

Tesis doctoral

**METODOLOGÍA PARA LA PREDICCIÓN DE
AMPACIDAD EN LÍNEAS ELÉCTRICAS
AÉREAS A PARTIR DE MEDIDAS DIRECTAS Y
PREDICCIONES METEOROLÓGICAS**

Presentada por

Rafael Alberdi Muiño

Directores

Igor Albizu Flórez y Elvira Fernández Herrero

Universidad del País Vasco – Euskal Herriko Unibertsitatea

2019

Agradecimientos

El desarrollo de esta tesis no hubiera sido posible sin los medios y ayuda prestados por diversas instituciones y empresas. La tesis está enmarcada dentro de varios proyectos de investigación, subvencionados por el Ministerio de Economía y Competitividad y por la Universidad del País Vasco, UPV/EHU, y forma parte del programa de doctorado interuniversitario en Sistemas de Energía Eléctrica. Este programa es fruto de la colaboración de la Universidad de Sevilla, la Universidad Politécnica de Cataluña, la Universidad de Málaga y la citada UPV/EHU.

Los instrumentos de medida de la instalación piloto de Elgoibar estuvieron monitorizando durante casi tres años una línea propiedad de la empresa Iberdrola, a la cual se agradece su interés en la investigación y la ayuda prestada por su personal. Las predicciones meteorológicas de las que se ha hecho uso, fueron proporcionadas por la Agencia estatal de meteorología, AEMET, y adaptadas a la localización de la instalación piloto por la misma. Asimismo, también ha sido indispensable en el desarrollo de esta tesis la colaboración de personal docente, y no docente, del Departamento de Ingeniería Eléctrica de la UPV/EHU. Algunos han participado directamente en la investigación, mientras que la colaboración de otros no ha sido tan directa, pero sí imprescindible. Y por supuesto la de mis directores de tesis, Igor Albizu y Elvira Fernández.

Mi más sincero agradecimiento a todos vosotros. Eskerrik asko zuei guztioi.

Índice

Lista de símbolos.....	7
Lista de acrónimos	9
1 Introducción	15
2 Revisión bibliográfica	19
2.1 Modelo térmico de conductor eléctrico aéreo	20
2.2 Ampacidad dinámica de líneas eléctricas aéreas	25
2.2.1 Medición de las condiciones meteorológicas	28
2.2.2 Medición de la temperatura del conductor	30
2.2.3 Medición de la flecha o de la tensión mecánica	32
2.3 Predicción de ampacidad	34
2.3.1 Predicción de ampacidad a partir de medidas	40
2.3.2 Predicción de ampacidad a partir de predicciones meteorológicas	43
2.3.3 Evaluación de predicciones puntuales y de predicciones probabilísticas	46
3 Línea piloto de Elgoibar	51
3.1 Procesamiento y análisis de los datos	54
4 Metodología para la predicción puntual de ampacidad	61
4.1 Predicción de ampacidad basada en medidas	62
4.2 Predicción de ampacidad basada en predicciones meteorológicas y medidas	64
4.2.1 Regresión lineal	66
4.2.2 Redes neuronales	67
4.3 Resultados de la aplicación de la metodología en la línea piloto	68
4.4 Conclusiones tras la aplicación de la metodología	72
5 Metodología para la predicción probabilística de ampacidad	73
5.1 Intervalos teóricos	74
5.2 Intervalos empíricos basados en los errores de la predicción puntual	75
5.3 Intervalos empíricos para diferentes segmentos de la predicción puntual	76
5.4 Resultados de la aplicación de la metodología en la línea piloto	78
5.5 Conclusiones tras la aplicación de la metodología	86
6 Metodología para la evaluación de las predicciones de ampacidad	87
6.1 Estático probabilístico	88
6.2 Confiabilidad y agudeza de las predicciones probabilísticas	89
6.2.1 Indicadores para la evaluación de la confiabilidad y la agudeza	90
6.2.2 Resultados de la evaluación de la confiabilidad y la agudeza en la línea piloto	90
6.2.3 Calidad de las predicciones probabilísticas en relación a las puntuales	98

6.3	Evaluación de la seguridad de la línea.....	101
6.3.1	Indicadores para la evaluación de la seguridad.....	101
6.3.2	Resultados de la evaluación de la seguridad en la línea piloto	103
6.4	Evaluación del aprovechamiento de la línea	110
6.4.1	Indicadores para la evaluación del aprovechamiento.....	110
6.4.2	Resultados de la evaluación del aprovechamiento de la línea piloto	112
6.5	Conclusiones tras la evaluación de las predicciones	118
7	Aplicación de la metodología en conductores de alta temperatura	121
7.1	Límite estático en conductores de alta temperatura.....	121
7.2	Resultados de la aplicación de la metodología en conductores de alta temperatura	125
7.3	Conclusiones tras la aplicación de la metodología	128
8	Aportaciones y líneas futuras	129
9	Referencias	133
10	Anexos.....	147
A	Publicación de los resultados de investigación	147
B	Modelos de series temporales	149
C	Modelos de regresión lineal y redes neuronales.....	152
D	Modelos numéricos de predicción meteorológica.....	154

Lista de símbolos

Símbolo	Definición	Unidades
c	Calor específico	J/kg·°K
D	Diámetro del conductor	m
Gr	Número de Grashof	adimensional
I	Corriente	A
I_T	Intensidad de radiación global	W/m ²
m	Masa por unidad de longitud	kg/m
Nu	Número de Nusselt	adimensional
Nu_{90}	Número de Nusselt en convección forzada con ángulo 90°	adimensional
Nu_{nat}	Número de Nusselt en convección natural	adimensional
P_C	Enfriamiento por convección por unidad de longitud	W/m
P_i	Calentamiento por efecto corona por unidad de longitud	W/m
P_j	Calentamiento por efecto Joule por unidad de longitud	W/m
P_M	Calentamiento magnético por unidad de longitud	W/m
Pr	Número de Prandtl	adimensional
P_r	Enfriamiento por radiación por unidad de longitud	W/m
P_s	Calentamiento por radiación solar por unidad de longitud	W/m
P_W	Enfriamiento por evaporación por unidad de longitud	W/m
R_{AC}	Resistencia AC por unidad de longitud	Ω/m

R_{DC}	Resistencia DC por unidad de longitud	Ω/m
Re	Número de Reynolds	adimensional
t	Tiempo	s
T_a	Temperatura del aire	$^{\circ}C$
T_{avg}	Temperatura media en el conductor	$^{\circ}C$
T_s	Temperatura en la superficie del conductor	$^{\circ}C$
α_s	Absortividad de la superficie del conductor	adimensional
ε_s	Emisividad de la superficie del conductor	adimensional
λ_f	Conductividad térmica del aire	$W/m \cdot ^{\circ}K$
σ_B	Constante de Stefan-Boltzmann	$W/m^2 \cdot ^{\circ}K^4$

Lista de acrónimos

Acrónimo	Significado
AA	Ambient-Adjusted
AAAC	All-Aluminium Alloy Conductor
AAC	All-Aluminium Conductor
ACAR	Aluminium Conductor Aluminium alloy Reinforced
ACCC	Aluminium Conductor Composite Core
ACCR	Aluminium Conductor Composite Reinforced
ACF	Autocorrelation Function
ACSR	Aluminium Core Steel Reinforced
ACSS	Aluminium Conductor Steel Supported
AEMET	Asociación Española de Meteorología
AFWA	Air Force Weather Agency
AIC	Akaike Information Criteria
ALADIN	Aire Limitée Adaptation dynamique Développement InterNational
ANFIS	Adaptive Neuro Fuzzy Inference System
ANN	Artificial Neural Network
AR	Autoregressive
ARCH	Autoregressive Heterocedastic
ARIMA	Autoregressive Integrated Movil Average
ARMA	Autoregressive Movil Average

ARPS	Advanced Region Prediction System
BFGS	Broyden - Fletcher - Goldfarb - Shanno algorithm
BIC	Bayesian Information Criteria
BP	Back Propagation
CFD	Computational Fluid Dynamics
CIGRÉ	Conseil International des Grands Réseaux Électrics
COSMO	Consortium for Small-Scale Modelling
CRPS	Continuous Ranked Probability Score
CWB	Central Weather Bureau
DGPS	Differential Global Positioning System
DLR	Dynamic Line Rating
DTR	Dynamic Thermal Rating
ECMWF	European Centre for Medium-Range Weather Forecasts
EMO	Enhanced Monitoring of Overhead transmission line
FIR	Finite Impulse Response
FIS	Fuzzy Inference System
G(Z)TACSR	Gap-type (ultra-)Thermal Aluminium alloy Conductor Steel Reinforced
GARCH	Generalized Autoregressive Heterocedastic
GEFS	Global Ensemble Forecast System
GEM - LAM	Global Environmental Multiscale Limited Area Model
GFS	Global Forecast System
GLM	Generalized Linear Models

GMDH	Group Method of Data Handling
GMM	Gaussian Mixture Model
GRUN	Gated Recurrent Unit Networks
HIRLAM	High Resolution Local Area Model
HRRR	High Resolution Rapid-Refresh
HTLS	High Tension Low Sag
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
(K)(Z)TACSR	(High strength) (Ultra-)Thermal resistant Aluminium alloy Conductor Steel Reinforced
KTAL	High strength Thermal resistant Aluminum alloy
LM	Levenberg Marquardt
MA	Moving Average
MACT	Maximum-Allowable Conductor Temperature
MAE	Mean Absolute Error
MARS	Multivariate Adaptive Regression Splines
MCS	Monte Carlo Simulation
ME	Mean Error
MLP	Multilayer Perceptron
MLQR	Multivariate Linear Quantile Regression
MM5	Fifth-generation Penn State/NCAR Mesoscale Model
MOS	Model Output Statistics
MSAR	Markov-Switching Autoregressive
MSE	Mean Squared Error

NAM	North American Mesoscale Forecast System
NCAR	National Center for Atmospheric Research
NMAE	Normalized Mean Absolute Error
NN	Neural Network
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration
NRMSE	Normalized Round Mean Squared Error
NWP	Numerical Weather prediction
NWS	National Weather Service
OTLM	Overhead Transmission Line Monitoring
PACF	Partial Autocorrelation Function
PCA	Principal Component Analysis
PE	Perpendicular Efectivo (viento)
PIT	Probability Integral Transform
PLSN	Power Line Sensor Net
QRF	Quantile Random Forests
QS	Quantile Score
RAMS	Regional Atmospheric Modelling System
RBF	Radial-Basis Function Network,
RF	Random Forests
RMSE	Round Mean Squared Error
RTM	Real-Time Monitoring
SAR(I)(MA)	Seasonal Autoregressive (Integrated) (Movil Average)

SAW	Surface Acoustic Waves
SETAR	Self-Exciting Threshold Autoregressive
SLR	Static Line Rating
SMT	Sistema de Monitorización de Temperatura
STAR	Smooth Transition Autoregressive
STR	Static Thermal Rating
SVM	Support Vector Machine
TAL	Thermal resistant Aluminum alloy
TB	Technical Brochure
TLM	Transmission Line Monitor
VAR(I)(MA)	Vector Autoregressive (Integrated) (Movil Average)
WRF	Weather Research and Forecasting model
XTAL	Extra Thermal resistant Aluminum alloy
(Z)(X)TACIR	(Ultra-) (Extra) Thermal resistant Aluminium alloy Conductor Invar Reinforced
ZTAL	Zirconium ultra Thermal resistant Aluminum alloy

1 Introducción

En las últimas décadas, la demanda de energía eléctrica ha aumentado de forma considerable [Inte17]. Parte de esa demanda se ha cubierto generando energía a partir de fuentes renovables, como la eólica, la fotovoltaica u otras, lo que ha llevado a la construcción de numerosos centros de generación, principalmente parques eólicos. Pero la localización de esos centros de generación renovables es remota y gran parte de las redes eléctricas fueron construidas hace décadas con una estructura centralizada, por lo que no están preparadas para integrar ese flujo de energía adicional. En general, se considera que la capacidad de transmitir energía eléctrica de las líneas largas de una red está limitada por la estabilidad de la misma, mientras que, en líneas de longitud media el límite viene impuesto por la caída de tensión a lo largo de la línea. Sin embargo, en las líneas más cortas, con longitudes de decenas de kilómetros, el límite es principalmente térmico [Epri05]. Esto es particularmente importante en líneas que conectan parques eólicos u otros centros de generación, o en líneas de distribución. Cuanto mayor sea la corriente a través de estas líneas, mayor será la temperatura de sus conductores, pudiendo llegar a deteriorarse prematuramente. Además, los conductores se dilatan conforme aumenta su temperatura, por lo que en líneas aéreas, aumenta la flecha, y por tanto, disminuye la distancia entre los conductores y el suelo u objetos cercanos, pudiendo llegar a ser insuficiente para evitar riesgos [Cigr06].

Se define ampacidad (de “ampacity” o “ampere capacity”) como la corriente máxima que puede conducir un conductor de manera continuada, cumpliendo los criterios de diseño y seguridad de la línea en la que se utiliza [Cigr06]. De forma similar, en [Inte00], se define ampacidad como la corriente máxima que puede conducir un conductor o dispositivo de manera continuada bajo determinadas condiciones, sin que su temperatura en régimen estacionario sobrepase un valor determinado. En caso de tratarse de conductores aéreos, su temperatura se ve afectada, además de por la corriente, por la variación de las condiciones meteorológicas. Tradicionalmente, a la hora de diseñar una línea, se suponen unas condiciones estándar, dependiendo de la localización geográfica de la línea y de la época del año. De este modo, se define el límite térmico estático (Static Thermal Rating, STR o Static Line Rating, SLR) como la corriente máxima que puede soportar una línea de forma continuada, asumiendo unas condiciones meteorológicas constantes [Cigr06]. Sin embargo, en muchas ocasiones, las compañías eléctricas se encuentran en la situación de necesitar más capacidad de transmisión que la fijada por el límite estático.

Para tratar de superar este problema, generalmente se ha tratado de construir nuevas líneas, pero esto no siempre es posible y tiene un coste económico y social. Otras soluciones pasan por incrementar la altura de los conductores sobre el suelo en las líneas eléctricas aéreas ya existentes, retensándolos o dotando de más altura a las estructuras que los soportan [Epri05].

Otra opción es sustituirlos por otros conductores más avanzados, que soportan mayores temperaturas con una flecha menor [Cigr19]. Además, hay que tener en cuenta que no son solo los conductores los que están limitados térmicamente, sino también los transformadores y demás aparataje, existiendo propuestas para monitorizar su temperatura o reemplazarlos [Epri05].

Sin embargo, cualquiera de estas propuestas tiene un importante coste económico, por lo que se están buscando nuevas soluciones. Además, ha quedado en evidencia [HeMF13] que, incluso trabajando por debajo del límite térmico estático, los conductores de muchas líneas aéreas superan en ocasiones su temperatura máxima admisible, lo cual puede llevar a su prematuro envejecimiento o situaciones de riesgo por una flecha excesiva. Por el contrario, gran parte del tiempo las condiciones meteorológicas son favorables, pero el límite estático subestima la ampacidad de esas líneas y, por lo tanto, se desaprovecha parte de su capacidad. Por ello, diversos estudios se centran en determinar el límite térmico dinámico de la línea (Dynamic Thermal Rating, DTR o Dynamic Line Rating, DLR), es decir, cómo varía la ampacidad a lo largo del tiempo teniendo en cuenta las cambiantes condiciones ambientales [Cigr06, Cigr12].

El poder estimar la ampacidad de las líneas aéreas en tiempo real, o con unos minutos de antelación, puede ser interesante para las compañías eléctricas que las operan. Pero la energía eléctrica se comercializa en diferentes mercados eléctricos con uno o varios días de antelación, por lo que es igualmente interesante poder predecir la ampacidad con esos horizontes de tiempo. Es por ello que el objetivo de esta tesis se centra en la predicción de la ampacidad de líneas aéreas en un futuro cercano. Como se puede ver en la revisión bibliográfica, hay métodos de predicción basados en medidas de diferentes variables en la línea eléctrica, y métodos basados en predicciones meteorológicas. En la tesis, se ha desarrollado una metodología que, combinando medidas directas en la línea y predicciones meteorológicas, permite predecir la ampacidad con un valor de incertidumbre aceptable para la compañía eléctrica. Además, es igualmente importante evaluar correctamente dicha incertidumbre, por lo que, adicionalmente, se ha establecido una metodología para la evaluación de las predicciones. Para la consecución de estos objetivos se ha dispuesto de diferentes dispositivos de medición en una línea piloto de la compañía Iberdrola, en la localidad de Elgoibar, y de predicciones meteorológicas de un modelo HIRLAM realizadas por AEMET.

La memoria de esta tesis se estructura tal como se indica a continuación. Tras esta introducción, en el capítulo 2, se expone la revisión bibliográfica. En ella, en primer lugar, se explica el comportamiento térmico de los conductores aéreos. La ampacidad no es una magnitud que se pueda medir directamente, sino que se estima a partir de medidas de otras variables. Por ello, seguidamente, se describen los sistemas de medida que permiten estimar la ampacidad, basándose en el modelo térmico de conductor definido previamente. Estos sistemas de medida están instalados en localizaciones concretas de una línea eléctrica, y las variables medidas, bien sean variables atmosféricas, o de los propios conductores, son medidas locales. Sin embargo, las predicciones meteorológicas se obtienen a partir de modelos de la atmósfera a una escala mayor. A continuación, se describe la naturaleza de las variables atmosféricas que afectan a la ampacidad, y en especial el viento, clasificando los métodos de predicción de la

velocidad del viento y otras magnitudes meteorológicas, en el sector de la energía eólica y otros sectores. Finalmente, se analizan las principales investigaciones sobre predicción de ampacidad existentes, clasificando los diferentes métodos de predicción en función de su tipo y horizonte temporal, y además, se analiza la forma en que se evalúan dichas predicciones.

En el capítulo 3 se describe la instalación de la línea piloto: las características de los conductores, los instrumentos de medición instalados y las predicciones del modelo meteorológico de AEMET, las cuales han sido adaptadas a la localización de dicha instalación. La metodología para la predicción de la ampacidad propuesta en esta tesis ha sido desarrollada a partir de los datos obtenidos en esta instalación piloto, y la metodología propuesta para la evaluación de las predicciones ha sido probada con estos mismos datos. Además, en este capítulo se explica cómo se han procesado los datos para poder ser utilizados por los algoritmos de predicción de ampacidad, y se hace un breve análisis de los mismos.

El capítulo 4 se ha dedicado a la metodología para la predicción puntual de ampacidad, y en él se desarrollan métodos basados solo en medidas de las magnitudes meteorológicas, y métodos, que además de usar esas medidas directas, también usan predicciones meteorológicas. En los primeros, los algoritmos desarrollados tratan de extraer pautas de comportamiento en la evolución temporal de la ampacidad o de las variables meteorológicas que la condicionan. Y en los últimos, los algoritmos tratan de corregir los errores de las salidas del modelo numérico de predicción meteorológica (Numerical Weather Prediction, NWP), para que se ajusten a las medidas locales.

A pesar de ello, la predicción puntual de la ampacidad no permite gestionar adecuadamente el nivel de riesgo derivado de una temperatura excesiva de los conductores, por lo que se hacen necesarias predicciones probabilísticas. En el capítulo 5 se propone una metodología para la predicción probabilística de la ampacidad. Aunque es posible producir predicciones probabilísticas directamente, a partir de medidas y/o predicciones meteorológicas, en la metodología propuesta se calculan estas predicciones probabilísticas a partir de las predicciones puntuales obtenidas previamente. Como se demostrará posteriormente, en la evaluación de los resultados de la línea piloto, la calidad de las predicciones probabilísticas depende de las predicciones puntuales.

Se han encontrado multitud de métodos de predicción en la bibliografía, pero compararlos no es inmediato, ya que además de realizar predicciones con características muy diferentes, su calidad se ha evaluado de distinto modo. Por eso, se ha dedicado el capítulo 6 a la evaluación de las predicciones de ampacidad. Las predicciones de ampacidad dependen de la calidad de las medidas directas en la línea, de la calidad de las predicciones meteorológicas, y de la metodología utilizada. Para evaluar la predicción de ampacidad para un instante futuro se usa como referencia la ampacidad estimada a partir de las medidas, conocidas estas una vez transcurrido ese instante. Se han definido una serie de indicadores que permiten evaluar las predicciones tanto desde el punto de vista de la seguridad, como desde el punto de vista de aprovechamiento de la línea eléctrica. Seguidamente, se comparan los diferentes métodos de predicción desarrollados en capítulos anteriores, mediante estos indicadores de seguridad y aprovechamiento.

Los métodos estudiados se han validado para los conductores de la línea piloto, que son de tipo ACSR y son los más usuales, pero en el capítulo 7 la metodología se aplica a conductores de una temperatura máxima admisible más elevada. Finalmente, en un nuevo capítulo, se describen las aportaciones más importantes de la tesis y las líneas de investigación a desarrollar en el futuro.

2 Revisión bibliográfica

Dado que el objetivo de la tesis es la predicción de la ampacidad de líneas aéreas, se ha buscado información sobre los métodos de predicción existentes. Sin embargo, se ha visto que es necesario un conocimiento previo acerca de la ampacidad, de que depende y cómo se estima. Por eso, en el primer apartado de esta revisión bibliográfica, se describe la constitución física de los conductores usados en líneas aéreas, y un modelo térmico que relaciona, las condiciones meteorológicas a las que están sometidos, y su temperatura. Las líneas eléctricas se diseñan para trabajar por debajo de una temperatura máxima admisible, de ahí el concepto de ampacidad, que como se ha explicado previamente, es la capacidad de estas líneas de conducir corriente trabajando por debajo de dicha temperatura.

En el siguiente apartado, se describe la metodología existente para aplicar dicho modelo térmico a líneas y redes eléctricas completas, y determinar su ampacidad a partir de medidas de diversas magnitudes físicas. Estas pueden ser medidas directas de las magnitudes meteorológicas, o medidas de otras magnitudes, a través de las cuales se infieren las condiciones meteorológicas. Existen numerosas investigaciones dedicadas a determinar el límite térmico de líneas aéreas de forma dinámica, e incluso algunos casos de aplicación en la operación de redes eléctricas reales.

En el último apartado, se describen las investigaciones sobre predicción de ampacidad encontradas, clasificándolas en función de diversos factores. Algunas de ellas se basan en la aplicación de diversos algoritmos matemáticos a partir de medidas locales recientes de las variables meteorológicas, mientras que otras se basan en la adaptación de predicciones meteorológicas a la escala de las líneas eléctricas. El horizonte y la resolución temporal, o el modelo térmico considerado, también pueden ser diferentes. Aunque en muchas de las referencias sobre predicción de ampacidad no se trata adecuadamente, se ha dedicado una parte importante a la evaluación de las predicciones, y en especial a la evaluación del riesgo de que las predicciones sean mayores que la capacidad real de las líneas. En relación directa con ese riesgo, está el que las predicciones sean deterministas o probabilísticas. En el primer caso la predicción para cada instante futuro se da como un valor puntual, y no se cuantifica su incertidumbre, pudiendo suponer un riesgo elevado de superar la temperatura de diseño de los conductores. En el segundo caso, se cuantifica la probabilidad de la predicción para cada instante mediante cuantiles o mediante una función de densidad, por lo que es posible seleccionar el nivel de riesgo a asumir.

2.1 Modelo térmico de conductor eléctrico aéreo

Lo más usual para transportar o distribuir energía eléctrica son las líneas aéreas, en las cuales se usan conductores desnudos suspendidos entre estructuras metálicas. Generalmente se usan una o varias capas de alambres de aluminio, de sección redonda o trapezoidal, trenzados helicoidalmente. En algunos casos están situados alrededor de un núcleo de menor conductividad eléctrica, pero que aporta resistencia a esfuerzos mecánicos (acero o aleación de aluminio de alta resistencia mecánica). Entre los tipos de conductores tradicionalmente más utilizados se encuentran [Alum89, Cigr19]:

- AAC, All-Aluminium Conductor, formado únicamente por alambres de aluminio
- AAAC, All-Aluminium Alloy Conductor, formado por alambres de aluminio de alta resistencia mecánica
- ACSR, Aluminium Conductor Steel Reinforced, con núcleo de acero y alambres de aluminio alrededor
- ACAR, Aluminium Conductor Aluminium alloy Reinforced, con núcleo de aluminio de alta resistencia mecánica y alambres de aluminio conductor alrededor

Los alambres de aluminio usados en estos conductores generalmente son de tipo 1350-H19, y empiezan a deteriorarse por encima de los 90 °C. Sin embargo, existen conductores fabricados con nuevos materiales, que soportan mayores temperaturas con una flecha menor (High Temperature Low Sag conductors, HTLS) [Cigr19, Epri08]. En estos conductores, se usan núcleos de diferentes aleaciones de acero, a menudo galvanizado o recubierto con otros metales, o núcleos de materiales composite reforzados con fibras metálicas o no metálicas. Los materiales composite son más ligeros, resistentes y se dilatan en menor medida, lo que resulta en una flecha menor. En las capas conductoras alrededor del núcleo se usan diferentes tipos de aluminio que soportan altas temperaturas, o aluminio sometido a un tratamiento de recocido. Entre los primeros se cuentan aleaciones de aluminio y zirconio como TAL o KTAL, que soportan hasta 150 °C de forma continua, ZTAL, hasta 210 °C, y XTAL hasta 230 °C. El aluminio recocido 1350-0 tiene las ventajas de amortiguar mejor las vibraciones mecánicas y soportar hasta 250 °C, a costa de tener una menor tensión de rotura. Los distintos tipos de conductores HTLS se pueden clasificar como [Cigr19]:

- (K)(Z)TACSR, (High strength) (ultra-)Thermal resistant Aluminium alloy Conductor Steel Reinforced, con núcleo de acero y alambres exteriores de aleación Al-Zr (TAL, KTAL, o ZTAL)
- G(Z)TACSR, Gap-type (ultra-)Thermal resistant Aluminium alloy Conductor Steel Reinforced, similar al anterior, pero hueco entre el núcleo y los alambres de las capas exteriores

- (Z)(X)TACIR, (Ultra-) (Extra) Thermal resistant Aluminium alloy Conductor Invar Reinforced, con núcleo de aleación de acero Invar, y alambres exteriores de aleación Al-Zr
- ACSS (Aluminium Conductor Steel Supported), con núcleo de acero y alambres exteriores de aluminio recocido
- ACCR (Aluminium Conductor Composite Reinforced), con núcleo de material composite de aluminio reforzado con fibras de óxido de aluminio (alúmina), y alambres exteriores de aleación Al-Zr
- ACCC (Aluminium Conductor Composite Core), con núcleo de material composite no metálico reforzado con fibras de carbono, y alambres exteriores de aluminio recocido

En las últimas décadas se han desarrollado diferentes investigaciones dirigidas a estudiar el comportamiento térmico de conductores aéreos desnudos, algunas de las cuales han conducido a la publicación de varios documentos. Entre ellos se encuentran la “Technical brochure” 601 de CIGRÉ (Conseil International des Grands Réseaux Électriques) [Cigr14] y el estándar 738 de IEEE (Institute of Electrical and Electronics Engineers) [Ieee13]. Estos documentos han sido actualizados por las organizaciones que los publican a partir de versiones anteriores, revista *Electra* nº 144 [Cigr92] y TB 207 de CIGRÉ [Cigr02], y las revisiones de 1986, 1993 y 2006 del estándar 738 de IEEE [Ieee06, Ieee86, Ieee93], respectivamente. Según [Ieee13] la temperatura del conductor es función de:

- Propiedades del material conductor (conductividad eléctrica...)
- Diámetro del conductor
- Estado de la superficie del conductor (emisividad, absorptividad...)
- Condiciones atmosféricas (temperatura del aire, radiación solar, velocidad y dirección del viento...)
- Corriente eléctrica en el conductor

Las dos primeras se suponen constantes a lo largo de la vida del conductor. La tercera, el estado de la superficie, varía con el tiempo, estando la absorptividad y la emisividad altamente correlacionadas, y tendiendo a aumentar. Finalmente, las condiciones atmosféricas y la corriente son variables, por lo que, si se conocen, se puede calcular la temperatura del conductor. Asimismo, si se conoce la temperatura máxima admisible en el conductor para unas condiciones atmosféricas determinadas se puede obtener la corriente máxima en esas condiciones.

En caso de que la corriente y las condiciones atmosféricas se mantengan constantes (régimen estacionario) se supone el conductor en equilibrio térmico y se puede definir una ecuación que defina su estado térmico (1). En dicha ecuación, P_J es el calentamiento del conductor por efecto Joule, P_M es el calentamiento magnético, P_S es el calentamiento debido a

la radiación solar, P_i es el calentamiento por efecto corona, P_C es el enfriamiento por convección, P_R es el enfriamiento por radiación y P_W es el enfriamiento por evaporación.

ganancia de calor = pérdida de calor

$$P_J + P_M + P_S + P_i = P_C + P_R + P_W \quad (1)$$

El calentamiento por efecto Joule (2) es función de la corriente y de la resistencia R_{DC} , siendo la resistencia dependiente de la temperatura. Esta resistencia generalmente viene dada por el fabricante para distintas temperaturas, aunque en caso contrario se puede calcular analíticamente en función de la resistividad, la sección del conductor y su temperatura media [Cigr14].

$$P_J = I^2 \cdot R_{DC} \quad (2)$$

Además, si se trata de corriente alterna, se produce el efecto “skin”, que contribuye a calentar aún más el conductor. Y en conductores con núcleo de acero, la corriente a través de las hebras de aluminio dispuestas helicoidalmente produce un flujo magnético en el núcleo, especialmente en los que tienen un número de capas impar (en los de número de capas par los flujos magnéticos de cada una de las capas se cancelan mutuamente), lo que también contribuye a generar calor. Por ello, estos efectos se tienen en cuenta mediante una resistencia AC, importante especialmente a altas densidades de corriente. Generalmente, esta resistencia, R_{AC} , se determina empíricamente y la da el fabricante, aunque también se puede calcular analíticamente [Cigr08]. De este modo, el calentamiento magnético, P_M , estaría incluido en este término.

El calentamiento por radiación solar depende de diversos factores como son la absorptividad del conductor, α_s , la posición del sol, la posición del conductor, etc. En [Ieee13] se explica cómo calcularlo analíticamente teniendo solo en cuenta la radiación directa del sol con la atmósfera despejada. Este calentamiento solar se puede calcular de forma sencilla (3) a partir de la medición de la intensidad de radiación global, I_T , que además de la radiación directa, también incluye la radiación difusa y la radiación reflejada (albedo) [Cigr14]:

$$P_S = \alpha_s \cdot I_T \cdot D \quad (3)$$

Sin embargo, hay que tener en cuenta que de este modo solo se mide la radiación en un punto, y esta puede variar de forma importante a lo largo de una línea eléctrica debido a los efectos de la nubosidad y la polución. Por ello, en [Cigr14] también se recomienda su cálculo analítico, siguiendo un criterio de caso peor a lo largo de la línea.

El enfriamiento por radiación del conductor depende de la emisividad, ε_s , del diámetro, D , y de las temperaturas del aire, T_a , y en la superficie del conductor, T_s . En [Cigr14, Ieee13] se utilizan ecuaciones similares, siendo en el caso de [Cigr14], tal como se define en (4).

$$P_R = \pi \cdot D \cdot \sigma_B \cdot \varepsilon_s \cdot [(T_s + 273)^4 - (T_a + 273)^4] \quad (4)$$

El enfriamiento por convección es uno de los términos que tiene mayor peso en el balance térmico. Se diferencia entre convección forzada, cuando hay viento alrededor del conductor, y convección natural, cuando no lo hay. En [Ieee13] y [Cigr14] se siguen procedimientos de cálculo diferentes. En [Cigr14] se calcula la convección según (5), siendo λ_f la conductividad térmica del aire, y Nu el número de Nusselt calculado de forma diferente según la convección sea forzada o natural.

$$P_C = \pi \cdot \lambda_f \cdot (T_s - T_a) \cdot Nu \quad (5)$$

En caso de convección forzada, esta se modela considerando flujo perpendicular sobre un cilindro, para el cual el número de Nusselt está correlacionado con el número de Reynolds, Re , según (6).

$$Nu_{90} = B \cdot Re^n \quad (6)$$

La dirección relativa del viento sobre el conductor se puede tener en cuenta de dos modos:

- Usando la relación Nu/Nu_{90} propuesta en [Cigr14].
- Calculando el “viento perpendicular efectivo”, que es una estimación de la velocidad del viento perpendicular al conductor, que produciría un enfriamiento equivalente al producido por el viento medido con una velocidad y un ángulo determinados.

En caso de convección natural el número de Nusselt es función de los números de Grashof y Prandtl (7). A velocidades de viento pequeñas no está claro cuál es el fenómeno de convección predominante (forzada o natural) por lo que se toma el mayor de los dos valores.

$$Nu_{nat} = A \cdot (Gr \cdot Pr)^m \quad (7)$$

En [Cigr14, Ieee13] no se tienen en cuenta los términos correspondientes al efecto corona y al enfriamiento por evaporación, por su escasa importancia en el balance térmico. Sin embargo, en algunos estudios [PMLT11] se ha analizado los efectos de la lluvia, hielo, nieve, etc., concluyendo que la presencia de dichos meteoros en el aire no es determinante al evaluar el comportamiento térmico del conductor, pero en determinados casos si puede tener su importancia cuando el conductor está mojado o cubierto de hielo o nieve, ya que afecta a la convección. Si no se tienen en cuenta estos fenómenos (corona y evaporación) en el balance térmico, la ecuación (1) se simplifica dando lugar a (8).

$$P_J + P_S = P_C + P_R \quad (8)$$

En caso de que la corriente o las condiciones atmosféricas varíen a lo largo del tiempo, se define un modelo más general, para un régimen no estacionario (9), en el que el conductor no está en equilibrio térmico y se tiene en cuenta su inercia térmica [Cigr14]. En este modelo, m es la masa del conductor, c el calor específico del material, y dT/dt representa la variación de temperatura con el tiempo. Si cambia la corriente en la línea, se aproxima por un escalón de corriente, y se puede calcular la variación de temperatura. Inversamente, para calcular la

corriente transitoria que elevará la temperatura a la máxima permitida, se puede hacer iteración con distintos valores de corriente [Ieee13]. Si además de la corriente, también cambian las condiciones atmosféricas, los cambios de radiación solar, temperatura ambiente y velocidad del viento se consideran lineales [Cigr14].

calor almacenado = ganancia de calor – pérdida de calor

$$mc \frac{dT}{dt} = P_J + P_S - P_R - P_C \quad (9)$$

Además, en caso de cambios de corriente de corta duración (por ejemplo cortocircuito), el calentamiento del conductor se considera adiabático, es decir, las pérdidas y ganancias en la superficie del conductor no se tienen en cuenta, debido a la breve duración del fenómeno [Cigr14], dando lugar a un modelo para régimen transitorio (10).

calor almacenado = ganancia de calor

$$mc \frac{dT}{dt} = P_J \quad (10)$$

Los conductores usados en líneas aéreas típicamente tienen un diámetro de unos pocos centímetros, por lo que hay un gradiente radial de temperatura, especialmente en conductores de varias capas y a altas densidades de corriente. Esto es importante, ya que los cálculos de la resistencia y el calentamiento por efecto Joule dependen de la temperatura media. Además, en conductores con núcleo, la flecha depende de la temperatura del núcleo. En [Cigr14] se explica la forma de calcular dicho gradiente. En general, el principal problema consiste en determinar el coeficiente de conductividad térmica radial, dada la compleja geometría de los conductores trenzados de varias capas, tal como se ha comprobado experimentalmente en diferentes estudios [CDIP12, MBAZ99, Morg90].

En los conductores aéreos también existe una variación axial de temperatura, debido principalmente al viento. A causa a la turbulencia producida en la parte baja de la atmósfera, el viento se propaga en forma de vórtices que pueden tardar varios minutos en pasar por un punto, por lo que la velocidad y dirección del mismo son variables (horizontal y verticalmente) a lo largo de unos pocos metros de una línea eléctrica [Cigr06, Sepp93]. Sin embargo, debido a la inercia térmica del conductor, este no se ve afectado significativamente por cambios en la velocidad o dirección del viento en un punto, si son de duración menor que su constante térmica de tiempo. Además, la conductividad térmica del mismo tiende a reducir diferencias axiales de temperatura [Cigr14], lo cual se ha podido comprobar experimentalmente en [CDIP12, SeMS10]. Generalmente, la temperatura del conductor a lo largo de un vano es mayor en el punto más bajo (viento menor), y menor en los extremos (viento mayor), pero se debe tener en cuenta que la temperatura es mayor en zonas apantalladas por objetos (árboles, edificios, etc.), que en zonas más expuestas al viento. En [AABF10, ACMM15, BaCB15, StKo12, StRe10] se hace una comparación experimental entre los modelos térmicos de IEEE y de CIGRÉ, contrastándolos en algunos de estos casos, con medidas de temperatura en los conductores.

2.2 Ampacidad dinámica de líneas eléctricas aéreas

En la actualidad la mayoría de las redes eléctricas aún son operadas considerando constante la ampacidad de sus líneas. Esta ampacidad se denomina límite térmico estático y se considera constante a lo largo de cada estación o durante todo el año. El límite estático es la corriente máxima en régimen permanente, para la cual la temperatura de los conductores se mantiene por debajo de la máxima admisible (Maximum-Allowable Conductor Temperature, MACT), bajo unas condiciones meteorológicas conservadoras: radiación solar y temperatura ambiente elevadas, y velocidad de viento efectiva perpendicular a los conductores casi nula [Cigr06].

Para aprovechar mejor la capacidad térmica de las líneas, se puede tener en cuenta la variación de las condiciones meteorológicas durante cada día, y a lo largo del año, dando lugar al límite térmico dinámico. Por lo tanto, el límite térmico dinámico varía a lo largo del tiempo, y además es diferente para cada línea. Esto permite operar las redes eléctricas con un mayor aprovechamiento de la capacidad de sus líneas, cuando las condiciones meteorológicas son favorables, y de una manera más segura cuando son desfavorables. El límite térmico dinámico se puede calcular a partir de las medidas de diversos dispositivos de monitorización distribuidos a lo largo de las líneas, recibidas en tiempo real, o se puede predecir con diferentes alcances de tiempo. Según [DGNC19] estas predicciones son útiles en la operación de redes, pero siempre se deben apoyar en un sistema de monitorización en tiempo real, que asegure el no superar la temperatura máxima admisible de los conductores. Se puede dividir el cálculo dinámico de la ampacidad en dos categorías principales [DGNC19]:

- Ajuste de temperatura ambiente (Ambient-Adjusted, DLR-AA), en la cual solo se tienen en cuenta las variaciones de temperatura ambiente, y el resto de variables meteorológicas son consideradas constantes
- Monitorización en tiempo real (Dynamic Line Ratings with Real-Time Monitoring, DLR-RTM), en la cual se consideran las variaciones, tanto de la temperatura ambiente, como del resto de variables meteorológicas

El ajuste de temperatura ambiente (DLR-AA) tiene varias ventajas frente a la monitorización en tiempo real (DLR-RTM), entre las que se cuentan [DGNC19]:

- Dado que las diferencias de temperatura ambiente en la región donde se encuentra situada una red suelen ser mínimas, se puede ajustar dinámicamente la ampacidad de sus líneas con la misma temperatura máxima para todas ellas
- Se puede asumir un único valor de temperatura ambiente (dinámico) para toda una línea
- La temperatura varía lentamente, no es tan volátil como el viento, por lo que es más fácil de predecir

- Es posible disponer de predicciones o medidas de temperatura ambiente en tiempo real a través de servicios de meteorología, por lo que no es necesario un sistema de monitorización dedicado

Sin embargo, mediante DLR-AA se aprovecha un porcentaje mucho menor de la capacidad de las líneas (por encima del límite estático) que con DLR-RTM, ya que en el segundo caso se tiene en cuenta la convección forzada producida por el viento sobre los conductores, lo que supone un gran incremento de su ampacidad [Cigr06, DGNC19].

