrakasta izan zuen, aurreko estrategiak baino zertxobait hobeto jardunez. Azkenik, porrotak dektatzeko azpisistema bat sortu genuen elkarrekintza-ezaugarrien multzoan oinarrituta. Sistema honek distantzia-atalase bat definitzea ahalbidetzen zuena, saio berriak probabilitate handiko porrota mota gisa sailkatzeko.

Bi irudikapenei esker, UPV/EHUren webgunean matrikulazioari buruzko informazioa ematen duen zonaldea modelatzeko lehen pausoa eman dugu. Emaizak kontuan hartuta, esan dezakegu gainbegiraturako eta gainbegiratu gabeko ikasketa teknikak prozesu horretan baliagarriak direla, lehenak zehaztasun-tasa handiagoa lortzen badu ere.

8.4.2. E-Zerbitzuen erabileraren modelatzea

Ekarpen honetan, gobernuak Europa osoan (Europar Batasuneko 26 herrialdetan) emandako e-Zerbitzuen erabilera praktikoa aztertu dugu, Eurostatek emandako datu enpirikoetan oinarrituta (Eurostat 2004). Emaizek European e-Gobernuko zerbitzuen erabileran eragina duten faktoreetako batzuk ezagutzeko aukera ematen dute. Faktore hauek jarraibide batzuk eman ditzakete herri-tarrek erakundeek eskainitako web-zerbitzuekin eta informazioarekin egindako elkarrekintza hobetzeko, duten e-Gobernuaren erabilera-mailaren arabera.

Jasotako datuek aukera eman ziguten erabilera maila kuantifikatzeko eta herrialdeen e-Gobernuaren erabilera lau mailatan sailkatzeko: oso altua, altua, baxua eta oso baxua. Gainbegiraturako ikasketa prozedurak erabiliz (CTC zuhaitzak) maila bakoitzeko bi herrialde ezaugarritu genituen: Danimarka eta Norvegia, Irlanda eta Estonia, Letonia eta Belgika, eta Polonia eta Errumania (e-Gobernuaren erabilera-maila beheranzko ordenan). Horri esker, hautatutako zortzi herrialdeetan, e-Gobernuaren erabilera aurreratua eta baliogabea egiten duten pertsonak bereiztu ahal izan genituen %73 zehaztasun-tasarekin batuz beste.

Horrekin batera, Pearsonen korrelazio analisiak agerian utzi zuen e-Gobernuaren tresnen erabilera aurreratua egin zuten Europar herri-tarren ezaugarri nagusiak hauek zirela: berriki Internet bidezko erosketak egin zituzten eta ikasketa-maila handia zuten. Aurkikuntza horiek bat datoz aztertutako herrialde gehienetako CTC egituretatik eratorritako arau nagusiekin.

Azkenik, Europako 26 herrialdeetarako, e-Gobernuaren erabilera neurtzeko definitu genuen indizea, herrialde baten e-Prestakuntzaren maila neurtzen duten beste indize kontzeptual batzuekin konparatu genuen. Zehazki, indizeetatik eratorritako rankingak konparatu ostean, indize guztiak korrelatuta zeudela ikusi genuen, 0,05eko esangura-mailarekin. Beraz, esan dezakegu analisi enpirikotik ateratako erabilera-mailak, oro har, balio kontzeptual eta teorikoagoekin lerrotatuta daudela.

Laburbilduz, gure ustez, datu enpirikoetan oinarritutako emaitza hauek, etorkizunean Europako hainbat herrialdeetan e-Gobernuaren erabilera hobetzea helburu duten erabaki estrategikoetarako baliagarriak daitezke. Izan ere, bate-tik, e-Gobernuaren erabilera aurreratuari eta baliogabeari gehien eragiten dioten

faktoreak ezagutzeko aukera eman digute eta bestetik, indize osagarriak proposatzeko aukera.

8.5. Etorkizuneko lana

Doktorego tesi honetan aurkeztutako lau ekarpenek etorkizuneko lan-ildo desberdinetan lan egiteko aukera ematen dute.

Clusteringa baliozkotzeko testuinguruan, etorkizuneko lan-ildo desberdinak zehaztu daitezke. Batetik, proposatutako erabakien fusio-sistemak datu-base sintetiko eta erreal desberdinetan probatu litezke. Bestetik, bozketa-estrategia berriak diseinatu litezke beste CVI batzuk erabiliz. Azkenik, kluster baliozkotasun indizeei esleitutako haztapienak definitzeko erabilitako faktore esperimentalen eragina zehaztasun handiagoz kalkulatu liteke honako helburuekin: emaitzak hobetzea edo ingurune jakinetan espezializatutako bozketa-sistemak diseinatzea (zaratatsuak, gainjarriak, dimentsio handikoak).

Irisgarritasun testuinguruari dagokionez, proposatutako sisteman egokitzapen aproposak ezartzea izango litzateke etorkizuneko lan-ildo nagusia. Beraz, erabilitako gailua eta patroi problematikoak automatikoki detektatzen direnez, dagozkien egokitzapen-teknikak horren arabera aktibatu beharko lirateke. Zentzu honetan, sistema hobetzeko honako nabigazioen elkarrekintza-ezaugarriak konparatu litezke: egokitzapenak aktibatu dituzten nabigazio berrienak eta egokitzapenak aktibatu ez dituzten ekarpen honetan aztertutako nabigazioenak.

Informatika medikoaren testuinguruan egindako lehen azterketan, laborategian ez daude erabiltzaileekin esperimentu berriak egin litezke, lan gehigarri gisa. Zehazki, esperimentu horietako parte-hartzaileen begiradaren eta elkarrekintzaren informazioa bildu beharko lirateke, portaera bisualaren eta portaera interaktiboaren artean aurkitutako erlazioak baliozkotzeko. Gainera, bideo-formatu batean bildutako informazio bisualaren analisia aberasteko erabil liteke. Esaterako, erabiltzaileek arbelarekin elkarrekintza egitean izan ditzaketen arazoak hauteman litezke. Bigarren analisiari dagokionez, parte-hartzaile guztiei gaitasun bera emango dieten esperimentu berriak diseinatu litezke, beste erabiltzaile-profil batzuk automatikoki antzeman eta ezaugarritzeko. Gainera, etorkizunean arbela medikuaren diseinatzaileekin elkarlanean aritzeak, aukera eman lezake arbelaren diseinua antzemandako profiletara automatikoki egokitzeko. Beste era batera esanda, erabiltzailearen esperientzia hobetzeko. Azkenik, ekarpenetik ateratako ondorioak orokortzeko, bi analisiak parte-hartzaile gehiagorekin errepikatu litezke.

E-Zerbitzuen testuinguruan, Euskal Herriko Unibertsitatearen azterketarekin lotuta, sistema osagarriaren azterketa sakona egin liteke. Zehazki, bozkatzeko irizpide konplexuagoak kontuan har litezke, adibidez, bozka haztatuak erabiliz. Bestalde, saioak irudikatzen hautatutako ezaugarriak berrikusi litezke, eta ezaugarri horietako azpimultzo bat erabiltzeak emaitzen hobekuntza ekarriko lukeen aztertu. Horrekin batera, etorkizuneko erabiltzaileei aurea hartzeko sortutako ereduaren azterketa sakona egin liteke, eta erabilgarritasunean eragin negatiboa duten elementuak identifikatu eta hobetu. European e-Gobernuaren

erabilerari dagokionez, gure azterlana zabal daiteke batetik, Eurostaten eta Nazio Batuen Erakundearen datu berriak sartuz (2016-2020 eta 2018-2020 urteak hurrenez hurren). Bestetik, zenbait egilek iradokitako e-Gobernuaren beste adierazle batzuk erabil litezke (Seri et al. 2014; Kabbar et al. 2013; Jadi et al. 2017). Azkenik, ikerketa aberastu liteke intereseko eremu geografikoa zabalduz edo eremu txikiagoa aztertuz.

8.6. Lotutako argitalpenak

Doktorego tesi honetan zehar, lau testuinguru ezberdinetan argitalpen mota desberdinak egin dira: nazioarteko aldizkarietako artikuluak, nazioarteko kongresuen eta kongresu nazionalen artikuluak, liburu-kapitulua eta barne ikerketa-txostenak. Jarraian, kategoria eta testuinguru bakoitzerako egindako argitalpenak laburbiltzen dira.