Una de las cuestiones más importantes es el de la seguridad, sobre la cual en [Cigr06] se hacen varias recomendaciones. Estas recomendaciones se deben seguir siempre que se tengan en cuenta las condiciones ambientales, tanto si se hace una estimación estática de la ampacidad, como si esta es dinámica. Entre ellas se encuentra el que la temperatura media de cada sección de una línea en ningún caso supere la temperatura máxima de diseño en más de 10 °C, y además no la supere durante más de un 1 % del tiempo. Adicionalmente, la temperatura local de los conductores no debe superar la temperatura máxima en más de 20 °C. Todo ello teniendo en cuenta que se deben considerar criterios adicionales de seguridad relacionados con la flecha de los conductores.

En la última década han sido varios los casos de compañías eléctricas que han empezado a operar las redes de forma dinámica. Es el caso de Viesgo, que en colaboración con la Universidad de Cantabria [MMMA19], ha desarrollado un sistema de monitorización en tiempo real para operar sus líneas de distribución de 132 kV. También cabe señalar el caso de ERCOT [HBSD10], cuyo sistema permite gestionar la red, que en cada zona de Texas es operada por una compañía diferente, basándose en el ajuste de la temperatura ambiente. Más destacable aún es el caso de ELIA en Bélgica [SGVL16], que opera la red dinámicamente, no solo en tiempo real, sino que también hace predicciones de ampacidad, basadas en dispositivos de monitorización distribuidos a lo largo de sus líneas, y en predicciones meteorológicas.

Existen diferentes planteamientos y multitud de sistemas de monitorización para calcular la ampacidad en tiempo real [DCDG16, FABM16]. Los planteamientos principales son:

- Medición de las condiciones meteorológicas (Figura 1). Se miden directamente las condiciones meteorológicas, y dada la temperatura máxima de diseño del conductor (Maximum-Allowable Conductor Temperature, MACT), se puede estimar la ampacidad.

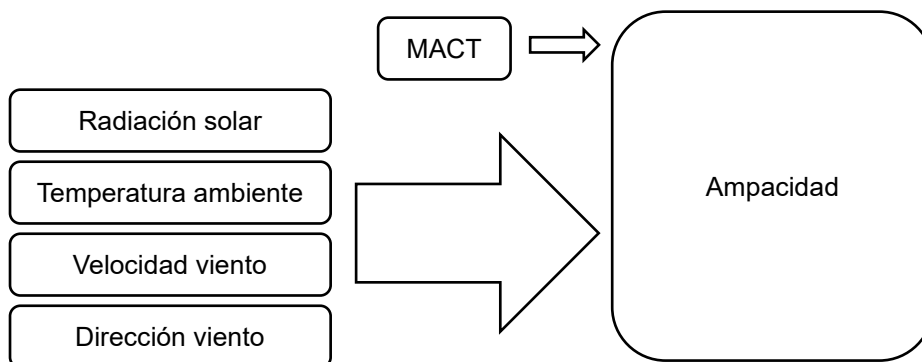


Figura 1. Cálculo de la ampacidad a partir de las variables meteorológicas.

- Medición de la temperatura del conductor (Figura 2). Se miden la corriente, la temperatura del conductor, la radiación solar y la temperatura ambiente, y a partir de estas, se calcula la velocidad de viento efectiva perpendicular al conductor (PE = Perpendicular Efectivo). De este modo se evita la incertidumbre en la medición de la velocidad del viento.

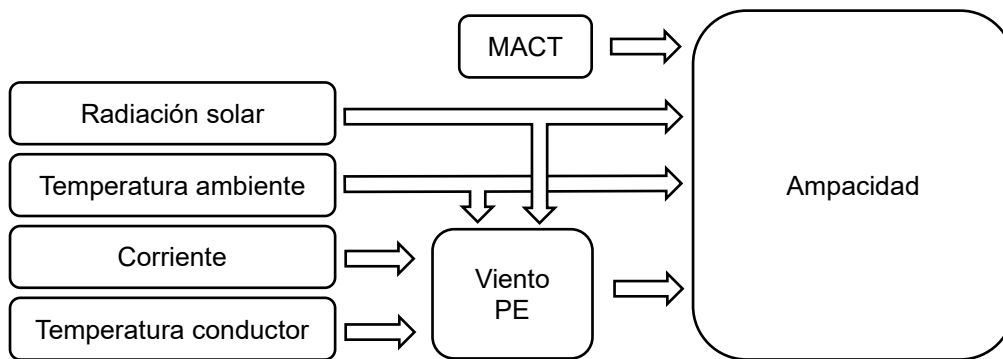


Figura 2. Cálculo de la ampacidad a partir de la temperatura del conductor.

- Medición de la flecha o de la tensión mecánica (Figura 3). Consiste en determinar la flecha del conductor, midiéndola directamente o midiendo la tensión mecánica que soporta. Si se conocen la geometría y propiedades del conductor, la flecha se puede relacionar con la temperatura media del mismo a lo largo de un vano o una sección. Además, de esta forma se puede prevenir que la distancia mínima entre el conductor y el suelo sea insuficiente.

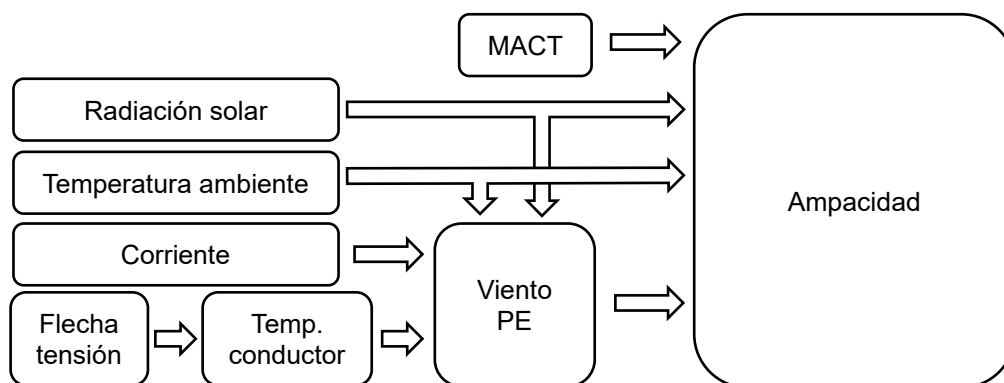


Figura 3. Cálculo de la ampacidad a partir de la flecha o la tensión mecánica.

Siguiendo alguno de estos planteamientos, la instalación a lo largo de una línea aérea de los dispositivos que se describen en los apartados siguientes permite monitorizar las variables indicadas y estimar la ampacidad de la línea en tiempo real. De forma alternativa a estos planteamientos, existen otros como el cálculo de la temperatura del conductor a partir de sincrofasores [HeJJ14, PeBo10, PJMP13, PoJM11], o el dispositivo denominado ThermalRate [DaLa04, LaDa03, Pike13], que permite obtener directamente un viento efectivo perpendicular al conductor.

2.2.1 Medición de las condiciones meteorológicas

Tal como se ha explicado previamente, en este planteamiento se miden directamente las condiciones meteorológicas que influyen en la temperatura de los conductores y se calcula la ampacidad, conocida la temperatura máxima que soporta el conductor. Las variables meteorológicas consideradas son la radiación solar, la temperatura ambiente, la velocidad del viento y la dirección del viento. Es importante considerar cómo varían estas condiciones a lo largo de una línea y a lo largo del tiempo.

Como también se ha señalado anteriormente, en la descripción del modelo térmico de conductor, la radiación solar puede ser calculada directamente, sin necesidad de ningún dispositivo de medida, a partir de la posición del sol a lo largo del día y del año, considerando siempre cielo despejado (criterio de caso peor, mayor calentamiento del conductor) [Ieee13]. Sin embargo, en este caso, no se tienen en cuenta la radiación difusa ni la reflejada (albedo), ni los efectos de sombras. Otra posibilidad consiste en medir la radiación solar usando diferentes dispositivos estándar [Cigr06]. Algunos de ellos solo miden la radiación directa del sol, mientras que otros también miden la radiación reflejada. Usando cualquiera de ellos se tiene en cuenta la atenuación de la radiación solar debida a las nubes (radiación difusa). Sin embargo, las sombras de objetos cercanos pueden afectar a los dispositivos de medida de forma local, por lo que es importante que estén instalados adecuadamente, en un lugar en el que no den medidas incorrectas no representativas de la radiación recibida a lo largo del conductor [MPJH08].

La temperatura ambiente es bastante homogénea, presentando variaciones de menos de 1 °C en distancias de unos pocos kilómetros en terrenos llanos [FLMS88, Sepp95]. En terrenos montañosos, se sabe cómo varía con la altitud. La influencia de esas diferencias a lo largo de líneas de distribución es mínima, aunque puede ser considerable en líneas largas que recorren cientos de kilómetros. Su influencia en la ampacidad es prácticamente lineal, afectando a la temperatura del conductor en una relación de uno a uno, es decir, la temperatura del conductor aumenta en la misma proporción que lo hace la temperatura ambiente [Cigr06].

Sin embargo, el viento tiene una variabilidad muy grande [Cigr06, Sepp93], pudiendo provocar importantes diferencias de temperatura axial en los conductores. El viento se debe a contrastes de temperatura entre la atmósfera y la superficie de la tierra a cualquier escala, global o local. En meteorología, el viento es estudiado de forma física mediante diferentes ecuaciones que describen el equilibrio de momentos de la atmósfera. Sin embargo, se pueden considerar diferentes aproximaciones al viento real, y así en la capa límite atmosférica la velocidad del viento decrece hacia la superficie, donde es cero, debido a la fricción con la misma [Emei13]. El modelo más simple de capa límite atmosférica se encuentra sobre terreno llano, horizontalmente homogéneo. La evolución de la capa límite es determinada principalmente por la variación diurna del balance energético de la superficie terrestre. Así, se distinguen tres tipos de capa límite [Emei13]:

- Si el calor proveniente de la superficie es dominante, tenemos una capa límite convectiva. Durante el día el sol calienta la superficie terrestre y este calor proveniente del suelo produce convección térmica.
- Si la atmósfera se enfría desde abajo, tenemos una capa límite estable. Durante la noche la superficie se enfría debido a la emisión de radiación de baja frecuencia y esto produce una capa límite con poca turbulencia e importantes gradientes verticales.
- Si el flujo de calor en la superficie desaparece, y las fuerzas horizontales son dominantes, tenemos una capa límite neutra o dinámica. Si las nubes, el viento, o las precipitaciones, superan la influencia de la radiación de alta y baja frecuencia, se forma una capa límite que casi no varía a lo largo del día.

Además, la estructura vertical de estos tres tipos de capa límite depende en gran medida del tipo de suelo bajo la misma. Su forma, rugosidad, albedo, humedad, emisividad, y capacidad de almacenar calor, determinan el momento y el intercambio de energía entre la superficie y la atmósfera.

El incremento vertical de la velocidad del viento con la altura es descrito mediante perfiles de viento logarítmicos, los cuales pueden ser determinados usando simples leyes físicas validas en la capa superficial (al menos hasta 100 m). En otras ocasiones, en lugar de esto, se usa una ley potencial (power law), es decir, una relación exponencial entre la velocidad del viento a diferentes alturas (z y z_{ref}), obtenida de forma empírica, del tipo (11) [Emei13]:

$$v(z) = v(z_{ref}) \cdot \left(\frac{z}{z_{ref}} \right)^a \quad (11)$$

Cuando el flujo pasa de un tipo de superficie a otro con diferentes propiedades (por ejemplo, de pastos a bosques, o de áreas de agricultura a áreas urbanas), la estructura de la capa límite se tiene que adaptar a las características de la nueva superficie. Además, el viento sobre terreno “complejo” (no llano) es influenciado por las propiedades de la superficie y por la elevación vertical sobre el nivel del mar (montañas, cordilleras, colinas, barrancos, etc.). La complejidad del terreno montañoso no permite la aplicación directa de perfiles de viento. Generalmente, se usan modelos analíticos o numéricos tridimensionales, para determinar el viento y la turbulencia en un lugar determinado [Emei13].

Debido a la gran variabilidad espacial y temporal del viento, en investigaciones sobre ampacidad realizadas hace décadas [CaDo88, FoLF83, FoMa90] se pretendía determinar cuál era el vano crítico de una línea (critical span). Este vano crítico era el que estaba sometido a las condiciones ambientales más desfavorables, y en el que, por lo tanto, se calentarían más los conductores, siendo este vano el que limitaría térmicamente toda la línea. Sin embargo, pronto se comprobó que en la mayoría de las líneas no había un solo vano crítico y que este cambiaba con el tiempo [FoMa90]. Más recientemente, existen dos tipos de planteamiento a la hora de determinar la distribución del viento en el tiempo y en el espacio a escala de las líneas eléctricas, un planteamiento estadístico y un planteamiento físico. En el planteamiento estadístico se trata de ajustar las medidas de viento a las condiciones de la línea. Así, en [PSRN12], se consideran

cuatro escenarios de viento posibles, más o menos conservadores, en función de los obstáculos que protejan la línea del mismo. En [GGMD14, MTJB09] se calcula el viento en diferentes puntos a lo largo de la línea por interpolación de las medidas de diferentes estaciones meteorológicas, teniendo en cuenta las condiciones del terreno. En el planteamiento físico [GGMD14, GITC13, GMBW12] se usa software de simulación fluidodinámica (Computational Fluid Dynamics, CFD) para modelar el viento a escala local, a partir de los datos de las estaciones meteorológicas y modelos cartográficos del terreno.

En algunas de las experiencias realizadas en este campo [CaDo88, DoEP97, HJHS12, LaFo09, Mons91, SiBL15] se utiliza la información suministrada por estaciones meteorológicas de redes nacionales o internacionales, situadas en el área donde se localizan las líneas objeto de estudio. En otras ocasiones se instala equipamiento meteorológico en subestaciones eléctricas [SAML98], o en las estructuras de soporte a lo largo de una línea [BBTP08, BCCO10, FGJM14, GMBW12, Mich10]. En cuanto a los instrumentos de medida, se ha demostrado que los anemómetros de cazoletas producen lecturas incorrectas a velocidades de viento bajas, además de no tener capacidad para medir viento en una dirección que no sea horizontal [BCCO10, FoMa90, Ieee13]. Por el contrario, los anemómetros ultrasónicos son más precisos y miden direcciones de viento en tres dimensiones [BCCO10, BiCh14, SpRo11]. Existen algunos dispositivos comerciales como MiCOM P341 [Mico00], que entre otras muchas cosas, mide las condiciones meteorológicas locales, y calcula la ampacidad a partir del modelo térmico de CIGRÉ.

2.2.2 Medición de la temperatura del conductor

Tradicionalmente la temperatura de los conductores se ha medido en diferentes experimentos, encaminados a estudiar el modelo térmico de los mismos, con termopares en contacto con su superficie, o insertando dichos termopares en su núcleo. Sin embargo, para la monitorización de la temperatura de conductores aéreos, se han desarrollado multitud de dispositivos que miden directamente la temperatura superficial en un punto del conductor (y salvo excepciones [Moni00], también la corriente a través de él):

- PowerDonut [Powe00], actualmente de la empresa USi, que ha creado la tercera generación del dispositivo, fue desarrollado inicialmente en la década de los 80 [FLSF83], y también mide el ángulo de inclinación del conductor
- FMC-T6 [Mult00] de General Electric
- TLM (Transmission line monitor) [Tran00] de Lindsey Manufacturing Company, también mide distancia desde el conductor al suelo
- EMO (Enhanced monitoring of overhead transmission line) [Moni00] de Micca
- OTLM (Overhead transmission line monitoring) [GaLo10, Otlm00]

- Astrose (Autonomus sensor network for condition monitoring of power lines) [Auto00] desarrollado en el instituto ENAS, es un sistema cuyos sensores también miden el ángulo de inclinación del conductor
- PLSN (Power Line Sensonet) [YDHH06] y Stick-on [MoLD12], desarrollados por Georgia Institute of Technology
- SMT (Sistema de Monitorización de Temperatura), desarrollado por la empresa Arteche, que recientemente ha dejado de estar disponible comercialmente

La mayoría de estos dispositivos se autoalimentan del conductor en el que están instalados aprovechando la energía del campo electromagnético alrededor del mismo, miden la temperatura superficial del conductor, miden la corriente (y en algunos casos variables meteorológicas, ángulo de inclinación del conductor o distancia al suelo), y envían la información inalámbricamente al sistema de monitorización del que forman parte [MYLD10]. La resolución temporal de las medidas depende de diversos factores como la constante de tiempo térmica del conductor o la eficiencia energética del dispositivo. En [BaLA13, SeMS10] se ha señalado que el volumen y la masa de este tipo de dispositivos afectan a la temperatura del conductor en el punto en el que están instalados y varios metros a lo largo del mismo, por lo que pueden dar medidas no demasiado representativas de su temperatura. Esto es debido a que el cuerpo del propio aparato evita que el conductor se enfríe por convección, especialmente cuando hay viento.

Existen otros tipos de dispositivos que calculan la temperatura del conductor de forma indirecta a partir de la medición de otras magnitudes físicas. Aunque podrían ser clasificados en otros apartados, ya que no miden directamente la temperatura del conductor, sino que la estiman, siguen el mismo planteamiento representado en la Figura 2, por lo que se describen a continuación. Entre ellos se encuentran:

- Las ondas acústicas (Surface Acoustic Wave, SAW) son usadas por un aparato de Ribe Group, denominado Ritherm [BHMB07]. En este sistema, un emisor situado en el suelo envía una señal electromagnética de alta frecuencia a un sensor pasivo colocado en el conductor, el cual la transforma en una onda acústica mediante un cristal piezoeléctrico que vibra de manera diferente en función de la temperatura. La onda es reflejada, transformada de nuevo en señal electromagnética y se devuelve al emisor.
- El dispositivo desarrollado por Isfahan University of Technology y University of Manitoba [GBNT13] utiliza las ondas electromagnéticas de radiofrecuencia (RF) para estimar la temperatura del conductor. Para ello se emiten ondas de RF hacia un sensor pasivo en contacto con el conductor; estas ondas son transmitidas a través de la cavidad del cuerpo del sensor, y en función de su temperatura y estado de dilatación, la frecuencia de resonancia será diferente.
- Sistemas de medición de temperatura mediante fibra óptica, que permiten medir la temperatura a lo largo de un conductor de varios kilómetros, a diferencia de los sistemas citados anteriormente, que miden la temperatura en un punto del mismo. Existen

sistemas comerciales para cables subterráneos [JBMN04], que se basan en el fenómeno denominado “Raman scattering”, según el cual, los fotones que viajan a través de la fibra óptica tienden a dispersarse radialmente en función de la temperatura. Más recientemente [LHYH13] se ha experimentado usando el fenómeno “Brillouin optical time domain reflectometry” combinado con “Fiber bragg grating”, siendo posible medir temperaturas en conductores aéreos, y a distancias mayores.

- Cámaras de termovisión, que generalmente se han usado para determinar la temperatura de conductores aéreos de forma puntual y contrastarla con las medidas de otros sistemas, pero también se han propuesto para enviar datos remotamente en tiempo real [Yous01].

2.2.3 Medición de la flecha o de la tensión mecánica

Como se ha indicado anteriormente, existe una relación entre la flecha de un conductor, con unas propiedades físicas y geometría determinadas, y la temperatura media del mismo, de forma que la flecha aumenta debido a la dilatación. Hay que tener en cuenta que la flecha también aumenta por otras razones como son, cargas mecánicas debidas a hielo sobre el conductor, o episodios de fuerte viento. Estos y otros factores posibilitan que se produzca una deformación plástica en el conductor de forma que la flecha tiende a aumentar con el tiempo [Cigr16]. Existen dispositivos basados en diferentes tecnologías, que calculan la altura sobre el suelo a la que está situada un conductor:

- Sagometer [FoBC02], dispositivo de la empresa EDM que procesa las imágenes de una cámara para calcular la distancia a un objetivo suspendido de un conductor en el punto más bajo del vano, determinando de este modo la flecha.
- Ampacimon [Ampa00, CILF10, LGDC06], dispositivo también comercial que mide la frecuencia natural de la oscilación de un conductor aéreo mediante acelerómetros, determinando la flecha a partir de dicha frecuencia.
- El sistema Real-Time Transmission Line Monitoring System (RT-TLMS) [SHBH09] de Prometheus Devices determina la distancia de los conductores al suelo mediante varios sensores enterrados bajo los mismos, que miden el campo electromagnético.
- En diversas investigaciones [MaSi12, MFHH01] se han usado sistemas basados en DGPS (Differential Global Positioning System) para medir la flecha con una resolución de unos pocos centímetros. Un dispositivo GPS instalado en el punto más bajo del vano indica su posición (rover), y mediante un segundo aparato GPS a pocos kilómetros (base), se corrige el error de posición del primero.
- Otro sistema [OIEd02] dispone un cable desenergizado paralelo a los conductores de fase, los cuales inducen una pequeña corriente en el mismo. Al variar la flecha de los conductores de fase, varía la distancia y por lo tanto la corriente inducida.

- Se han propuesto dispositivos de medición de distancia mediante láser, instalados directamente sobre el conductor [StPH03], o situados bajo el mismo [RATH10].

Por otra parte, la tensión mecánica horizontal y la flecha del conductor también están relacionadas, por lo que la temperatura del conductor se puede estimar a partir de la medición de dicha tensión [Cigr16]. Los conductores están sometidos a un esfuerzo de tracción, debido a su propio peso, por lo que en cada vano adquieren forma de curva catenaria (forma de hipérbola). Haciendo varias simplificaciones (catenaria con forma parabólica, longitud de los vanos de la sección similar, torres a altura parecida...), se puede considerar la tensión mecánica horizontal soportada por cada conductor, uniforme a lo largo de toda una sección, por lo que la flecha en cada vano es proporcional a esta tensión (12), siendo W el peso del conductor y H tensión horizontal. Si en un vano los dos soportes están a la misma altura, el punto más bajo del conductor estará a la misma distancia de los dos, x . Si están a altura diferente, el punto más bajo no está en la mitad del vano, por lo que se deben calcular las distancias a los soportes [Cigr16].

$$flecha = \frac{W \cdot x^2}{2 \cdot H} \quad (12)$$

Por lo tanto, si se mide la tensión que soportan los conductores con células de carga, es posible calcular la flecha de los mismos en cada uno de los vanos, y su temperatura media en esa sección. Cabe destacar que de este modo se obtiene la temperatura media del conductor en una sección, a diferencia de otros métodos que determinan la temperatura en un punto del conductor. Sin embargo, en [MBDD99, RJSB08, SADC98] se indica que al calcular la flecha de este modo se cometen errores de cálculo, debido principalmente a lo siguiente:

- Vanos de una sección con longitud muy diferente, ya que los aisladores que soportan cada conductor no están en posición completamente vertical, luego hay una diferencia de tensión horizontal entre los diferentes vanos
- Influencia del viento en la tensión mecánica
- Existencia de hielo o peso sobre el conductor
- Fluencia en el material del conductor

Por lo tanto, al calcular el aumento de la flecha por una mayor temperatura del conductor (elongación térmica del conductor), se debe tener en cuenta la elongación del conductor debida a estos efectos (elongación plástica por cargas mecánicas y por fluencia del material), los cuales hacen que la flecha tienda a aumentar con el paso del tiempo [Cigr16]. En los últimos años han sido desarrollados varios sistemas basados en la medición de tensión mecánica con células de carga, los cuales necesitan de un proceso previo de calibración:

- El sistema comercial CAT-1 [Cat-00], actualmente propiedad de USi
- TAM (Tension and Ampacity Monitoring) [AFMB11], desarrollado en la UPV/EHU
- Ampalac [MaSM11], desarrollado por LACTEC - COPEL

2.3 Predicción de ampacidad

Los trabajos de investigación sobre predicción de ampacidad encontrados en esta revisión bibliográfica están basados en medidas directas de las magnitudes meteorológicas que afectan térmicamente a los conductores aéreos, y/o en las predicciones de dichas magnitudes dadas por modelos numéricos de predicción (NWP). En muchas de estas investigaciones se describen los algoritmos para la predicción individual de cada una de estas magnitudes, radiación solar, temperatura ambiente, velocidad del viento y dirección del viento, con unos determinados alcances de tiempo, y para determinados puntos de una línea eléctrica. A continuación, se usan esas predicciones individuales como entradas de un modelo térmico, para calcular una predicción de ampacidad o de la temperatura de los conductores, para esos alcances y esas localizaciones de la línea.

Sin embargo, las magnitudes meteorológicas están correlacionadas, y a veces sus efectos sobre los conductores aéreos se cancelan mutuamente. La magnitud que tiene mayor influencia en los conductores es el viento [Cigr06], y a continuación, la temperatura ambiente y la radiación solar, no teniéndose en cuenta generalmente, otras variables como la precipitación en forma de lluvia o nieve, o la humedad del aire [Cigr14]. A velocidades medias y altas, el enfriamiento que produce el viento sobre el conductor es dominante, mientras que, a velocidades de viento bajas, la temperatura ambiente y la radiación solar pueden elevar la temperatura del conductor de forma considerable [Cigr06]. Por todo ello, en otro tipo de planteamiento se calcula directamente la ampacidad a partir de las medidas y/o a partir de las predicciones meteorológicas con un modelo térmico de conductor. Y a continuación, se utilizan esas ampacidades “observadas” y/o “predichas” como entradas de diferentes algoritmos que dan una predicción de ampacidad para determinados alcances y localizaciones de la línea.

Uno de los sectores de referencia en investigación sobre predicción de magnitudes meteorológicas con una escala local es el de las energías renovables, por lo que se ha recopilado información sobre ello. En concreto, en el sector eólico se estudia la predicción de la potencia de salida de generadores y parques eólicos. En algunos casos se predice esta potencia directamente, mientras que en otros, se predice la velocidad del viento sobre los generadores, y esta se relaciona con la potencia. Estos métodos para la predicción del viento pueden ser útiles para la predicción de la ampacidad de líneas eléctricas aéreas. Sin embargo, hay que tener en cuenta algunos aspectos [RLDH09], como es que los generadores eólicos producen energía independientemente de la dirección del viento, ya que se orientan en dicha dirección, mientras que el ángulo de incidencia del viento sobre un conductor eléctrico tiene influencia en su ampacidad. Si el viento es perpendicular al conductor, se produce un mayor enfriamiento del mismo, y por tanto, su ampacidad será mayor [Cigr14]. Además, aunque el viento produce un enfriamiento de los conductores eléctricos aéreos en cualquier rango de velocidades, las turbinas eólicas modernas generan energía con vientos desde un umbral mínimo de velocidad, hasta 25-30 m/s [Emei13]. A pesar de ello, hay una correlación entre la ampacidad de una línea y la potencia generada en un parque eólico, que es mayor cuanto más cerca este el parque eólico de la línea [FGJM14, GMDM14].

En el sector eólico se hacen diferentes tipos de predicción para plazos desde unos pocos minutos hasta 24 o 48 horas. Algunas de estas predicciones están basadas en estadística y análisis de las series temporales de las medidas locales de viento. Otras están basadas en las predicciones meteorológicas realizadas por diferentes agencias de meteorología. Según [GiKa11, Kari17] los diferentes tipos de predicción están basados en:

- Estadísticas de medidas locales.
- Predicciones meteorológicas.
- Planteamiento físico, combinando las predicciones meteorológicas con un modelo cartográfico del terreno.
- Planteamiento estadístico, usando las predicciones meteorológicas y las medidas locales como datos de entrada.
- Combinación del planteamiento físico y el estadístico, con predicciones meteorológicas, un modelo cartográfico del terreno y medidas locales.

Los métodos para predecir la velocidad del viento que únicamente usan medidas locales, se basan en el estudio de las series temporales de dichas medidas, mediante diferentes tipos de metodología:

- Modelos ARIMA de las series temporales de viento [BaJI12, MiSW04, ScTe98, Sfet00], fractional-ARIMA [KaSe09], ARIMA-GARCH [LaMc10, LiES11], SETAR, STAR y MSAR [PCMS08]
- Árboles probabilísticos [KuZS09a]
- Redes neuronales de diferentes tipos: perceptron de una o varias capas [AIDS99, CaRi09, KuZS09a, Sfet02]; RBF [MKHA05], redes recurrentes [MKHA05], SVM [KuZS09a], Neural logic network [Sfet00]
- Lógica difusa (Fuzzy logic): Takagi-Sugeno FIS [DaDo01, RaFe04] y ANFIS [PoNe06, Sfet00]
- Métodos tan dispares como Kalman filter [Boss85], Discrete Hilbert transform [ZhYa02] [ABOO06], Wavelet-based models [HuNa01], o Grey predictor [EIES06], Abductive Networks (GMDH) [AbES09]

Si se utilizan predicciones meteorológicas, la salida del modelo de predicción meteorológica es adaptada al lugar donde se encuentra situado el parque eólico. En el planteamiento físico, basado en un modelo cartográfico del terreno, se trata de determinar los efectos de la orografía (rugosidad del terreno, vegetación, obstáculos, etc.) en la velocidad del viento, y obtener un perfil de viento local. Además, se realiza un postprocesado (Model Output Statistics, MOS) de la predicción para corregir errores sistemáticos (offset, desviaciones, etc.). En el planteamiento estadístico se combina la salida del modelo meteorológico con medidas locales de generación eólica, velocidad y dirección del viento, etc., para que las predicciones se

ajusten en mayor medida a los valores reales. Entre los métodos basados en el planteamiento estadístico, algunos se basan en:

- Distintos tipos de regresión [BGLN07, Gow03, MSCL04]
- Árboles probabilísticos [KuZS09b]
- Redes neuronales: perceptron de una o varias capas [KuZS09b, SPOP09], RBF [KuZS09b], varios tipos de redes recurrentes [BTAD06], y SVM [KuZS09b]

Dado que el objetivo de la tesis es la predicción de la ampacidad de líneas aéreas, se ha hecho un análisis bibliográfico más completo de los métodos que tienen este propósito. Dichos métodos se clasifican en la Tabla 1 según el tipo de predicción, de forma similar a la clasificación descrita para el sector eólico. De este modo, se diferencia entre los métodos que se basan únicamente en medidas locales, y los que se basan en predicciones meteorológicas. Estos últimos pueden usar también un modelo del terreno (planteamiento físico), o herramientas estadísticas y medidas locales (planteamiento estadístico), para adaptar dichas predicciones a una escala espacial y temporal más pequeña. Todas las predicciones meteorológicas están basadas en modelos numéricos (NWP) de mayor o menor escala (ver Anexo D), por lo que se podría decir que todos los métodos de predicción de ampacidad que las usan, se basan en un modelo físico de la atmósfera. Sin embargo, el criterio seguido aquí para clasificarlos en el planteamiento físico, es que usen modelos físicos del terreno y de la atmósfera para conseguir una resolución mayor que la de los modelos mesoescalares que utilizan como entrada.

El análisis de los métodos de predicción listados en la Tabla 1 se realiza por separado en los siguientes apartados, según se basen solo en medidas locales, o se basen en predicciones meteorológicas. Además, se indica el alcance de tiempo de las predicciones, y otras particularidades. Por otra parte, muchos de los métodos analizados hacen una predicción determinista o puntual, y en otros se hace una predicción probabilística. Los primeros dan un valor puntual como predicción de ampacidad para cada instante futuro y buscan acercarse en la medida de lo posible a las medidas u observaciones. Para ello, tratan de minimizar el error, sin importar si este es positivo, con predicciones de ampacidad por encima de las observaciones, que suponen sobrepasar la temperatura máxima admisible de los conductores, o negativo. Los segundos hacen predicciones probabilísticas, que tratan de cuantificar la incertidumbre asociada a la predicción de ampacidad para cada instante futuro. Estas predicciones permiten elegir un nivel de riesgo determinado, y por tanto, un menor calentamiento de los conductores. Las predicciones probabilísticas pueden ser de varios tipos:

- “Teóricas” o “paramétricas”, se asume que tienen una distribución de probabilidad con una forma determinada, definida como una función de densidad mediante parámetros.
- “Empíricas” o “no paramétricas”, que no tienen una forma predefinida y generalmente se basan en el cálculo de cuantiles empíricos.

Finalmente, en un último apartado, se analiza la forma en que se evalúa la calidad de las predicciones, siendo diferente si estas son puntuales o si son probabilísticas.

Tabla 1. Métodos para la predicción de ampacidad.

Tipo de predicción	Datos de entrada	Método	Modelo térmico	Variable a predecir	Alcance (resoluc)	Evaluación predicciones
Basada en medidas locales	Medidas de una estación meteorológica	Modelos AR y función de transferencia [HaDe88]	Basado en House&Tuttle y Morgan	Ampacidad probabilística	1 - 24 h (1 h)	-
	Medidas de temperatura conductor en 13 puntos. Medidas 5 estaciones meteorológicas	Mínimo entre estaciones y medidas recientes [FoMa90, FoMa92]	IEEE 738 régimen estacionario	Ampacidad puntual	1 - 4 h (1 h)	-
	Medidas de 2 estaciones meteorológicas	Modelo AR de temperatura ambiente [StND91]	IEEE 738 régimen estacionario	Ampacidad probabilística	1 - 24 h (1 h)	% errores positivos
	Medidas de 2 estaciones meteorológicas	Modelos AR bayesianos [ZPMS02]	IEEE 738 régimen no estacionario	Temperatura del conductor probabilística (MCS)	1 h	% errores positivos (estimación de carga de línea)
	Medidas de una estación meteorológica	Modelos AR bayesianos [BACM07]	IEEE 738 régimen estacionario	Ampacidad probabilística (MCS)	1 h	-
	Medidas de 3 estaciones meteorológicas	Modelos SAR y AR bayesiano [KiKi10]	IEEE 738 régimen estacionario	Temperatura del conductor probabilística (MCS)	1 h	-
	Medidas de una estación meteorológica marina	Clasificación del viento en clases. [KrWB10]	IEEE 738 y CIGRÉ régimen estacionario y no estacionario	Ampacidad probabilística	1 h	-
	Medidas meteorológicas y de corriente	Modelos AR bayesianos [WaSJ11]	IEEE 738 régimen no estacionario	Temperatura del conductor probabilística (MCS)	1 h	% errores positivos (estimación de carga de línea)
	Medidas variables de línea. Medidas 6 estaciones meteorológicas	Red neuronal FIR entrenada con algoritmo BP [LiMC11]	Implícito red neuronal y IEEE 738 régimen no estacionario	Temperatura del conductor puntual	1 h	Graficas de error relativo
	Medidas de una estación meteorológica	Red neuronal Perceptron multicapa entrenada con algoritmo LM [MGMM14]	IEEE 738 y CIGRÉ	Ampacidad puntual	-	MSE variables meteorológicas , histogramas error variables meteorológicas y ampacidad
	Medidas de 9 estaciones meteorológicas	Interpolación espacial entre estaciones. Modelos AR-CH y VAR-CH [FaBI16]	IEEE 738 régimen estacionario	Ampacidad probabilística (MCS)	10 - 30 min (10 min)	RMSE, agudeza, CRPS, PIT de variables meteo.

Tipo de predicción	Datos de entrada	Método	Modelo térmico	Variable a predecir	Alcance (resoluc)	Evaluación predicciones
Basada en medidas locales	Medidas meteorológicas	Quantile regression [WWHZ16]	IEEE 738	Ampacidad probabilística	1 h	NMAE P50
	Medidas meteorológicas	Exponential smoothing [ZDZX16]	IEEE 738 régimen no estacionario	Ampacidad puntual	1 h	NMAE ampacidad y variables meteorológicas
	Medidas 3 estaciones meteorológicas	Modelos ARIMA y de espacio de estados [KKBT17]	CIGRÉ	Ampacidad probabilística	1 - 4 h (1 h)	MAE predicción puntual
	Medidas de una estación meteorológica	Media de últimas medidas [NgSF17]	Modelo régimen no estacionario	Ampacidad puntual	5 min, 30 min	Histogramas de error relativo
	Medidas 9 estaciones meteorológicas	Red neuronal GRUN [MoPS18], QRF [MoFS19]	CIGRÉ régimen estacionario	Ampacidad puntual	1 - 24 h (1 h), 1 - 48 h (1 h)	MAE, NMAE
Basada en NWP	Predicciones meteorológicas de Ontario Hydro	Aplicación de la predicción meteorológica [ChBa89]	House & Tuttle, Morgan, IEEE 738 régimen estacionario	Temperatura del conductor puntual	1 h, 5 h	-
	Predicciones meteorológicas	Aplicación de la predicción meteorológica [Babs11]	Basado en IEEE 738 y CIGRÉ régimen estacionario	Ampacidad puntual	24 h	-
	Predicciones meteorológicas de NAM escaladas con modelo WRF	Aplicación de la predicción meteorológica [Pytl12]	Basado en IEEE 738	Ampacidad puntual	3 - 84 h (3 h)	Bias, MAE, RMSE, % errores positivos
	Predicciones meteorológicas	Aplicación de la predicción meteorológica. Interval arithmetic [Chai18]	-	Ampacidad probabilística	-	-
Basada en NWP + modelo de terreno	Predicciones meteorológicas de la NOAA. Rugosidad del terreno	Interpolación predicciones meteo., corrección del viento con topografía [MiTa09]	CIGRÉ régimen estacionario	Ampacidad probabilística (MCS)	6 - 24 h (6 h)	-
	Predicciones meteorológicas. Rugosidad del terreno	Interpolación predicciones meteo., corrección del viento con topografía [HJHS12]	CIGRÉ	Ampacidad probabilística	4, 24 y 48 h	% errores positivos, n° horas consecutivas err. positivos.

Tipo de predicción	Datos de entrada	Método	Modelo térmico	Variable a predecir	Alcance (resoluc)	Evaluación predicciones
Basada en NWP + modelo de terreno	Predicciones meteorológicas del modelo HRRR v2. Rugosidad del terreno	Software de simulación CFD [YSLM18]	Basado en IEEE 738 régimen no estacionario	Temperatura del conductor puntual	15 min - 18 h (15 min)	Errores absolutos
	Predicciones meteorológicas del modelo HRRR v2. Rugosidad del terreno	Software de simulación CFD [AFLF19]	IEEE 738 régimen estacionario	Ampacidad puntual	1 - 18 h (1 h)	RMSE variables meteorológicas y ampacidad
Basada en NWP + estadística	Predicciones meteorológicas de NWS. Medidas de estaciones meteorológicas	Corrección de la predicción meteorológica con medidas [Deb95]	Modelo régimen estacionario y no estacionario	Ampacidad	7 días	-
	Predicción "ensemble" GEFS escalada con modelo WRF	Estimación paramétrica de funciones de densidad de las predicciones [RiSM13]	IEEE 738	Ampacidad probabilística (MCS)	24 h	PIT
	Predicciones meteorológicas de GFS escaladas con modelo WRF. Medidas de flecha y viento	Ajuste estadístico de predicción meteorológica con medidas locales [NgLS13, SGVL16]	Basado en IEEE 738 y CIGRÉ	Ampacidad probabilística	30 min - 60 h (30 min)	Histogramas de error relativo P98
	Predicciones meteorológicas de Met Office y medidas de una estación meteorológica	Ajuste estadístico de predicción meteorológica con medidas locales [ChSH15]	CIGRÉ	Ampacidad puntual	8 - 24 h, 2 - 7 días (8 h)	Histogramas de error
	Predicciones meteorológicas del modelo COSMO. Predicciones de carga	Interpolación espacial de las predicciones meteorológicas [SiBL15]	IEEE 738 régimen no estacionario	Temperatura del conductor puntual	1 - 24 h (1 h)	-
	Predicciones meteorológicas de Weather Underground. Medidas de 3 estaciones meteorológicas	Red neuronal basada en extended Kalman filter [SLCG15]	IEEE 738 régimen estacionario	Ampacidad probabilística	1 - 24 h (1 h)	% errores positivos P98
	Predicciones meteorológicas de Foreca. Medidas de 4 estaciones meteorológicas	Corrección de desviaciones y rampas meteorológicas [Uski15]	-	Ampacidad puntual	1 - 24 h (1 h)	% errores positivos

Tipo de predicción	Datos de entrada	Método	Modelo térmico	Variable a predecir	Alcance (resoluc)	Evaluación predicciones
Basada en NWP + estadística	Predicciones meteorológicas CWB. Medidas meteorológicas locales	PCA, regresión multivariable [JLCZ18]	IEEE 738 régimen no estacionario	Temperatura del conductor puntual	1 - 12 h (1 h)	MAE
	Predicciones meteorológicas del modelo ECMWF 0,25°. Medidas meteorológicas locales	GLM, MARS, RF, QRF [AzSi16]	Basado en CIGRÉ	Ampacidad puntual (GLM, MARS, RF), ampacidad probabilística (QRF)	15 min - 27 h (15 min)	NBias, NMAE, confiabilidad, agudeza
	Predicciones meteorológicas del modelo ECMWF 0,125°. Medidas meteorológicas locales	QLR, MDNN, KDE, QRF [DuKM19, DuMK16]	CIGRÉ	Ampacidad probabilística	1 -42 h (1 h)	NMAE P50, PIT, agudeza, CRPS, QS
	Predicciones meteorológicas escaladas con modelo WRF	MLQR y GMM [VDPH20]	Basado en CIGRÉ régimen estacionario	Ampacidad probabilística	24 h	-

2.3.1 Predicción de ampacidad a partir de medidas

En los métodos de predicción de ampacidad basados solo en medidas directas encontrados en esta revisión bibliográfica, se parte de cada una de las series temporales de medidas de las variables meteorológicas de las que depende la ampacidad, para predecir cada una de estas variables individualmente. Se usan modelos diferentes para cada una de ellas, basados en autorregresión o en redes neuronales. Estas predicciones se utilizan como entradas de un modelo térmico de conductor, para dar una predicción de ampacidad o de temperatura del conductor. Las excepciones a este procedimiento son [LiMC11, MoFS19, MoPS18, WWHZ16], en las cuales se usan las medidas recientes de esas variables como entrada a un único modelo predictivo, y [FoMa90]. En general, las predicciones de ampacidad a partir de medidas tienen un horizonte típico de una hora, aunque en las investigaciones más antiguas [HaDe88, StND91], se extendieron hasta 24 horas, comprobando que no daban buenos resultados para plazos tan largos. Otra de las cuestiones a tener en cuenta, es que en la mayoría de los casos se predice la ampacidad o la temperatura de los conductores para los puntos de la línea eléctrica en los cuales se dispone de medidas meteorológicas, siendo pocos los trabajos que estudian la predicción de la ampacidad de toda una línea [FoMa90] o una red eléctrica completa [ZDZX16].

En cuanto a la metodología empleada para predecir cada variable meteorológica, se usan modelos estadísticos diferentes para cada una de ellas. Estos modelos se basan en ARIMA [FaBI16, HaDe88, KKBT17, StND91], modelos autorregresivos bayesianos [BACM07,

KiKi10, WaSJ11, ZPMS02] u otros [KrWB10, NgSF17, ZDZX16]. Salvo excepciones [KrWB10, NgSF17, ZDZX16], la radiación solar no es medida, sino que se hace una predicción determinista de su comportamiento considerando el cielo despejado, modelando su periodicidad con series de Fourier, en función de la posición del sol sobre el horizonte. La temperatura ambiente es predicha con modelos autorregresivos de distinto tipo en [BACM07, FaBI16, HaDe88, KKBT17, StND91, WaSJ11, ZPMS02] tras eliminar de la serie la periodicidad diaria. Así, se modela la temperatura ambiente como la suma de un componente “estocástico”, predicho con uno de los modelos autorregresivos descritos más adelante, más un componente determinista periódico, modelado con series de Fourier. En algunos casos [FaBI16, HaDe88] también se modela la periodicidad diaria del viento mediante series de Fourier. En otros casos, la periodicidad de la velocidad y la dirección del viento está incluida implícitamente dentro del propio modelo, o explícitamente como en [KiKi10], donde se predice la velocidad del viento con un modelo de tipo SAR.

En [StND91] se predice la ampacidad en dos localizaciones distantes geográficamente con un horizonte de hasta 24 horas, de hora en hora. Para ello se usa un modelo autorregresivo para predecir la temperatura ambiente, considerando una velocidad de viento efectivo sobre el conductor constante, de 0,6 m/s. En [HaDe88] también se predice la ampacidad con un horizonte de 24 horas. En este caso, se usan modelos autorregresivos para la temperatura ambiente y la dirección del viento, y modelos de función de transferencia para predecir la velocidad del viento y el número de Nusselt, ya que obtienen mejores resultados prediciéndolo previamente a su inclusión en los cálculos térmicos. Dichos modelos de función de transferencia predicen los valores de la variable de salida a partir de sus valores pasados y los valores pasados de una variable exógena, que en este caso es la temperatura ambiente. En ambos casos [HaDe88, StND91] se hace una predicción probabilística de la ampacidad. Para ello, en [HaDe88] se parte de las predicciones puntuales y, asumiendo una distribución gaussiana [BJRL16], se predice la varianza de cada variable meteorológica en función de la varianza de los errores de la última hora de la temperatura ambiente y de la variable a predecir, y la varianza de la ampacidad, en función de las varianzas de temperatura ambiente y número de Nusselt calculadas previamente.

En [ZPMS02] se predice la temperatura del conductor en dos localizaciones de una línea separadas entre sí, a 1 hora vista. Para ello, se usan modelos autorregresivos con inferencia bayesiana para estimar los parámetros de la distribución de probabilidad de las predicciones de cada variable meteorológica, a partir de las medidas horarias de los 6 días anteriores. Se asume a priori, que la dirección del viento tiene una distribución Von Mises, para la velocidad del viento se usa un modelo de regresión logística que representa las velocidades bajas con una distribución gaussiana y el resto con una distribución Weibull, y para la temperatura ambiente se usa una distribución gaussiana. Todos estos modelos son autorregresivos, y se calcula el parámetro de localización de cada predicción a partir de la medida de la última hora. Finalmente, se usan estas predicciones probabilísticas de las variables meteorológicas y la predicción determinista de radiación solar para la siguiente hora, en una simulación Monte Carlo con las ecuaciones térmicas del conductor, para dar una predicción probabilística de la temperatura del conductor. En [BACM07, KiKi10, WaSJ11] se hace un planteamiento muy similar a [ZPMS02], aunque en [KiKi10] se hace una predicción puntual de la velocidad del viento con un modelo

de tipo SAR, y a continuación se calcula una distribución de probabilidad de dicha predicción a partir de los errores pasados.

En [FaBI16] se hace predicción de ampacidad en nueve localizaciones separadas a lo largo de una línea eléctrica de 90 km, con un horizonte temporal de 2 horas, a partir de medidas medias cada 10 minutos. Para ello, se predice la temperatura ambiente y la velocidad del viento descompuesta en direcciones norte y este, mediante modelos autorregresivos y modelos VAR (Vector Auto Regressive). Los modelos VAR dan una predicción en una de las localizaciones a partir de las medidas pasadas, no solo en esa localización, sino también en localizaciones cercanas. Los modelos AR y VAR permiten calcular las distribuciones de probabilidad de las predicciones a partir de las predicciones puntuales. Así, se asume una distribución gaussiana para la temperatura ambiente, una distribución gaussiana truncada que tiene en cuenta que la velocidad del viento solo toma valores positivos, y una distribución Von Mises para la dirección del viento. Sin embargo, en este trabajo se demuestra cómo los modelos heterocedásticos ARCH y VAR-CH, en los cuales la varianza de estas distribuciones es calculada en función de los errores de la última hora (o las últimas dos horas, en el caso de la dirección del viento), dan mejores resultados que los modelos AR y VAR, con varianza constante. Los parámetros de los diferentes modelos son elegidos con el objetivo de minimizar el CRPS. Finalmente, se hace predicción de ampacidad en una simulación Monte Carlo, con las predicciones probabilísticas de las diferentes variables meteorológicas.

En [ZDZX16] se utiliza un modelo similar a los autorregresivos, denominado Exponential Smoothing, en el cual las medidas pasadas de cada variable meteorológica se elevan un número de veces p y se multiplican por un factor de suavizado. En [NgSF17] se predicen las variables meteorológicas a partir de la media de las medidas más recientes. En [WWHZ16] se sigue una metodología diferente, en la cual se calculan diferentes cuantiles de un conjunto de medidas pasadas de las variables meteorológicas, mediante regresión cuantílica (Quantile Regression), sin importar el orden cronológico de esas medidas. De esta forma se hace una predicción probabilística “empírica” de ampacidad, en la cual la incertidumbre de las predicciones se cuantifica mediante diferentes cuantiles.

Un planteamiento diferente para hacer predicción de ampacidad o de la temperatura de los conductores está basado en redes neuronales. En [LiMC11], se usa una red neuronal FIR (Finite Impulse Response) entrenada con el algoritmo BP (Back Propagation) para predecir la temperatura del conductor a una hora vista. Este tipo de red neuronal tiene una arquitectura de propagación hacia delante, pero implementa lazos de realimentación localmente, a nivel sináptico, para tratar la variación temporal de las variables, es decir, la dependencia de variables de salida actuales, a partir de variables de entrada pasadas. Cada sinapsis tiene el mismo modelo matemático que un filtro FIR, de ahí su denominación. Las entradas de la red neuronal son medidas de varias estaciones meteorológicas locales y medidas de temperatura e inclinación del conductor, corriente y tensión eléctrica en diferentes puntos de una línea, con resolución de un minuto. Compara las predicciones de temperatura del conductor para la siguiente hora, hechas con un modelo térmico en régimen no estacionario a partir de las predicciones de las variables meteorológicas de la red neuronal, con las hechas directamente con la red neuronal. En [MGMM14], se usa una red neuronal Perceptron multicapa entrenada con el algoritmo

Levenberg Marquardt, para predecir la ampacidad de una línea. Las entradas de la red neuronal son medidas de temperatura ambiente, velocidad y dirección del viento, y radiación solar. Hace predicción de cada una de ellas, para calcular una predicción de ampacidad con un modelo térmico. En [MoPS18] se utiliza una red neuronal GRUN (Gated Recurrent Unit Network) con medidas de la velocidad del viento en ejes X e Y, temperatura ambiente y gradiente vertical de temperatura ambiente (adiabatic lapse rate) como entradas. Este tipo de red neuronal pertenece a la familia de las “redes neuronales recurrentes” (Recursive Neural Networks, RNN), adecuadas para “aprender” la dependencia de la salida respecto a entradas pasadas en el tiempo. Es importante señalar que estos métodos basados en redes neuronales hacen una predicción puntual de ampacidad.

2.3.2 Predicción de ampacidad a partir de predicciones meteorológicas

Como se puede ver en la Tabla 1, gran parte de los trabajos de investigación sobre predicción de ampacidad encontrados en esta revisión bibliográfica, están basados en predicciones meteorológicas. Aunque en algunos casos [Babs11, ChBa89, Pytl12] se usan directamente las predicciones meteorológicas mesoescalares para la localización de cada soporte o vano de una línea eléctrica, ha quedado en evidencia [HJHS12, Pytl12] que es necesario algún tipo de ajuste físico o estadístico, para que las predicciones de ampacidad o de la temperatura de los conductores se acerquen en lo posible a las observaciones, y el riesgo de sobrepasar la temperatura máxima admisible sea menor. Esto es debido, al menos en parte, a que la resolución de los modelos meteorológicos mesoescalares no es suficiente para tener en cuenta los efectos locales del viento [GiKa11]. Por este motivo, en [Uski15] se hace una predicción conservadora de la ampacidad, teniendo en cuenta solo las predicciones meteorológicas de temperatura ambiente, y considerando valores estáticos para el viento y la radiación solar. De este modo se consigue un riesgo menor, a costa de un menor aprovechamiento de la capacidad de la línea eléctrica, al considerar un mínimo enfriamiento por convección.

En general, las predicciones de ampacidad basadas en predicciones meteorológicas tienen un horizonte temporal típico de 24 o 48 horas. Este horizonte, y la resolución temporal de las predicciones de ampacidad viene impuesto por el modelo de predicción meteorológica utilizado. Por otra parte, estos modelos meteorológicos dan predicciones para los puntos de una rejilla mesoescalar, y aunque en muchas de las investigaciones analizadas se dispone de medidas de las variables meteorológicas para múltiples puntos geográficos a lo largo de una línea eléctrica, en general, se hace predicción de ampacidad de forma individual para cada uno de esos puntos. Únicamente en [HJHS12, SLCG15] se hace una predicción de la capacidad total de una línea. Esta capacidad está limitada por un vano crítico en cada momento, y se calcula como la menor predicción a lo largo de la línea para cada instante.

En [AFLF19, HJHS12, MiTa09, YSLM18] se tienen en cuenta los efectos de la orografía mediante un modelo físico. Tanto en [MiTa09] como en [HJHS12], se interpolan las

predicciones de cada variable meteorológica, teniendo en cuenta la distancia al punto de la línea para el que se quiere predecir la ampacidad. A continuación, se corrige la velocidad del viento en función de la rugosidad del terreno, mediante una relación entre vientos a diferentes alturas (wind profile power law), similar a (11). En [HJHS12] se hace predicción de ampacidad en diferentes puntos de una línea a 4, 24 y 48 horas vista. En [MiTa09] se parte de las predicciones probabilísticas (valor medio, desviación estándar, máximo y mínimo) de las variables meteorológicas con alcances de 6, 12, 18 y 24 horas, calculadas a partir de las predicciones puntuales de NOAA, para predecir la ampacidad en una simulación Monte Carlo. En cambio, en [AFLF19] se parte de las predicciones meteorológicas del modelo HRRR con 3 km y 15 min. de resolución, para una región por donde pasa una línea de más de 100 km, para conseguir una resolución mayor de las predicciones de viento con software de simulación fluidodinámica (CFD). De este modo se consigue una resolución de 30 m para tratar de aproximarse al punto medio de cada vano. En [YSLM18] se sigue un procedimiento muy similar, usando otro software de simulación CFD a partir del mismo modelo meteorológico.

En otros trabajos de investigación se describen métodos con un planteamiento estadístico para ajustar las predicciones meteorológicas mesoescalares a diferentes puntos de una línea. En [NgLS13] se procesan las predicciones meteorológicas del modelo global GFS, convertidas a resolución mesoescalar con WRF, con un horizonte de hasta 60 horas. Para ello, se utilizan herramientas estadísticas y aprendizaje reforzado (reinforcement learning), a partir de las medidas de flecha y viento perpendicular a la línea de varios aparatos Ampacimon instalados a lo largo de la misma, y de estaciones meteorológicas cercanas. En [ChSH15] se adaptan las predicciones meteorológicas de Met Office a las medidas locales, interpolándolas en el tiempo. La predicción de radiación solar se calcula a partir de predicciones de nubosidad y de históricos de medidas de radiación solar.

En [SiBL15] se utilizan las predicciones del modelo COSMO y predicciones de la carga de la línea, para hacer una predicción de la temperatura del conductor a lo largo de la línea con un horizonte de 24 horas. Se interpolan las predicciones de cada variable meteorológica para cada torre de la línea, y se calcula el valor para cada sección como la media de las torres en la misma. Se usa un modelo térmico en régimen no estacionario para predecir la evolución de la temperatura del conductor a lo largo de una hora, tomando como valor inicial la predicción de la hora anterior. Para contrastar las predicciones se usan las medidas de 16 estaciones meteorológicas cercanas, cuyos valores son interpolados a los nodos del modelo COSMO mediante Kriging.

En [JLCZ18] se hace predicción de la temperatura del conductor hasta 12 horas vista. Para ello se dispone de medidas de corriente y de temperatura del conductor de un dispositivo SMT en un vano de una línea, y medidas y predicciones de las variables meteorológicas para una rejilla de 2,5 x 2,5 km del Central Weather Bureau de Taiwan. Usa Principal Component Analysis (PCA) para encontrar los componentes principales no correlacionados que representan la mayor varianza de las observaciones de las 12 horas previas, para un modelo de regresión multivariable con el que hace predicción de la temperatura de los conductores. Para evaluar las predicciones, calcula el error como la diferencia entre las predicciones puntuales y las medidas tomadas por el dispositivo SMT.

En [RiSM13] se parte de los 20 escenarios del “ensemble” de predicción meteorológica GEFS, aunque se consigue una resolución mesoescalar con el modelo WRF, para predecir la ampacidad a 24 horas vista. Se hace una predicción probabilística de cada variable meteorológica, estimando los parámetros de cada una de ellas por máxima verosimilitud (Expectation Maximization Algorithm), a partir de datos de entrenamiento de medidas locales. La temperatura ambiente se modela con una distribución gaussiana que es la suma ponderada de las distribuciones gaussianas de los diferentes escenarios de la predicción “ensemble”, la velocidad del viento a partir de las distribuciones Weibull de los escenarios y la dirección del viento a partir de distribuciones Von Mises. Estas predicciones meteorológicas son las entradas de una simulación Monte Carlo con un modelo térmico de conductor para dar una predicción probabilística de ampacidad.

En [SLCG15] se hace predicción de ampacidad hasta 24 horas vista, con resolución horaria, para ciertos vanos que son seleccionados por considerarlos críticos en el recorrido de una línea. Se considera la ampacidad de la línea como el valor mínimo entre los predichos en esos vanos. Se usan las predicciones meteorológicas puntuales de Weather Underground para la zona, y medidas en estaciones meteorológicas cercanas, como entradas de una red neuronal, basada en un filtro Kalman extendido (extended Kalman filter-based NN), para hacer predicciones probabilísticas de las variables meteorológicas. Cada una de esas variables meteorológicas es considerada como una variable aleatoria independiente con distribución gaussiana, definida por su media y su desviación estándar. Por ello, se calcula la predicción de ampacidad para cada vano como una variable aleatoria, cuyas media y desviación estándar son calculadas por expansión en series de Taylor.

En [AzSi16] se parte de las predicciones meteorológicas puntuales del modelo ECMWF 0,25 ° y de las medidas de las mismas variables meteorológicas en varios puntos de una línea, para hacer predicción de ampacidad con un horizonte temporal de 27 horas, de 15 en 15 minutos. Como las predicciones no tienen la misma escala espacial, ni temporal, que las medidas, se interpola a partir de los nodos del modelo más cercanos a cada punto de la línea, y se interpola en el tiempo consiguiendo una resolución de 15 minutos. Se calcula la ampacidad con un modelo térmico, tanto a partir de las predicciones como de las medidas, generando series temporales de ampacidad para los distintos puntos de la línea en los que se dispone de medidas. Se usan las predicciones meteorológicas y las medidas de un año para entrenar cuatro métodos de predicción diferentes: Generalized Linear Models (GLM), Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS), Random Forests (RF) y Quantile Regression Forests (QRF). En el proceso de predicción se usa una ventana de tiempo deslizante, en la cual cada método hace predicciones para cada alcance, a partir de ampacidad y variables meteorológicas medidas en un pasado reciente, y predicciones para ese alcance de las variables meteorológicas. Los tres primeros métodos generan predicciones puntuales de ampacidad, mientras que el último, QRF, genera predicciones probabilísticas.

En [DuMK16] se hace una predicción de ampacidad probabilística, hasta 24 horas vista, en varios puntos de una línea. El estudio se centra en elegir el cuantil óptimo de las predicciones, que minimiza los costes económicos de generación eléctrica por una capacidad reducida de transmisión, y debidos al mayor uso de reservas causado por errores de predicción. Las

predicciones son generadas por un modelo QRF, que tiene como entradas las observaciones en el instante en que se hace la predicción, medias de las observaciones un determinado número de horas antes de la predicción, y predicciones del modelo ECMWF interpoladas en el espacio para los puntos de interés, y en el tiempo para conseguir una resolución horaria. En [DuKM19] se extiende la predicción a 42 horas vista usando además otros modelos: Quantile Linear Regression, Mixture Density Neural Network y Kernel Density Estimator.

2.3.3 Evaluación de predicciones puntuales y de predicciones probabilísticas

Tal como se ha visto en el análisis de los métodos para la predicción de ampacidad de la Tabla 1, hay una gran disparidad de métodos y es difícil compararlos entre sí en cuanto a su capacidad para hacer predicciones acertadas, ya que cada autor la cuantifica de manera diferente, o no lo hace. Como se ha explicado, algunos métodos de predicción se basan solo en medidas, y tienen un alcance de hasta 1 hora, mientras que otros se basan en predicciones meteorológicas, con alcances de 24 o 48 horas. Además, algunos hacen predicciones puntuales y otros hacen predicciones probabilísticas, por lo que la manera de evaluarlos es diferente. Por otra parte, algunos métodos hacen predicción de cada una de las variables meteorológicas, para un determinado alcance de tiempo y un determinado punto de la línea eléctrica, y a partir de ellas, calculan la ampacidad o la temperatura del conductor predichas, para ese alcance y ese punto de la línea. En algunos casos, se evalúan las predicciones de cada una de esas variables meteorológicas, comparándolas con medidas de las mismas tomadas a posteriori, una vez son conocidas. En otros casos, se comparan directamente las predicciones de ampacidad o de temperatura del conductor, con la ampacidad “observada” a posteriori, calculada a partir de medidas de las variables meteorológicas, o con la temperatura del conductor “observada”, o medida directamente con dispositivos de monitorización.

Entre las medidas de error más utilizadas para evaluar las predicciones puntuales se encuentran el error absoluto medio (Mean Absolute Error, MAE) (13), el error cuadrado medio (Mean Square Error, MSE) (14), y la raíz del error cuadrado medio (Root Mean Square Error, RMSE) (15). Estos indicadores calculan la diferencia entre las predicciones y las observaciones de ampacidad en amperios (o de temperatura de los conductores en °C), siendo $\hat{x}_{t+k|t}$ la predicción hecha en el instante t con alcance k y x_{t+k} la observación hecha en el instante $t+k$. Todos ellos tienen el inconveniente de no diferenciar entre los errores positivos y los errores negativos. Si se predice la ampacidad por debajo de su valor “real”, esto hará que la línea aérea en cuestión este trabajando de forma ineficiente, desaprovechando parte de su capacidad para transmitir energía. Pero más importante aún, si se predice por encima del dicho valor, y se utiliza esa capacidad predicha, se hará trabajar a los conductores a una temperatura mayor que la admisible, pudiendo llevar a situaciones de riesgo por una flecha excesiva, o a un deterioro prematuro de los conductores. Existen otras medidas de error como el error medio (Mean Error, ME o Bias) (16) que indica la tendencia positiva o negativa de los errores, pero no cuantifica directamente el aprovechamiento de la línea o el riesgo de sobrepredicción.

$$MAE = \frac{\sum_{t=1}^N |\hat{x}_{t+k|t} - x_{t+k}|}{N} \quad (13)$$

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^N (\hat{x}_{t+k|t} - x_{t+k})^2}{N} \quad (14)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N (\hat{x}_{t+k|t} - x_{t+k})^2}{N}} \quad (15)$$

$$Bias = \frac{\sum_{t=1}^N (\hat{x}_{t+k|t} - x_{t+k})}{N} \quad (16)$$

Además, aunque estas medidas de error se usan en muchos sectores, al definir las de esta manera no son de mucha utilidad para comparar los errores de magnitudes diferentes, o de una misma magnitud, como puede ser la ampacidad, cuando esta se refiere a líneas eléctricas de diferente capacidad. Por ello, se suelen normalizar, dividiéndolas por un número que puede ser la media, o el recorrido de las medidas, como es el caso de (17) y (18) para el RMSE.

$$NRMSE = \frac{RMSE}{\bar{x}} \quad (17)$$

$$NRMSE = \frac{RMSE}{x_{max} - x_{min}} \quad (18)$$

En otros casos se normalizan dividiendo los errores entre las medidas, dando lugar al denominado error relativo medio, NMAE (Normalized MAE) (19) o MAPE (Mean Absolute Percentage Error), y al NBias (Normalized Bias) (20), aunque esto puede presentar algunos inconvenientes [HyKo06]. Finalmente, también se pueden normalizar dividiéndolas por una constante significativa, como en el sector eólico, donde se calculan como una fracción de la potencia instalada [Kari17].

$$NMAE = \frac{\sum_{t=1}^N \left| \frac{\hat{x}_{t+k|t} - x_{t+k}}{x_{t+k}} \right|}{N} \quad (19)$$

$$NBias = \frac{\sum_{t=1}^N \frac{\hat{x}_{t+k|t} - x_{t+k}}{x_{t+k}}}{N} \quad (20)$$

En diferentes investigaciones se dan medidas de error para evaluar las predicciones puntuales, o la mediana de predicciones probabilísticas. Así, en [LiMC11] se presentan gráficas del error relativo de las predicciones a 1 hora vista durante el periodo de estudio, observándose que está por debajo del 10 % la mayor parte del tiempo. En [MGMM14] se indica que el 40,7 % de los errores está entre -50 y 50 A, y el 95 % de los errores entre -92,4 y 271,6 A. En [ZDZX16] se reporta un NMAE de 5,24 % para las predicciones también a 1 hora vista. En [AzSi16,

DuKM19] se comparan los distintos métodos evaluados en gráficas, con el NMAE y el NBias para la predicción puntual o el percentil 50, en función del horizonte de predicción. En [AzSi16] se pueden observar NMAEs por debajo del 15 % y NBias más pequeño que -4 %, para alcances hasta 27 horas, y por debajo del 10 % y menor de -2 % respectivamente, para alcances de 1 o 2 horas. En [DuKM19] se dan NMAEs por debajo del 23 % para los alcances más largos hasta 42 horas, y menores del 15 % para 1 o 2 horas.

Además de usar medidas de error como las descritas, también es usual comparar las predicciones con métodos de referencia. En predicción de ampacidad la referencia suele ser el límite estático, y en el sector eólico y en meteorología son la persistencia y la media climatológica [Pins06]. La persistencia se basa en suponer que el valor futuro de una variable meteorológica será igual al último valor medido. La media climatológica es la media de todas las observaciones disponibles hasta el instante en que se hace la predicción. Un planteamiento intermedio consiste en calcular el valor futuro de una variable como la media de las últimas n medidas. Otra forma de evaluar las predicciones consiste en analizar las distribuciones de los errores en histogramas. Así se puede evaluar la frecuencia de ocurrencia de los errores a partir de un cierto umbral de la variable predicha, o la influencia de una determinada variable en la forma de la distribución de los errores. Las diferentes distribuciones se pueden analizar a partir del estudio de los momentos de 1º, 2º, 3º y 4º orden, que son la media, la desviación estándar, la asimetría y la curtosis, respectivamente [Pins06].

Los errores de predicción tienen una parte sistemática y una parte aleatoria (Figura 4). Idealmente, el error sistemático sería cero y el error aleatorio ruido blanco, que puede ser considerado como una secuencia de errores aleatorios independientes, y modelado con una distribución gaussiana. En la práctica, los errores consecutivos suelen estar correlacionados, y pueden no estar distribuidos normalmente. La media de los errores, o de forma equivalente, el Bias, es una estimación de la parte sistemática, y su desviación estándar lo es de la parte aleatoria. Tanto el error sistemático como el aleatorio contribuyen al MAE y al RMSE [Pins06].

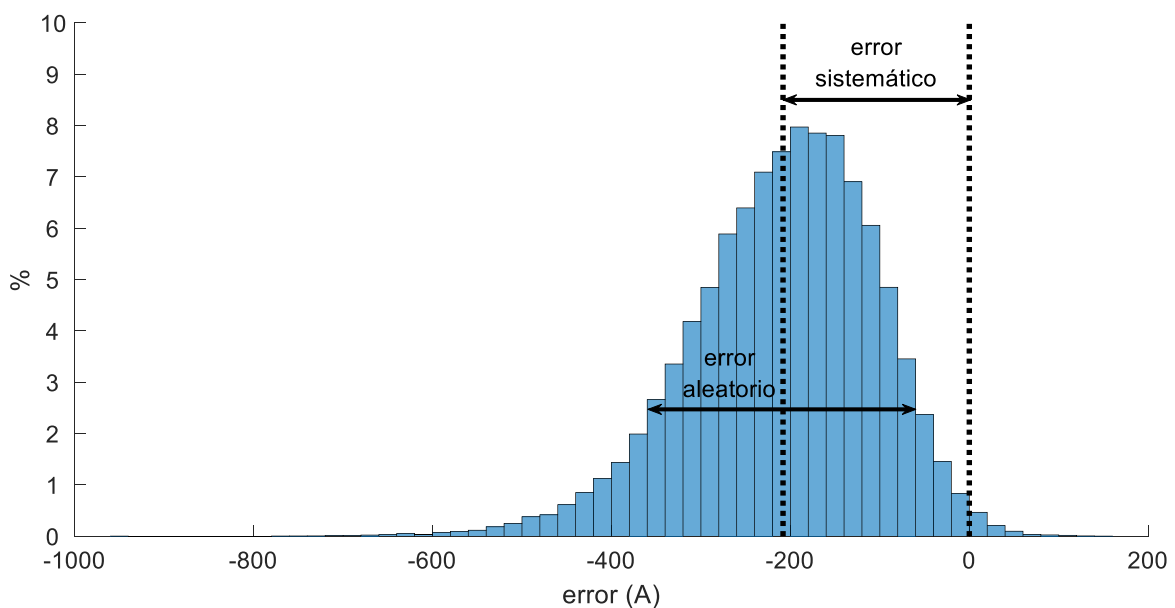


Figura 4. Errores de predicción sistemático y aleatorio.

Por otra parte, algunos de los métodos analizados hacen predicciones probabilísticas, por lo que la forma de evaluarlos es diferente. En las predicciones probabilísticas son deseables una serie de características, como son: confiabilidad (reliability), agudeza (sharpness), resolución, habilidad (skill) o valor económico [McPG09]. Confiabilidad se refiere al grado de similitud entre predicciones y observaciones, de forma que cada cuantil de las predicciones debería igualar en la misma proporción a las observaciones. La agudeza está relacionada con el grado de concentración de la distribución de la predicción. La resolución indica la exactitud de la predicción, condicional a una o varias variables explicativas. La habilidad de la predicción engloba estas tres características mencionadas: confiabilidad, agudeza y resolución [McPG09].

Para evaluar las predicciones probabilísticas se utilizan diversos indicadores y diagramas, como son diagramas de confiabilidad (reliability diagrams), Probability Integral Transform (PIT), rangos intercuantílicos o Continuous Ranked Probability Score (CRPS). Los diagramas de confiabilidad comparan las frecuencias observadas, en el eje Y, con la probabilidad de las predicciones, en el eje X. La línea diagonal indica una perfecta confiabilidad. PIT es una manera de comparar las funciones de distribución acumuladas (Cumulative Density Function, CDF) de las observaciones y las predicciones “ensemble”. Mediante los rangos intercuantílicos se da una medida de agudeza de la distribución de probabilidad de las predicciones, midiendo la distancia entre cuantiles (10 - 90 %, 20 - 80 %, ...). El CRPS es una medida de habilidad de las predicciones dadas por su función de distribución acumulada, $\hat{F}_{t+k|t}(y)$, comparándola con las observaciones, y_{t+k} , para cada horizonte de predicción k , siendo la función I igual a 1, si se cumple el evento entre paréntesis, y 0 en caso contrario. El CRPS se calcula como la media de los crps (21) para cada par predicción/observación.

$$crps = \int_{-\infty}^{+\infty} [\hat{F}_{t+k|t}(y) - I(y \geq y_{t+k})]^2 dy \quad (21)$$

El CRPS así definido se puede calcular para predicciones dadas como una función de densidad, que es continua, aunque se puede hacer un cálculo aproximado para predicciones dadas en forma de cuantiles. Tiene el inconveniente de otorgar el mismo peso a todos los cuantiles, cuando en predicción de ampacidad los cuantiles más altos no se usan ya que suponen un riesgo elevado. Por eso [DuKM19] utiliza otro indicador denominado Quantile Score (QS), que da la distancia media entre predicciones y observaciones, pero con más peso en los cuantiles más bajos.

En [FaBI16] se hace predicción probabilística de ampacidad con un horizonte de 30 minutos. Estas predicciones se evalúan en detalle con graficas del PIT, y tablas con valores de anchura de los intervalos de predicción (agudeza) y CRPS, para cada una de las variables meteorológicas y para varias de las 9 localizaciones a lo largo de la línea. Sin embargo, estos valores de agudeza y CRPS se dan en las unidades de cada variable meteorológica (°C, m/s, etc.), y además, se echa de menos la evaluación de las predicciones de ampacidad. En [AzSi16] las predicciones probabilísticas hasta 27 horas vista generadas con QRF son evaluadas con diagramas de confiabilidad y gráficas con la anchura de los intervalos de predicción. Sin embargo, de forma similar al caso anterior, esta anchura de los intervalos se da en amperios,

dificultando así el poder compararla con los resultados de otras investigaciones. Lo mismo ocurre en [DuKM19], donde la anchura de los intervalos de predicción, el CRPS y el QS se dan en amperios.

En cuanto a la evaluación del riesgo, en algunas referencias se define un indicador que da el porcentaje del tiempo que la temperatura del conductor predicha supera la máxima admisible, o lo que es lo mismo, teniendo en cuenta que las predicciones se hacen para intervalos de tiempo regulares, el porcentaje de errores positivos (“% errores positivos” en la Tabla 1). En [StND91] se evalúan de esta manera las predicciones probabilísticas con 1 y 2 desviaciones estándar, a 6 horas vista para las 14:00 durante el periodo de estudio. Para las dos localizaciones geográficas estudiadas y para 1 desviación estándar son un 15,9 % y un 24,5 % del tiempo respectivamente, y para 2 desviaciones estándar 0,7 % y 3,5 % respectivamente. Sin embargo, aunque de este modo se puede evaluar el nivel de riesgo y elegir predicciones más seguras, no se dice nada acerca del aprovechamiento de la capacidad de la línea. En [WaSJ11, ZPMS02] se asume una determinada carga en la línea y se calcula el porcentaje del tiempo que se supera la temperatura admisible, para esa carga y las condiciones meteorológicas predichas a 1 hora vista, reportando ambos una gran variación del indicador cuando se supone el doble de carga que la asumida inicialmente. Pero de esta manera, se hacen asunciones acerca de la carga de la línea que no siempre son realistas, en lugar de calcular la temperatura que alcanzarían los conductores con la predicción de ampacidad.

En [Pytl12] se dan histogramas de la temperatura del conductor predicha con diferentes horizontes, en los cuales se puede observar cómo un porcentaje muy importante de las predicciones está por encima de la temperatura máxima admisible (en este caso 75 °C). En [HJHS12] se da en gráficas el porcentaje del tiempo que se supera la temperatura del conductor. En este caso, al tratarse de predicciones probabilísticas, se puede ver cómo el riesgo de superar dicha temperatura es menor al seleccionar los cuantiles más seguros. Finalmente, en [SLCG15] se cuantifica el riesgo de sobrepasar la temperatura máxima, 4,1 % para el percentil 98 de las predicciones.

3 Línea piloto de Elgoibar

En esta tesis se propone una metodología para la predicción de ampacidad en líneas eléctricas aéreas, a partir de medidas de las condiciones meteorológicas locales y a partir de predicciones meteorológicas. Tras el análisis bibliográfico de los métodos de predicción existentes, se va a proceder a describir la nueva metodología desarrollada en el ámbito de esta tesis, cuyo objetivo es mejorar y suplir las carencias de los métodos existentes. Como se ha explicado anteriormente, para desarrollar dicha metodología se ha dispuesto de medidas en una línea piloto propiedad de Iberdrola y de predicciones meteorológicas para la localización geográfica de dicha línea.

Por lo tanto, antes de explicar la metodología propuesta, en capítulos posteriores, a continuación, se va a describir la instalación piloto realizada en la línea de Elgoibar, en la cual los equipos de medida ya se han retirado, por lo que se dispone de los datos acumulados durante los casi tres años que estuvo en funcionamiento. Se trata de una línea de distribución de 30 kV que recorre un terreno montañoso. Los conductores activos son ACSR tipo 147-AL1/34-ST1A (LA-180 según nomenclatura antigua) y tienen las características indicadas en la Tabla 2. La temperatura máxima admisible que la compañía eléctrica Iberdrola asume para los conductores de la línea es de 75 °C.

Tabla 2. Características principales de los conductores de la línea piloto.

Característica		Unidad
Sección aluminio	147,3	mm ²
Sección acero	34,3	mm ²
Nº alambres aluminio	30	-
Nº alambres acero	7	-
Diámetro total	17,5	mm
Masa	676	kg/km
Coefficiente dilatación lineal	17,8	°C·10 ⁻⁶
Resistencia DC a 20 °C	0,1962	Ω/km

Los instrumentos de medición, que pueden verse en la Figura 5, fueron instalados en el extremo de un vano de 100 m de longitud, en las inmediaciones del núcleo urbano de Elgoibar, situado en el valle por el que discurre el río Deba (43,21° Norte, 2,41° Oeste). Los instrumentos instalados y las medidas realizadas son los siguientes:

- Sensor SMT para la medición de la corriente, y de la temperatura superficial del conductor mediante una sonda PT1000.

- Célula de carga [Alth06] de 2000 kg, para la medición de la tensión mecánica.
- Anemómetros, uno de cazoletas [Prog00a] y otro ultrasónico [Gill08], que miden la velocidad y dirección horizontal del viento.
- Sensor de temperatura ambiente [Prog00b].
- Sensor de radiación solar [Prog00c], mide la radiación incidente en direcciones por encima del plano horizontal de la sonda.
- Pluviómetro.



Figura 5. Instalación piloto: 1) célula de carga, 2) sensor de corriente y temperatura superficial del conductor, 3) anemómetros, 4) sensores de temperatura ambiente y de radiación solar.

Un datalogger registró las medidas de los instrumentos cada minuto, para enviar los datos posteriormente, a través de la red de telefonía móvil. La temperatura ambiente registrada durante el tiempo que estuvieron instalados los instrumentos en la línea piloto osciló entre $-4,4$ y $40,2$ °C. Se registraron vientos con las velocidades y direcciones indicadas en la Figura 6.

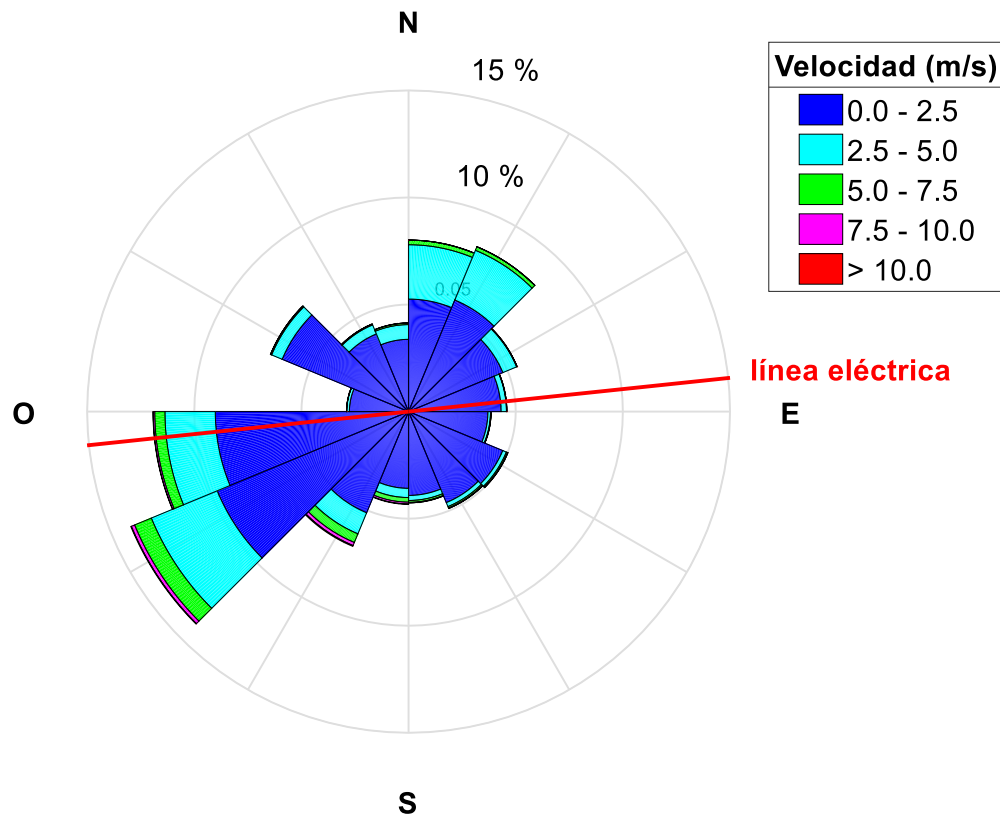


Figura 6. Rosa de vientos de la instalación piloto.