- Nazioarteko aldizkariak:
 - Clusteringa baliozkotzea (Yera et al. 2017a): Ainhoa Yera, Olatz Arbelaitz, Jose Luis Jodra, Ibai Gurrutxaga, Jose María Pérez, eta Javier Muguerza. Analysis of several decision fusion strategies for clustering validation. Strategy definition, experiments and validation. *Pattern Recognition Letters*, 85, 42-48, 2017.
 - Irisgarritasuna (Yera et al. 2019b), 2019ko azaroan bidalita: Ainhoa Yera, Iñigo Perona, Olatz Arbelaitz, Javier Muguerza, Juan Eduardo Pérez, eta Xabier Valencia. Automatic web navigation problem detection based on client-side interaction data. *Data Mining and Knowledge Discovery*.
 - Informatika medikoa (Yera et al. 2019c): Yera, Ainhoa, Javier Muguerza, Olatz Arbelaitz, Iñigo Perona, Richard N. Keers, Darren M. Ashcroft, Richard Williams, Niels Peek, Caroline Jay, eta Markel Vigo. Modelling the interactive behaviour of users with a medication safety dashboard in a primary care setting. *International journal of medical informatics*, 129, 395-403, 2019.
 - E-Services (Yera et al. 2019a), 2019ko urrian bidalita: Ainhoa Yera, Olatz Arbelaitz, Oier Jauregi, eta Javier Muguerza. Characterisation of e-Government adoption in Europe. *PLOS ONE*.
- Nazioarteko Kongresuak:
 - Irisgarritasuna (Perona et al. 2019): Iñigo Perona, Ainhoa Yera, Olatz Arbelaitz, Javier Muguerza, Juan Eduardo Pérez, eta Xabier Valencia. Towards automatic problem detection in Web navigation based on client-side interaction data. *In Proceedings of the XX International Conference on Human Computer Interaction*, 41:1-41:4, ACM, 2019.

- Medical informatics (Yera et al. 2018a): Ainhoa Yera, Javier Muguerza, Olatz Arbelaitz, Iñigo Perona, Richard N. Keers, Darren M. Ashcroft, Richard Williams, Niels Peek, Caroline Jay, eta Markel Vigo. Modelling the interactive behaviour of users with a medication safety dashboard in a primary care setting. *In Proceedings of the 2018 International Conference on Digital Health*, 55-59, 2019.
- E-Services (Yera et al. 2018c): Ainhoa Yera, Iñigo Perona, Olatz Arbelaitz, eta Javier Muguerza. Modelling the enrolment eService of a university using machine learning techniques. *In Proceedings of the XVI International Conference e-Society*, 83-91, 2018.
- Kongresu nazionalak:
 - Irisgarritasuna (Perona et al. 2016): Iñigo Perona, Ainhoa Yera, Olatz Arbelaitz, Javier Muguerza, Nikolaos Ragkousis, Myriam Arrue, Juan Eduardo Pérez, eta Xabier Valencia. Automatic device detection in web interaction. *In Proceedings of the XVII Conference of the Spanish Association for Artificial Intelligence (CAEPIA 2016)*, 835-844, 2016.
 - Irisgarritasuna (Perona et al. 2017): Iñigo Perona, Ainhoa Yera, Olatz Arbelaitz, Javier Muguerza, Juan Eduardo Pérez, eta Xabier Valencia. Web elkarrekintzan erabilitako gailuen detekzio automatikoa. *II. IKERGAZTE NAZIOARTEKO IKERKETA EUSKARAZ. Kongresuko artikulua-bilduma Ingeniaritza eta Arkitektura*, 22-29, 2017
 - E-Zerbitzuak (Yera et al. 2017b): Ainhoa Yera, Iñigo Perona, Olatz Arbelaitz, eta Javier Muguerza. UPV/EHUko eZerbitzu baten modelatzea ikasketa automatikoaren bidez. *II. IKERGAZTE NAZIOARTEKO IKERKETA EUSKARAZ. Kongresuko artikulua-bilduma Ingeniaritza eta Arkitektura*, 111-118, 2017.
 - E-Zerbitzuak (Yera et al. 2018b): Ainhoa Yera, Iñigo Perona, Olatz Arbelaitz, eta Javier Muguerza. Modeling the navigation on enrolment web information area of a university using machine learning techniques. *Advances in Artificial Intelligence. 18th Conference of the Spanish Association for Artificial Intelligence, CAEPIA 2018. Lecture Notes in Artificial Intelligence 11160 (LNAI 11160)*, 307-316, 2018.
- Liburu-kapitulua:
 - Irisgarritasuna (Abascal et al. 2019): Julio Abascal, Xabier Gardeazabal, Juan Eduardo Pérez, Xabier Valencia, Olatz Arbelaitz, Javier Muguerza eta Ainhoa Yera. Personalizing the user interface for people with disabilities. *Personalized Human-Computer Interaction*, part III, chapter 10, 254-282, 2019.

8. KAPITULUA - KONKLUSIOAK

- Barne ikerketa-txostenak:
 - E-Zerbitzuak (Yera et al. 2016a): Ainhoa Yera, Iñigo Perona, Olatz Arbelaitz, eta Javier Muguerza. Análisis de la estructura, contenido y uso del sitio web de la Diputación Foral de Gipuzkoa - Gipuzkoako Foru Aldundiaren webgunearen egitura, eduki eta erabilera analisisa. *Barne ikerketa-txostena*, 2016.
 - E-Zerbitzuak (Yera et al. 2016b): Ainhoa Yera, Iñigo Perona, Olatz Arbelaitz, eta Javier Muguerza. Análisis de la navegación en la web de la UPV/EHU - UPV/EHUko webgunearen nabigazioaren azterketa. *Barne ikerketa-txostena*, 2017.

Bibliography

- Abascal, J., O. Arbelaitz, M. Arrue, A. Lojo, J. Muguerza, J.E. Pérez, I. Perona, and X. Valencia (Sept. 2013). “Enhancing Web Accessibility through User Modelling and Adaption Techniques”. In: vol. 33. DOI: 10.3233/978-1-61499-304-9-427.
- Abascal, J., O. Arbelaitz, X. Gardeazabal, J. Muguerza, J.E. Pérez, X. Valencia, and A. Yera (2019). “Personalizing the User Interface for People with Disabilities”. In: *Personalized Human-Computer Interaction*. Ed. by Augstein Mirjam, Herder Eelco, and Wörndl Wolfgang, pp. 253–282. ISBN: 978-3-11-055248-5.
- Afyonluoglu, M. and A.Z. Alkar (2017). “Comparison and Evaluation of International e-government Benchmarking Studies”. In: *European Conference on e-Government*. Academic Conferences International Limited, pp. 283–293.
- Aha, D.W., D. Kibler, and M.K. Albert (1991). “Instance-based learning algorithms”. In: *Machine Learning* 6.1, pp. 37–66. ISSN: 1573-0565. DOI: 10.1007/BF00153759. URL: <http://dx.doi.org/10.1007/BF00153759>.
- Akbarov, A., E. Kontopantelis, and Sperrin M. et al (2015). “Primary care medication safety surveillance with integrated primary and secondary care electronic health records: a cross-sectional study.” In: *Drug Saf* 38, pp. 671–682.
- Almanji, A., T.C. Davies, and N.S. Stott (2014). “Using cursor measures to investigate the effects of impairment severity on cursor control for youths with cerebral palsy”. In: *International Journal of Human-Computer Studies* 72.3, pp. 349–357. ISSN: 1071-5819. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2013.12.003>. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1071581913001985>.
- Angulo, J. and M. Ortlieb (2015). ““WTH..!?” Experiences, Reactions, and Expectations Related to Online Privacy Panic Situations”. In: *Eleventh Symposium On Usable Privacy and Security (SOUPS 2015)*. Ottawa: USENIX Association, pp. 19–38. ISBN: 978-1-931971-249. URL: <https://www.usenix.org/conference/soups2015/proceedings/presentation/angulo>.
- Arbelaitz, O., I. Gurrutxaga, J. Infante, J. Muguerza, and J.M. Pérez (2013a). “CTC: Competitive in an Analysis of Genetic based Algorithms for Rule Induction in Imbalanced Datasets”. In: *Actas de la XV Conferencia de la Asociación Española para la Inteligencia Artificial (CAEPIA 2013)*, pp. 19–28.

BIBLIOGRAPHY

- Arbelaitz, O., I. Gurrutxaga, J. Muguerza, J.M. Pérez, and I. Perona (2013b). “An extensive comparative study of cluster validity indices”. In: *Pattern Recognition* 46.1, pp. 243–256. ISSN: 0031-3203. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2012.07.021>. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S003132031200338X>.
- Arbelaitz, O., A. Lojo, J. Muguerza, and I. Perona (2016). “Web mining for navigation problem detection and diagnosis in Discapnet: A website aimed at disabled people”. In: *Journal of the Association for Information Science and Technology* 67.8, pp. 1916–1927. DOI: 10.1002/asi.23506. URL: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/asi.23506>.
- Arrue, M., X. Valencia, J.E. Pérez, L. Moreno, and J. Abascal (May 2018). “Inclusive Web Empirical Studies in Remote and In-Situ Settings: A User Evaluation of the RemoTest Platform”. In: *International Journal of Human-Computer Interaction*, pp. 1–16. DOI: 10.1080/10447318.2018.1473941.
- Augstein, M., T. Neumayr, W. Kurschl, D. Kern, T. Burger, and J. Altmann (2017). “A Personalized Interaction Approach: Motivation and Use Case”. In: *Adjunct Publication of the 25th Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization*. ACM, pp. 221–226.
- Avery, T. et al. (Feb. 2012). “A pharmacist-led information technology intervention for medication errors (PINCER): A multicentre, cluster randomised, controlled trial and cost-effectiveness analysis”. In: *Lancet* 379, pp. 1310–1319. DOI: 10.1016/S0140-6736(11)61817-5.
- Baker, F.B. and L.J. Hubert (1975). “Measuring the Power of Hierarchical Cluster Analysis”. English. In: *Journal of the American Statistical Association* 70.349, pp. 31–38. ISSN: 01621459.
- Bandyopadhyay, S. and S. Saha (Apr. 2008). “A Point Symmetry-Based Clustering Technique for Automatic Evolution of Clusters”. In: *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* 20 (Issue: 11), pp. 1441–1457. DOI: 10.1109/TKDE.2008.79.
- Barioni, M.C.N., H.L. Razente, A.J.M. Traina, and C. Traina (2008). “Accelerating k-medoid-based algorithms through metric access methods”. In: *Journal of Systems and Software* 81.3. Selected Papers from the 2006 Brazilian Symposia on Databases and on Software Engineering, pp. 343–355. ISSN: 0164-1212. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jss.2007.06.019>. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0164121207001768>.
- Bélanger, F. and L. Carter (2008). “Trust and risk in e-government adoption”. In: *The Journal of Strategic Information Systems* 17.2. eGovernment Strategies: ICT innovation in international public sector contexts, pp. 165–176. ISSN: 0963-8687. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2007.12.002>. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0963868707000637>.
- Bezdek, J.C., W.Q. Li, Y. Attikiouzel, and M. Windham (Dec. 1997). “A geometric approach to cluster validity for normal mixtures”. In: *Soft Computing* 1.4, pp. 166–179. ISSN: 1432-7643. DOI: 10.1007/s005000050019. URL: <https://doi.org/10.1007/s005000050019>.

- Bezdek, J.C. and N.R. Pal (June 1998). "Some new indexes of cluster validity". In: *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)* 28.3, pp. 301–315. ISSN: 1083-4419. DOI: 10.1109/3477.678624.
- Bilbao-Osorio, B., S. Dutta, and B. Lanvin (2013). "The global information technology report 2013". In: *World Economic Forum*, pp. 1–383. URL: http://www3.weforum.org/docs/WEF_GITR_Report_2013.pdf.
- Bilbao-Osorio, S. B. Dutta, and B. Lanvin (2014). "The global information technology report 2014". In: *World Economic Forum*, pp. 1–343. URL: http://www3.weforum.org/docs/WEF_GlobalInformationTechnology_Report_2014.pdf.
- Brehaut, J.C., H.L. Colquhoun, K.W. Eva, K. Carroll, A. Sales, S. Michie, N.M. Ivers, and J.M. Grimshaw (2016). "Practice Feedback Interventions: 15 Suggestions for Optimizing Effectiveness." In: *Ann Inter Med* 164 6, pp. 435–441.
- Breiman, L. (1996). "Bagging Predictors". In: *Machine Learning* 24.2, pp. 123–140. ISSN: 1573-0565. DOI: 10.1023/A:1018054314350. URL: <https://doi.org/10.1023/A:1018054314350>.
- Brown, B., P. Balatsoukas, R. Williams, M. Sperrin, and I. Buchan (July 2016). "Interface design recommendations for computerised clinical audit and feedback: Hybrid usability evidence from a research-led system". In: *Int J Med Inform* 94, pp. 191–206. DOI: 10.1016/j.ijmedinf.2016.07.010.
- Caliński, T. and J. Harabasz (1974). "A dendrite method for cluster analysis". In: *Communications in Statistics-Simulation and Computation* 3.1, pp. 1–27.
- Carter, L. and F. Bélanger (2005). "The utilization of e-government services: citizen trust, innovation and acceptance factors*". In: *Information Systems Journal* 15.1, pp. 5–25. DOI: 10.1111/j.1365-2575.2005.00183.x. URL: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1365-2575.2005.00183.x>.
- Card, S.K., A. Newell, and T.P. Moran (1983). *The Psychology of Human-Computer Interaction*. Hillsdale, NJ, USA: L. Erlbaum Associates Inc. ISBN: 0898592437.
- Chen, M.C., J.R. Anderson, and M.H. Sohn (2001). "What Can a Mouse Cursor Tell Us More?: Correlation of Eye/Mouse Movements on Web Browsing". In: *CHI '01 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*. CHI EA '01. Seattle, Washington: ACM, pp. 281–282. ISBN: 1-58113-340-5. DOI: 10.1145/634067.634234. URL: <http://doi.acm.org/10.1145/634067.634234>.
- Chin, J., W.T. Fu, and T. Kannampallil (Apr. 2009). "Adaptive information search: Age-dependent interactions between cognitive profiles and strategies". In: pp. 1683–1692. DOI: 10.1145/1518701.1518961.
- Chou, C.H., M.C. Su, and E. Lai (2004). "A new cluster validity measure and its application to image compression". In: *Pattern Analysis and Applications* 7.2, pp. 205–220. ISSN: 1433-7541. DOI: 10.1007/s10044-004-0218-1. URL: <http://dx.doi.org/10.1007/s10044-004-0218-1>.

BIBLIOGRAPHY

- Christian, M.S., A.S. Garza, and J. Slaughter (Mar. 2011). “Work Engagement: A Quantitative Review and Test of Its Relations with Task and Contextual Performance”. In: *Pers Psychol* 64, pp. 89–136. DOI: 10.1111/j.1744-6570.2010.01203.x.
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences*. 2nd ed. Hillsdale, N.J. : L. Erlbaum Associates. ISBN: 0805802835. DOI: <https://doi.org/10.4324/9780203771587>. URL: <http://www.zentralblatt-math.org/zmath/en/search/?an=0747.62110>.
- Cortes, C. and V. Vapnik (Sept. 1995). “Support-Vector Networks”. In: *Machine Learning* 20.3, pp. 273–297. ISSN: 1573-0565. DOI: 10.1023/A:1022627411411. URL: <https://doi.org/10.1023/A:1022627411411>.
- Dagliati, A. et al. (2018). “A dashboard-based system for supporting diabetes care”. In: *J Am Med Inform Assoc* 25 5, pp. 538–547.
- Davies, D.L and D.W. Bouldin (Apr. 1979). “A Cluster Separation Measure”. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* PAMI-1.2, pp. 224–227. ISSN: 0162-8828. DOI: 10.1109/TPAMI.1979.4766909.
- Day, W.H.E. and H. Edelsbrunner (Dec. 1984). “Efficient algorithms for agglomerative hierarchical clustering methods”. In: *Journal of Classification* 1.1, pp. 7–24. ISSN: 1432-1343. DOI: 10.1007/BF01890115. URL: <https://doi.org/10.1007/BF01890115>.
- Demšar, J. (Dec. 2006). “Statistical Comparisons of Classifiers over Multiple Data Sets”. In: *J. Mach. Learn. Res.* 7, pp. 1–30. ISSN: 1532-4435. URL: <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1248547.1248548>.
- Dillon, A. (2001). “Beyond usability: process, outcome and affect in human computer interactions”. In: *Canadian Journal of Information Science* 26.4, pp. 57–69. URL: <http://hdl.handle.net/10150/106391>.
- Dimitriadou, E., S. Dolničar, and A. Weingessel (Mar. 2002). “An examination of indexes for determining the number of clusters in binary data sets”. In: *Psychometrika* 67.1, pp. 137–159. ISSN: 1860-0980. DOI: 10.1007/BF02294713. URL: <https://doi.org/10.1007/BF02294713>.
- Dowding, D., R. Randell, P. Gardner, G. Fitzpatrick, P. Dykes, J. Favela, S. Hamer, Z. Whitewood-Moores, N. Hardiker, E. Borycki, and L. Currie (2015). “Dashboards for improving patient care: Review of the literature”. In: *Int J Med Inform* 84.2, pp. 87–100. ISSN: 1386-5056. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2014.10.001>. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1386505614001890>.
- Dowding, D., J.A. Merrill, N. Onorato, Y. Barrón, R. Rosati, and D. Russell (Apr. 2017). “The impact of home care nurses’ numeracy and graph literacy on comprehension of visual display information: Implications for dashboard design”. In: *J Am Med Inform Assoc* 25, pp. 175–182. DOI: 10.1093/jamia/ocx042.
- Dunn, J.C. (1973). “A Fuzzy Relative of the ISODATA Process and Its Use in Detecting Compact Well-Separated Clusters”. In: *Journal of Cybernetics* 3.3, pp. 32–57. DOI: 10.1080/01969727308546046. eprint: <http://dx.doi.org/10.1080/01969727308546046>. URL: <http://dx.doi.org/10.1080/01969727308546046>.