Además, para el desarrollo de la metodología, también se ha contado con las predicciones meteorológicas para la región geográfica donde se encuentra la línea piloto, de un modelo HIRLAM con resolución espacial de $0,05^\circ$ (Figura 7). En este modelo, la distancia entre dos puntos de la malla es aproximadamente de 4 km (longitud) y 5,5 km (latitud). Los valores de las predicciones, para los puntos de la malla cercanos a la instalación piloto de Elgoibar, han sido interpolados por AEMET para obtener predicciones en el punto donde está localizada la instalación ($43,21^\circ$ Norte, $2,41^\circ$ Oeste). El modelo realiza predicciones de las siguientes magnitudes:

- Velocidad y dirección de viento a 10 m de altura.
- Temperatura del aire a 2 m de altura.
- Radiación solar en superficie.

El modelo se ejecuta diariamente cada 6 horas (a las 00:00, 06:00, 12:00 y 18:00 horas), con un plazo de predicción de hasta 36 horas, y con una resolución de 3 horas, es decir, cada vez que se ejecuta, hace predicciones con alcances de 3, 6, 9, 12, 15, 18, 21, 24, 27, 30, 33 y 36 horas.

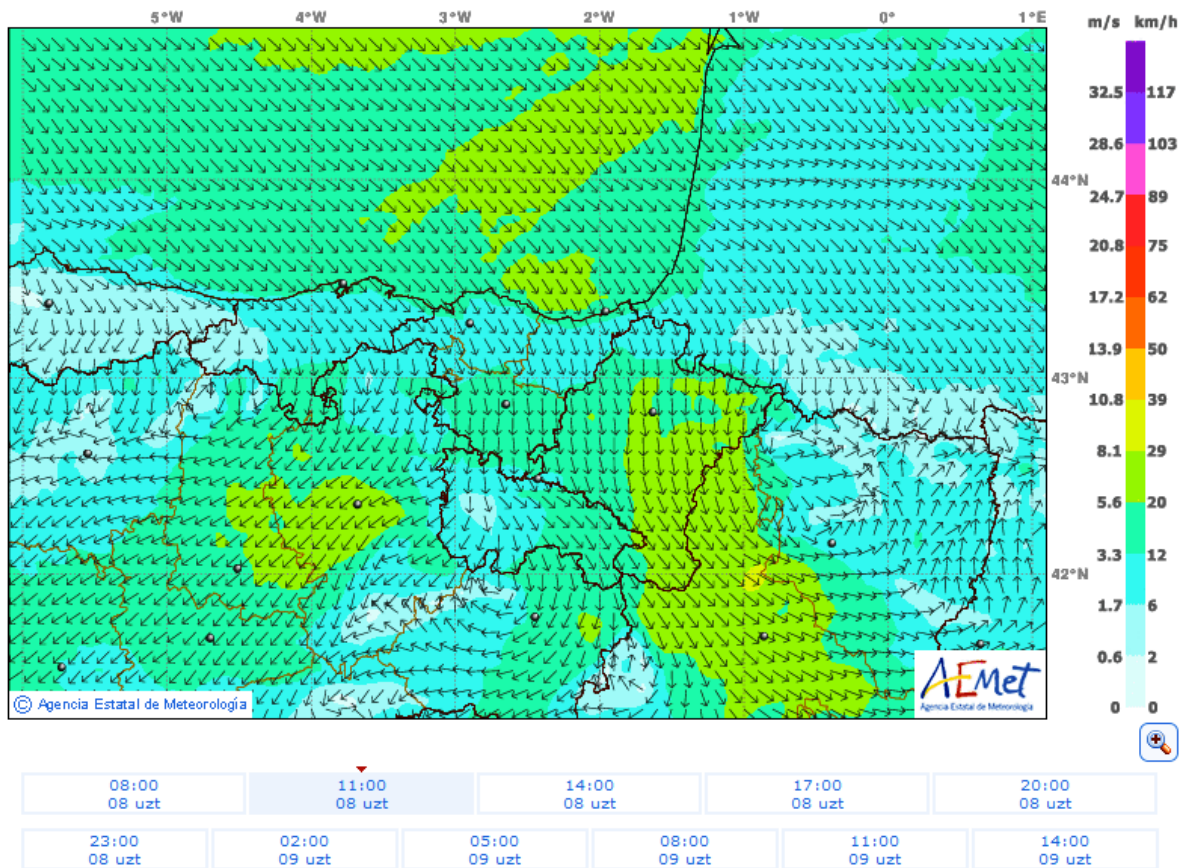


Figura 7. Predicción de la velocidad del viento del modelo HIRLAM 0.05°.

3.1 Procesamiento y análisis de los datos

Las medidas de la línea piloto y las predicciones meteorológicas tienen distintas escalas espaciales y temporales, por lo que es necesario adaptarlas a las características térmicas de los conductores, para poder hacer predicción de ampacidad. La escala espacial del modelo HIRLAM utilizado, ha sido adaptada a la localización de la instalación piloto por AEMET. La escala temporal de las medidas de la instalación piloto y del modelo meteorológico se ha adaptado para conseguir una resolución de 10 minutos. A continuación, se han ordenado en matrices las medidas y las predicciones de radiación solar, temperatura ambiente, velocidad del viento y dirección del viento. El proceso seguido se puede resumir en varias etapas:

- Paso 1: Cálculo de la velocidad de viento perpendicular efectivo
- Paso 2: Interpolación lineal de las predicciones meteorológicas

- Paso 3: Cálculo de las medias de las medidas y de las predicciones meteorológicas cada 10 minutos
- Paso 4: Cálculo con modelo térmico, de las series de la ampacidad “observada” y la ampacidad “predicha”
- Paso 5: División de los datos en entrenamiento y evaluación

Como se ha visto en la revisión bibliográfica [Cigr14], la convección sobre el conductor depende de la dirección relativa del viento sobre el mismo. Para simplificar los cálculos térmicos, se ha calculado el viento perpendicular efectivo sobre el conductor a partir de las medidas de su velocidad y su dirección. Análogamente, se ha calculado la predicción de viento perpendicular efectivo sobre el conductor a partir de las predicciones de AEMET de su velocidad y su dirección.

En lo que respecta a la escala de tiempo, los instrumentos de medida instalados en la línea piloto dan medidas con una resolución mucho mayor, 1 minuto, que la resolución del modelo de predicción meteorológico, 3 horas. Esta diferencia de escala temporal se puede apreciar en el ejemplo de la Figura 8, donde la frecuencia relativa (percentiles) de las predicciones de temperatura ambiente y velocidad de viento en función de la hora del día, está representada por puntos (un punto cada 3 horas), y la frecuencia de las medidas, por líneas. Cada 3 horas se tiene una sola predicción, pero se tienen 180 medidas diferentes. En la figura también se puede apreciar la tendencia a la sobrepredicción de la velocidad del viento del modelo meteorológico.

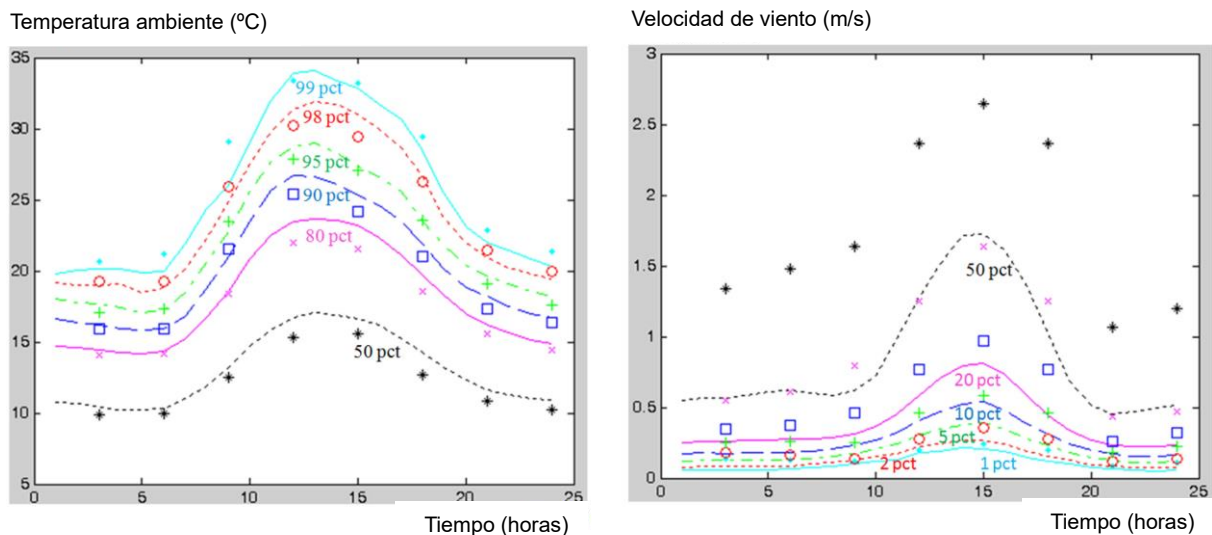


Figura 8. Comparación de las predicciones de AEMET y las medidas de la línea piloto (los puntos corresponden a las predicciones y las líneas a las medidas).

El modelo meteorológico se ejecuta cada 6 horas, dando predicciones hasta un horizonte de 36 horas, se dice que se realiza una “pasada” cada 6 horas. Se ha interpolado entre las predicciones de distinto alcance de cada pasada, obteniendo predicciones con la resolución temporal de las medidas, hasta el horizonte de 36 horas. Una vez realizada la adaptación de la escala de las predicciones meteorológicas a la de las medidas, se ha calcula la media cada 10 minutos de cada variable, tanto de las medidas como de las predicciones de temperatura ambiente, velocidad de viento perpendicular efectivo y radiación solar. Con esto se pretende filtrar los errores de medida, y conseguir una resolución más adecuada a los alcances de las predicciones de ampacidad, entre media hora y 24 horas.

Además, se ha tenido en cuenta que los modelos meteorológicos se ejecutan para la hora de pasada con todos los datos disponibles hasta ese momento, pero se necesitan varias horas de cómputo, lo cual se ha considerado a la hora de utilizar los datos. En el caso del modelo de AEMET utilizado, se dispondría de sus predicciones en un plazo de 4 horas. De este modo, cuando se usan las predicciones meteorológicas con un alcance determinado, se sigue el criterio de usar las predicciones de la pasada disponible más reciente. Esto se puede ver en el ejemplo de la Figura 9, en el cual se hace predicción de ampacidad a partir de las 12:00 con un alcance de 24 horas. En ese instante, $t=12:00$, se busca la pasada disponible más reciente, que en este caso es la realizada a partir de las 6:00, ya que aún no se dispondría de la que comienza a las 12:00. Se utiliza la predicción de esa pasada para $t+24$ h, que son las 12:00 del día siguiente. Se avanza 10 minutos, hasta las 12:10 y se utiliza la predicción para esa misma hora del día siguiente. Este proceso se repite sucesivamente cada 10 minutos, hasta las 16:00, momento en el que se dispondría de una nueva pasada, la realizada a partir de las 12:00. Esta, a su vez, se utilizaría hasta agotar su alcance, a las 22:00, momento que coincide con la disponibilidad de una nueva pasada. El proceso se repetiría de este modo, iterativamente, siempre que se disponga de predicciones meteorológicas.

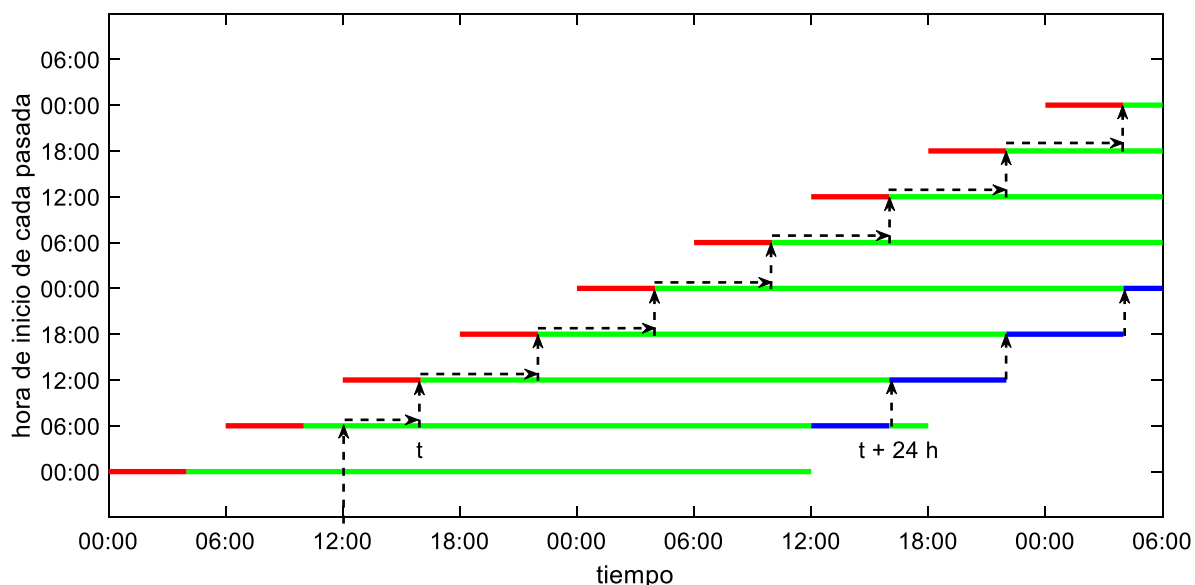


Figura 9. Ejemplo de las predicciones de AEMET utilizadas a partir de las 12:00 horas con un alcance de 24 horas. En verde las predicciones disponibles, en azul las utilizadas y en rojo las no disponibles.

Se ha calculado la ampacidad usando las ecuaciones térmicas para régimen estacionario de CIGRÉ [Cigr14], tanto a partir de las predicciones meteorológicas, como a partir de las medidas, obteniendo series ordenadas cronológicamente, de la ampacidad “predicha” por el modelo meteorológico, y de la ampacidad “observada”, es decir, de la ampacidad calculada a partir de las medidas. Finalmente se han dividido los datos así ordenados en dos conjuntos de independientes, el primero para el entrenamiento de los diferentes algoritmos de predicción, y el segundo para la evaluación de las predicciones. Dado que se ha dispuesto de datos de casi tres años, se han utilizado los datos del primer año completo para entrenamiento, con el objetivo de disponer de información meteorológica representativa de todas las épocas del año.

Una vez procesados los datos para desarrollar la metodología de predicción de ampacidad, se ha hecho un análisis previo de los mismos. La gran mayoría de líneas eléctricas se operan en la actualidad considerando un límite estático de ampacidad, o un límite estático diferente para cada estación o periodo (invierno-verano, invierno-primavera-verano-otoño, etc.). El límite estático supone una predicción de ampacidad conservadora, cuyo cálculo se basa en la asunción de un mínimo enfriamiento por convección, y temperatura ambiente y radiación solar elevadas. Se asumen los mismos valores de las variables meteorológicas para cualquier hora y cualquier día del año (o estación), y para una región donde se localizan multitud de líneas eléctricas. Así, para la zona en la que se encuentra la línea piloto, se considera una velocidad de viento perpendicular al conductor de 0,6 m/s, una temperatura ambiente de 26 °C y radiación solar de 1000 W/m². En esas condiciones, la ampacidad de la línea piloto es 482,3 A.

Al ser un método ampliamente aceptado por las compañías eléctricas, se ha usado como referencia para compararlo con los métodos de predicción de ampacidad desarrollados en la tesis. El límite estático supone una predicción conservadora, pero a pesar de ello, en la línea piloto se sobrepasa la temperatura máxima admisible de los conductores más del 11 % del tiempo, lo que corresponde a la zona en rojo de la Figura 10.

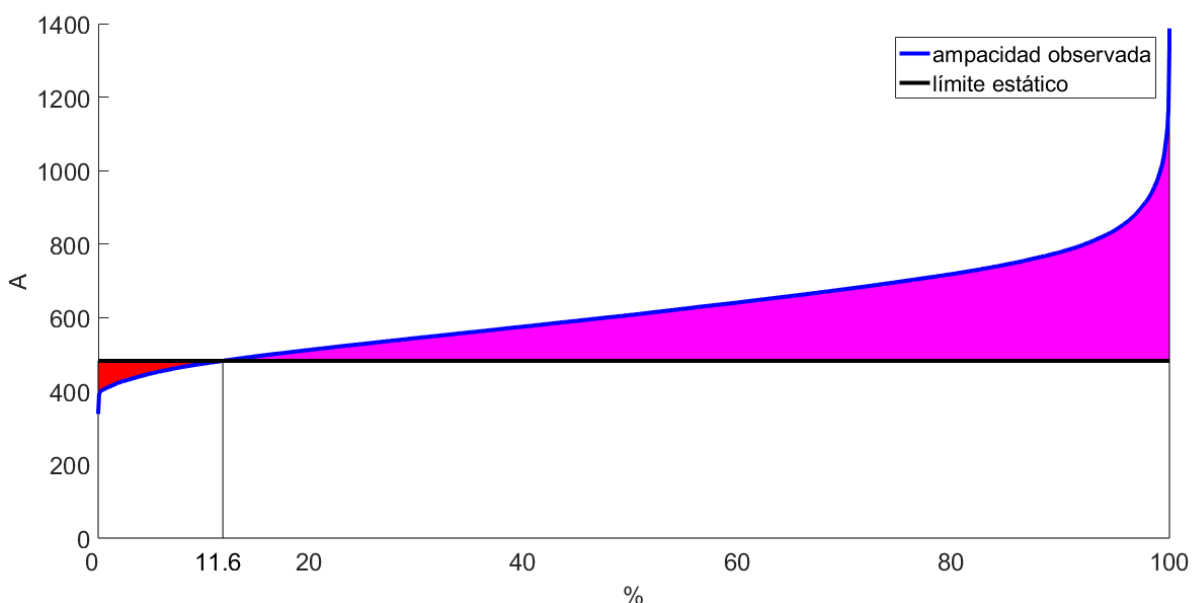


Figura 10. Falta de aprovechamiento y riesgo del límite estático.

Este valor es mayor que el 1 % recomendado por CIGRÉ [Cigr06]. En ese mismo documento, CIGRÉ recomienda no sobrepasar en 20 °C dicha temperatura admisible, cosa que tampoco se cumple con el límite estático. Durante el resto del tiempo, si bien la predicción del límite estático es segura, es mucho menor que las observaciones, por lo que no se aprovecha gran parte de la capacidad de la línea, representada en la Figura 10 en magenta.

En la Figura 11, la Figura 12 y la Figura 13 se puede ver la relación de la ampacidad con cada una de las variables meteorológicas consideradas. En ninguno de los casos se observa una relación lineal sencilla, que pueda aportar alguna ventaja a la hora de construir modelos matemáticos, que relacionen directamente la ampacidad con estas variables para predecirla.

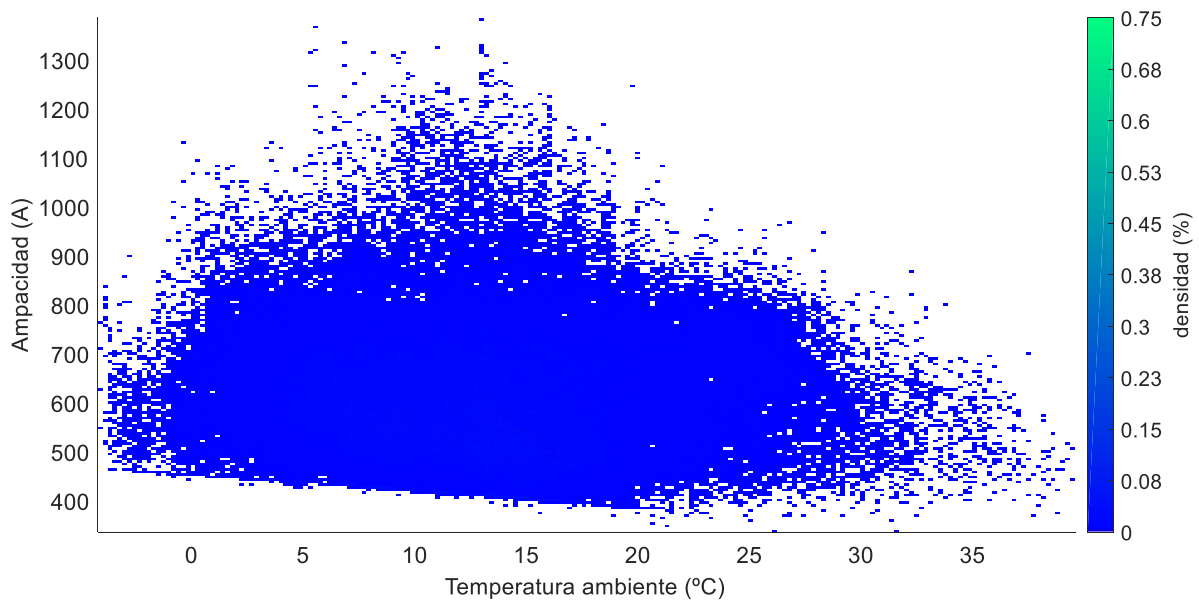


Figura 11. Densidad de puntos ampacidad - temperatura ambiente.

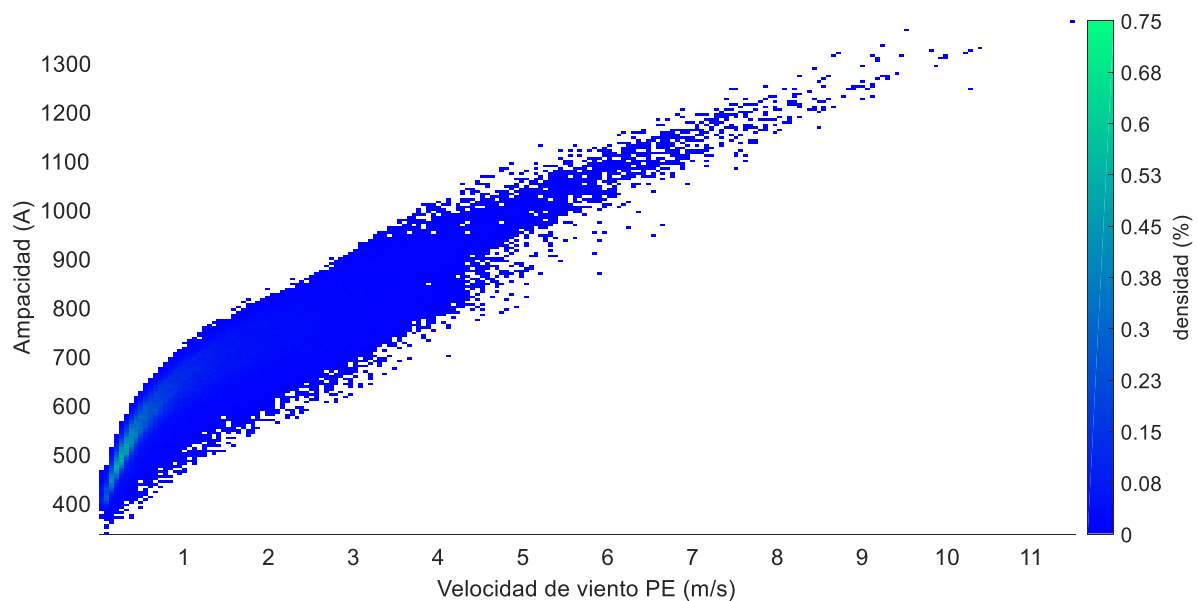


Figura 12. Densidad de puntos ampacidad - viento perpendicular efectivo.

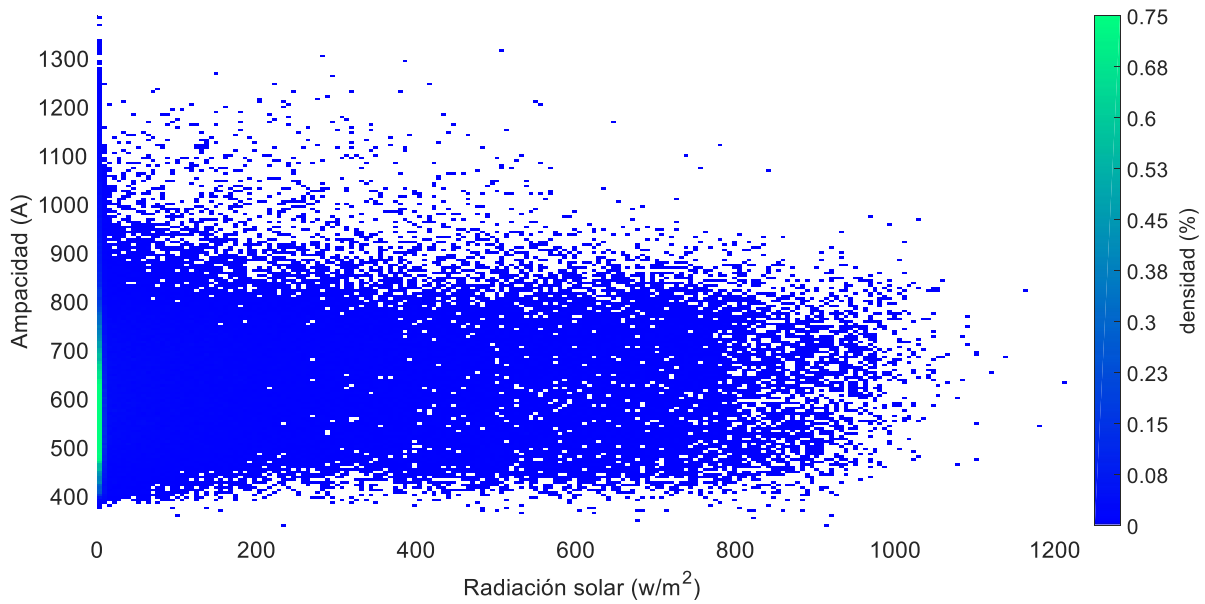


Figura 13. Densidad de puntos ampacidad - radiación solar.

También se ha analizado la dependencia de la ampacidad respecto a observaciones pasadas de la misma, y respecto a la ampacidad calculada directamente a partir de las predicciones meteorológicas. La primera relación se ha estudiado mediante la función de autocorrelación (Autocorrelation Function, ACF), la cual se representa en la Figura 14, mientras que para la segunda se ha calculado la correlación entre ambas, que es de 0,53. Como se puede ver en dicha figura, se observa cierta periodicidad diaria en la serie de ampacidad, formada a intervalos de tiempo de 10 minutos, por lo que un día corresponde a 144 intervalos. Aunque no se han encontrado ciclos de variación superiores, cabe la posibilidad de que tenga periodicidad anual, o superior a un año, pero esto no puede ser determinado a partir del estudio de los datos de entrenamiento, cuya duración es exactamente de un año. También se observa una autocorrelación importante con las horas más recientes.

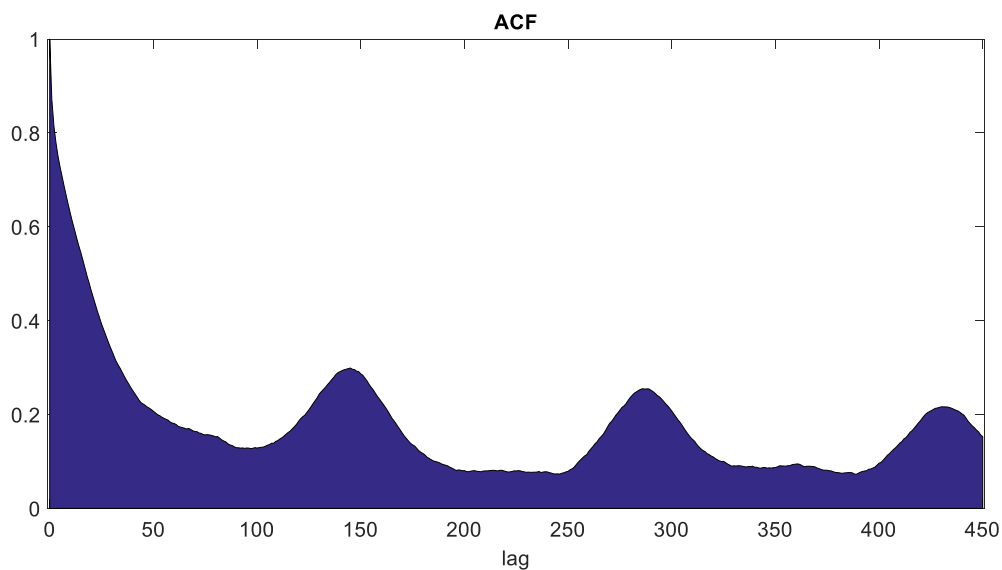


Figura 14. Función de autocorrelación de la serie de observaciones de ampacidad.

4 Metodología para la predicción puntual de ampacidad

En la revisión bibliográfica se han encontrado métodos que hacen predicciones puntuales y métodos que hacen predicciones probabilísticas de ampacidad. Las predicciones puntuales buscan acercarse a las observaciones, para lo cual tratan de minimizar el error. Si bien esto puede ser suficiente en otros sectores como el eólico, para la predicción de generación de turbinas y parques, en predicción de ampacidad presenta algunos inconvenientes. El principal es que, aunque el error logrado sea pequeño, no se discrimina entre las situaciones en las que el error es positivo y en las que es negativo. Según el criterio seguido a lo largo de esta tesis, donde el error se calcula como la diferencia entre predicción y observación, en ese orden, los errores positivos suponen una sobrepredicción de la ampacidad. Esta sobrepredicción supone que, si las líneas condujeran la corriente dada por la predicción de ampacidad, la temperatura de sus conductores alcanzaría valores por encima de la máxima admisible, lo que conllevaría situaciones de riesgo. Estas situaciones de riesgo son, como se ha explicado previamente, debidas a una flecha excesiva, y además pueden suponer un deterioro prematuro de los conductores. Por otra parte, si los errores de predicción son negativos, supone predecir la ampacidad por debajo de su valor real, de forma que se desaprovecha parte de la capacidad de las líneas de transmitir energía eléctrica.

En [DGNC19] se advierte de la necesidad de usar un sistema de monitorización en tiempo real para garantizar la operación segura de las líneas, cuando se hace predicción de ampacidad. En la práctica, esto supondría que si se sobrepredijera la ampacidad, y esto se detectara en tiempo real, se deberían aplicar restricciones en ciertas líneas y activar las reservas de generación de energía eléctrica, lo que tendría consecuencias económicas. En cualquier caso, tanto si se predijera la ampacidad por encima o por debajo de su valor real, afectaría negativamente a los mercados eléctricos. Una solución interesante se presenta con la predicción probabilística de ampacidad, la cual permite seleccionar el nivel de riesgo, y se desarrollará en el siguiente capítulo.

En esta tesis se propone una metodología en la cual, en un primer paso, se hace una predicción puntual de ampacidad, y a continuación, se hace una predicción probabilística basada en las predicciones puntuales. Lo que se busca con las predicciones probabilísticas es una mejora del aprovechamiento de las líneas para un nivel de riesgo determinado. Esta calidad de las predicciones probabilísticas depende de la calidad de las predicciones puntuales. Para hacer predicción de ampacidad, se ha dispuesto de medidas meteorológicas en un punto de la línea piloto y de predicciones meteorológicas de AEMET para ese punto, según lo explicado en el capítulo anterior. Estos datos han sido procesados de forma que se disponga del mismo

conjunto de datos para todos los métodos de predicción propuestos, usando una parte para el entrenamiento de cada método, y otra para su evaluación.

En este capítulo se propone una metodología para la predicción puntual de ampacidad a partir de medidas directas y de predicciones meteorológicas, pero, en un primer apartado, solo se usan medidas recientes, y se hacen predicciones con un modelo ARIMA. Este tipo de modelos tiene multitud de aplicaciones, y también ha sido utilizado en investigaciones para la predicción de ampacidad. Sin embargo, tal como se ha podido comprobar en la revisión bibliográfica, los resultados solo son aceptables para alcances de una, o unas pocas horas. Por ello, se ha visto necesario la elaboración de modelos más complejos, que además de utilizar observaciones recientes, también utilicen predicciones meteorológicas. Entre estos modelos se proponen algunos basados en regresión lineal y en redes neuronales, que usan técnicas de aprendizaje automático (machine learning) para minimizar el error.

Como se comprobará más adelante, los métodos propuestos permiten una gran reducción del error absoluto y de la tendencia a la sobrepredicción, por lo que mejoran la calidad de las predicciones puntuales. Para evaluar las predicciones puntuales de estos métodos, se utilizan las medidas de error más usuales en la bibliografía, comparándolos con otros métodos que se usan como referencia, como son el límite estático o la persistencia. Otro método de referencia es el ajuste de la temperatura ambiente, manteniendo fijos los valores de velocidad del viento y radiación solar del límite estático. Este planteamiento se basa en la idea de que la variación espacial y temporal de la temperatura ambiente es reducida, con lo que se pretende mantener la generalidad del límite estático, pero intentando aprovechar mejor la capacidad de las líneas para conducir más corriente cuando la temperatura es menor.

Con el objetivo de satisfacer las necesidades, tanto de operación de red, como de los mercados eléctricos, se han hecho predicciones para todos los métodos evaluados con diferentes alcances: 30 minutos, 1, 2, 4 y 24 horas. Los alcances más cortos solo tienen sentido desde el punto de vista de operación, mientras que el de 24 horas se ha elegido para tener también en cuenta las transacciones mercantiles que se hacen para el día siguiente.

4.1 Predicción de ampacidad basada en medidas

Los modelos de predicción ARIMA permiten predecir la evolución de un proceso a partir de observaciones recientes de las magnitudes relacionadas con el mismo. En el anexo B de esta tesis se hace una breve introducción a los mismos, con algunas referencias. Las observaciones pueden ser medidas de magnitudes físicas como la temperatura ambiente, la velocidad del viento o la radiación solar, o pueden ser magnitudes derivadas como la ampacidad calculada a partir de las mismas. En la tesis se ha seguido este último planteamiento, utilizando la ampacidad calculada a partir de medidas recientes de las variables meteorológicas en la línea piloto para predecir sus valores futuros. En la serie univariable así calculada se dispone de una observación cada 10 minutos, por lo que el “lag” o retardo de la serie corresponde con este valor.

Para obtener un modelo de predicción adecuado se sigue un proceso de identificación, estimación de parámetros y chequeo, para lo que se han usado los datos de entrenamiento. Una vez obtenido el modelo, se ha hecho predicción de ampacidad considerando los parámetros constantes a lo largo del periodo de evaluación. Para la identificación del modelo se analizan las funciones de autocorrelación (ACF) y de autocorrelación parcial (PACF) de la serie de entrenamiento. Por ello, se han considerado modelos periódicos SARIMA, con periodicidad diaria. Para identificar un modelo adecuado, la serie de entrenamiento, $\{x_t\}$, se diferencia respecto al retardo de cada dato de la serie, $\{x_t - x_{t-1}\}$, respecto a días, $\{x_t - x_{t-144}\}$, y respecto al retardo y respecto a días, $\{x_t - x_{t-145}\}$, y se calculan también las funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial de las series diferenciadas de este modo. Aquí se denomina x_t al valor de ampacidad observado en el instante t , x_{t-1} es el valor observado en el instante anterior, 10 minutos antes, x_{t-144} es el valor observado 24 horas antes (144 x 10 minutos = 24 horas), y x_{t-145} es el valor observado 24 horas y 10 minutos antes. De este modo, se han seleccionado varios posibles modelos, y se ha calculado el BIC para cada uno de ellos, eligiendo el que tiene un BIC menor (Tabla 3).

Tabla 3. BIC de los modelos ARIMA identificados.

Modelo (p,d,q) x (P,D,Q)	BIC
(0,1,2) x (0,0,0)	556811
(0,1,1) x (0,0,0)	551389
(1,1,1) x (0,0,0)	550131
(1,0,1) x (0,1,0)	583508
(0,1,2) x (0,1,1)	559108
(0,1,1) x (0,1,1)	553535
(1,1,1) x (1,1,1)	552057

El modelo elegido, el (1,1,1) x (0,0,0), tiene la forma de (22) y se han estimado sus parámetros por máxima verosimilitud, obteniendo $\phi_1 = 0.381555$ y $\theta_1 = -0.742476$, y dando lugar a la ecuación (23).

$$x_t = (1 - \phi_1)x_{t-1} - \phi_1 x_{t-2} + a_t - \theta_1 a_{t-1} \quad (22)$$

$$x_t = 0,618445 x_{t-1} - 0,381555 x_{t-2} + a_t + 0,742476 a_{t-1} \quad (23)$$

Una vez obtenido este modelo a partir de los datos de entrenamiento, se usa su ecuación para predecir la ampacidad secuencialmente a partir del inicio de la serie de datos de evaluación, siguiendo el proceso explicado a continuación. En el instante t , se hace una predicción para el siguiente instante $t+1$, basándose en las observaciones obtenidas hasta ese instante t . A continuación, en el instante $t+1$ se hace una predicción para $t+2$ con los datos disponibles hasta t y la predicción para $t+1$ hecha previamente. De esta forma se repite el proceso hasta el instante que corresponde al alcance de la predicción. Si por ejemplo el alcance es de 1 hora, la predicción se hace en 6 pasos consecutivos de 10 minutos. El algoritmo necesita al menos $p+q+d+P+Q+D$ valores previos de la serie para hacer una predicción. Además de un número de valores pasados igual al número de términos autorregresivos más el número de diferencias,

se necesitan un número adicional de valores pasados (\geq número de términos de media móvil) para calcular los errores pasados en un algoritmo recursivo hacia atrás. Si en un determinado instante, no se dispone de los datos pasados necesarios, no se hace predicción en ese instante. A continuación, se avanza hasta $t+1$ y se repite el algoritmo de predicción previamente descrito, para el alcance correspondiente. Este proceso es repetido hasta el final de la serie de evaluación.

4.2 Predicción de ampacidad basada en predicciones meteorológicas y medidas

Para reducir el error de la predicción de ampacidad calculada directamente a partir de predicciones meteorológicas, se propone una metodología que combina dichas predicciones meteorológicas con observaciones basadas en medidas locales. Se proponen dos métodos diferentes, aunque parten de los mismos predictores y los mismos datos. El primero está basado en regresión lineal y el modelo utilizado es más sencillo que el del segundo método, una red neuronal de propagación hacia delante de una capa (perceptrón de una capa).

Los predictores usados en regresión lineal y en la red neuronal son los mismos y se han elegido teniendo en cuenta, entre otras cosas, la autocorrelación de la serie de observaciones de ampacidad, que como se puede ver en la Figura 14, cae rápidamente a partir de las primeras horas y tiene una periodicidad diaria. Los datos se han normalizado entre 0 y 1 y se han ordenado en una matriz que es válida para todos los alcances, y proporciona la información necesaria para aplicar la metodología propuesta a continuación. Los predictores son los siguientes:

- Observaciones en el instante actual, y con 10, 20, 30 minutos, 1, 2, 4 y 24 horas de antelación
- Medias de las observaciones de los últimos 30 minutos, 1, 2, 4 y 24 horas
- Predicciones de AEMET para los siguientes 30 minutos, 1, 2, 4 y 24 horas

Se ha realizado un análisis de estos predictores, comprobando que diecisiete de las dieciocho variables elegidas inicialmente (con la media de los 30 minutos previos había colinealidad) son significativas, y su uso como entrada del modelo puede ser beneficioso para mejorar las predicciones. En la Figura 15 se muestra la correlación entre las variables explicativas, y entre cada variable explicativa y la variable dependiente.