- Dutta, S. and I. Mia (2010). “The global information technology report 2009–2010”. In: *World Economic Forum and INSEAD, SRO-Kundig Geneva, Switzerland*, pp. 1–415. URL: https://www.itu.int/net/wsis/implementation/2010/forum/geneva/docs/publications/GITR%5C%202009-2010_Full_Report_final.pdf.
- Dutta, S. and I. Mia (2011). “The global information technology report 2010–2011”. In: *World Economic Forum and INSEAD, SRO-Kundig Geneva, Switzerland*, pp. 1–411. URL: <http://reports.weforum.org/wp-content/pdf/gitr-2011/wef-gitr-2010-2011.pdf>.
- Dutta, S. and B. Bilbao-Osorio (2012). “The global information technology report 2012”. In: *World Economic Forum and INSEAD, SRO-Kundig Geneva, Switzerland*, pp. 1–413. URL: http://www3.weforum.org/docs/Global_IT_Report_2012.pdf.
- Dutta, S., T. Geiger, and B. Lanvin (2015). “The global information technology report 2015”. In: *World Economic Forum*. Vol. 1. 1. Citeseer, pp. 1–357. URL: http://www3.weforum.org/docs/WEF_Global_IT_Report_2015.pdf.
- Ehmke, C. and S. Wilson (2007). “Identifying Web Usability Problems from Eye-tracking Data”. In: *Proceedings of the 21st British HCI Group Annual Conference on People and Computers: HCI...But Not As We Know It - Volume 1*. BCS-HCI '07. University of Lancaster, United Kingdom: British Computer Society, pp. 119–128. ISBN: 978-1-902505-94-7. URL: <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1531294.1531311>.
- European Parliament and Council of the European Union (2004). “*Regulation (EC) No 808/2004 of the European Parliament and of the Council*”.
- Eurostat (2004). *Individuals using the internet for interaction with public authorities, Dataset code: tin00012*. URL: <http://ec.europa.eu/eurostat/web/products-datasets/-/tin00012>.
- European Commission (2018). *The Digital Economy and Society Index (DESI)*. <https://ec.europa.eu/digital-single-market/desi>.
- Faghfour, A. and M. Frish (May 2011). “Robust discrimination of human footsteps using seismic signals”. In: *Proc SPIE*. DOI: 10.1117/12.882726.
- Frank, A. and A. Asuncion (2010). *UCI Machine Learning Repository*. URL: <http://archive.ics.uci.edu/ml/>.
- Freund, Y. and R.E. Schapire (1996). *Experiments with a New Boosting Algorithm*. Bari, Italy. URL: <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=3091696.3091715>.
- Friedman, M. (1937). “The Use of Ranks to Avoid the Assumption of Normality Implicit in the Analysis of Variance”. In: *Journal of the American Statistical Association* 32.200, pp. 675–701. DOI: 10.1080/01621459.1937.10503522. eprint: <https://www.tandfonline.com/doi/pdf/10.1080/01621459.1937.10503522>. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/01621459.1937.10503522>.
- García, S. and F. Herrera (2008). “An extension on “statistical comparisons of classifiers over multiple data sets” for all pairwise comparisons”. In: *Journal of Machine Learning Research* 9.Dec, pp. 2677–2694.

BIBLIOGRAPHY

- García, S., J. Luengo, and F. Herrera (2015). *Data Preprocessing in Data Mining*. Springer International Publishing Switzerland.
- González, R., J. Gasco, and J. Llopis (2007). “E-government success: some principles from a Spanish case study”. In: *Industrial Management & Data Systems* 107.6, pp. 845–861.
- Gosset, W.S. (1908). “The probable error of a mean”. In: *Biometrika* 6, pp. 1–26.
- Grossman, T. and R. Balakrishnan (2005). “The Bubble Cursor: Enhancing Target Acquisition by Dynamic Resizing of the Cursor’s Activation Area”. In: *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. CHI ’05. Portland, Oregon, USA: ACM, pp. 281–290. ISBN: 1-58113-998-5. DOI: 10.1145/1054972.1055012. URL: <http://doi.acm.org/10.1145/1054972.1055012>.
- Guo, Q. and E. Agichtein (2010). “Towards Predicting Web Searcher Gaze Position from Mouse Movements”. In: *CHI ’10 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*. CHI EA ’10. Atlanta, Georgia, USA: ACM, pp. 3601–3606. ISBN: 978-1-60558-930-5. DOI: 10.1145/1753846.1754025. URL: <http://doi.acm.org/10.1145/1753846.1754025>.
- Gurrutxaga, I., I. Albusua, O. Arbelaitz, J.I Martín, J. Muguerza, J.M Pérez, and I. Perona (2010). “SEP/COP: An efficient method to find the best partition in hierarchical clustering based on a new cluster validity index”. In: *Pattern Recognition* 43.10, pp. 3364–3373. ISSN: 0031-3203. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2010.04.021>. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031320310001974>.
- Gurrutxaga, I., J. Muguerza, O. Arbelaitz, J.M Pérez, and J.I Martín (2011). “Towards a standard methodology to evaluate internal cluster validity indices”. In: *Pattern Recognition Letters* 32.3, pp. 505–515. ISSN: 0167-8655. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2010.11.006>. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167865510003636>.
- Halkidi, M. and M. Vazirgiannis (2001). “Clustering validity assessment: finding the optimal partitioning of a data set”. In: *Data Mining, 2001. ICDM 2001, Proceedings IEEE International Conference on*, pp. 187–194. DOI: 10.1109/ICDM.2001.989517.
- Hall, M., E. Frank, G. Holmes, B. Pfahringer, P. Reutemann, and I.H. Witten (Nov. 2009). “The WEKA Data Mining Software: An Update”. In: *SIGKDD Explor. Newsl.* 11.1, pp. 10–18. ISSN: 1931-0145. DOI: 10.1145/1656274.1656278. URL: <http://doi.acm.org/10.1145/1656274.1656278>.
- Hall, M.A. (1998). “Correlation-based Feature Subset Selection for Machine Learning”. PhD thesis. Hamilton, New Zealand: University of Waikato.
- Han, J., J. Pei, and M. Kamber (2011). *Data mining: concepts and techniques*. Elsevier.
- Hastie, T., R. Tibshirani, and J.H. Friedman (2009). *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. Springer series in statistics. Springer. ISBN: 9780387848846. URL: <https://books.google.es/books?id=eBSgoAEACAAJ>.
- Heer, J. and E.H. Chi (2002). “Separating the Swarm: Categorization Methods for User Sessions on the Web”. In: *Proceedings of the SIGCHI Con-*

- ference on Human Factors in Computing Systems*. CHI '02. Minneapolis, Minnesota, USA: ACM, pp. 243–250. ISBN: 1-58113-453-3. DOI: 10.1145/503376.503420. URL: <http://doi.acm.org/10.1145/503376.503420>.
- Holm, S. (1979). “A simple sequentially rejective multiple test procedure”. In: *Scandinavian Journal of Statistics* 6, pp. 65–70.
- Huang, J., R. White, and G. Buscher (2012). “User See, User Point: Gaze and Cursor Alignment in Web Search”. In: *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. CHI '12. Austin, Texas, USA: ACM, pp. 1341–1350. ISBN: 978-1-4503-1015-4. DOI: 10.1145/2207676.2208591. URL: <http://doi.acm.org/10.1145/2207676.2208591>.
- Hubert, L.J. and J.R. Levin (1976). “A general statistical framework for assessing categorical clustering in free recall”. In: *Psychological Bulletin* 83, pp. 1072–1080.
- Hubert, L. and P. Arabie (Dec. 1985). “Comparing partitions”. In: *Journal of Classification* 2.1, pp. 193–218. ISSN: 1432-1343. DOI: 10.1007/BF01908075. URL: <https://doi.org/10.1007/BF01908075>.
- Hurst, A., S.E. Hudson, J. Mankoff, and S. Trewin (2008). “Automatically Detecting Pointing Performance”. In: *Proceedings of the 13th International Conference on Intelligent User Interfaces*. IUI '08. Gran Canaria, Spain: ACM, pp. 11–19. ISBN: 978-1-59593-987-6. DOI: 10.1145/1378773.1378776. URL: <http://doi.acm.org/10.1145/1378773.1378776>.
- ISO (2018). “9241-11: Usability: definitions and concepts”. In: *Ergonomics of human-system interaction*.
- ISO (2019). “9241-210: Human-centred design for interactive systems”. In: *Ergonomics of human-system interaction*.
- Jaccard, P. (1908). “Nouvelles recherches sur la distribution florale”. In: *Bull. Soc. Vaud. Sci. Nat.* 44, pp. 223–270.
- Jadi, Y. and L. Jie (2017). “An Efficiency Measurement of E-Government Performance for United Nation Ranking Index”. In: *World Academy of Science, Engineering and Technology, International Journal of Social, Behavioral, Educational, Economic, Business and Industrial Engineering* 11.1, pp. 279–282. ISSN: eISSN:1307-6892. URL: <http://waset.org/Publications?p=121>.
- Jain, A.K. and R.C. Dubes (1988). *Algorithms for Clustering Data*. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice-Hall, Inc. ISBN: 0-13-022278-X.
- Jain, A.K., M.N. Murty, and P.J. Flynn (Sept. 1999). “Data Clustering: A Review”. In: *ACM Comput. Surv.* 31.3, pp. 264–323. ISSN: 0360-0300. DOI: 10.1145/331499.331504. URL: <http://doi.acm.org/10.1145/331499.331504>.
- Jeffries, M., D. Phipps, R.L. Howard, A. Avery, S. Rodgers, and D. Ashcroft (2017). “Understanding the implementation and adoption of an information technology intervention to support medicine optimisation in primary care: qualitative study using strong structuration theory”. In: *BMJ Open* 7.5. ISSN: 2044-6055. DOI: 10.1136/bmjopen-2016-014810. eprint: <https://bmjopen.bmj.com/content/7/5/e014810.full.pdf>. URL: <https://bmjopen.bmj.com/content/7/5/e014810>.

BIBLIOGRAPHY

- Jeffries, M., R.N. Keers, D.L. Phipps, R. Williams, B. Brown, A.J. Avery, N. Peek, and D.M. Ashcroft (Oct. 2018). “Developing a learning health system: Insights from a qualitative process evaluation of a pharmacist-led electronic audit and feedback intervention to improve medication safety in primary care”. In: *PLOS ONE* 13.10, pp. 1–16. DOI: 10.1371/journal.pone.0205419. URL: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0205419>.
- Jeffries, M., W.T. Gude, and R.N. Keers (2019). *Understanding the utilisation of a novel interactive electronic medication safety dashboard by pharmacists and clinicians in general practice: a mixed methods study (Paper under review)*.
- John, G.H. and P. Langley (1995). “Estimating Continuous Distributions in Bayesian Classifiers”. In: *Proceedings of the Eleventh Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*. UAI’95. Canada: Morgan Kaufmann Publishers Inc., pp. 338–345. ISBN: 1-55860-385-9. URL: <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=2074158.2074196>.
- Kabbar, E. and P. Dell (2013). “Weaknesses of the E-Government Development Index”. Ed. by Shiro Uesugi. Vienna: Springer Vienna, pp. 111–124. ISBN: 978-3-7091-1425-4. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-7091-1425-4%5C_7.
- Kalra, D., I. Buchan, and N. Paton (2016). *Three Gurus of Big Data*. Ed. by The Translational Scientist. <https://thetranslationalscientist.com/issues/0816/three-gurus-of-big-data/>. Accessed: 2019-10-01.
- Kaufman, L. and P. Rousseeuw (Jan. 1990). *Finding Groups in Data: An Introduction To Cluster Analysis*. Vol. 344. John Wiley & Sons. ISBN: 0-471-87876-6. DOI: 10.2307/2532178.
- Keers, R.N., R. Williams, C. Davies, N. Peek, and D.M. Ashcroft (2015). *Improving medication safety in primary care: developing a stakeholder-centred electronic prescribing safety indicator dashboard*. DOI: <https://doi.org/10.1002/pds.3812>.
- Kendall, M.G. (June 1938). “A new measure of rank correlation”. In: *Biometrika* 30.1-2, pp. 81–93. ISSN: 0006-3444. DOI: 10.1093/biomet/30.1-2.81. eprint: <http://oup.prod.sis.lan/biomet/article-pdf/30/1-2/81/423380/30-1-2-81.pdf>. URL: <https://doi.org/10.1093/biomet/30.1-2.81>.
- Kim, M. and R.S. Ramakrishna (2005). “New indices for cluster validity assessment”. In: *Pattern Recognition Letters* 26.15, pp. 2353–2363. ISSN: 0167-8655. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.04.007>. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S016786550500125X>.
- Kohavi, R. and G.H. John (1997). “Wrappers for feature subset selection”. In: *Artificial Intelligence* 97.1. Relevance, pp. 273–324. ISSN: 0004-3702. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0004-3702\(97\)00043-X](https://doi.org/10.1016/S0004-3702(97)00043-X). URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S000437029700043X>.
- Kohavi, Ron and Foster Provost (Feb. 1998). “Glossary of Terms”. In: *Machine Learning - Special issue on applications of machine learning and the knowledge discovery process* 30.2-3, pp. 271–274. ISSN: 0885-6125.
- K.R., Žalik and B. Žalik (2011). “Validity index for clusters of different sizes and densities”. In: *Pattern Recognition Letters* 32.2, pp. 221–234. ISSN: 0167-8655.

- DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.patrec.2010.08.007>. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167865510002928>.
- Kryszczuk, K. and P. Hurley (2010). “Estimation of the Number of Clusters Using Multiple Clustering Validity Indices”. In: *Multiple Classifier Systems*. Ed. by Neamat El Gayar, Josef Kittler, and Fabio Roli. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, pp. 114–123. ISBN: 978-3-642-12127-2.
- Kuhn, M. and K. Johnson (2013). *Applied predictive modeling*. URL: <http://www.amazon.com/Applied-Predictive-Modeling-Max-Kuhn/dp/1461468485/>.
- Kushniruk, A.W. and V.L. Patel (2004). “Cognitive and usability engineering methods for the evaluation of clinical information systems”. In: *J Biomed Inform* 37.1, pp. 56–76. ISSN: 1532-0464. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2004.01.003>. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1532046404000206>.
- Lago-Fernández, L.F. and F. Corbacho (2010). “Normality-based validation for crisp clustering”. In: *Pattern Recognition* 43.3, pp. 782–795. ISSN: 0031-3203. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.patcog.2009.09.018>. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031320309003628>.
- Landis-Lewis, Z., J. C Brehaut, H. Hochheiser, G. Douglas, and R. S Jacobson (Jan. 2015). “Computer-supported feedback message tailoring: Theory-informed adaptation of clinical audit and feedback for learning and behavior change”. In: *Implement Sci* 10, p. 12. DOI: 10.1186/s13012-014-0203-z.
- Laschinger, H., P. Wilk, J. Cho, and P. Greco (Aug. 2009). “Empowerment, engagement and perceived effectiveness in nursing work environments: Does experience matter?” In: *J Nurs Manag* 17, pp. 636–646. DOI: 10.1111/j.1365-2834.2008.00907.x.
- Layne, K. and J. Lee (2001). “Developing fully functional E-government: A four stage model”. In: *Government Information Quarterly* 18.2, pp. 122–136. ISSN: 0740-624X. URL: [https://doi.org/10.1016/S0740-624X\(01\)00066-1](https://doi.org/10.1016/S0740-624X(01)00066-1).
- Levenshtein, V.I (1966). “Binary Codes Capable of Correcting Deletions, Insertions and Reversals”. In: *Soviet Physics Doklady* 10, p. 707.
- Li, Z., G. Wang, and G. He (Feb. 2017). “Milling tool wear state recognition based on partitioning around medoids (PAM) clustering”. In: *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 88. DOI: 10.1007/s00170-016-8848-1.
- Liu, B. (2006). *Web Data Mining: Exploring Hyperlinks, Contents, and Usage Data*. Springer-Verlag New York, Inc.
- Lloyd, S. (Mar. 1982). “Least squares quantization in PCM”. In: *IEEE Transactions on Information Theory* 28.2, pp. 129–137. ISSN: 0018-9448. DOI: 10.1109/TIT.1982.1056489.
- Maulik, U. and S. Bandyopadhyay (Dec. 2002). “Performance Evaluation of Some Clustering Algorithms and Validity Indices”. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 24.12, pp. 1650–1654. ISSN: 0162-8828. DOI: 10.1109/TPAMI.2002.1114856. URL: <http://dx.doi.org/10.1109/TPAMI.2002.1114856>.