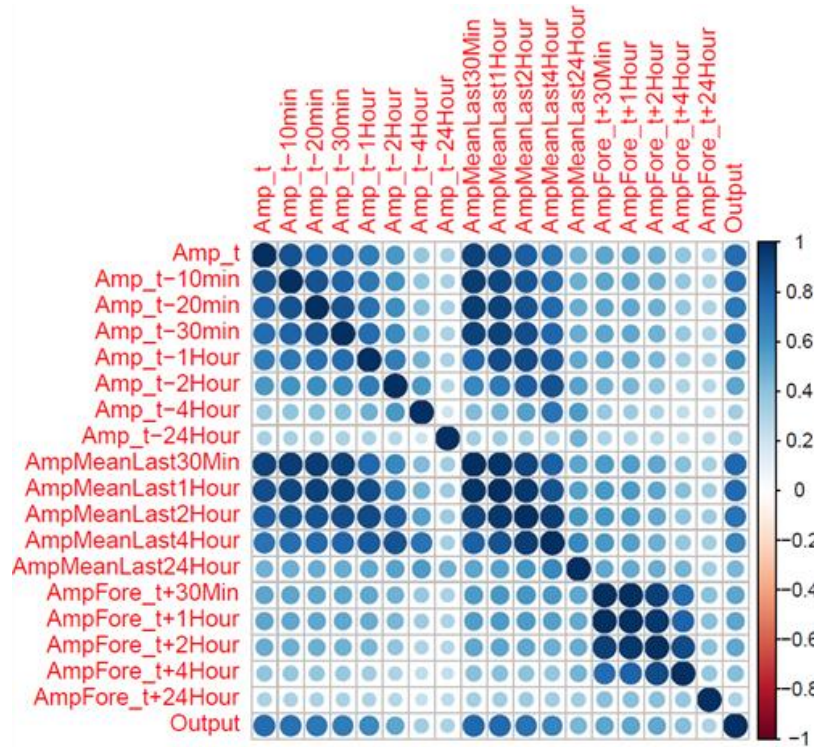


Figura 15. Correlación de los predictores del modelo de predicción.

Es posible definir un modelo de regresión lineal multivariable de la forma (24). Este modelo permite predecir el valor futuro de una variable Y , que en este caso es la ampacidad, a partir de múltiples predictores X_1, X_2, \dots, X_{p-1} , que son los definidos previamente.

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 \cdot X_{i1} + \beta_2 \cdot X_{i2} + \dots + \beta_{p-1} \cdot X_{ip-1} + \varepsilon_i \quad (24)$$

Aunque a nivel conceptual las diferencias entre modelos de regresión lineal y de redes neuronales son mayores, en la Figura 16 se puede comparar la arquitectura del modelo de regresión multivariable y de la red neuronal perceptrón de una capa utilizados para predecir la ampacidad. En cualquier caso, este tipo de red neuronal es el más sencillo, existiendo modelos mucho más complejos. Uno de los motivos principales de haber elegido este modelo es la capacidad de cómputo y los limitados recursos de los que se ha dispuesto. En el anexo C se introducen brevemente los modelos de regresión lineal y de redes neuronales.

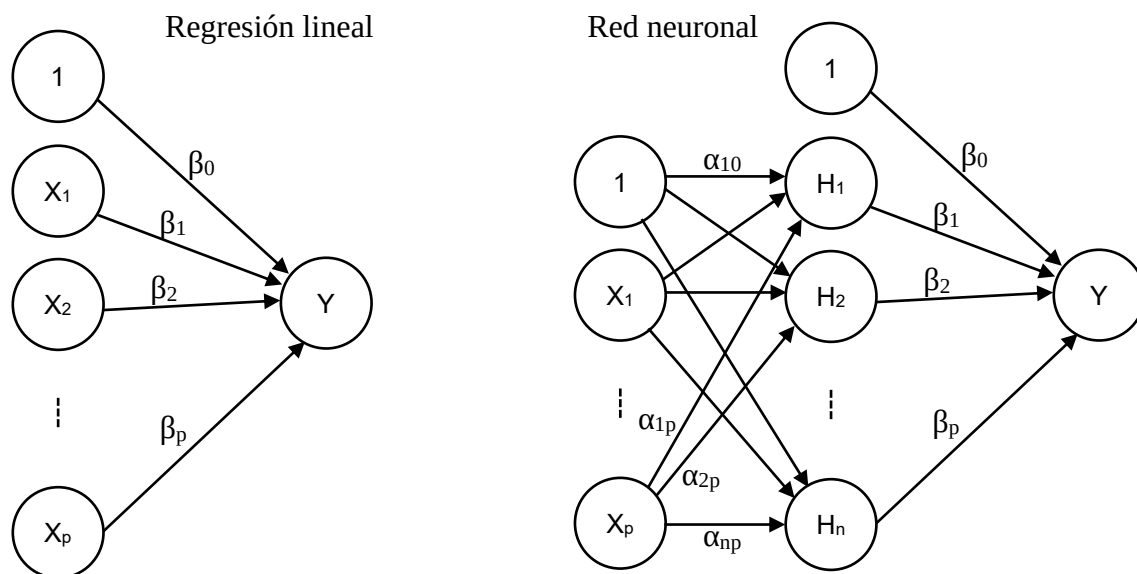


Figura 16. Comparación entre modelos de regresión lineal y red neuronal perceptrón de una capa.

4.2.1 Regresión lineal

Se ha entrenado un modelo diferente para cada horizonte de predicción, para encontrar los coeficientes más adecuados. En la Tabla 4 se muestran los pesos finales de cada una de las variables. La selección de los mismos se realiza con el objetivo de minimizar el RMSE del modelo en un proceso de validación cruzada (cross validation) en diez etapas. Para ello, se dividen los datos de entrenamiento en diez partes, se eligen nueve de ellas para entrenar el modelo, y se usa la décima para calcular el RMSE. Se repite el proceso diez veces, una por cada parte, y se calcula el error final como la media aritmética de los diez RMSE.

Tabla 4. Coeficientes del modelo de regresión lineal.

Coeficiente	Alcance de las predicciones				
	30 min	1 hora	2 horas	4 horas	24 horas
Intercept	0,018562	0,022287	0,031380	0,054926	0,061753
Observación t	0,375765	0,301765	0,219059	0,136003	0,035379
Observación t - 1	0,086030	0,084154	0,055953	0,031595	0,019516
Observación t - 2	0,040957	0,044447	0,024596	0,022131	-0,002117
Observación t - 3	0,025149	0,020885	0,018517	0,009920	0,005189
Observación t - 1h	-0,019097	-0,009798	-0,018846	-0,006688	0,001417
Observación t - 2h	0,007813	-0,009139	-0,007016	0,005835	-0,005440
Observación t - 4h	-0,006707	-0,007257	-0,004017	0,002504	-0,019686
Observación t - 24h	0,030672	0,037056	0,026852	-0,016126	0,113150
Media última hora	0,164391	0,106997	0,157675	0,074607	0,031115
Media últimas 2 h	0,113638	0,171805	0,115350	0,073491	0,091765
Media últimas 4 h	-0,041568	-0,072630	-0,102014	-0,119101	-0,004803
Media últimas 24 h	0,010236	0,022722	0,053903	0,119255	0,010290
AEMET t + 30min	-0,107871	-0,130248	-0,281276	-0,258845	-0,032440
AEMET t + 1h	0,078962	0,050506	0,202699	0,205645	-0,010325
AEMET t + 2h	0,106986	0,175013	0,121962	-0,100449	0,082169
AEMET t + 4h	0,014425	0,046537	0,169362	0,435685	-0,087690
AEMET t + 24h	0,007003	0,008232	0,006677	0,006236	0,399489

4.2.2 Redes neuronales

Se ha utilizado una red neuronal de propagación hacia delante con una sola capa oculta (Figura 17), siendo el aprendizaje con el algoritmo de propagación hacia atrás (back propagation). Para ello se han usado las funciones del paquete de software R [Rfou16], que utiliza el algoritmo de optimización es BFGS (Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno algorithm). Se ha entrenado y usado un modelo para predecir la ampacidad con cada uno de los alcances de tiempo. Los predictores de cada modelo son los mismos que para los modelos de regresión lineal. Las entradas se normalizan entre 0 y 1, siendo la función de activación de las neuronas de la capa oculta de tipo sigmoide, y la del resto de neuronas de tipo lineal.

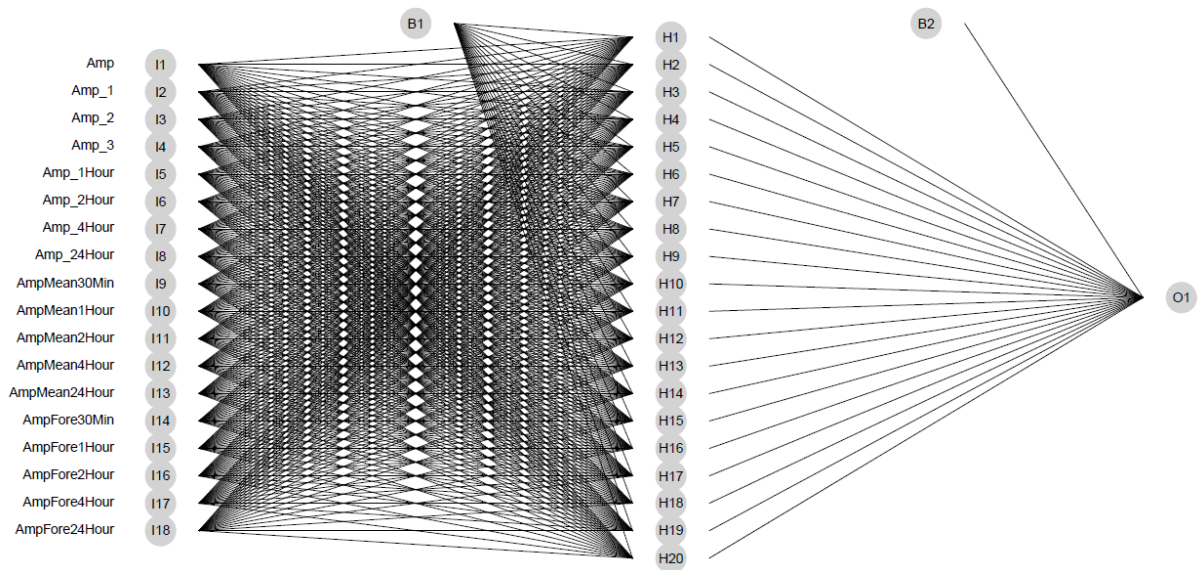


Figura 17. Arquitectura del modelo de red neuronal usado para la predicción de ampacidad.

Al igual que en regresión lineal, en el entrenamiento se sigue un proceso de validación cruzada en diez etapas, con el objetivo de minimizar el RMSE de la salida. En el entrenamiento también se elige el número de neuronas de la capa oculta y el parámetro de regularización, “weight decay”, seleccionando los que dan un RMSE menor. Aunque, como se puede ver en la Figura 18, en general el error será menor para un mayor número de neuronas, se debe establecer un compromiso entre el error y la capacidad de cómputo, por lo que se ha limitado el número de neuronas a 20 y se ha elegido un decay de 0,01.

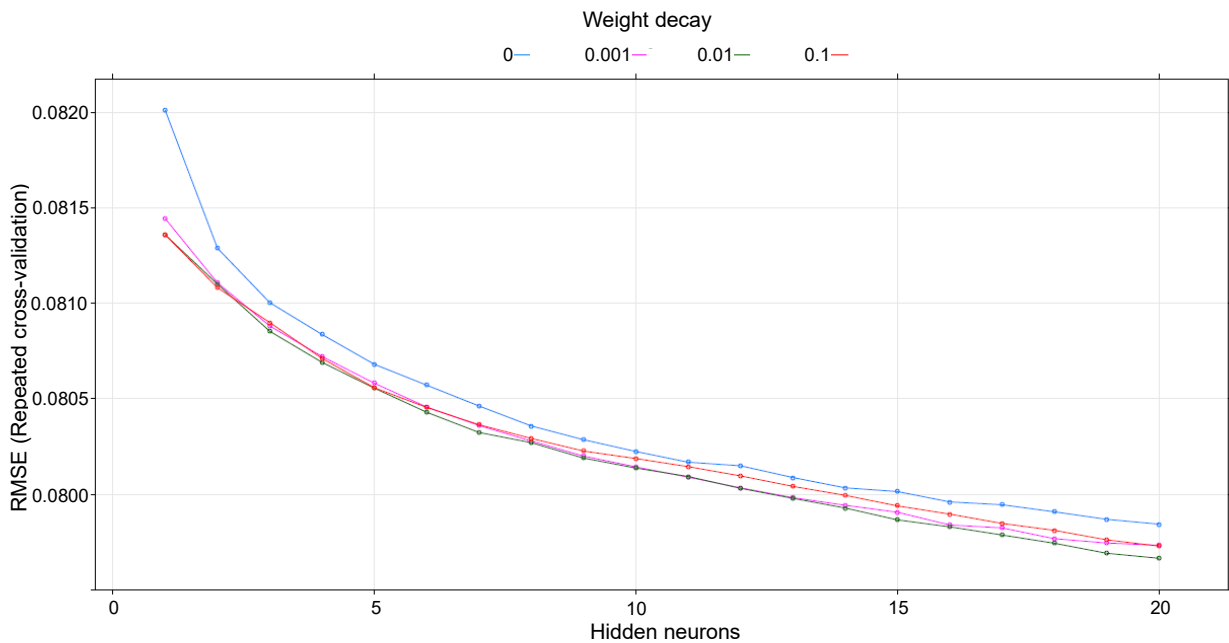


Figura 18. Error de salida en función del número de neuronas para diferentes “decays” (predicción a 1 h vista).

4.3 Resultados de la aplicación de la metodología en la línea piloto

Para evaluar las predicciones puntuales de ampacidad de cada método (ver ejemplo en la Figura 19), se han comparado las predicciones para el conjunto de datos de evaluación de la línea piloto, con un alcance de tiempo determinado, con las observaciones para esos instantes de tiempo. Para ello se han calculado el NRMSE, el NMAE y el NBias, que son indicadores normalizados, dándolos en tanto por ciento. El RMSE, el MAE y el Bias se definen como en las ecuaciones (15), (13) y (16), respectivamente, y se han normalizado según lo definido en las ecuaciones (18), (19) y (20), respectivamente. Se han elegido estos indicadores por compatibilidad, para poder comparar los resultados obtenidos en la línea piloto con otros resultados. Aunque es posible normalizar el RMSE de varias maneras, generalmente, en los resultados de predicción de ampacidad encontrados en la bibliografía, no se dice cómo se ha hecho. Por eso, se propone normalizarlo dividiendo el RMSE por el recorrido de las observaciones, tal como es habitual en otros sectores. En lo que respecta al NMAE y al NBias, se propone normalizarlos dividiéndolos respecto a las observaciones, tal como se hace en [AzSi16, DuKM19, JLCZ18, ZDZX16], a pesar de las cuestiones planteadas en [HyKo06] respecto a estos indicadores.

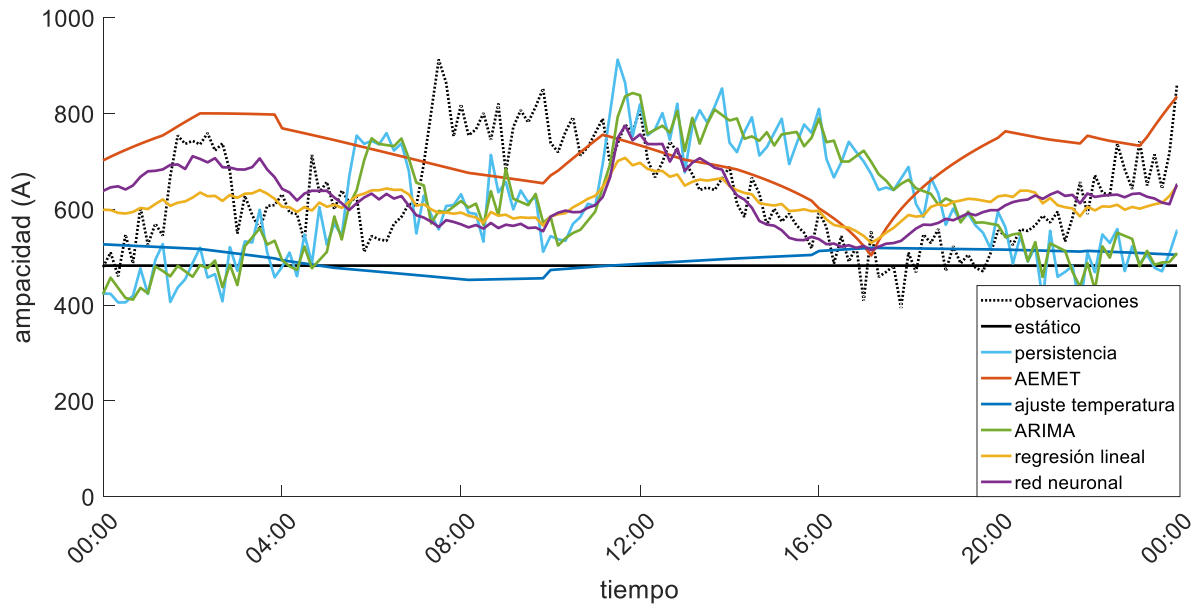


Figura 19. Ejemplo de predicciones puntuales a 4 horas vista.

Se han comparado las predicciones puntuales obtenidas con modelos ARIMA, regresión lineal y redes neuronales, con referencias como el límite estático y la persistencia. También se han comparado con la aplicación directa de las predicciones meteorológicas de AEMET y con el ajuste de temperatura ambiente de dichas predicciones. En la Tabla 5 se pueden ver los valores que toman el NRMSE, el NMAE y el NBias para los diferentes alcances estudiados.

Tabla 5. Errores de las predicciones puntuales de los métodos evaluados.

	Alcance	Estático	Persistencia	ARIMA	Ajuste temperatura	AEMET	Regresión lineal	Red neuronal
NRMSE (%)	30 min	17,8	8,1	7,9	13,6	15,1	7,1	7,1
	1 h		9,3	8,9	13,6	15,1	7,9	7,9
	2 h		11,0	10,9	13,6	15,1	8,9	8,9
	4 h		13,3	12,9	13,6	15,1	9,7	9,7
	24 h		13,7	13,3	13,7	15,3	9,8	10,0
NMAE (%)	30 min	21,3	10,6	10,0	16,0	22,0	9,4	9,4
	1 h		12,1	11,6	16,0	22,0	10,6	10,5
	2 h		14,5	13,9	16,0	21,9	12,1	12,0
	4 h		17,7	17,1	16,1	21,9	13,2	13,1
	24 h		17,8	17,1	16,2	22,2	13,4	13,5
NBias (%)	30 min	-19,5	0,9	1,0	-8,3	17,8	1,4	1,4
	1 h		1,2	1,3	-8,3	17,7	1,7	1,7
	2 h		1,7	1,7	-8,3	17,6	2,1	2,2
	4 h		2,4	2,5	-8,3	17,6	2,6	2,5
	24 h		2,5	2,5	-8,4	18,0	2,9	3,0

En la Figura 20 y la Figura 21, se puede comprobar cómo los métodos cuyas predicciones puntuales dependen de observaciones recientes, ARIMA, regresión lineal, red neuronal y persistencia, tienen menor error cuanto menor es el alcance, y mejoran el RMSE y el NMAE del límite estático y de las predicciones directas de AEMET, incluso para los alcances más largos. Cabe señalar que las predicciones de AEMET tienen el mismo nivel de error para cualquier horizonte de tiempo. También cabe destacar que las predicciones de regresión lineal y de la red neuronal mejoran el error de ARIMA y de la persistencia, especialmente para los alcances más largos, lo que parece lógico, dado que se basan en predicciones meteorológicas. Se ha comprobado que el error de regresión lineal y de la red neuronal concuerda con lo encontrado en la bibliografía [AzSi16, DuKM19, LiMC11] con un NMAE por debajo de 10 % para alcances de 1 o 2 horas, y por debajo de 15 % para alcances mayores.

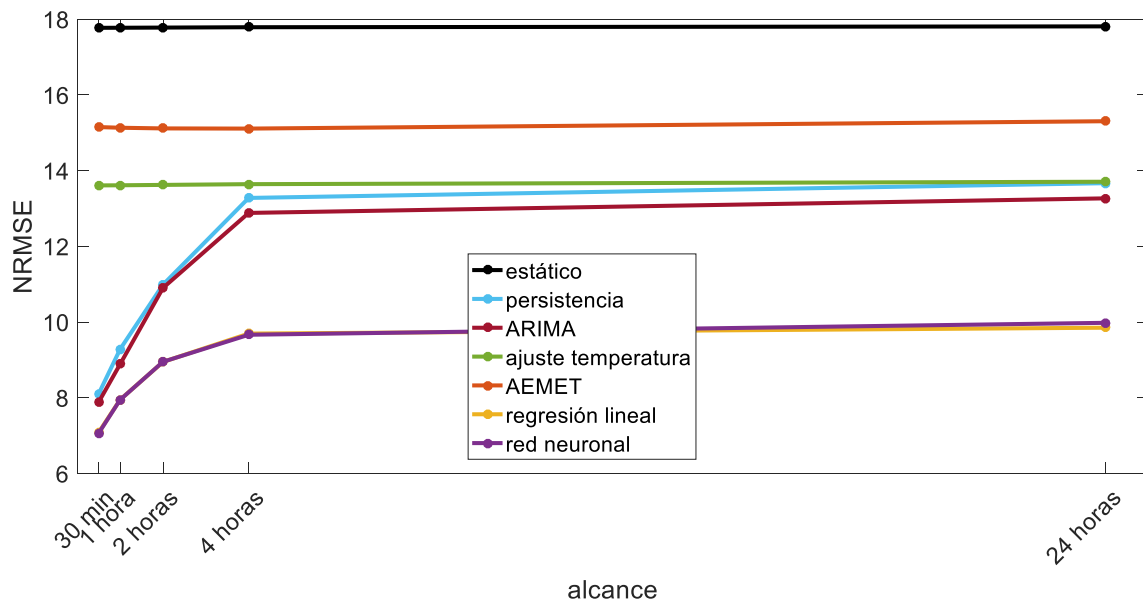


Figura 20. NRMSE de las predicciones puntuales.

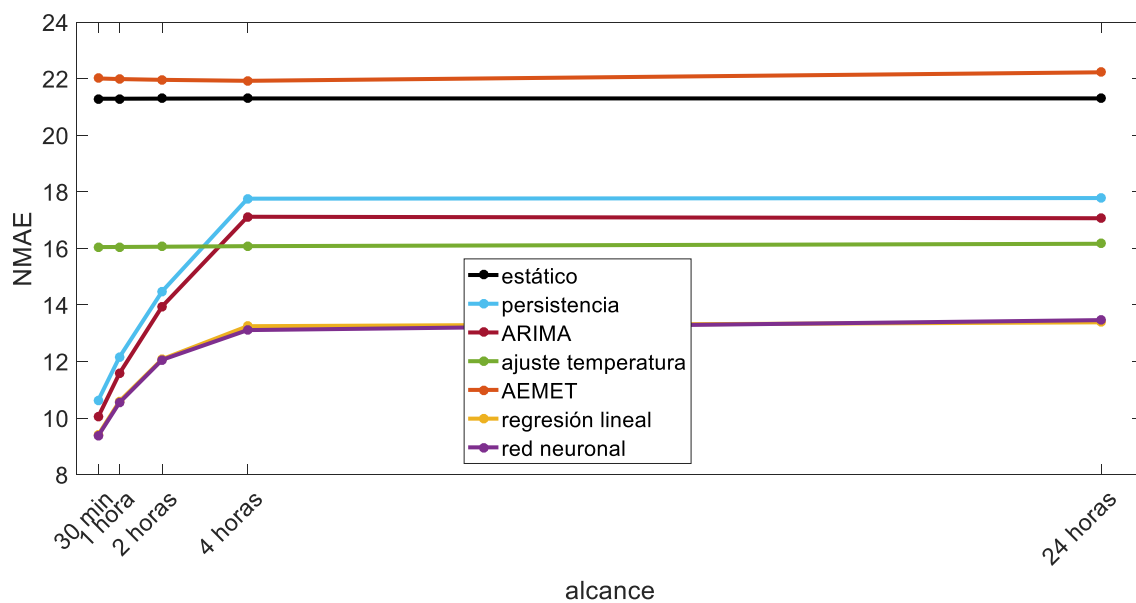


Figura 21. NMAE de las predicciones puntuales.

En la Figura 22 se puede ver cómo, con un NBias negativo, el límite estático tiende a predecir por debajo de las observaciones, lo que en principio parece ventajoso, ya que supone un menor riesgo de sobrecalentamiento de los conductores. Sin embargo, esto significa un menor aprovechamiento de la capacidad de la línea. Con las predicciones de AEMET aplicadas sin ningún ajuste ocurre lo contrario, se tiende a predecir por encima de las observaciones, lo que supone un riesgo claro. Por otro lado, con cualquiera de los métodos propuestos, ARIMA, regresión lineal y red neuronal, la tendencia a la sobrepredicción o la subpredicción es menor, aunque este indicador, NBias, solo expresa la tendencia o parte sistemática del error. Como se verá en los siguientes capítulos, con las predicciones puntuales el nivel de riesgo puede ser bastante elevado, por lo que se harán predicciones probabilísticas, que permiten elegir dicho nivel de riesgo.

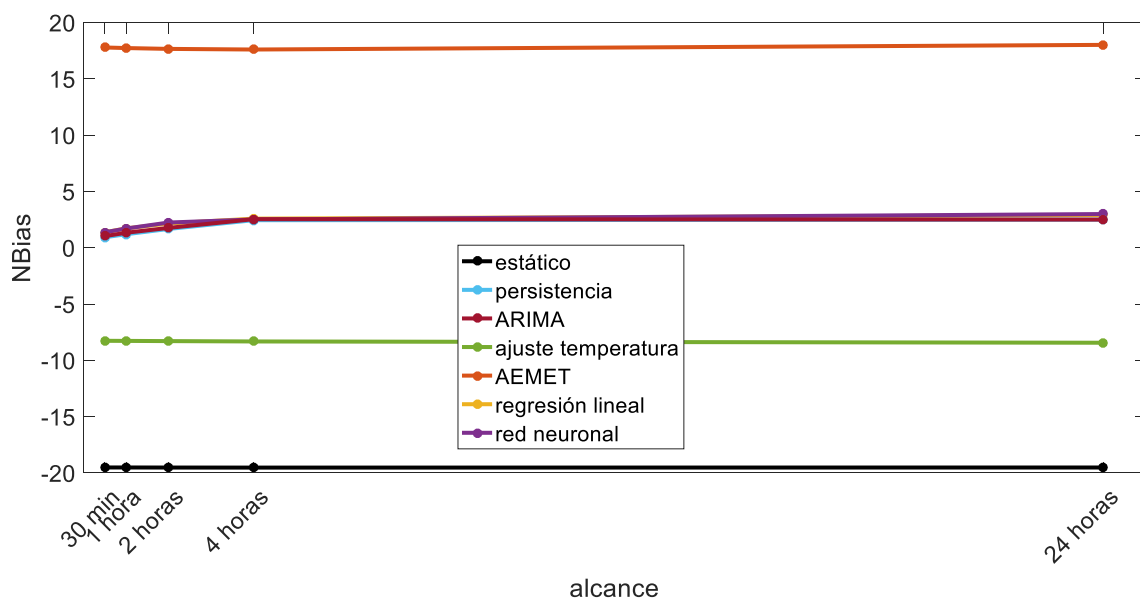


Figura 22. NBias de las predicciones puntuales.

En general, se ha podido comprobar que los métodos propuestos mejoran ampliamente la referencia del límite estático y las predicciones de AEMET sin ajuste, en cuanto al error en valor absoluto. Sin embargo, el modelo ARIMA apenas es mejor que la persistencia, para cualquier alcance. Algo similar ocurre con el modelo de regresión lineal y la red neuronal. Aunque el modelo de red neuronal perceptrón de una capa es un modelo relativamente simple, es más complejo que el modelo utilizado para la regresión lineal, y ha supuesto mucho más tiempo de cómputo. Pero esto no se ha visto reflejado en los resultados, ya que el error obtenido con ambos métodos es similar.

4.4 Conclusiones tras la aplicación de la metodología

Se han obtenido algunas conclusiones tras aplicar la metodología para la predicción puntual de ampacidad a la línea piloto. Los métodos propuestos, basados en regresión lineal y redes neuronales, utilizan las medidas de la línea piloto y las predicciones meteorológicas para la línea. La otra propuesta, el método basado en modelos ARIMA, utiliza únicamente medidas. Para evaluar los resultados se han comparado las predicciones con las observaciones, calculadas estas últimas a partir de las medidas para el instante de la predicción. Se han utilizado indicadores estándar como el MAE, RMSE o el Bias, que han sido normalizados para expresar los resultados en forma de porcentaje.

Se ha comprobado que los métodos propuestos tienen menor error para los alcances más cortos, lo cual concuerda con lo encontrado en la bibliografía. La utilización de predicciones meteorológicas supone una mejora del error, sobre todo para los alcances más largos, ya que el método basado en regresión lineal y la red neuronal mejoran los resultados del modelo ARIMA. Además, todos los métodos propuestos mejoran los resultados, para cualquiera de los alcances estudiados, de la predicción de ampacidad calculada directamente a partir de las predicciones meteorológicas de AEMET, sin ningún método de ajuste estadístico a las condiciones de la línea piloto.

La aplicación directa de las predicciones meteorológicas a la línea piloto produce un error sistemático positivo, que corresponde a un Bias positivo, lo que supone una sobrepredicción de la ampacidad. La predicción de la ampacidad por encima de las observaciones puede llevar a situaciones de riesgo debidas a temperaturas en los conductores por encima de la máxima admisible. Sin embargo, con los métodos propuestos, la parte sistemática del error es reducida prácticamente a cero, por lo que el riesgo, debido únicamente a la parte aleatoria del error, es menor. A pesar de ello, el riesgo puede ser importante, por lo que el siguiente capítulo se dedica a la predicción probabilística de la ampacidad. Con este tipo de predicción se pretende tener control del riesgo asociado a la misma, permitiendo al operador de las líneas seleccionar el nivel de riesgo.

Por otra parte, las predicciones del límite estático o del método de ajuste de la temperatura ambiente, tienen un error sistemático negativo, lo que supone una predicción conservadora y menor riesgo. Pero ello puede conllevar un menor aprovechamiento de la capacidad de las líneas, por lo que con las predicciones probabilísticas se busca, no solo poder seleccionar el nivel de riesgo, sino también un mayor aprovechamiento.

5 Metodología para la predicción probabilística de ampacidad

Muchos de los métodos de predicción encontrados en la bibliografía hacen una predicción puntual de la ampacidad. Dichos métodos tratan de minimizar el error, entendido este como la diferencia entre predicciones y observaciones, pero siempre habrá una incertidumbre inherente a cada predicción, debida a un conocimiento incompleto de los procesos físicos que dan lugar a futuros eventos. Los errores de predicción tienen una parte sistemática, que es constante, y una parte aleatoria. Si el modelo predictivo fuera perfecto, la parte sistemática sería cero, y la parte aleatoria se podría modelar como una distribución gaussiana de media cero. La incertidumbre asociada a las predicciones puntuales puede ser expresada en forma de intervalos de predicción. Un intervalo de predicción es un rango de valores entre los cuales se espera encontrar en el futuro la magnitud predicha, con una probabilidad preasignada.

Como también se ha podido comprobar en la bibliografía, uno de los planteamientos más usuales para estimar intervalos de predicción es el planteamiento paramétrico, que se basa en asumir una determinada distribución de probabilidad, definida mediante los parámetros de su función de densidad. En los métodos paramétricos, bajo una serie de supuestos, es usual asumir una distribución gaussiana. En este caso, los intervalos de predicción están centrados en la predicción puntual y son simétricos. De este modo, es posible estimar la varianza a partir de los datos de entrenamiento, dando lugar a modelos homocedásticos, o a partir de los datos más recientes, dando lugar a modelos heterocedásticos. Este es el planteamiento seguido en el apartado 5.1, donde se describe la metodología para calcular este tipo de intervalos, denominados a lo largo de la tesis intervalos teóricos.

La ampacidad de los conductores aéreos depende, entre otras magnitudes, de la velocidad del viento, cuya naturaleza no se describe adecuadamente con modelos lineales. La velocidad del viento se suele modelar con distribuciones asimétricas como la Weibull, y la dirección del viento con la distribución Von Mises. Si se hace una predicción paramétrica de cada una de las magnitudes de las que depende la ampacidad, esto implica una dificultad añadida, ya que no es posible calcular directamente la función de densidad de las predicciones de ampacidad o de temperatura del conductor. Para ello se suelen realizar simulaciones basadas en el método Monte Carlo.

Las dificultades para modelar mediante distribuciones paramétricas las predicciones de ampacidad o de magnitudes meteorológicas como la velocidad del viento, pueden ser superadas con un planteamiento no paramétrico. Con este planteamiento, no se hace ninguna asunción acerca de la forma de la distribución de probabilidad de las predicciones, y se calculan unos

intervalos de predicción empíricos. Estos intervalos de predicción pueden ser asimétricos y no están centrados en la predicción puntual. De este modo, es posible expresar las predicciones probabilísticas en forma de cuantiles, que se definen con una probabilidad τ de que las predicciones, $\hat{Y}_{t+h|t}^\tau$, sean superiores a las observaciones, Y_{t+h} , según (25).

$$P(\hat{Y}_{t+h|t}^\tau > Y_{t+h}) = \tau \quad (25)$$

En los apartados 5.2 y 5.3 se describen dos métodos diferentes que permiten hacer predicciones probabilísticas basadas en cuantiles. El primero de ellos consiste en el cálculo de intervalos empíricos constantes basados en los errores de la predicción puntual durante el entrenamiento. El segundo consiste en el cálculo de intervalos empíricos que dependen de la magnitud de las predicciones puntuales. A continuación, en los últimos apartados de este capítulo, se hace un análisis de la metodología propuesta, al aplicarla a la línea piloto, comparando la calidad de las predicciones probabilísticas con los distintos tipos de intervalos, teóricos y empíricos.

5.1 Intervalos teóricos

Los modelos de regresión lineal se pueden utilizar para predecir el valor futuro de una variable a partir de uno o múltiples predictores, siendo posible cuantificar la incertidumbre asociada a la predicción, y calcular unos límites de predicción. Estos límites de predicción se basan en asumir una distribución determinada. Bajo una serie de supuestos [KNNL05] (ver anexo C) es posible considerar que las predicciones tienen una distribución gaussiana, y en la medida que la realidad se aleja de estos supuestos, la distribución de las predicciones se desvía de dicho comportamiento. Se debe diferenciar entre intervalos de confianza e intervalos de predicción. Dada una muestra de una población estadística, un intervalo de confianza sirve para dar una medida de la confianza en la estimación de un parámetro poblacional. Por otro lado, un intervalo de predicción sirve para dar un rango de valores entre los cuales puede encontrarse el siguiente individuo seleccionado al azar, con un determinado grado de confianza.

Dado un modelo de regresión lineal multivariable cuya función de respuesta es (26) y se calcula en función de las variables X_1, X_2, \dots, X_{p-1} , es posible cuantificar la incertidumbre asociada al modelo estableciendo unos límites de predicción $1-\alpha$, para una observación nueva Y_h correspondiente a los valores X_h , siendo la varianza del error de predicción $s^2[pred]$.

$$E[Y] = \beta_0 + \beta_1 \cdot X_1 + \beta_2 \cdot X_2 + \dots + \beta_{p-1} \cdot X_{p-1} \quad (26)$$

$$\hat{Y}_h \pm t_{1-\alpha/2} \cdot s[pred] \quad (27)$$

$$s^2[pred] = MSE + s^2[\hat{Y}_h] = MSE \cdot (1 + X'_h \cdot (X' \cdot X)^{-1} \cdot X_h) \quad (28)$$

Se han utilizado las predicciones puntuales realizadas sobre el conjunto de datos de entrenamiento, para calcular intervalos de predicción de este tipo definidos por su función de densidad. Esto permite dar una predicción probabilística de ampacidad, aunque tienen el inconveniente de no estar definidos para modelos no lineales como las redes neuronales.

5.2 Intervalos empíricos basados en los errores de la predicción puntual

La propuesta para este tipo de intervalos se basa en calcular cuantiles de los errores de las predicciones puntuales para el conjunto de los datos de entrenamiento, tal como se puede ver en el ejemplo de la Figura 23. Se asume que los errores se mantienen constantes a lo largo del tiempo, permitiendo hacer predicciones probabilísticas, simplemente restando los cuantiles de los errores a cada una de las predicciones puntuales. Esto se ha comprobado sobre el conjunto de datos de evaluación. En la Tabla 6 se muestran los cuantiles calculados para las predicciones puntuales realizadas con el método de regresión lineal.

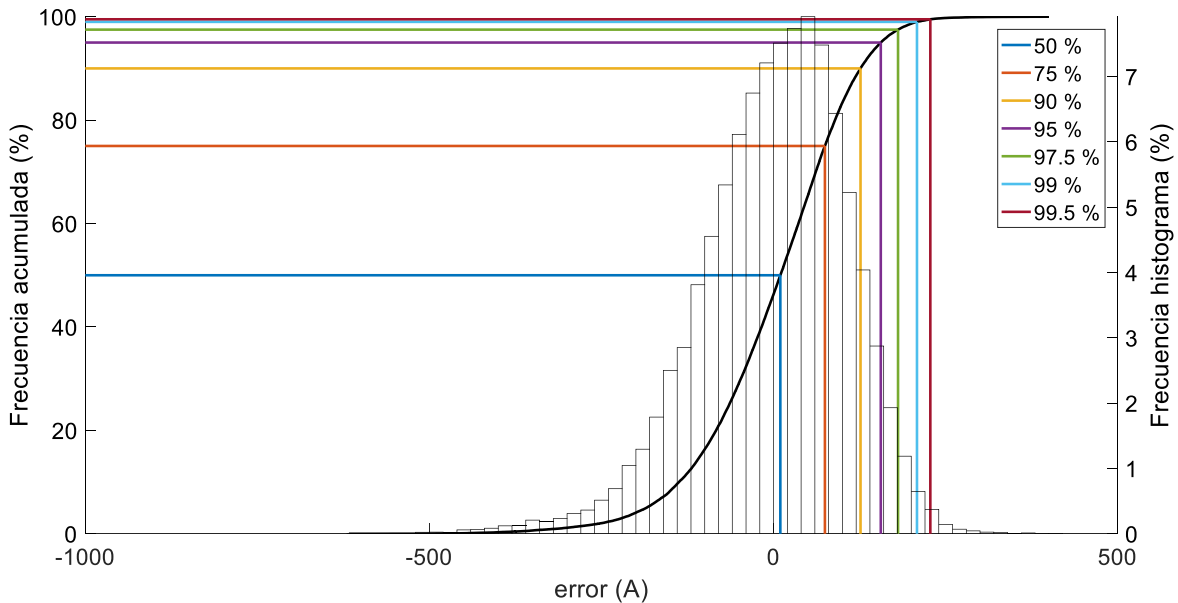


Figura 23. Cálculo de intervalos empíricos basados en los errores de predicción puntual.

Tabla 6. Errores de regresión lineal para el cálculo de intervalos empíricos (A).

Cuantil	Alcance				
	30 min	1 h	2 h	4 h	24 h
25	49,5	57,5	67,4	76,4	74,6
10	91,3	102,8	115,0	125,6	126,3
5	117,0	129,6	142,0	152,0	155,8
2.5	141,1	154,2	164,9	174,9	180,8
1	171,3	184,8	195,1	202,0	208,3
0.5	193,7	206,6	217,7	220,2	227,7

5.3 Intervalos empíricos para diferentes segmentos de la predicción puntual

Mediante este método, se intenta encontrar una relación matemática entre las predicciones puntuales de ampacidad para un alcance de tiempo determinado, y las observaciones. El método es válido para las predicciones puntuales de ampacidad de cualquiera de los métodos propuestos en el capítulo anterior, ARIMA, regresión lineal y red neuronal, o para las predicciones puntuales calculadas directamente a partir de las predicciones meteorológicas de AEMET. Es deseable un modelo que se pueda expresar mediante una relación funcional en forma de ecuación, que sea continuo en todo el rango de predicciones puntuales. Por eso, se calcula una ecuación para cada cuantil, cuya única entrada es la predicción puntual de ampacidad. En el procedimiento de cálculo se parte de los puntos correspondientes a los pares predicción puntual/observación para cada instante del entrenamiento. Se divide el rango de predicciones puntuales en segmentos, y se calculan diferentes cuantiles de las observaciones para cada uno de esos segmentos. Como se puede ver en la Figura 24, se considera el valor de cada cuantil como un punto centrado en cada segmento, y se ajusta una línea por regresión lineal a los puntos correspondientes a cada cuantil.