BIBLIOGRAPHY

- Meilă, M. (2003). “Comparing Clusterings by the Variation of Information”. In: *Learning Theory and Kernel Machines*. Ed. by Bernhard Schölkopf and Manfred K. Warmuth. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, pp. 173–187. ISBN: 978-3-540-45167-9.
- Middleton, B., M. Bloomrosen, M.A. Dente, B. Hashmat, R. Koppel, J.M. Overhage, T.H. Payne, S.T. Rosenbloom, C. Weaver, and J. Zhang (2013). “Enhancing patient safety and quality of care by improving the usability of electronic health record systems: recommendations from AMIA”. In: *J Am Med Inform Assoc* 20.e1, e2–e8.
- Milligan, G.W. and M.C. Cooper (June 1985). “An examination of procedures for determining the number of clusters in a data set”. In: *Psychometrika* 50.2, pp. 159–179. ISSN: 1860-0980. DOI: 10.1007/BF02294245. URL: <https://doi.org/10.1007/BF02294245>.
- Nam, T. (2014). “Determining the type of e-government use”. In: *Government Information Quarterly* 31.2, pp. 211–220. ISSN: 0740-624X. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.giq.2013.09.006>. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0740624X14000483>.
- Pal, N.R. and J. Biswas (1997). “Cluster validation using graph theoretic concepts”. In: *Pattern Recognition* 30.6, pp. 847–857. ISSN: 0031-3203. DOI: [http://dx.doi.org/10.1016/S0031-3203\(96\)00127-6](http://dx.doi.org/10.1016/S0031-3203(96)00127-6). URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031320396001276>.
- Park, J., S.H. Han, and H. Yang (2006). “Evaluation of cursor capturing functions in a target positioning task”. In: *International Journal of Industrial Ergonomics* 36.8, pp. 721–730. ISSN: 0169-8141. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ergon.2006.05.004>. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169814106001041>.
- Pérez, J.M., J. Muguerza, O. Arbelaitz, I. Gurrutxaga, and J.I. Martín (2007). “Combining multiple class distribution modified subsamples in a single tree”. In: *Pattern Recognition Letters* 28.4, pp. 414–422. ISSN: 0167-8655. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2006.08.013>.
- Pérez, J.M., I. Albisua, O. Arbelaitz, I. Gurrutxaga, J.I. Martín, J. Muguerza, and I. Perona (Sept. 2010). “Consolidated trees versus bagging when explanation is required”. In: *Computing* 89.3, pp. 113–145. ISSN: 1436-5057. DOI: 10.1007/s00607-010-0094-z. URL: <https://doi.org/10.1007/s00607-010-0094-z>.
- Perona, I., A. Yera, O. Arbelaitz, J. Muguerza, N. Ragkousis, M. Arrue, J.E. Pérez, and X. Valencia (Sept. 2016). “Automatic device detection in web interaction”. In: *VIII Workshop on Theory and Applications of Data Mining (TAMIDA 2016); In Proceedings of the XVII Conference of the Spanish Association for Artificial Intelligence (CAEPIA 2016)*. Salamanca (Spain), pp. 835–844.
- Pérez, J.E., X. Valencia, M. Arrue, and J. Abascal (2016). “A Usability Evaluation of Two Virtual Aids to Enhance Cursor Accessibility for People with Motor Impairments”. In: *Proceedings of the 13th Web for All Conference. W4A '16*. Montreal, Canada: ACM, 20:1–20:4. ISBN: 978-1-4503-4138-7. DOI:

- 10.1145/2899475.2899489. URL: <http://doi.acm.org/10.1145/2899475.2899489>.
- Perona, I., A. Yera, O. Arbelaitz, J. Muguerza, J.E. Pérez, and X. Valencia (May 2017). “Web elkarrekintzan erabilitako gailuen detekzio automatikoa”. In: *II. Ikergazte Nazioarteko Ikerketa Euskaraz. Kongresuko artikulu-bilduma Ingeniaritza eta Arkitektura*. Ed. by Iñaki Alegria, Ainhoa Latatu, Miren Josu Omaetxebarria, and Patxi Salaberri. Ingeniaritza eta arkitektura. Udako Euskal Unibertsitatea (UEU). Iruñea, Euskal Herria, pp. 22–29.
- Perona, I., A. Yera, O. Arbelaitz, J. Muguerza, J.E. Pérez, and X. Valencia (2019). “Towards Automatic Problem Detection in Web Navigation Based on Client-side Interaction Data”. In: *Proceedings of the XX International Conference on Human Computer Interaction*. Interacción '19. Donostia, Gipuzkoa, Spain: ACM, 41:1–41:4. ISBN: 9781450371766. DOI: 10.1145/3335595.3335642. URL: <http://doi.acm.org/10.1145/3335595.3335642>.
- Platt, J. (1998). “Fast Training of Support Vector Machines using Sequential Minimal Optimization”. In: *Advances in Kernel Methods - Support Vector Learning*. Ed. by B. Schoelkopf, C. Burges, and A. Smola. MIT Press. URL: <http://research.microsoft.com/%5C~jplatt/smo.html>.
- Platt, J.C. (1999). “Advances in Kernel Methods”. In: ed. by Bernhard Schölkopf, Christopher J. C. Burges, and Alexander J. Smola. Cambridge, MA, USA: MIT Press. Chap. Fast Training of Support Vector Machines Using Sequential Minimal Optimization, pp. 185–208. ISBN: 0-262-19416-3.
- Preece, J., Y. Rogers, and H. Sharp (2001). *Beyond Interaction Design: Beyond Human-Computer Interaction*. New York, NY, USA: John Wiley & Sons, Inc. ISBN: 0471402494.
- Proakis, J.G. and D.G. Manolakis (1992). *Digital Signal Processing (2Nd Ed.): Principles, Algorithms, and Applications*. Indianapolis, IN, USA: Macmillan Publishing Co., Inc. ISBN: 0-02-396815-X.
- Quinlan, J.R. (Mar. 1986). “Induction of Decision Trees”. In: *Mach. Learn.* 1.1, pp. 81–106. ISSN: 0885-6125. DOI: 10.1023/A:1022643204877. URL: <http://dx.doi.org/10.1023/A:1022643204877>.
- Quinlan, J.R. (1993). *C4.5: Programs for Machine Learning*. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc. ISBN: 1558602402.
- R Core Team (2017). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing. Vienna, Austria. URL: <https://www.R-project.org/>.
- Ratwani, R.M., R.J. Fairbanks, A.Z. Hettinger, and N.C. Benda (June 2015). “Electronic health record usability: analysis of the user-centered design processes of eleven electronic health record vendors”. In: *J Am Med Inform Assoc* 22.6, pp. 1179–1182. ISSN: 1527-974X. DOI: 10.1093/jamia/ocv050. eprint: <http://oup.prod.sis.lan/jamia/article-pdf/22/6/1179/6956965/ocv050.pdf>. URL: <https://doi.org/10.1093/jamia/ocv050>.
- Rédei, G.P. (2008). “UPGMA (unweighted pair group method with arithmetic means)”. In: *Encyclopedia of Genetics, Genomics, Proteomics and Informatics*. Dordrecht: Springer Netherlands, pp. 2068–2068. ISBN: 978-1-4020-6754-

BIBLIOGRAPHY

9. DOI: 10.1007/978-1-4020-6754-9_17806. URL: https://doi.org/10.1007/978-1-4020-6754-9_17806.
- Rich, B.L., J.A. Lepine, and E. Crawford (June 2010). "Job Engagement: Antecedents and Effects on Job Performance". In: *Acad Manage J* 53, pp. 617–635. DOI: 10.5465/AMJ.2010.51468988.
- Rousseeuw, P.J. (1987). "Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis". In: *Journal of Computational and Applied Mathematics* 20, pp. 53–65. ISSN: 0377-0427. DOI: [https://doi.org/10.1016/0377-0427\(87\)90125-7](https://doi.org/10.1016/0377-0427(87)90125-7). URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0377042787901257>.
- Rumelhart, D. E., G. E. Hinton, and R. J. Williams (1986). "Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition, Vol. 1". In: ed. by David E. Rumelhart, James L. McClelland, and CORPORATE PDP Research Group. Cambridge, MA, USA: MIT Press. Chap. Learning Internal Representations by Error Propagation, pp. 318–362. ISBN: 0-262-68053-X. URL: <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=104279.104293>.
- Sadler, S., S. Rodgers, R. Howard, C. Morris, and T. Avery (Apr. 2014). "Training pharmacists to deliver a complex information technology intervention (PINCER) using the principles of educational outreach and root cause analysis". In: *Int J Pharm Pract* 22, pp. 47–58. DOI: 10.1111/ijpp.12032.
- Saha, S. and S. Bandyopadhyay (Mar. 2009). "Performance Evaluation of Some Symmetry-Based Cluster Validity Indexes". In: *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews* 39 (Issue: 4), pp. 420–425. DOI: 10.1109/TSMCC.2009.2013335.
- Saitta, S., B. Raphael, and I.F.C. Smith (2007a). "A Bounded Index for Cluster Validity". In: *Machine Learning and Data Mining in Pattern Recognition*. Ed. by Petra Perner. Vol. 4571. Lecture Notes in Computer Science. Springer Berlin Heidelberg, pp. 174–187. ISBN: 978-3-540-73498-7. DOI: 10.1007/978-3-540-73499-4_14. URL: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-540-73499-4_14.
- Saitta, S., R Raphael B., and I.F.C. Smith (2007b). "A Bounded Index for Cluster Validity". In: *Machine Learning and Data Mining in Pattern Recognition*. Ed. by Petra Perner. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, pp. 174–187. ISBN: 978-3-540-73499-4.
- Saitou, N. and M. Nei (1987). "The neighbor-joining method: a new method for reconstructing phylogenetic trees." In: *Molecular biology and evolution* 4.4, pp. 406–425. DOI: 10.1093/oxfordjournals.molbev.a040454.
- Santana, V. de and M.C. Baranauskas (2010). "Summarizing Observational Client-side Data to Reveal Web Usage Patterns". In: *Proceedings of the 2010 ACM Symposium on Applied Computing*. SAC '10. Sierre, Switzerland: ACM, pp. 1219–1223. ISBN: 978-1-60558-639-7. DOI: 10.1145/1774088.1774344. URL: <http://doi.acm.org/10.1145/1774088.1774344>.
- Santana, V. de and M.C. Baranauskas (2015). "WELFIT: A remote evaluation tool for identifying Web usage patterns through client-side logging". In: *International Journal of Human-Computer Studies* 76, pp. 40–49. ISSN: 1071-

5819. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2014.12.005>. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1071581914001682>.
- Schwester, R. (2009). "Examining the Barriers to e-Government Adoption". In: *Electronic Journal of e-Government* 7.1, pp. 113–122. ISSN: 1479-436-9X. URL: www.ejeg.com.
- Schapire, R.E. (June 1990). "The strength of weak learnability". In: *Machine Learning* 5.2, pp. 197–227. ISSN: 1573-0565. DOI: 10.1007/BF00116037. URL: <https://doi.org/10.1007/BF00116037>.
- Schapire, R.E. (1999). "A Brief Introduction to Boosting". In: *Proceedings of the 16th International Joint Conference on Artificial Intelligence - Volume 2. IJCAI'99*. Stockholm, Sweden: Morgan Kaufmann Publishers Inc., pp. 1401–1406. URL: <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1624312.1624417>.
- Seri, P., A. Bianchi, and P. Matteucci (2014). "Diffusion and usage of public e-services in Europe: An assessment of country level indicators and drivers". In: *Telecommunications Policy* 38.5. Special issue on : Selected papers from the 10th Conference in Telecommunications, Media and Internet Technoeconomics Special issue on : The development of public e-services: Empirical analysis and policy issues., pp. 496–513. ISSN: 0308-5961. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.telpol.2014.03.004>.
- Shareef, M.A., V. Kumar, U. Kumar, and Y.K. Dwivedi (2011). "e-Government Adoption Model (GAM): Differing service maturity levels". In: *Government Information Quarterly* 28.1, pp. 17–35. ISSN: 0740-624X. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.giq.2010.05.006>. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0740624X10000985>.
- Shannon, C.E. (1948). "A Mathematical Theory of Communication". In: *Bell System Technical Journal* 27.3, pp. 379–423. DOI: 10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x. eprint: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x>. URL: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x>.
- Sheng, W., S. Swift, L. Zhang, and X. Liu (Dec. 2005). "A Weighted Sum Validity Function for Clustering with a Hybrid Niching Genetic Algorithm". In: *Trans. Sys. Man Cyber. Part B* 35.6, pp. 1156–1167. ISSN: 1083-4419. DOI: 10.1109/TSMCB.2005.850173. URL: <https://doi.org/10.1109/TSMCB.2005.850173>.
- Shneiderman, B. (Sept. 1996). "The eyes have it: a task by data type taxonomy for information visualizations". In: *Proceedings 1996 IEEE Symposium on Visual Languages*, pp. 336–343. DOI: 10.1109/VL.1996.545307.
- Shneiderman, B. (1997). *Designing the User Interface: Strategies for Effective Human-Computer Interaction*. 3rd. Boston, MA, USA: Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc. ISBN: 0201694972.
- Simpao, A.F., L.M. Ahumada, and B.R. et al Desai (2014). "Optimization of drug–drug interaction alert rules in a pediatric hospital's electronic health record system using a visual analytics dashboard". In: *J Am Med Inform Assoc* 22, pp. 361–369.
- Sneath, P.H.A. and R.R. Sokal (1973). *Numerical Taxonomy. The Principles and Practice of Numerical Classification*. Freeman.

BIBLIOGRAPHY

- Stocks, S.J., E. Kontopantelis, A. Akbarov, S. Rodgers, A.J. Avery, and D.M. Ashcroft (2015). “Examining variations in prescribing safety in UK general practice: cross sectional study using the Clinical Practice Research Datalink”. In: *BMJ* 351. DOI: 10.1136/bmj.h5501. eprint: <https://www.bmj.com/content/351/bmj.h5501.full.pdf>. URL: <https://www.bmj.com/content/351/bmj.h5501>.
- Thompson, D.V., R.T. Rust, and J. Rhoda (2005). “The business value of e-government for small firms”. In: *International Journal of Service Industry Management* 16.4, pp. 385–407. ISSN: 0956-4233. DOI: <https://doi.org/10.1108/095642305106140226>.
- Tinholt, D., N. Van der Linden, M. Ehrismann, G. Cattaneo, S. Aguzzi, L. Jacquet, S. Vanmarcke, G. Noci, M. Benedetti, and G. Marchio (2015). *Future-proofing eGovernment for the Digital Single Market. Final insight report, June 2015 - Study*. DOI: 10.2759/32843. URL: <https://ec.europa.eu/futurium/en/system/files/ged/egovernmentbenchmarkinsightreport.pdf>.
- Tinholt, D., Van der Linden N., S. Enzerink, R. Geilleit, A. Groeneveld, G. Cattaneo, S. Aguzzi, F. Pallaro, G. Noci, M. Benedetti, G. Marchio, and A. Salvadori (2018). *eGovernment Benchmark 2018: Securing eGovernment for all*. DOI: 10.2759/371003. URL: <https://publications.europa.eu/en/publication-detail/-/publication/82749e75-f389-11e8-9982-01aa75ed71a1/language-en>.
- Trewin, S., S. Keates, and K. Moffatt (2006). “Developing Steady Clicks:: A Method of Cursor Assistance for People with Motor Impairments”. In: *Proceedings of the 8th International ACM SIGACCESS Conference on Computers and Accessibility*. Assets '06. Portland, Oregon, USA: ACM, pp. 26–33. ISBN: 1-59593-290-9. DOI: 10.1145/1168987.1168993. URL: <http://doi.acm.org/10.1145/1168987.1168993>.
- UN (2010). *United Nations E-Government Survey 2010: Leveraging e-government at a time of financial and economic crisis*. URL: <https://publicadministration.un.org/egovkb/Portals/egovkb/Documents/un/2010-Survey/Complete-survey.pdf>.
- UN (2012). *United Nations E-Government Survey 2012: E-Government for the People*. URL: <https://publicadministration.un.org/egovkb/Portals/egovkb/Documents/un/2012-Survey/Complete-Survey.pdf>.
- UN (2014). *United Nations E-Government Survey 2014: E-Government for the future we want*. URL: <https://doi.org/10.18356/73688f37-en>.
- UN (2016). *United Nations E-Government Survey 2016: E-Government in Support of Sustainable Development*. DOI: <https://doi.org/10.18356/d719b252-en>.
- UN (2018). *United Nations E-Government Survey 2018: Gearing E-Government to Support Transformation Towards Sustainable and Resilient Societies*. DOI: <https://doi.org/10.18356/d54b9179-en>.
- Valencia, X., J.E. Pérez, U. Muñoz, M. Arrue, and J. Abascal (2015). “Human-Computer Interaction – INTERACT 2015: 15th IFIP TC 13 International Conference, Bamberg, Germany, September 14-18, 2015, Proceedings, Part