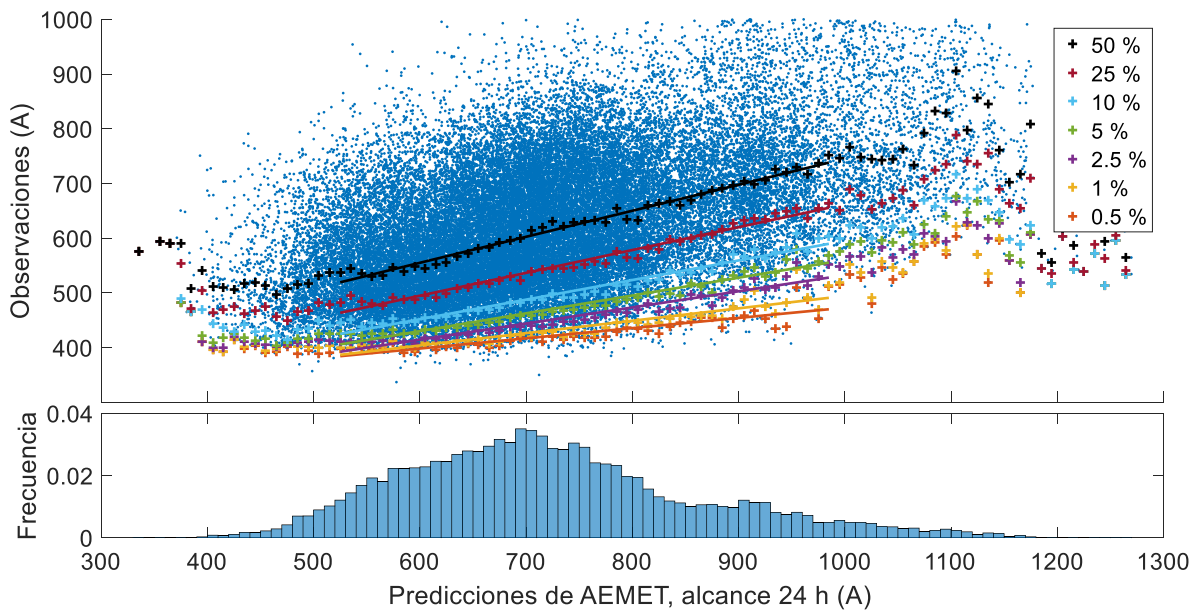


Figura 24. Ajuste por regresión a diferentes cuantiles de las observaciones.

De ese modo, para cada cuantil τ , y cada alcance h , se obtiene un modelo con la forma de la ecuación (29), en el cual A y B son parámetros a estimar por regresión lineal, $\hat{x}_{puntual,t+h|t}$ es la predicción puntual dada en t para el instante $t+h$, y $\hat{y}_{t+h|t}^\tau$ es la predicción probabilística a calcular para el cuantil τ y el instante $t+h$.

$$\hat{y}_{t+h|t}^\tau = A + B \cdot \hat{x}_{puntual,t+h|t} \tag{29}$$

Se han considerado varias posibilidades a la hora de definir los segmentos y las ecuaciones, y se ha analizado cuál es la más adecuada desde el punto de vista de la confiabilidad de las predicciones:

- Segmentos de anchura variable con el mismo número de puntos en cada intervalo
- Segmentos de anchura fija. Se ha analizado cuál es la anchura más adecuada
- Segmentos de anchura fija, excluyendo un porcentaje de puntos en los extremos del rango de las predicciones puntuales
- Segmentos de anchura fija. Se ha analizado el orden de las ecuaciones de regresión más adecuado

Se ha comprobado que con los segmentos de anchura fija se obtienen mejores resultados. Se ha hecho un cálculo de la anchura optima de los segmentos, por lo que se ha dividido las predicciones puntuales en segmentos de 10 A. Se ha observado que, para los valores muy altos de las predicciones puntuales, la frecuencia relativa es pequeña, hay poca concentración de puntos. Lo mismo ocurre con los valores muy bajos. Sin embargo, tienen el mismo peso en las ecuaciones de regresión que los valores centrales, que tienen una frecuencia mucho mayor, lo que provoca que el modelo no represente correctamente la relación entre predicciones puntuales y observaciones. Por ese motivo, al ajustar la línea de regresión correspondiente, solo se han tenido en cuenta los segmentos centrales en el cálculo de la misma, no utilizando los segmentos superiores, ni los inferiores, que suponen un tanto por ciento determinado del total de las observaciones. En la Tabla 7 se presentan los coeficientes de regresión finalmente obtenidos para ecuaciones de regresión de 1^{er} orden para los distintos alcances, con una anchura fija de los segmentos de 10 A, y descartando de los cálculos el ultimo 5 % de las predicciones puntuales y el primer 5 %, para las predicciones puntuales de regresión lineal. En la Figura 25 se puede ver un ejemplo de aplicación de la metodología propuesta.

Tabla 7. Coeficientes de regresión para diferentes cuantiles.

%	Alcance de las predicciones									
	30 min		1 hora		2 horas		4 horas		24 horas	
	Término independ.	1 ^{er} orden	Término independ.	1 ^{er} orden	Término independ.	1 ^{er} orden	Término independ.	1 ^{er} orden	Término independ.	1 ^{er} orden
50	258,1895	0,4879	259,9080	0,4857	258,3661	0,4876	260,6066	0,4855	269,6877	0,4755
25	234,8334	0,4272	236,4902	0,4250	236,7040	0,4244	233,9622	0,4290	244,5283	0,4172
10	229,5011	0,3679	227,9885	0,3701	226,1564	0,3729	224,5033	0,3752	237,1879	0,3579
5	220,8098	0,3448	222,7915	0,3417	223,7043	0,3403	219,7811	0,3464	235,1321	0,3251
2,5	230,3244	0,3062	231,8152	0,3035	232,0243	0,3026	230,7935	0,3048	237,7312	0,2946
1	247,8072	0,2565	251,1403	0,2518	255,0866	0,2452	251,6177	0,2509	268,1089	0,2262
0,5	264,2033	0,2206	265,4366	0,2188	267,4070	0,2148	272,2805	0,2076	286,5203	0,1863

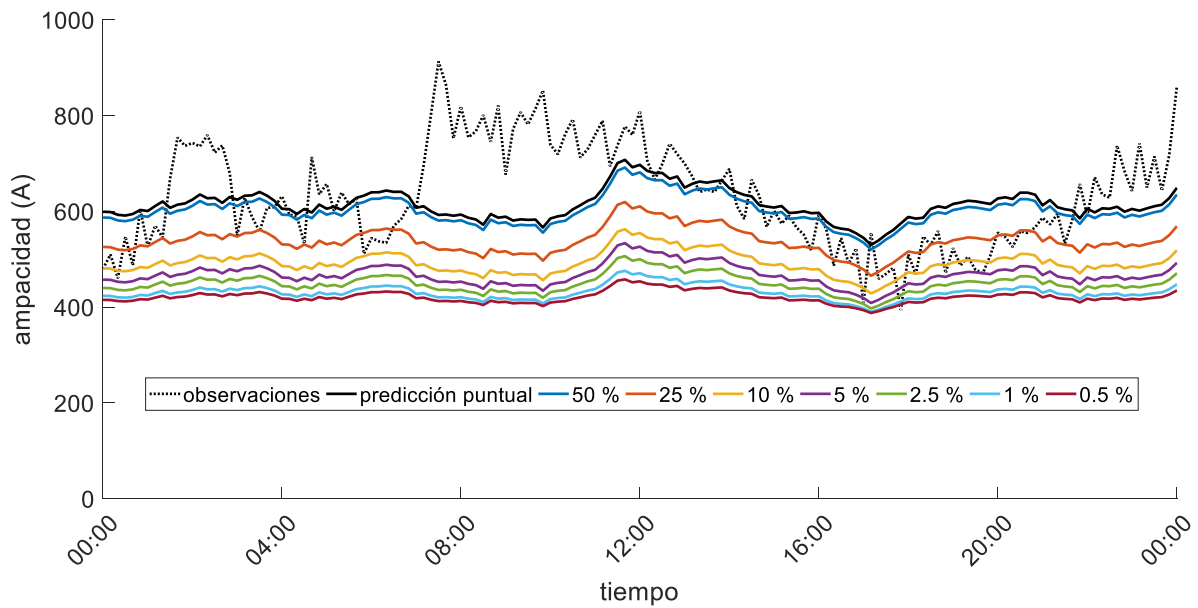


Figura 25. Predicciones probabilísticas a 4 horas vista con intervalos empíricos para diferentes segmentos de la predicción puntual de regresión lineal.

5.4 Resultados de la aplicación de la metodología en la línea piloto

Para elegir el tipo de intervalos que ofrecen mejores resultados, se cuantifican algunas características de las predicciones probabilísticas, como la confiabilidad o la agudeza, según lo propuesto en el capítulo 6. Para evaluar la confiabilidad se calcula, para las predicciones de cada cuantil, el porcentaje de veces en todo el periodo de evaluación que la predicción es mayor que la observación. Cuanto más se acerque este valor al cuantil teórico, más confiables serán las predicciones. Esto permite también cuantificar el riesgo de sobrepredicción para cada cuantil. Para evaluar la agudeza de las predicciones con los distintos tipos de intervalos, se calcula la distancia media entre las predicciones de cada cuantil y la predicción del cuantil 50, y se normaliza dividiéndola por la distancia entre los cuantiles 50 y 0,5 del conjunto de observaciones del entrenamiento, según ecuación (30).

Tal como se ha visto en la bibliografía, algunos métodos de predicción, como los basados en regresión lineal, permiten calcular directamente unos intervalos de predicción teóricos. Sin embargo, estos intervalos de predicción están basados en una serie de supuestos, y si estos no se cumplen, pueden no ser adecuados. Esto se ha comprobado comparando la confiabilidad y la agudeza de las predicciones de estos intervalos de predicción teóricos, con los intervalos de predicción empíricos, calculados según la metodología propuesta. En la Tabla 8 se puede ver la confiabilidad para distintos tipos de intervalos.

Los intervalos de predicción denominados “intervalos empíricos 1” o “intervalos empíricos de tipo 1”, definidos en el apartado 5.2, corresponden a los calculados a partir de los

errores de las predicciones puntuales. Por otra parte, los denominados “intervalos empíricos 2” o “intervalos empíricos de tipo 2”, definidos en el apartado 5.3, corresponden a los calculados a partir de cuantiles de las observaciones, para distintos segmentos de las predicciones puntuales. En la Tabla 8 y desde la Figura 26 hasta la Figura 30 se puede observar cómo los intervalos de predicción empíricos de tipo 2 se acercan mucho más al cuantil correspondiente, son más confiables, que los intervalos de predicción teóricos y los empíricos de tipo 1, para cualquier alcance.

Tabla 8. Confiabilidad de las predicciones de regresión lineal con intervalos teóricos y empíricos (%).

Alcance	Cuantil	Intervalos teóricos	Intervalos empíricos 1	Intervalos empíricos 2
30 min	25	23,7	23,1	24,8
	10	8,0	8,7	9,7
	5	3,7	4,3	4,9
	2,5	1,8	2,1	2,3
	1	0,7	0,8	1,0
	0,5	0,4	0,4	0,5
1 h	25	24,3	22,3	24,5
	10	7,7	8,2	9,7
	5	3,3	4,0	4,7
	2,5	1,5	2,0	2,4
	1	0,5	0,7	1,0
	0,5	0,3	0,3	0,5
2 h	25	25,3	21,5	24,7
	10	7,8	7,9	9,8
	5	2,9	3,8	4,9
	2,5	1,1	1,9	2,4
	1	0,3	0,7	0,9
	0,5	0,1	0,3	0,5
4 h	25	25,9	20,1	23,8
	10	7,3	7,1	9,4
	5	2,3	3,4	4,6
	2,5	0,6	1,5	2,3
	1	0,2	0,5	0,9
	0,5	0,1	0,2	0,5
24 h	25	26,0	21,7	25,3
	10	7,5	7,7	10,0
	5	2,6	3,6	4,9
	2,5	0,9	1,7	2,4
	1	0,2	0,6	1,0
	0,5	0,1	0,3	0,5

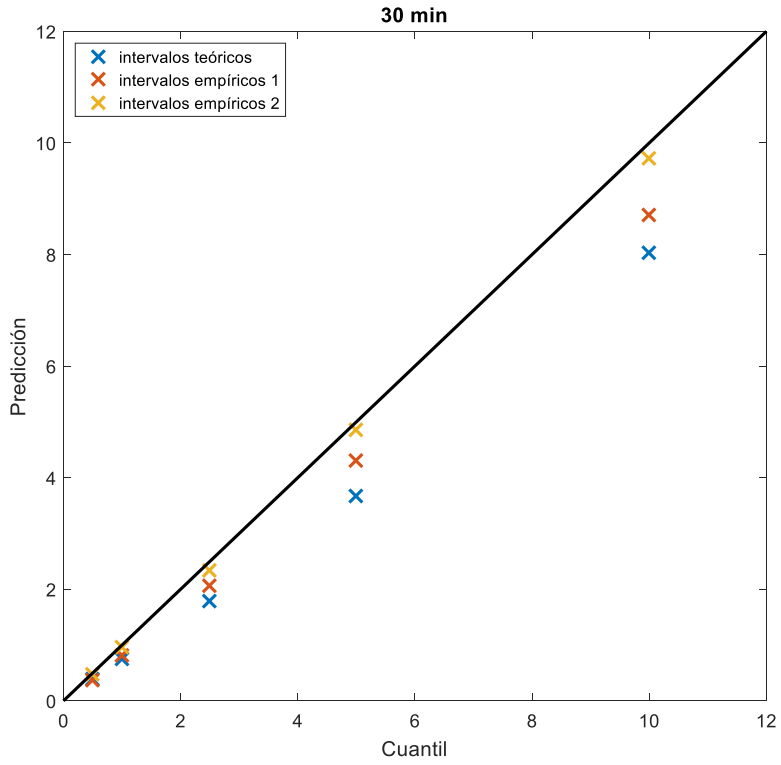


Figura 26. Confiabilidad de las predicciones a 30 min. vista.

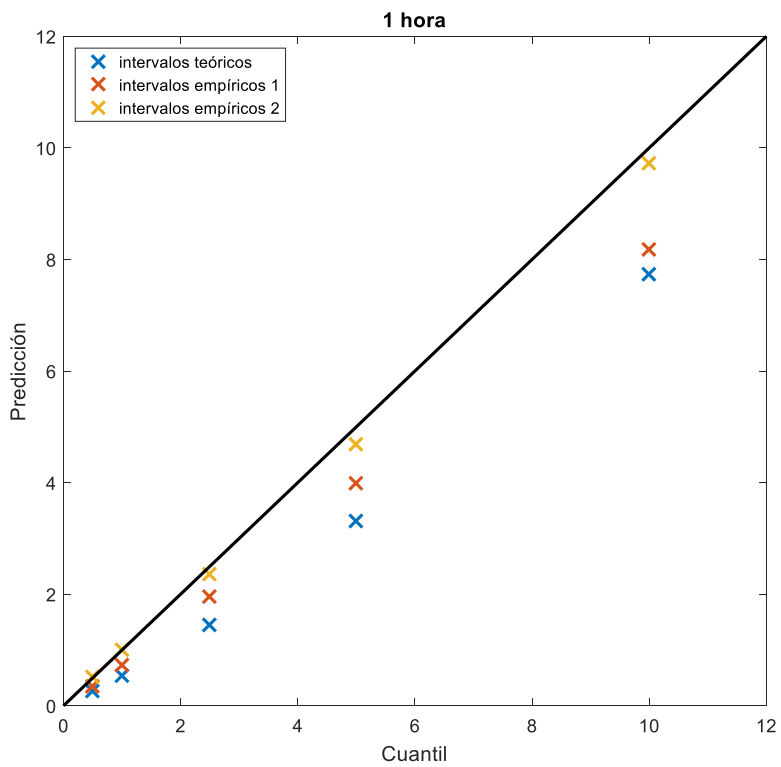


Figura 27. Confiabilidad de las predicciones a 1 hora vista.

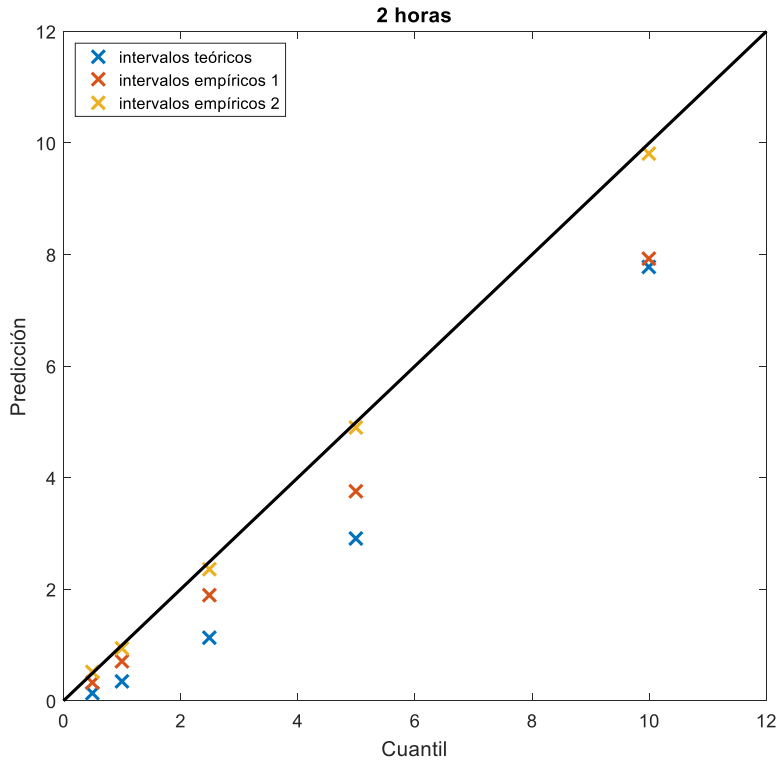


Figura 28. Confiabilidad de las predicciones a 2 horas vista.

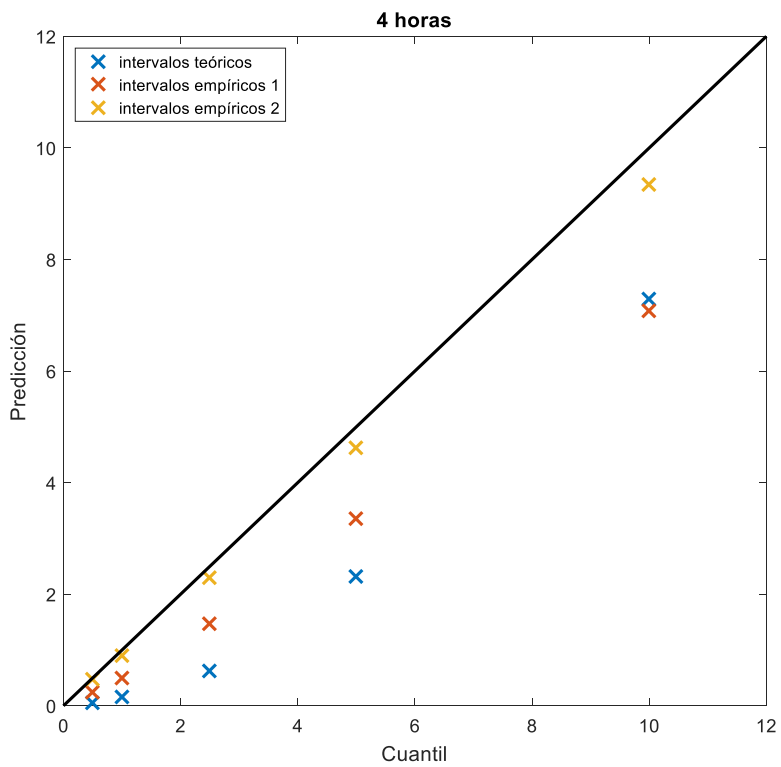


Figura 29. Confiabilidad de las predicciones a 4 horas vista.

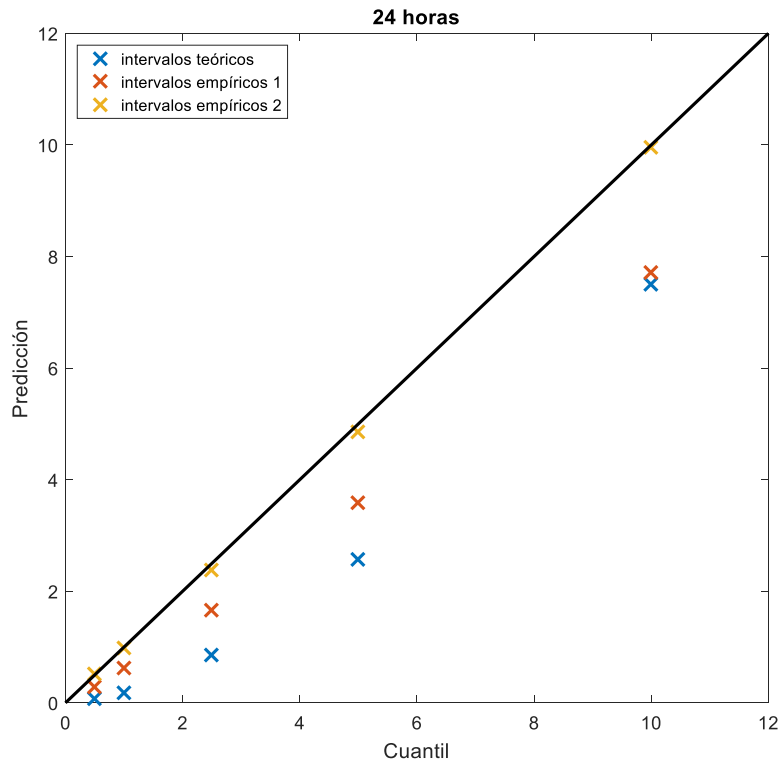


Figura 30. Confiabilidad de las predicciones a 24 horas vista.

Además, tal como se puede ver en la Tabla 9, con valores calculados según (30), y desde la Figura 31 hasta la Figura 35, los intervalos empíricos de tipo 2 son más estrechos, es decir, los cuantiles están más cerca de la mediana, correspondiendo a unas predicciones probabilísticas más agudas, que los intervalos de predicción teóricos y de tipo 1, especialmente para los alcances mayores. Esto, junto a una mayor confiabilidad, justifica el cálculo de los intervalos de predicción empíricos de tipo 2, según metodología propuesta, para las predicciones puntuales de regresión lineal. Además, es posible aplicar esta metodología a las predicciones puntuales de AEMET y a las obtenidas con redes neuronales y ARIMA, por lo que, en el siguiente capítulo, se comparan las predicciones probabilísticas con intervalos de tipo 2 para ARIMA, AEMET, regresión lineal y redes neuronales, con el estático probabilístico.

Tabla 9. Agudeza de las predicciones de regresión lineal con intervalos teóricos y empíricos (%).

Alcance	Cuantil	Intervalos teóricos	Intervalos empíricos 1	Intervalos empíricos 2
30 min	25	25,2	24,4	22,5
	10	47,9	45,0	42,7
	5	61,5	57,6	54,7
	2,5	73,3	69,4	64,5
	1	87,0	84,3	75,1
	0,5	96,4	95,4	81,0

Alcance	Cuantil	Intervalos teóricos	Intervalos empíricos 1	Intervalos empíricos 2
1 h	25	28,4	28,3	25,6
	10	54,0	50,6	47,5
	5	69,3	63,8	59,5
	2,5	82,6	75,9	68,8
	1	98,0	91,0	78,7
	0,5	108,5	101,7	84,6
2 h	25	31,8	33,1	29,0
	10	60,5	56,5	52,0
	5	77,7	69,8	64,0
	2,5	92,5	81,0	73,6
	1	109,8	95,9	83,5
	0,5	121,6	107,0	89,0
4 h	25	34,9	37,4	31,3
	10	66,3	61,5	54,6
	5	85,1	74,5	66,7
	2,5	101,4	85,7	76,3
	1	120,4	99,0	85,6
	0,5	133,3	107,9	91,1
24 h	25	35,4	36,5	31,5
	10	67,2	61,9	55,9
	5	86,3	76,3	68,6
	2,5	102,8	88,5	78,6
	1	122,1	102,0	87,4
	0,5	135,2	111,5	92,9

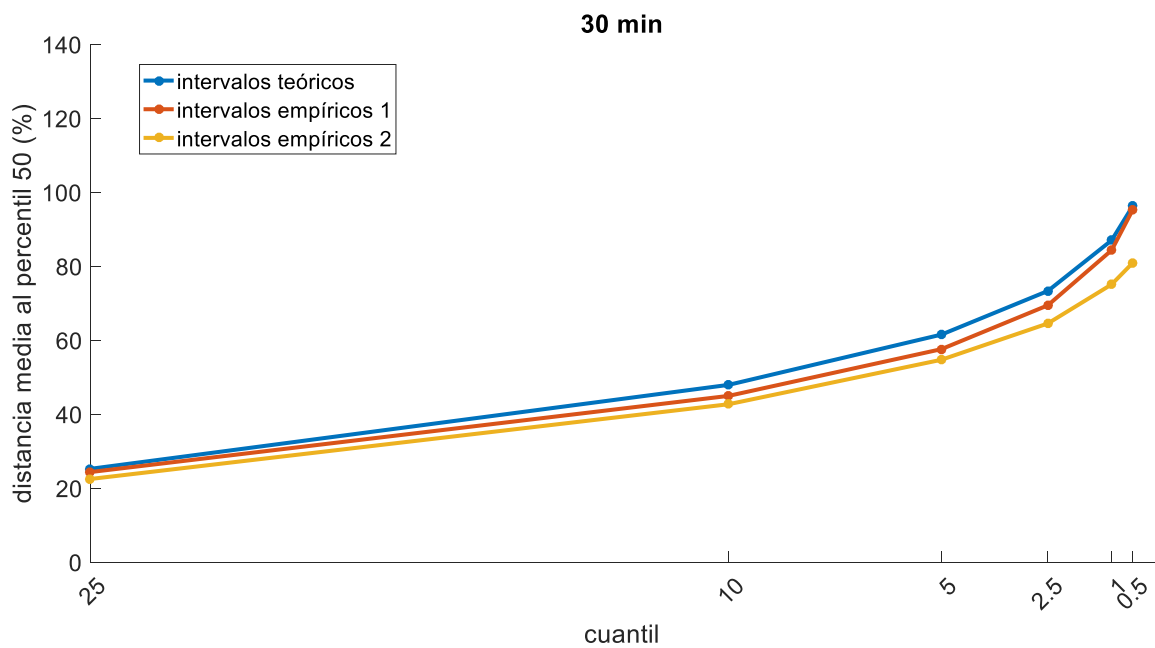


Figura 31. Agudeza a 30 min vista.

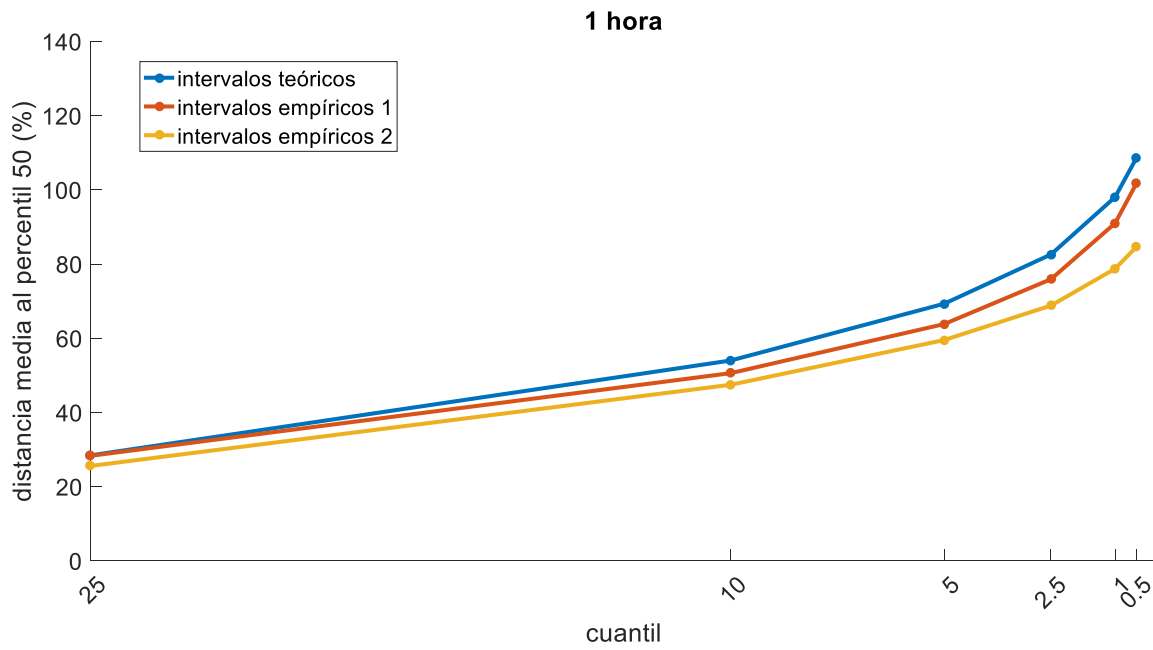


Figura 32. Agudeza a 1 hora vista.

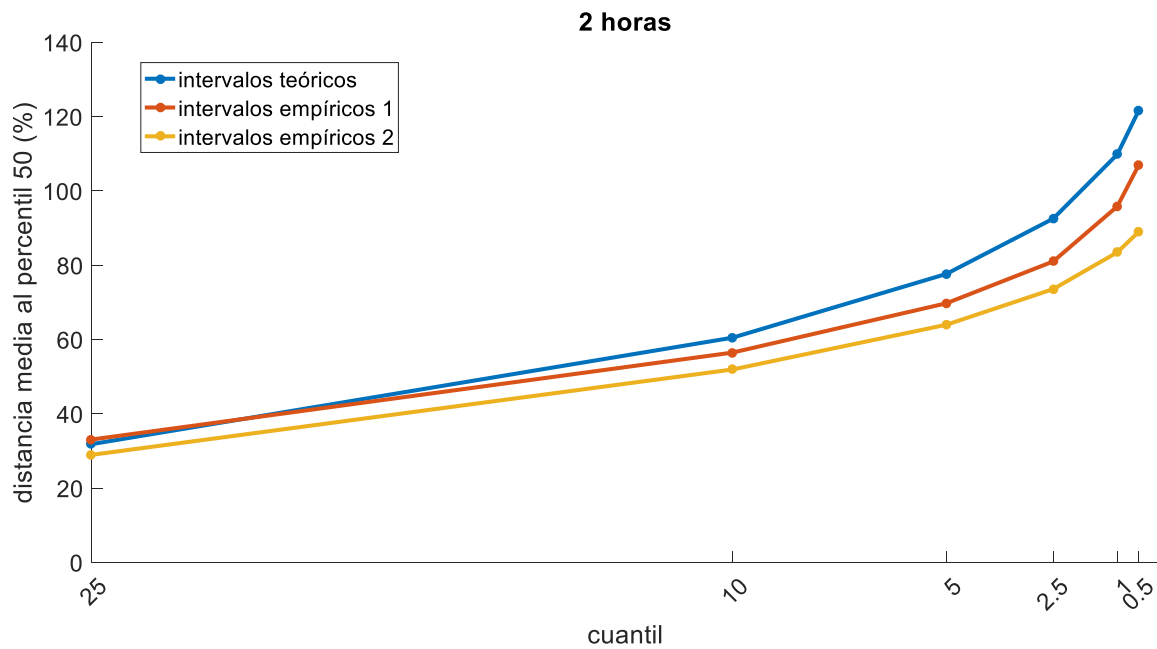


Figura 33. Agudeza a 2 horas vista.

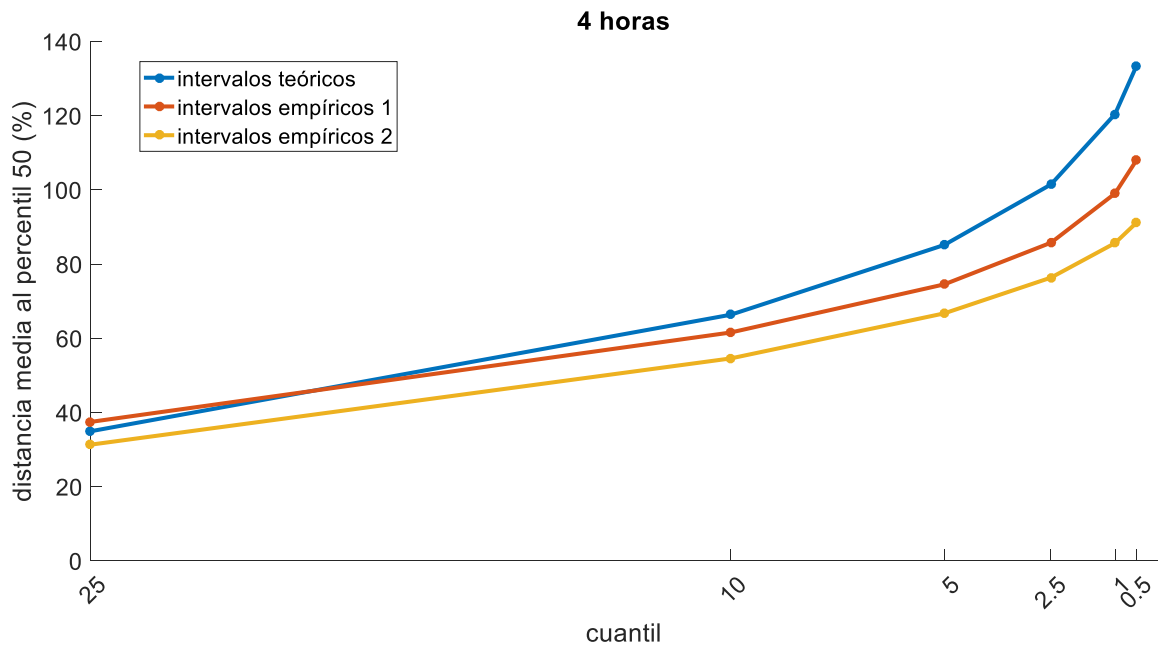


Figura 34. Agudeza a 4 horas vista.

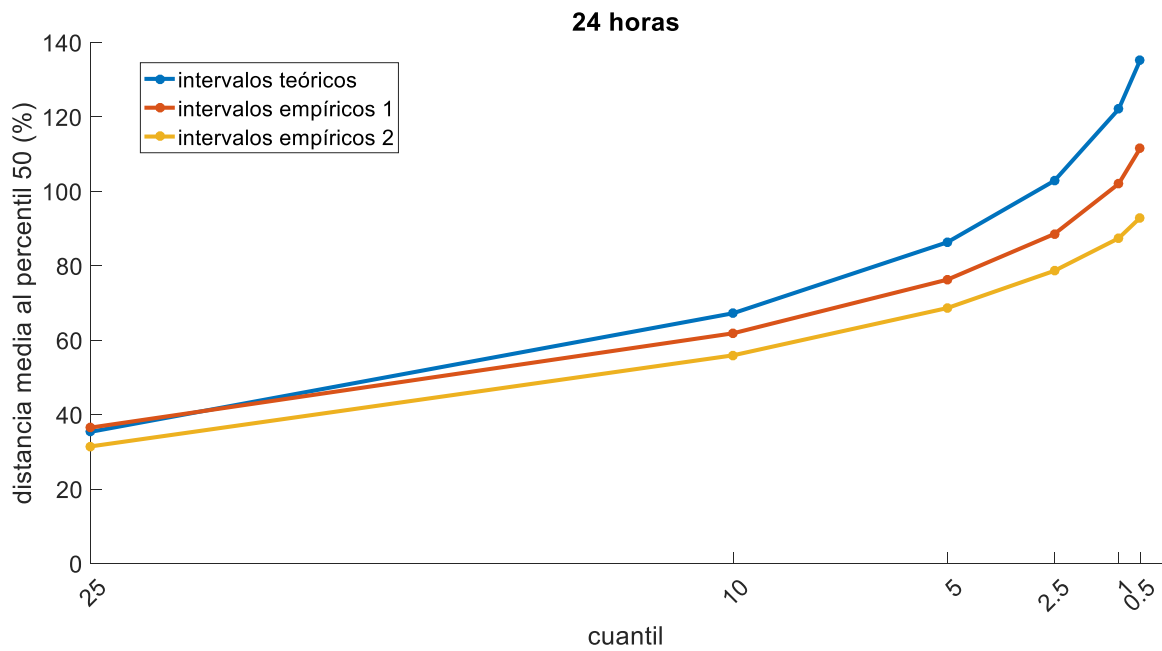


Figura 35. Agudeza a 24 horas vista.

5.5 Conclusiones tras la aplicación de la metodología

En la tesis se propone una metodología para la predicción probabilística de la ampacidad. Esta metodología se basa en el cálculo de unos intervalos de predicción que permiten predecir la ampacidad con un nivel de probabilidad determinado. De este modo, es posible seleccionar el nivel de riesgo de superar la temperatura máxima admisible de los conductores, lo que permite operar la red eléctrica de una forma más segura. Esto contrasta con la predicción puntual de ampacidad, con la cual el riesgo puede ser elevado, incluso cuando se hacen predicciones conservadoras como el límite estático, y que además conllevan un menor aprovechamiento de la capacidad de las líneas.

En la bibliografía se han encontrado diferentes formas de hacer predicción probabilística. En algunos casos se hacen predicciones con distribuciones de probabilidad paramétricas, basadas en el cálculo de los parámetros de sus funciones de densidad. Este tipo de predicción tiene el inconveniente de que es necesario asumir funciones de densidad con una forma determinada. En [BACM07, FaBI16, HaDe88, KiKi10, StND91, WaSJ11, ZPMS02] y en [MiTa09, RiSM13, SLCG15] se asumen diferentes tipos distribuciones para las predicciones de cada variable meteorológica, y se calculan las distribuciones de las predicciones de ampacidad o la temperatura del conductor en simulaciones Monte Carlo, o con diferentes procedimientos. En otros casos se hacen predicciones con distribuciones de probabilidad empíricas, que no tienen una forma predefinida y se basan en el cálculo de cuantiles [AzSi16, DuKM19, WWHZ16].

En la tesis se han analizado diferentes tipos de predicción probabilística: uno con intervalos teóricos y dos tipos con intervalos empíricos. Estos intervalos utilizan como entrada predicciones puntuales de ampacidad. Los distintos tipos de intervalos se han comparado en la línea piloto, en cuanto a su confiabilidad y agudeza, comprobando que dan mejores resultados los intervalos empíricos de tipo 2, basados en dividir el rango de predicciones puntuales en segmentos más pequeños. Estos son los más confiables y a la vez los que tienen una distribución de probabilidad más aguda. La confiabilidad es una característica clave de las predicciones probabilísticas, ya que una elección adecuada del nivel de riesgo depende de la confiabilidad de las predicciones. También se ha podido comprobar que, aunque la confiabilidad es parecida para los distintos alcances de predicción analizados, los intervalos de predicción son más agudos para los alcances más cortos. Por lo tanto, a la vista de los resultados, se proponen los intervalos empíricos de tipo 2, los cuales se evalúan en el siguiente capítulo para los distintos métodos de predicción puntual en cuanto a la calidad de las predicciones, la seguridad y el aprovechamiento de la línea eléctrica.