- P. In: ed. by Julio Abascal, Simone Barbosa, Mirko Fetter, Tom Gross, Philippe Palanque, and Marco Winckler. Springer International Publishing. Chap. Assisted Interaction Data Analysis of Web-Based User Studies, pp. 1–19.
- Ward, J.H. (1963). “Hierarchical Grouping to Optimize an Objective Function”. In: *Journal of the American Statistical Association* 58.301, pp. 236–244. URL: <http://www.jstor.org/stable/2282967>.
- Williams, R., R. Keers, W. Gude, M. Jeffries, C. Davies, B. Brown, E. Kontopantelis, J.A. Avery, M.D. Ashcroft, and N. Peek (Oct. 2018). “SMASH! The Salford medication safety dashboard”. In: *J Innov Health Inform* 25, pp. 183–193. DOI: 10.14236/jhi.v25i3.1015.
- Wilcoxon, F. (1945). “Individual Comparisons by Ranking Methods”. In: *Biometrics Bulletin* 1.6, pp. 80–83. ISSN: 00994987. URL: <http://www.jstor.org/stable/3001968>.
- Witten, I.H. and E. Frank (2005). *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques, Second Edition (Morgan Kaufmann Series in Data Management Systems)*. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc. ISBN: 0120884070.
- Witten, I.H., E. Frank, M.A. Hall, and C.J. Pal (2016). *Data Mining, Fourth Edition: Practical Machine Learning Tools and Techniques*. 4th. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc. ISBN: 0128042915.
- Wobbrock, J.O. and K.Z. Gajos (May 2008). “Goal Crossing with Mice and Trackballs for People with Motor Impairments: Performance, Submovements, and Design Directions”. In: *ACM Trans. Access. Comput.* 1.1, 4:1–4:37. ISSN: 1936-7228. DOI: 10.1145/1361203.1361207. URL: <http://doi.acm.org/10.1145/1361203.1361207>.
- Wu, X. et al. (Jan. 2008). “Top 10 algorithms in data mining”. In: *Knowledge and Information Systems* 14.1, pp. 1–37. ISSN: 0219-3116. DOI: 10.1007/s10115-007-0114-2. URL: <https://doi.org/10.1007/s10115-007-0114-2>.
- Xu, R. and D. Wunsch (2008). *Clustering*. Vol. 10. John Wiley & Sons.
- Yang, Q., N. Banovic, and J. Zimmerman (2018). “Mapping Machine Learning Advances from HCI Research to Reveal Starting Places for Design Innovation”. In: *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. CHI ’18. Montreal QC, Canada: ACM, 130:1–130:11. ISBN: 978-1-4503-5620-6. DOI: 10.1145/3173574.3173704. URL: <http://doi.acm.org/10.1145/3173574.3173704>.
- Yera, A., O. Arbelaitz, J. Muguerza, and I. Perona (2016a). *Análisis de la estructura, contenido y uso del sitio web de la Diputación Foral de Gipuzkoa*. unpublished EHU-KAT-IK-NN-16. University of the Basque Country UPV/EHU.
- Yera, A., O. Arbelaitz, J. Muguerza, and I. Perona (2016b). *Análisis de la navegación en la web de la UPV/EHU*. unpublished EHU-KAT-IK-01-17. University of the Basque Country UPV/EHU.
- Yera, A., O. Arbelaitz, J.L. Jodra, I. Gurrutxaga, J.M. Pérez, and J. Muguerza (2017a). “Analysis of several decision fusion strategies for clustering validation. Strategy definition, experiments and validation”. In: *Pattern Recogni-*

BIBLIOGRAPHY

- tion Letters* 85, pp. 42–48. ISSN: 0167-8655. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2016.11.009>. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167865516303324>.
- Yera, A., I. Perona, O. Arbelaitz, J. Muguerza, J.E. Pérez, and X. Valencia (May 2017b). “UPV/EHUko eZerbitzu baten modelatzea ikasketa automatikoaren bidez”. In: *II. Iker gazte Nazioarteko Ikerketa Euskaraz. Kongresuko artikulubilduma Ingeniaritza eta Arkitektura*. Ed. by Iñaki Alegria, Ainhoa Latatu, Miren Josu Omaetxebarria, and Patxi Salaberri. Ingeniaritza eta arkitektura. Udako Euskal Unibertsitatea (UEU). Iruñea, Euskal Herria, pp. 111–118.
- Yera, A., J. Muguerza, O. Arbelaitz, I. Perona, R. Keers, D. Ashcroft, R. Williams, N. Peek, C. Jay, and M. Vigo (2018a). “Inferring Visual Behaviour from User Interaction Data on a Medical Dashboard”. In: *Proceedings of the 2018 International Conference on Digital Health. DH '18*. Lyon, France: ACM, pp. 55–59. ISBN: 9781450364935. DOI: 10.1145/3194658.3194676. URL: <http://doi.acm.org/10.1145/3194658.3194676>.
- Yera, A., I. Perona, O. Arbelaitz, and J. Muguerza (2018b). “Modeling the Navigation on Enrolment Web Information Area of a University Using Machine Learning Techniques”. In: *Advances in Artificial Intelligence*. Ed. by Francisco Herrera, Sergio Damas, Rosana Montes, Sergio Alonso, Óscar Cordón, Antonio González, and Alicia Troncoso. Cham: Springer International Publishing, pp. 307–316. ISBN: 9783030003746.
- Yera, A., I. Perona, O. Arbelaitz, and J. Muguerza (2018c). “Modelling the enrolment eService of a university using machine learning techniques”. In: *Proceedings of the 2018 International Conference e-Society 2018 (ES'18)*. Ed. by Piet Kommers and Pedro Isaías. Lisbon, Portugal, pp. 83–91. ISBN: 9789898533753. URL: <http://www.iadisportal.org/digital-library/modelling-the-enrolment-eservice-of-a-university-using-machine-learning-techniques>.
- Yera, A., O. Arbelaitz, O. Jauregi, and J. Muguerza (2019a). “Automatic web navigation problem detection based on client-side interaction data (paper submitted)”. In: *Data Mining and Knowledge Discovery*.
- Yera, A., O. Arbelaitz, O. Jauregi, and J. Muguerza (2019b). “Characterization of e-Government adoption in Europe (paper submitted)”. In: *PLOS ONE*.
- Yera, A., J. Muguerza, O. Arbelaitz, I. Perona, R.N Keers, Ashcroft D.M., R. Williams, N. Peek, C. Jay, and M. Vigo (2019c). “Modelling the interactive behaviour of users with a medication safety dashboard in a primary care setting”. In: *International Journal of Medical Informatics* 129, pp. 395–403. ISSN: 1386-5056. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2019.07.014>. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1386505619301662>.
- Zahabi, M., D.B. Kaber, and M. Swangnetr (2015). “Usability and Safety in Electronic Medical Records Interface Design: A Review of Recent Literature and Guideline Formulation”. In: *Hum Factors* 57.5. PMID: 25850118, pp. 805–834. DOI: 10.1177/0018720815576827. eprint: <https://doi.org/10.1177/0018720815576827>. URL: <https://doi.org/10.1177/0018720815576827>.

BIBLIOGRAPHY

- Zhang, J. and M.F. Walji (2011). “TURF: Toward a unified framework of EHR usability”. In: *Journal of Biomedical Informatics* 44.6, pp. 1056–1067. ISSN: 1532-0464. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2011.08.005>. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1532046411001328>.
- Zhu, Y., L. Zhou, C. Xie, G.J. Wang, and T. Nguyen (May 2019). “Forecasting SMEs’ credit risk in supply chain finance with an enhanced hybrid ensemble machine learning approach”. In: *International Journal of Production Economics* 211. DOI: 10.1016/j.ijpe.2019.01.032.