6 Metodología para la evaluación de las predicciones de ampacidad

Uno de los objetivos de esta tesis es establecer una metodología para evaluar la calidad de las predicciones de ampacidad. Las predicciones puntuales buscan minimizar el error, es decir, acercarse lo máximo posible a las observaciones, sin importar si los errores de predicción son positivos, con predicciones por encima de las observaciones, o negativos. Este tipo de predicciones puede ser útil en sectores como el eólico, donde se busca predecir la potencia de parques y turbinas, y se evalúan con indicadores como el MAE o el RMSE. Sin embargo, en líneas eléctricas aéreas, si se supera la temperatura máxima admisible de los conductores, esto supone un riesgo por una flecha excesiva y un deterioro progresivo de los conductores. En la tesis, se propone una predicción probabilística de la ampacidad, que como se ha explicado anteriormente, permite seleccionar el nivel de riesgo, intentando maximizar el aprovechamiento de la capacidad de la línea eléctrica. La correcta evaluación de ese riesgo y ese aprovechamiento está relacionada con la calidad de las predicciones probabilísticas.

Los métodos descritos en capítulos anteriores se han aplicado a la línea piloto con objeto de evaluar la calidad de las predicciones realizadas con horizontes de tiempo de 30 minutos, 1, 2, 4 y 24 horas. Los intervalos empíricos de tipo 2 descritos en el capítulo precedente producen predicciones probabilísticas de una mayor calidad que los otros, por lo que se han aplicado a las predicciones puntuales de ARIMA, AEMET, regresión lineal y red neuronal. En la Figura 36 se puede ver un ejemplo de dichas predicciones para la línea piloto. Las predicciones realizadas se comparan mediante los indicadores propuestos a lo largo de este capítulo con lo que se ha denominado estático probabilístico, que está basado en las observaciones de la línea piloto y se define en el apartado 6.1. Los indicadores deben comparar las predicciones con respecto a una referencia, que se calcula en base a las observaciones de la línea piloto.

En el apartado 6.2 se evalúa la calidad de las predicciones probabilísticas de los métodos descritos, mediante indicadores de confiabilidad y agudeza. Además, se demuestra cómo la calidad de las predicciones probabilísticas está relacionada con la calidad de las predicciones puntuales. Pero la calidad de las predicciones de ampacidad no cuantifica directamente los riesgos derivados de una temperatura excesiva de los conductores, ni el aprovechamiento de la línea. En el apartado 6.3 se proponen varios indicadores para cuantificar la seguridad de la línea, algunos de los cuales se utilizan para evaluar las predicciones hechas para la línea piloto. Y en el apartado 6.4 se evalúa el aprovechamiento de la línea mediante uno de los indicadores propuestos en dicho apartado.

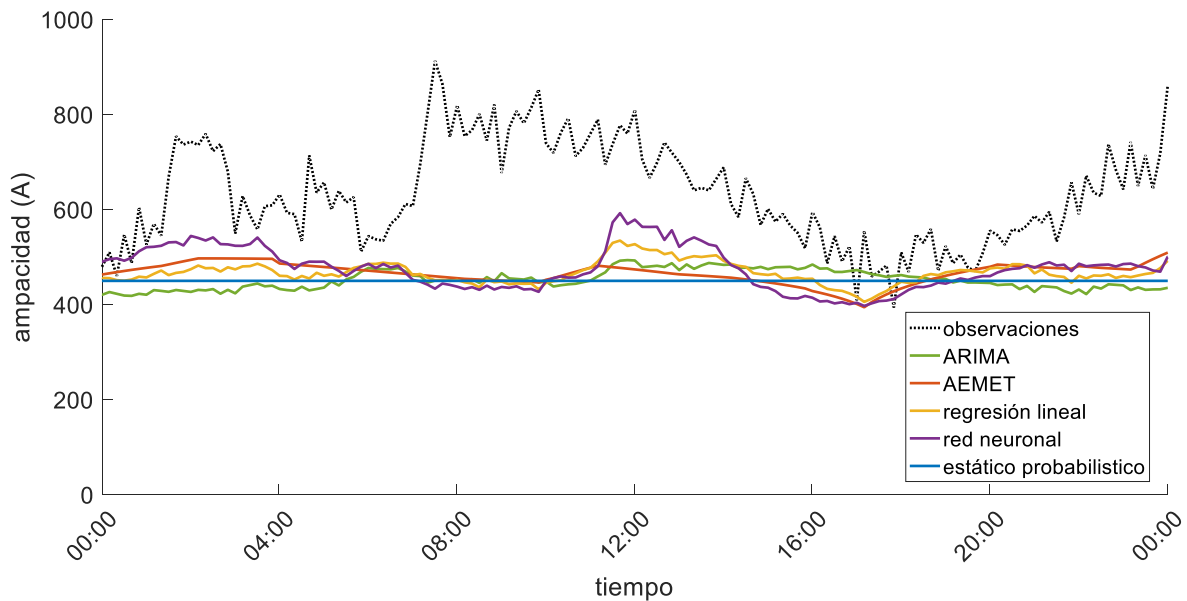


Figura 36. Predicciones probabilísticas para el percentil 5 con un alcance de 4 horas.

6.1 Estático probabilístico

El estático probabilístico se define en base a la distribución de probabilidad de un conjunto finito de observaciones. Se calculan diferentes cuantiles de la ampacidad observada, los cuales se consideran predicciones constantes durante la evaluación, y se calculan los indicadores propuestos a lo largo de este capítulo. Esto permite que las predicciones, con cualquier alcance, de los métodos propuestos puedan ser comparados con respecto a una referencia fija.

Al calcular el estático probabilístico en la línea piloto, se pierde la generalidad que ofrece el límite estático, ya que las observaciones meteorológicas en otras líneas pueden ser diferentes. El estático probabilístico se basa en el conjunto de observaciones del entrenamiento, que es de un año de duración, lo que supone una gran cantidad de datos, y conlleva una dispersión elevada y una agudeza pequeña. El objetivo de los métodos propuestos es hacer predicciones probabilísticas de ampacidad confiables, pero que además sean agudas. En la Figura 37 se puede observar cómo la distribución de las observaciones de ampacidad, realizadas durante el periodo de entrenamiento en la línea piloto, es asimétrica. Se observa una importante cola hacia los valores de ampacidad más altos, y menos dispersión en la zona de los cuantiles más pequeños. Los cuantiles calculados se representan en la Tabla 10.

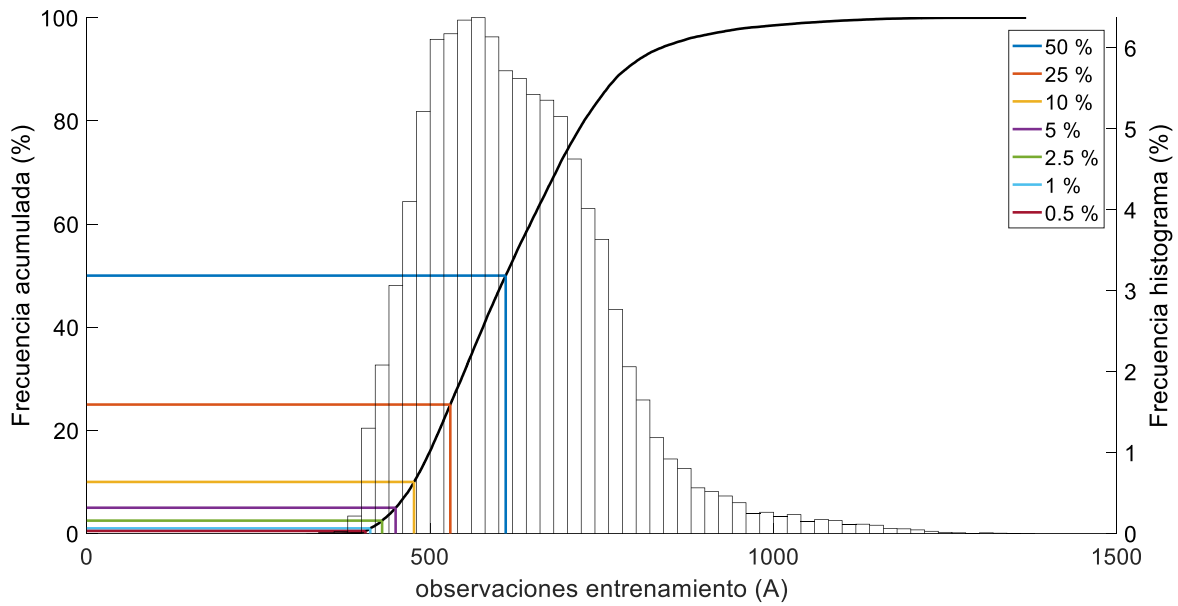


Figura 37. Observaciones de ampacidad durante el entrenamiento.

Tabla 10. Cuantiles de las observaciones durante el entrenamiento (A).

Cuantil	Ampacidad
50	609,9
25	529,3
10	476,5
5	449,8
2.5	430,4
1	413,2
0.5	406,8

6.2 Confiabilidad y agudeza de las predicciones probabilísticas

Algunas de las características más importantes de una predicción probabilística son la confiabilidad y la agudeza. Para evaluarlas se compara un conjunto de predicciones con el conjunto de observaciones para el mismo periodo de tiempo. La confiabilidad cuantifica el grado de similitud entre la distribución probabilística de las predicciones, y las observaciones. Cada predicción individual tiene una distribución diferente, pero cada cuantil del conjunto de las predicciones debería igualar en la misma proporción a las observaciones. Por otra parte, la agudeza cuantifica el grado de concentración de la distribución de las predicciones, calculándose como un valor medio a partir de las predicciones individuales. En la metodología propuesta se ha tratado de normalizar todos los indicadores, comparándolos con una referencia para poder expresarlos en forma de porcentaje. Es también el caso de la agudeza, que se ha normalizado a partir de su expresión en amperios.

6.2.1 Indicadores para la evaluación de la confiabilidad y la agudeza

Para cuantificar la confiabilidad se calcula, para las predicciones de cada cuantil, el porcentaje de veces en todo el periodo de evaluación en que las predicciones son mayores que las observaciones correspondientes. Cuanto más se acerque este valor al cuantil, más confiables serán las predicciones. Esto permite también cuantificar el riesgo de sobrepredicción para cada cuantil. La confiabilidad se ha representado de forma gráfica en diagramas, en los cuales se representan, en el eje X, los cuantiles para los que se hace la predicción, y en el eje Y, la proporción en que las predicciones superan a las observaciones. Una predicción perfectamente confiable está representada por una línea diagonal, en la cual, las predicciones para un determinado cuantil τ , superan a las observaciones en esa misma proporción, τ .

Para evaluar la agudeza de las predicciones, se propone calcular las distancias intercuantílicas, definidas como la distancia media entre las predicciones de cada cuantil y la predicción para el cuantil central, la mediana. En lo encontrado en la bibliografía [AzSi16, DuKM19, FaBI16] se calculan distancias entre cuantiles simétricos, es decir, la distancia entre los percentiles 10 y 90, entre los percentiles 20 y 80, etc. Esto da una idea de la agudeza de las predicciones, correspondiendo una gran agudeza a distancias intercuantílicas pequeñas. Sin embargo, en la tesis solo se han calculado predicciones para los cuantiles más bajos, que son los más seguros, puesto que se ha visto innecesario hacer predicciones para cuantiles altos, ya que no son seguras. Por ello, se ha evaluado la agudeza calculando la distancia entre las predicciones de cada cuantil y las predicciones del percentil 50. En la bibliografía estas distancias intercuantílicas se dan en amperios [AzSi16, DuKM19], o en las unidades de las variables meteorológicas que se predicen [FaBI16]. Esto no permite comparar los resultados con otras líneas eléctricas, por lo que aquí se propone normalizar este indicador. Para ello, se divide por la distancia entre los cuantiles 50 y 0,5 de las observaciones realizadas durante el entrenamiento, según ecuación (30). En dicha ecuación $\hat{x}_{P_n,i}$ es la predicción i para el cuantil P_n , $x_{P_n entr.}$ es el cuantil P_n de las observaciones y N es el número de predicciones/observaciones del periodo de evaluación.

$$distancia P_n = \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{x}_{P50,i} - \hat{x}_{P_n,i})}{N \cdot (x_{P50 entr.} - x_{P0.5 entr.})} \cdot 100 \quad (30)$$

6.2.2 Resultados de la evaluación de la confiabilidad y la agudeza en la línea piloto

Se han comparado las predicciones probabilísticas calculadas con los intervalos empíricos de tipo 2 a partir de las predicciones puntuales de los diferentes métodos, ARIMA, AEMET, regresión lineal y red neuronal, en cuanto a su confiabilidad y agudeza, con el estático probabilístico. Los resultados para la confiabilidad se pueden ver en la Tabla 11.

Tabla 11. Confiabilidad de las predicciones probabilísticas (%).

Alcance	Cuantil	Estático probabilístico	ARIMA	AEMET	Regresión lineal	Red neuronal
30 min	25	25,0	24,6	23,9	24,8	24,7
	10	10,2	9,8	9,3	9,7	9,6
	5	5,2	4,9	4,6	4,9	4,8
	2,5	2,7	2,5	2,4	2,3	2,3
	1	1,2	1,0	1,0	1,0	0,9
	0,5	0,7	0,5	0,5	0,5	0,4
1 h	25	25,0	24,9	23,9	24,5	25,2
	10	10,2	9,6	9,3	9,7	10,0
	5	5,2	4,7	4,5	4,7	4,8
	2,5	2,7	2,4	2,3	2,4	2,5
	1	1,2	1,0	1,0	1,0	1,1
	0,5	0,7	0,6	0,5	0,5	0,6
2 h	25	25,0	24,6	23,8	24,7	26,1
	10	10,2	9,7	9,3	9,8	10,6
	5	5,2	4,8	4,5	4,9	5,4
	2,5	2,7	2,3	2,2	2,4	2,8
	1	1,2	1,0	0,9	0,9	1,2
	0,5	0,7	0,5	0,5	0,5	0,7
4 h	25	25,0	24,1	24,1	23,8	25,8
	10	10,2	9,9	9,3	9,4	10,8
	5	5,2	5,0	4,6	4,6	5,4
	2,5	2,7	2,6	2,3	2,3	2,8
	1	1,2	1,1	1,0	0,9	1,1
	0,5	0,7	0,6	0,5	0,5	0,5
24 h	25	25,1	25,3	25,4	25,3	26,9
	10	10,3	10,2	10,0	10,0	11,3
	5	5,2	5,2	4,9	4,9	5,6
	2,5	2,7	2,6	2,4	2,4	2,7
	1	1,2	1,2	1,0	1,0	1,1
	0,5	0,7	0,6	0,5	0,5	0,6

Desde la Figura 38 hasta la Figura 42 se puede observar cómo la confiabilidad es mayor para los cuantiles más pequeños, 0,5, 1 y 2,5, con valores en el eje Y más cercanos a la diagonal, y por tanto a los cuantiles para los que se hacen las predicciones. La confiabilidad es menor para cuantiles mayores, independientemente del alcance, aunque en algunos métodos como la red neuronal, esta tendencia es mayor para los alcances más largos. Estos resultados contrastan con lo encontrado en la bibliografía, como en [SLCG15], con una frecuencia de 4,1 % para el percentil 2.

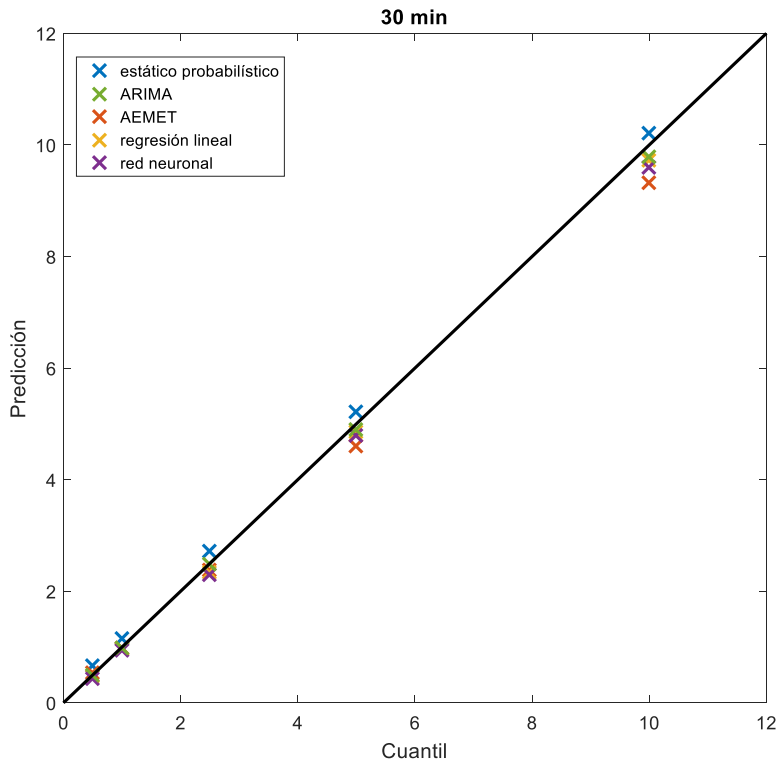


Figura 38. Confiabilidad de las predicciones a 30 min. vista.

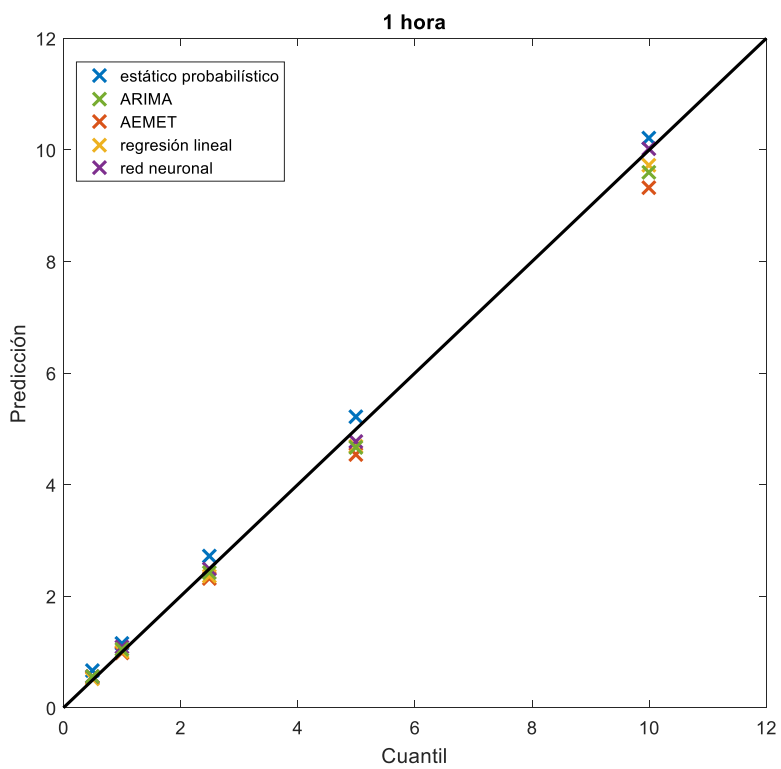


Figura 39. Confiabilidad de las predicciones a 1 hora vista.

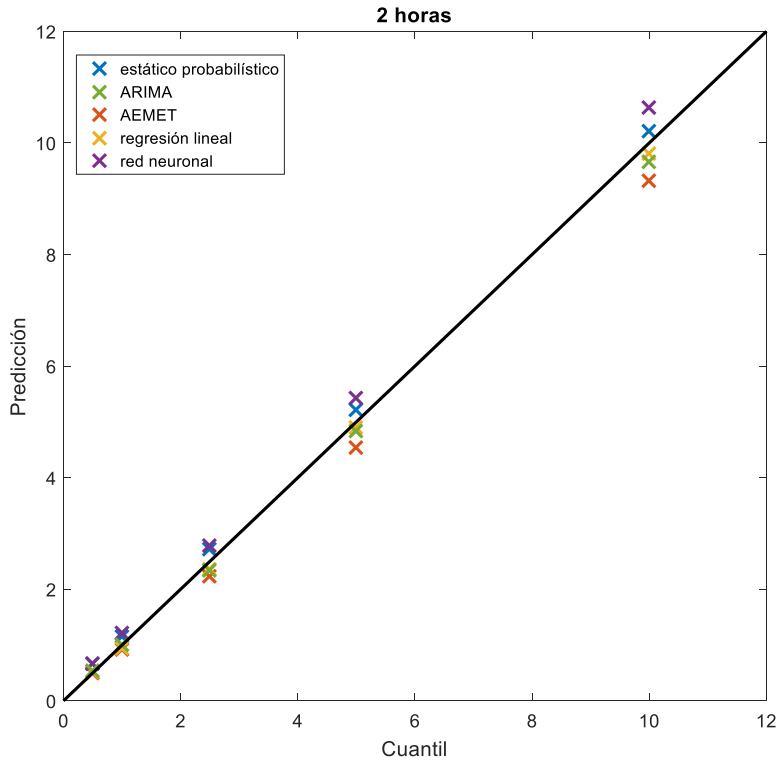


Figura 40. Confiabilidad de las predicciones a 2 horas vista.

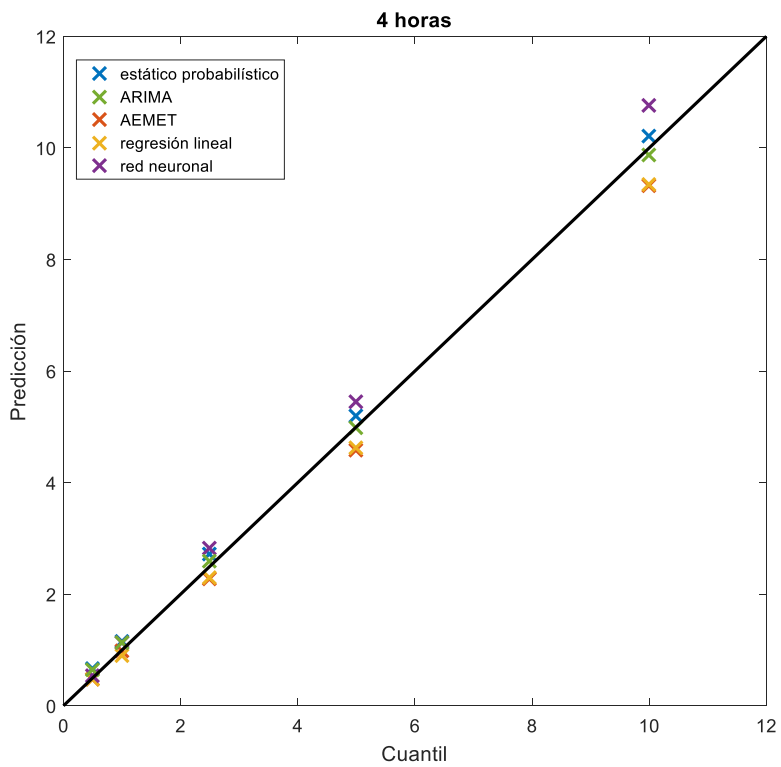


Figura 41. Confiabilidad de las predicciones a 4 horas vista.

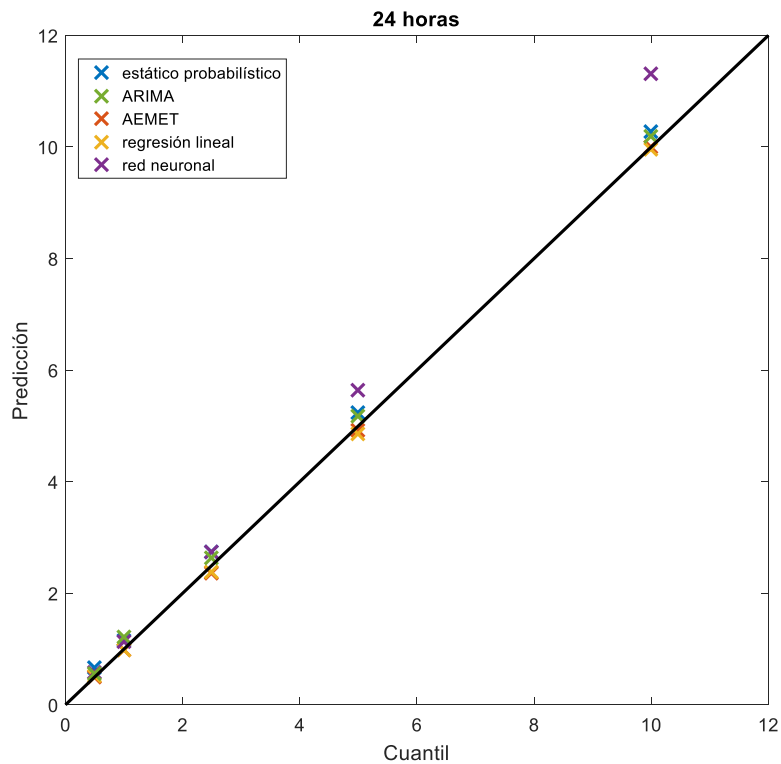


Figura 42. Confiabilidad de las predicciones a 24 horas vista.

Los resultados de evaluación de la agudeza de las predicciones probabilísticas de ARIMA, AEMET, regresión lineal y red neuronal y de la referencia, que es el estático probabilístico, se muestran en la Tabla 12, con los valores que toma la distancia desde cada uno de los cuantiles calculados según ecuación (30). Desde la Figura 43 hasta la Figura 47 se puede comprobar cómo la agudeza de los intervalos de predicción para el estático probabilístico y para AEMET no varía con el alcance. Los valores de los cuantiles del estático probabilístico son los mismos para todos los alcances, por lo que la distancia de los mismos a la mediana también es la misma para todos los alcances (se observan pequeñas diferencias debidas a errores de redondeo).

Tabla 12. Agudeza de las predicciones probabilísticas (%).

Alcance	Cuantil	Estático probabilístico	ARIMA	AEMET	Regresión lineal	Red neuronal
30 min	25	39,7	23,5	33,0	22,5	22,6
	10	65,7	44,5	56,6	42,7	42,8
	5	78,8	56,8	69,0	54,7	54,4
	2,5	88,4	66,7	78,1	64,5	64,3
	1	96,8	77,8	87,0	75,1	74,4
	0,5	100,0	84,3	91,7	81,0	80,7

Alcance	Cuantil	Estático probabilístico	ARIMA	AEMET	Regresión lineal	Red neuronal
1 h	25	39,7	26,4	33,0	25,6	25,1
	10	65,7	50,4	56,6	47,5	46,6
	5	78,8	63,6	69,2	59,5	58,8
	2,5	88,4	73,5	78,3	68,8	67,9
	1	96,8	83,6	87,1	78,7	77,7
	0,5	100,0	89,2	91,7	84,6	83,9
2 h	25	39,6	31,9	32,9	29,0	28,0
	10	65,6	57,8	56,3	52,0	51,3
	5	78,7	71,2	69,0	64,0	63,7
	2,5	88,2	81,2	78,2	73,6	73,5
	1	96,6	90,3	87,2	83,5	82,6
	0,5	99,8	95,4	91,8	89,0	88,2
4 h	25	39,5	37,6	32,9	31,3	30,2
	10	65,4	64,1	56,5	54,6	53,8
	5	78,5	77,3	68,9	66,7	66,6
	2,5	88,0	86,4	78,2	76,3	76,2
	1	96,4	95,1	86,9	85,6	85,9
	0,5	99,6	99,5	92,1	91,1	91,8
24 h	25	39,5	36,7	32,9	31,5	30,7
	10	65,3	63,6	57,4	55,9	55,4
	5	78,4	76,9	69,9	68,6	68,3
	2,5	87,9	86,9	79,4	78,6	78,6
	1	96,3	95,5	88,7	87,4	88,3
	0,5	99,5	100,2	93,7	92,9	93,8

Por otra parte, los métodos que dependen de observaciones recientes, ARIMA, regresión lineal y redes neuronales, presentan mayor agudeza, es decir, una distancia menor desde cada cuantil, para los alcances más cortos. Así, aunque la agudeza de las predicciones de regresión lineal y red neuronal es similar a la de ARIMA para un alcance de 30 minutos, los primeros ven reducida su agudeza para el alcance más largo, 24 horas, en torno al 9-12 %, mientras que en el caso de ARIMA se reduce un 13-16 % aproximadamente. Se puede comprobar cómo las predicciones de ARIMA son más agudas que las de AEMET para alcances de hasta 2 horas, pero no para alcances mayores. Por otro lado, las predicciones de regresión lineal y red neuronal son más agudas que las de AEMET para cualquiera de los alcances estudiados. Todos los métodos estudiados producen predicciones con una agudeza, mayor o similar que la del estático probabilístico.

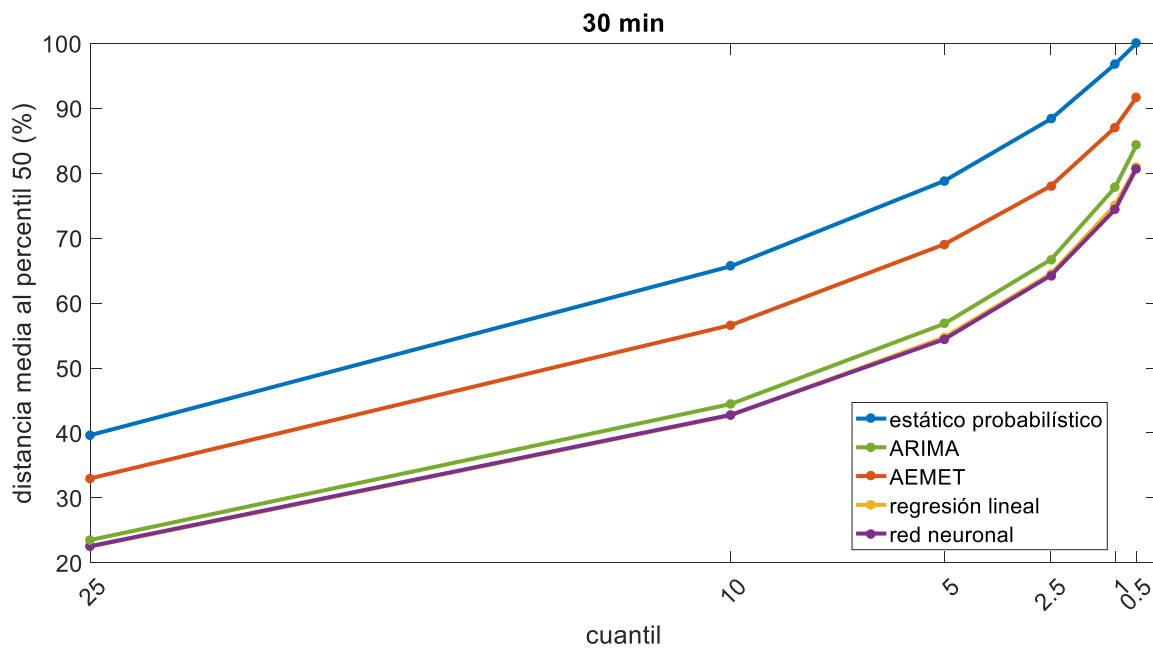


Figura 43. Agudeza de las predicciones a 30 min. vista.

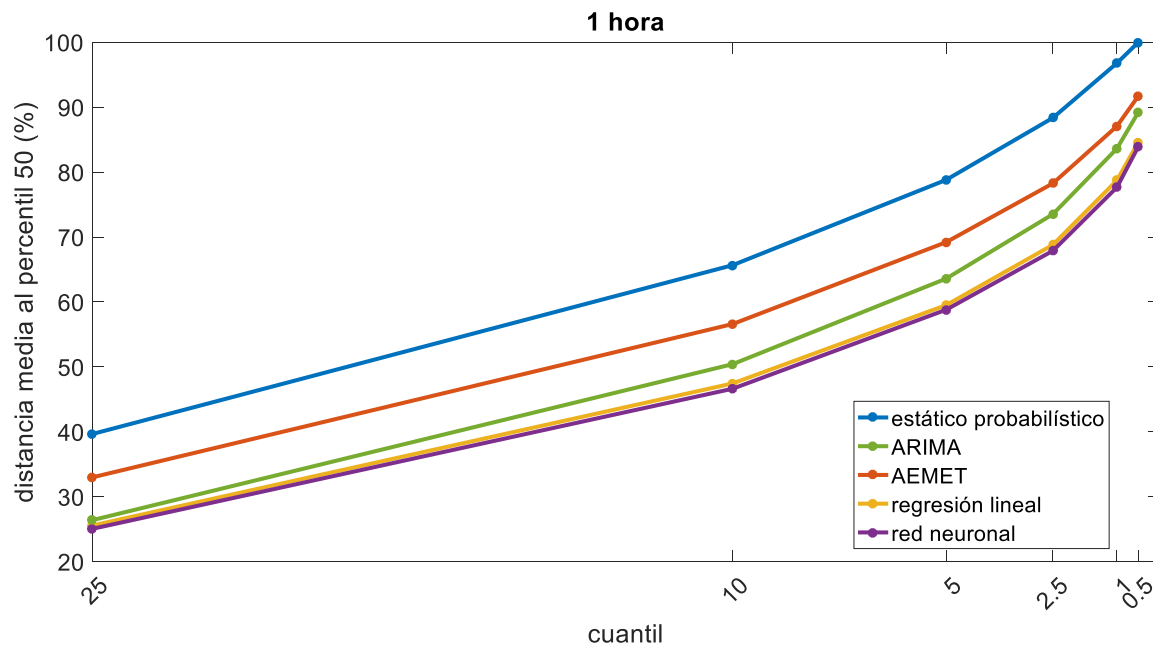


Figura 44. Agudeza de las predicciones a 1 hora vista.

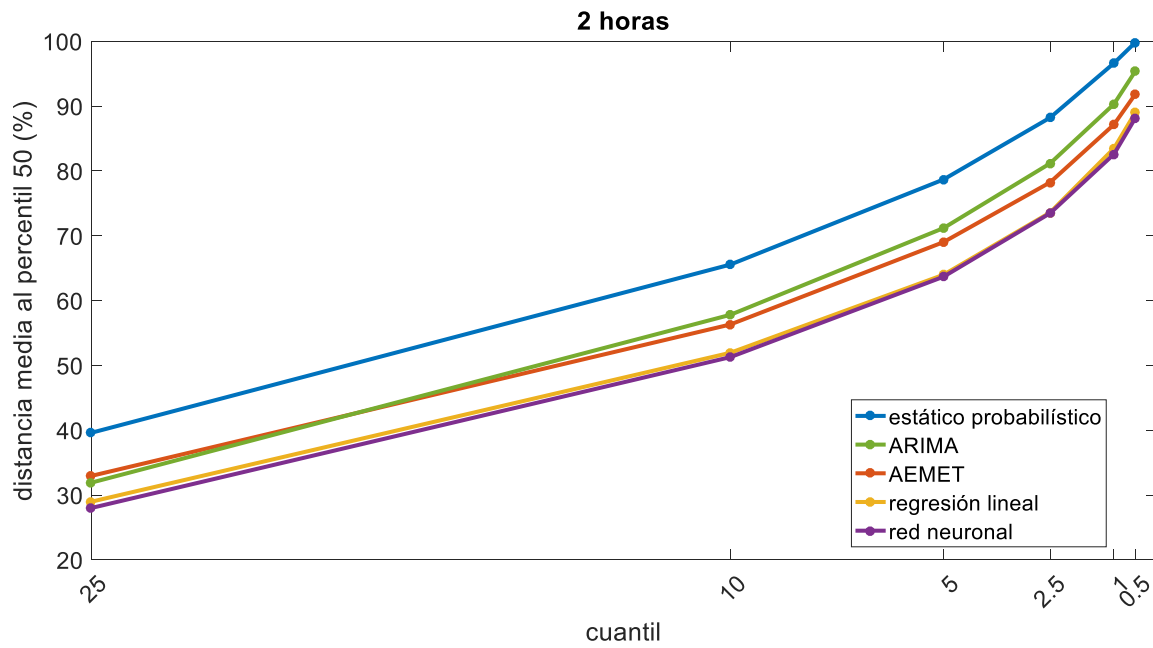


Figura 45. Agudeza de las predicciones a 2 horas vista.

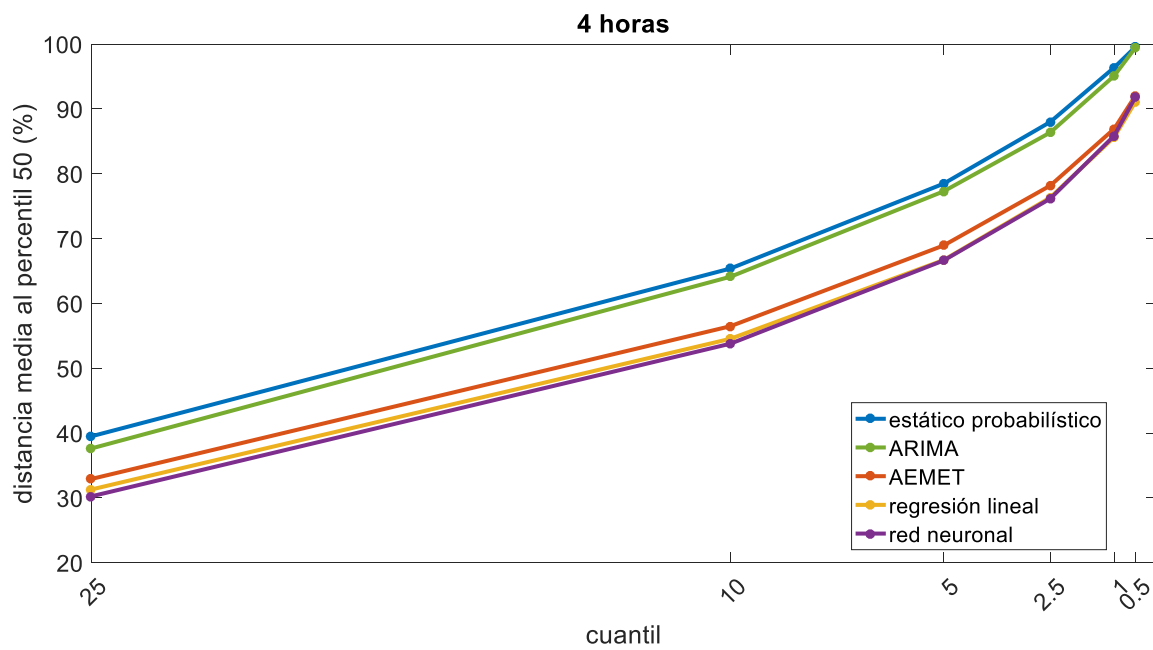


Figura 46. Agudeza de las predicciones a 4 horas vista.

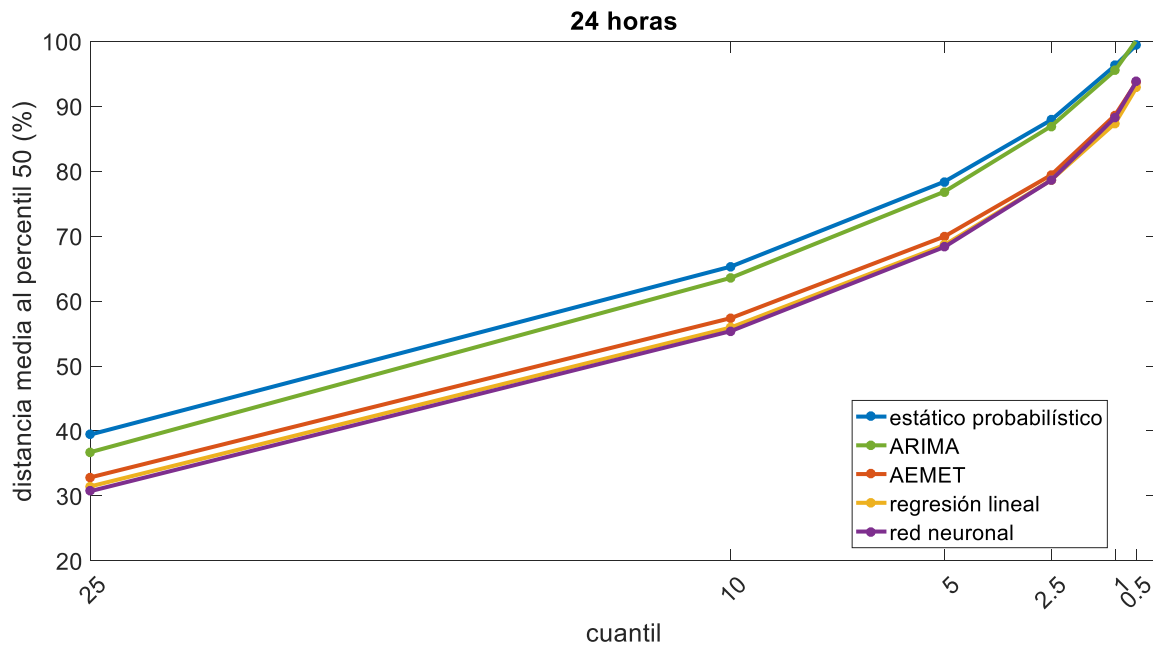


Figura 47. Agudeza de las predicciones a 24 horas vista.

6.2.3 Calidad de las predicciones probabilísticas en relación a las puntuales

Se ha estudiado la relación de la agudeza de las predicciones probabilísticas con el error de las predicciones puntuales. Desde la Figura 48 hasta la Figura 52, se puede ver que, para las predicciones puntuales de un método determinado, cuanto menores sean los errores de predicción, menor será la distancia a la mediana desde cada percentil, y por tanto, mayor la agudeza de las predicciones probabilísticas. Para los alcances más cortos, para los cuales el NRMSE de las predicciones puntuales de ARIMA, regresión lineal y red neuronal, es menor que para los alcances más largos, la distancia desde cada uno de los cuantiles también es menor. A medida que aumenta el alcance, el NRMSE es mayor, y también lo es la distancia media a las predicciones para el percentil 50.

En dichas figuras también se puede observar cómo, para alcances superiores a 2 horas, las predicciones de ARIMA son menos agudas que las predicciones de AEMET, a pesar de que el NRMSE es menor en el caso de ARIMA. Esto es debido a que el NRMSE tiene en cuenta tanto el error sistemático como el aleatorio, y AEMET produce un error sistemático mucho mayor que el de ARIMA, lo cual se ha podido comprobar en los resultados del capítulo 4, con un NBias en torno al 17-18 % para AEMET, y cercano al 1-3 % para ARIMA, regresión lineal y red neuronal.

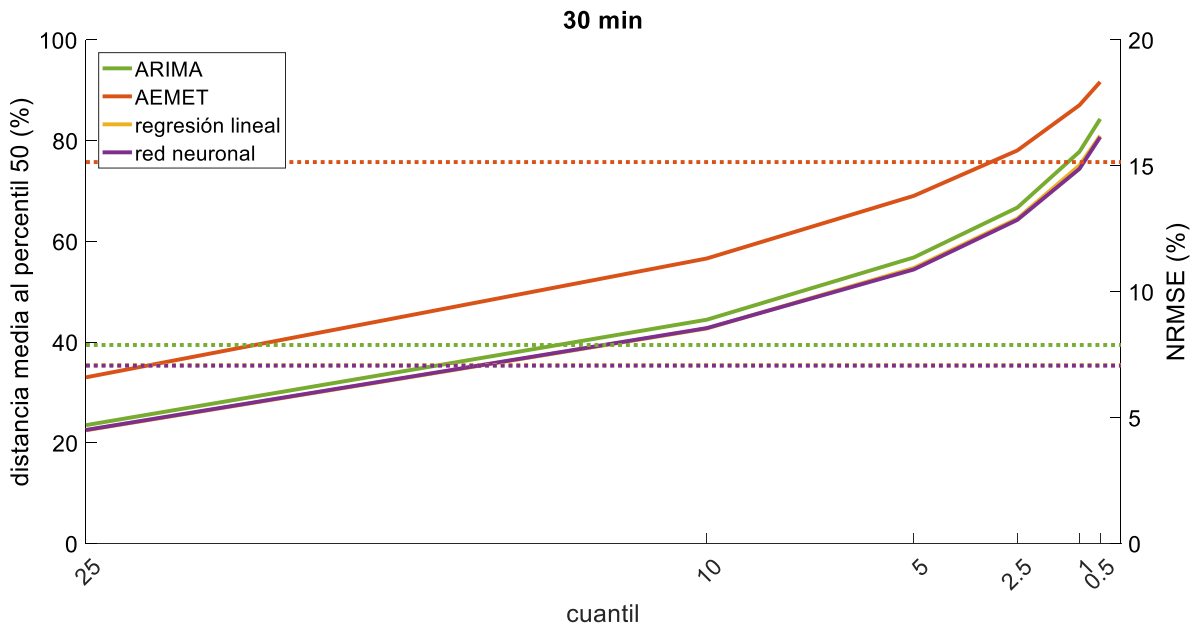


Figura 48. Comparación de la agudeza de las predicciones probabilísticas con el error relativo de las predicciones puntuales a 30 min. vista.

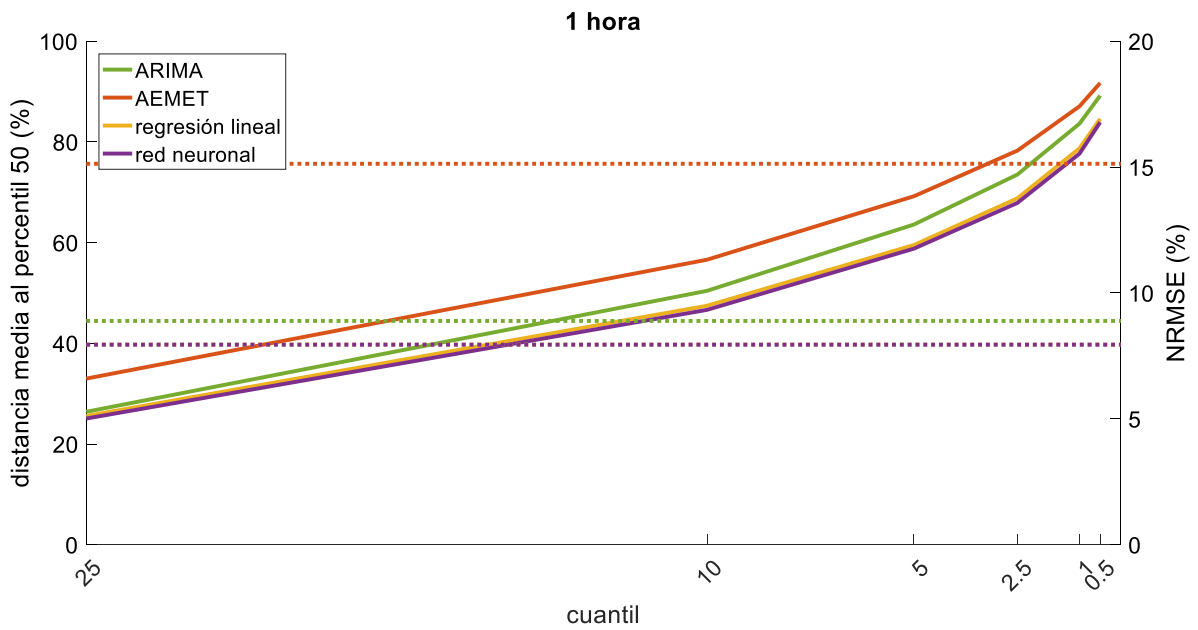


Figura 49. Comparación de la agudeza de las predicciones probabilísticas con el error relativo de las predicciones puntuales a 1 hora vista.

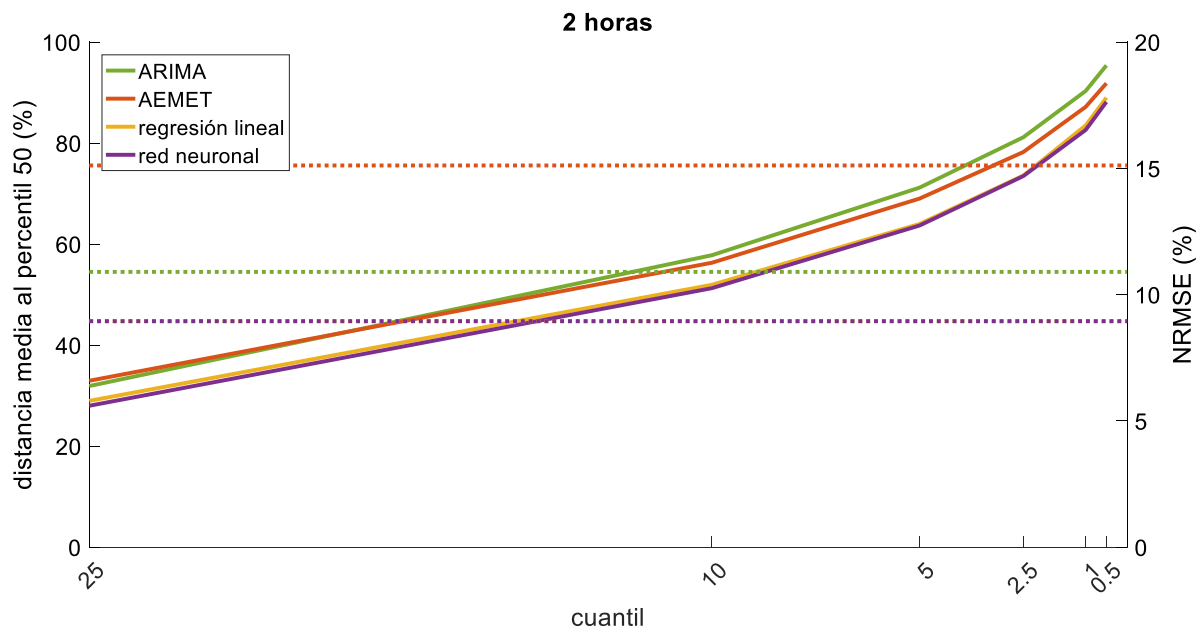


Figura 50. Comparación de la agudeza de las predicciones probabilísticas con el error relativo de las predicciones puntuales a 2 horas vista.

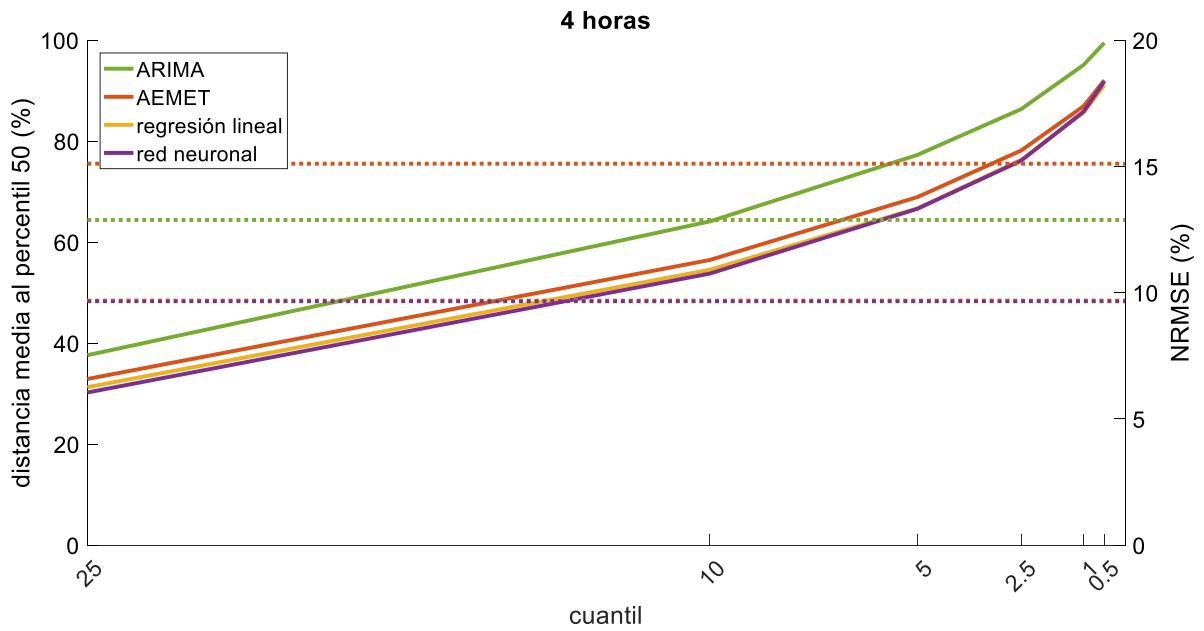


Figura 51. Comparación de la agudeza de las predicciones probabilísticas con el error relativo de las predicciones puntuales a 4 horas vista.

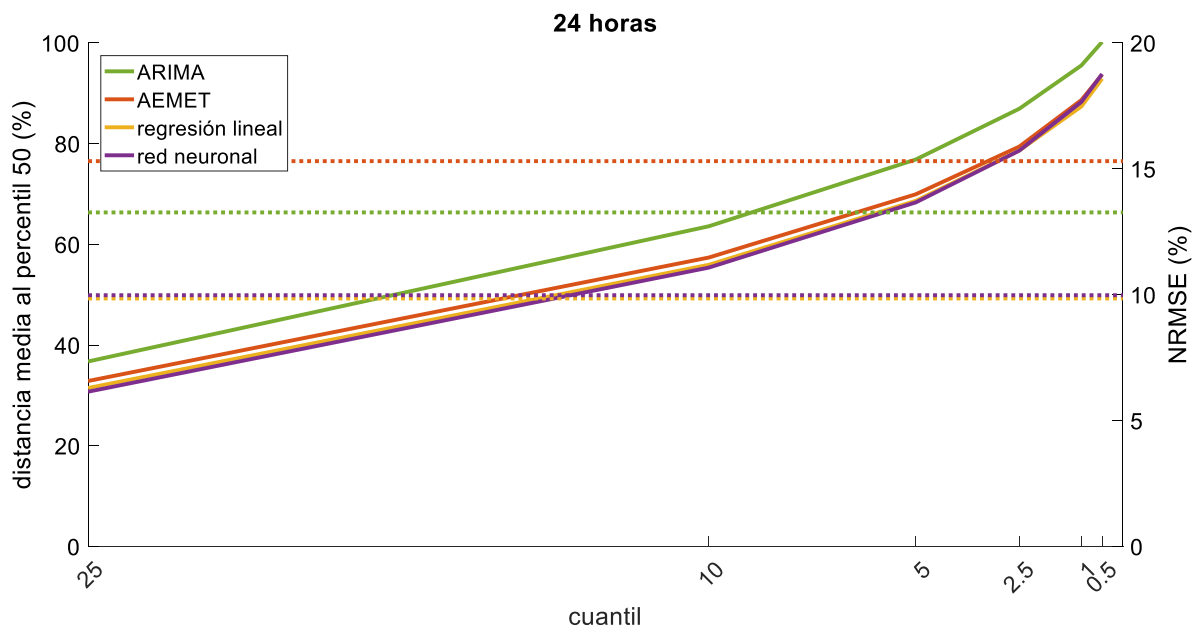


Figura 52. Comparación de la agudeza de las predicciones probabilísticas con el error relativo de las predicciones puntuales a 24 horas vista.

6.3 Evaluación de la seguridad de la línea

La seguridad de la línea se basa en una adecuada temperatura de sus conductores por debajo de su temperatura máxima de diseño. Es posible definir numerosos indicadores para evaluar el riesgo de sobrecalentamiento de los conductores: porcentaje de ocasiones en que se supera la temperatura máxima de diseño, exceso máximo de temperatura, media de los excesos de temperatura, peor 1 % del exceso de temperatura, duración máxima de los excesos de temperatura, duración media, suma de errores de predicción positivos, etc. Sin embargo, con la intención de simplificar su análisis posterior, se han elegido solo dos, basándose en las recomendaciones de [Cigr06], los cuales son definidos a continuación. Estos indicadores se han calculado para las predicciones probabilísticas en la línea piloto con los métodos propuestos: ARIMA, AEMET, regresión lineal y red neuronal, y se han comparado con el estático probabilístico.

6.3.1 Indicadores para la evaluación de la seguridad

CIGRÉ, en su “technical brochure” 299 [Cigr06], hace una serie de recomendaciones para estimar la capacidad térmica de las líneas aéreas de forma conservadora. En este documento se marcan una serie de objetivos, basados en las limitaciones encontradas tras estudios realizados en decenas de líneas eléctricas, los cuales han sido adoptados en esta tesis como referencia. Entre ellos se encuentra que la temperatura media a lo largo de cada sección de una línea, no

sobrepase la temperatura máxima admisible de los conductores durante un 99 % del tiempo, cuando circula por los conductores una corriente igual a la ampacidad. Las predicciones hechas para la línea piloto se refieren al punto de la misma donde se instalaron los instrumentos de medición, y CIGRÉ señala en dicho documento, que dicho porcentaje puede ser menor cuando la temperatura se refiere a un punto determinado, debido a la variabilidad espacial del viento. En cualquier caso, se ha definido el primero de los indicadores para la evaluación de la seguridad, como el porcentaje de veces en el conjunto de datos de evaluación, que la temperatura de los conductores es inferior a su temperatura máxima admisible en régimen estacionario. Esto es equivalente al porcentaje de veces que las predicciones de ampacidad son menores que las observaciones.

En el mismo documento [Cigr06] también se recomienda no sobrepasar localmente en 20 °C la temperatura máxima admisible de los conductores. De todas formas, esto no exime de asegurar que la altura de los conductores sobre el suelo u objetos cercanos sea suficiente, por lo que también se recomienda verificar periódicamente dicha altura. Se ha definido el segundo indicador de riesgo como el máximo exceso sobre la temperatura de diseño de los conductores a lo largo de todo el periodo de evaluación. Dicho exceso se calcula como la diferencia entre las predicciones de temperatura de los conductores, y su temperatura máxima admisible. En el ejemplo de la Figura 53 se representan los errores de predicción como positivos, cuando la predicción es mayor que la temperatura de diseño, y como negativos, cuando no llega a superar dicha temperatura. También se indican con líneas rojas discontinuas los dos indicadores, el porcentaje de predicciones menores que la temperatura de diseño, y la máxima diferencia a lo largo del periodo de evaluación entre las predicciones y dicha temperatura de diseño.

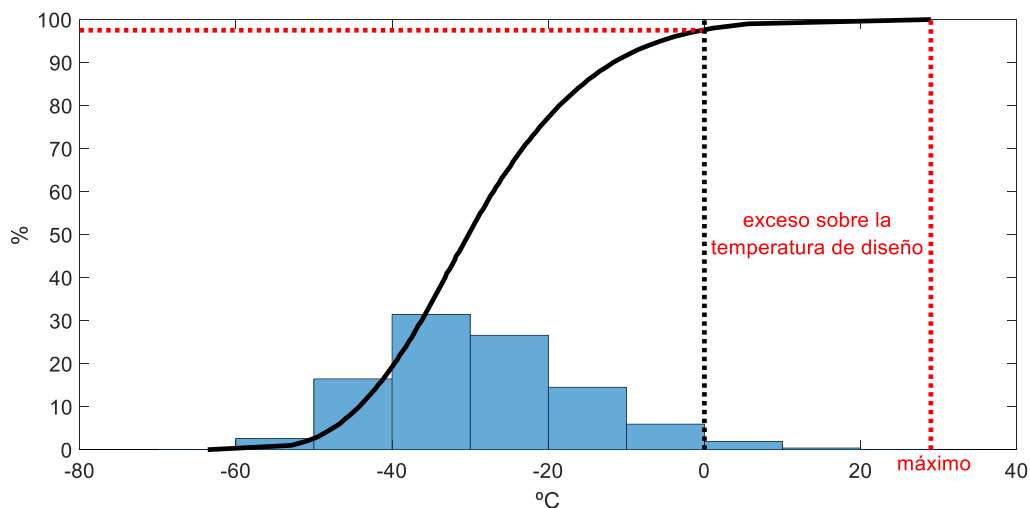


Figura 53. Indicadores de riesgo para predicciones puntuales.

6.3.2 Resultados de la evaluación de la seguridad en la línea piloto

Se ha evaluado la seguridad de las predicciones de ampacidad en la línea piloto, mediante los dos indicadores definidos en el apartado anterior. El primero de ellos da el porcentaje de ocasiones que las predicciones son inferiores a las observaciones. Esto se ha visto previamente en la Tabla 11 del capítulo anterior, donde se analizaba la confiabilidad de las predicciones, es decir, cuanto se acerca cada cuantil de las predicciones al cuantil teórico, sin importar si la desviación es positiva o negativa. Aquí se analiza desde el punto de vista de la seguridad, de forma que cuanto mayor sea el porcentaje de ocasiones en que las predicciones son menores que las observaciones, menor será el riesgo de sobrecalentamiento de los conductores. Desde la Figura 54 hasta la Figura 58 se representa dicha seguridad como el porcentaje de predicciones menores que las observaciones para los diferentes alcances analizados.

En algunos casos encontrados en la bibliografía, se comparan las predicciones con el límite estático, dando la frecuencia en que las predicciones son mayores que el estático, lo que se entiende como un indicador de riesgo. También es frecuente expresar el aprovechamiento de la capacidad de las líneas respecto al estático. Sin embargo, aunque la predicción del límite estático es conservadora, no está exenta de riesgos, ya que en ocasiones supone una ampacidad por encima de la observada. Esto se ha podido comprobar en la línea piloto, en la cual el límite estático excede las observaciones un 11,6 % del tiempo. Por ese motivo, el límite estático supone la asunción de un nivel de riesgo fijo, mientras que la predicción probabilística de ampacidad permite gestionar el nivel de riesgo, mediante la selección de las predicciones de los cuantiles más seguros.

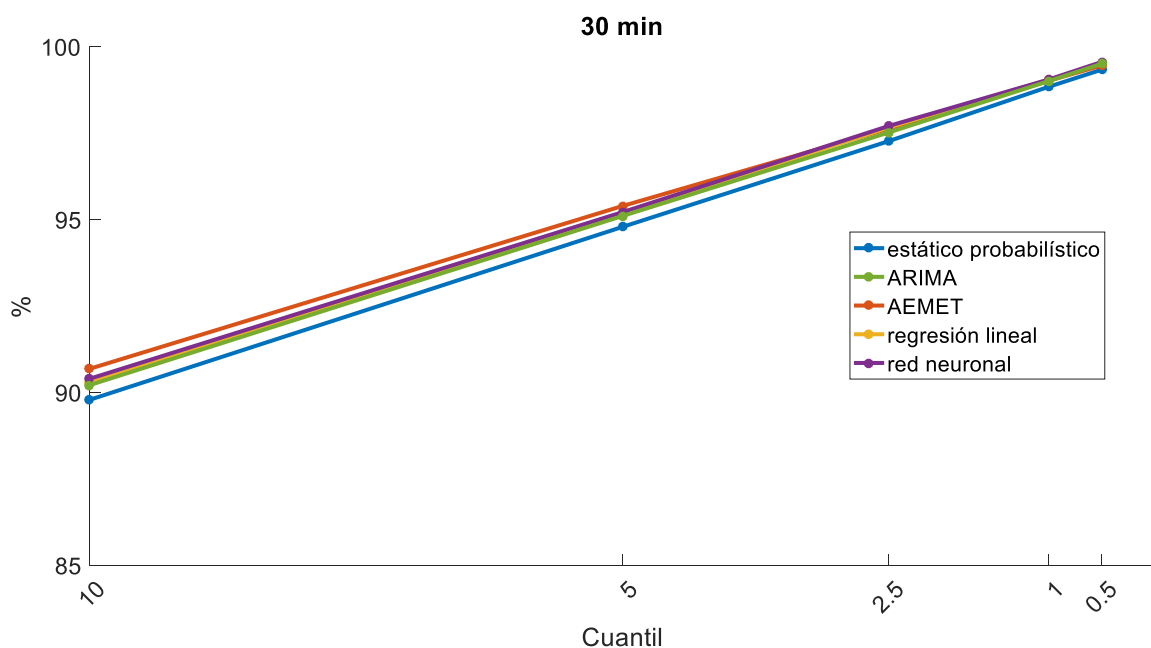


Figura 54. Porcentaje de predicciones seguras a 30 min. vista.

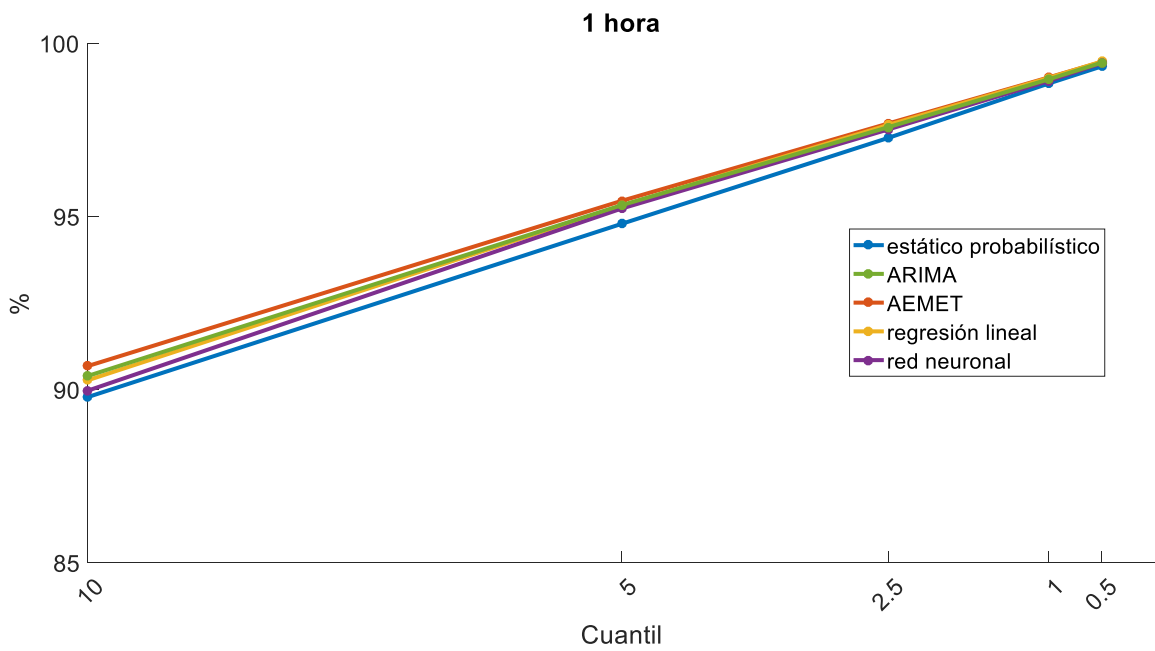


Figura 55. Porcentaje de predicciones seguras a 1 hora vista.

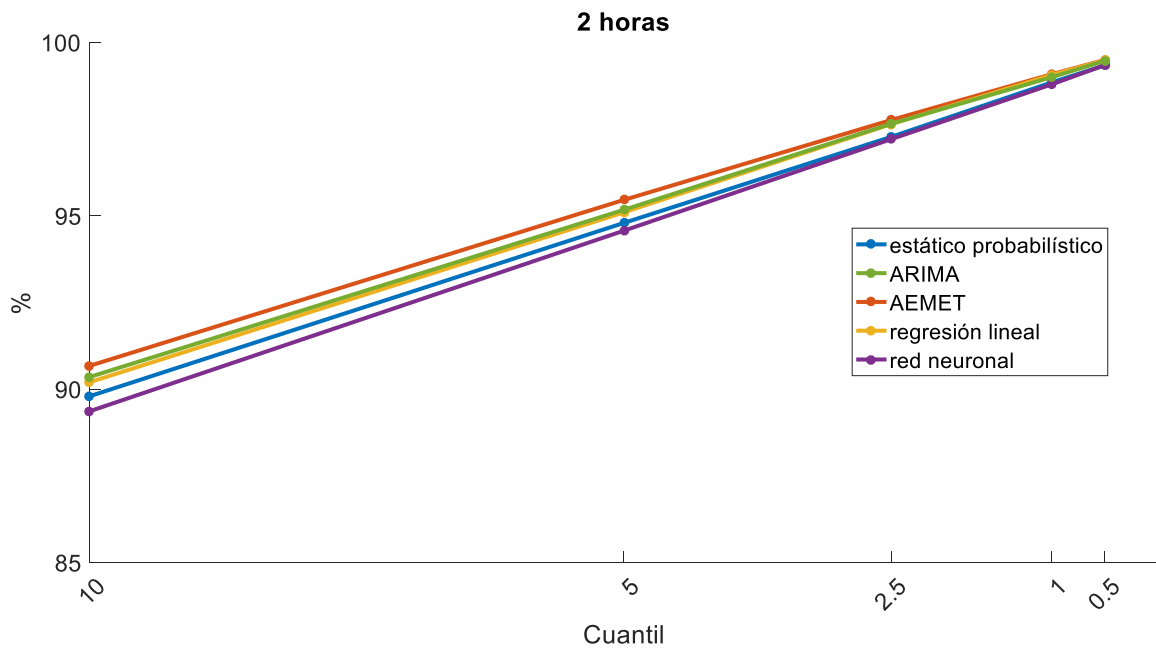


Figura 56. Porcentaje de predicciones seguras a 2 horas vista.

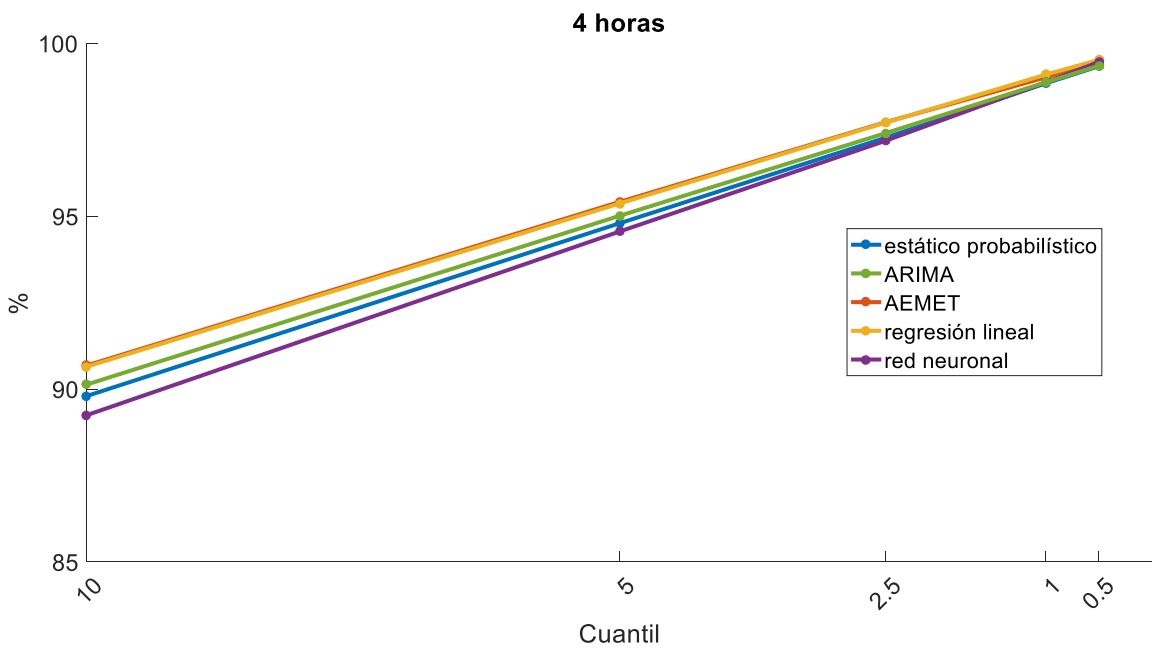


Figura 57. Porcentaje de predicciones seguras a 4 horas vista.

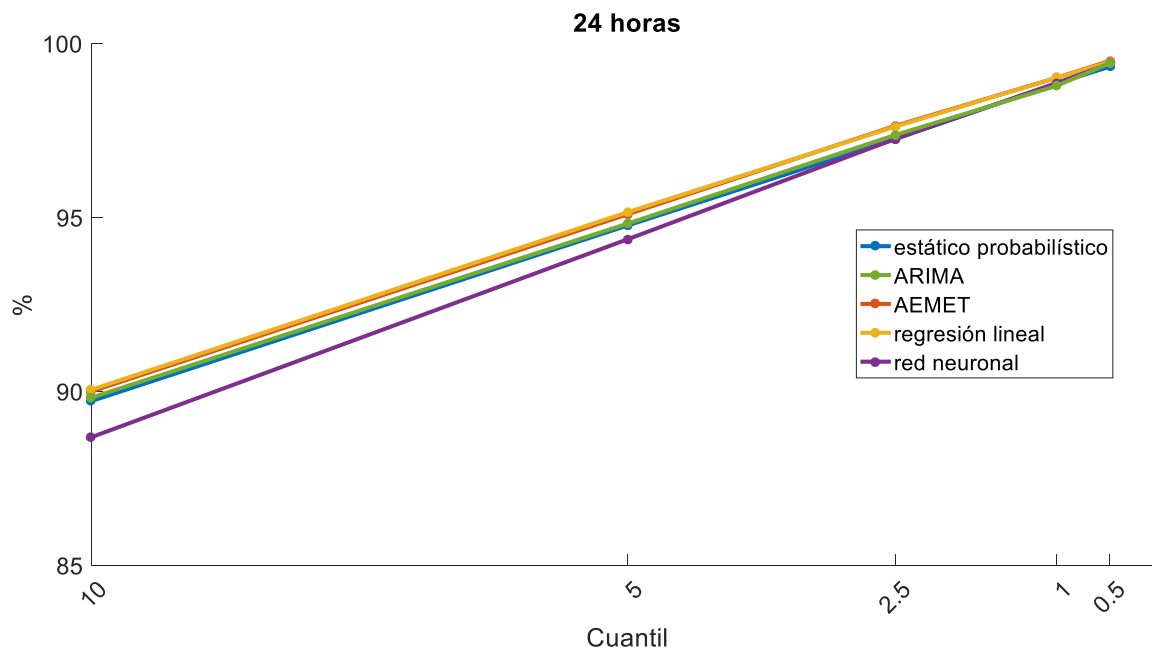


Figura 58. Porcentaje de predicciones seguras a 24 horas vista.

El segundo indicador utilizado para evaluar el riesgo, es el exceso máximo sobre la temperatura admisible de los conductores de la línea piloto, durante todo el periodo de evaluación. Como puede verse en la Tabla 13 y desde la Figura 59 hasta la Figura 63, este exceso de temperatura es similar con todos los alcances para el estático probabilístico y AEMET, variando hacia valores más seguros para los cuantiles más pequeños. Métodos como ARIMA, regresión lineal y red neuronal ofrecen mejores resultados que dichos métodos en cuanto a la calidad de las predicciones probabilísticas, y resultados similares en cuanto al porcentaje de predicciones seguras, por debajo de las observaciones. Sin embargo, el exceso máximo de temperatura es superior para ARIMA, regresión lineal y red neuronal que para el estático probabilístico y AEMET, especialmente para los alcances más cortos.

Esto es debido a que son métodos que tratan de ajustar las predicciones a las observaciones estadísticamente, y este indicador representa la temperatura que alcanzarían los conductores durante un único periodo de 10 minutos, en el peor de los casos de entre casi dos años de evaluación. Estos resultados se deben analizar teniendo en consideración lo dicho en [DGNC19], según lo cual las predicciones de ampacidad siempre se deben apoyar en un sistema de monitorización en tiempo real, que asegure el no superar la temperatura máxima admisible de los conductores. De este modo, los conductores nunca llegarían a alcanzar las temperaturas predichas con determinados métodos, y no tendría consecuencias sobre la seguridad.

Tabla 13. Máximo exceso sobre la temperatura admisible de los conductores (°C).

Alcance	Cuantil	Estático probabilístico	ARIMA	AEMET	Regresión lineal	Red neuronal
30 min	25	58,3	145,1	89,1	144,6	153,9
	10	40,2	117,6	54,1	118,0	126,6
	5	31,8	100,5	41,0	100,3	109,0
	2,5	26,0	85,2	29,0	83,9	92,9
	1	21,1	66,7	19,1	66,4	76,2
	0,5	19,3	56,5	17,1	58,3	65,2
1 h	25	58,3	133,7	88,8	131,8	168,3
	10	40,2	96,3	54,4	91,1	129,2
	5	31,8	75,5	40,5	71,4	107,3
	2,5	26,0	56,5	28,6	53,8	87,9
	1	21,1	37,2	19,2	35,4	67,3
	0,5	19,3	28,2	17,2	28,6	56,3
2 h	25	58,3	113,1	88,5	100,9	201,5
	10	40,2	74,9	58,8	67,9	134,4
	5	31,8	53,6	43,3	54,5	100,5
	2,5	26,0	39,3	30,8	44,1	79,8
	1	21,1	23,5	22,3	32,2	63,8
	0,5	19,3	17,3	20,1	26,6	55,2

Alcance	Cuantil	Estático probabilístico	ARIMA	AEMET	Regresión lineal	Red neuronal
4 h	25	58,3	89,2	91,0	121,9	140,0
	10	40,2	44,3	59,2	85,2	101,9
	5	31,8	34,9	44,3	67,8	84,1
	2,5	26,0	29,1	31,2	50,8	67,2
	1	21,1	23,5	22,4	29,6	47,6
	0,5	19,3	20,8	20,1	22,2	31,9
24 h	25	58,3	137,2	99,0	117,3	168,0
	10	40,2	79,2	58,5	73,1	116,9
	5	31,8	54,6	42,4	51,1	86,4
	2,5	26,0	39,2	31,1	38,5	60,0
	1	21,1	25,4	21,6	28,5	33,5
	0,5	19,3	22,3	19,5	24,9	28,8

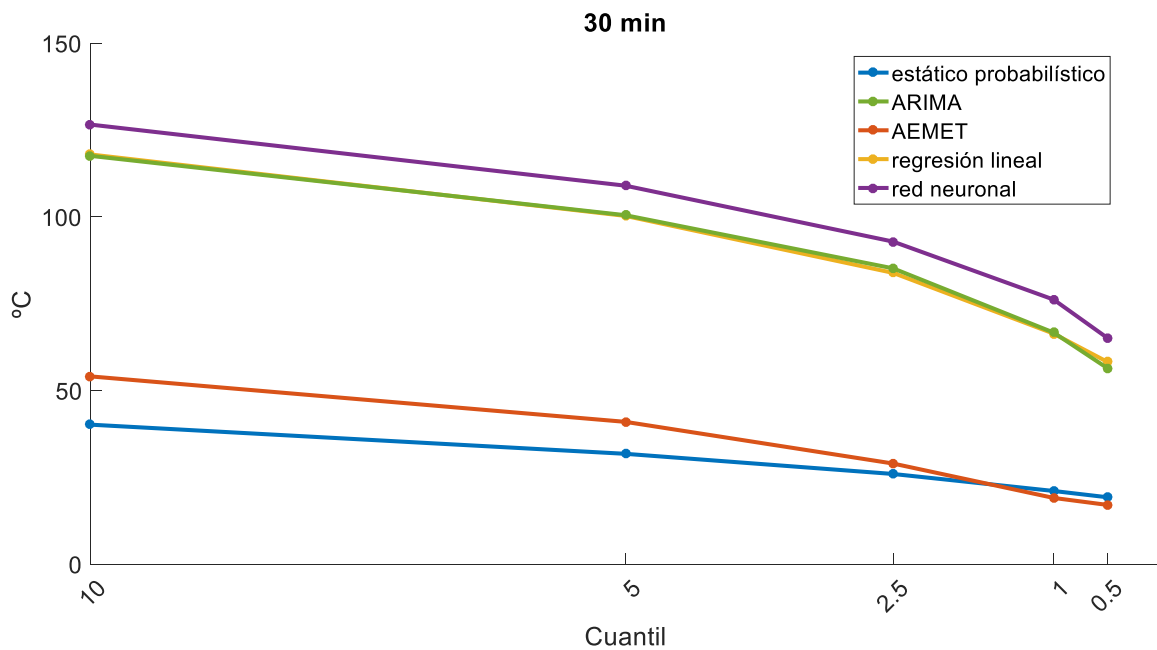


Figura 59. Máximo exceso sobre la temperatura admisible de los conductores a 30 min. vista.

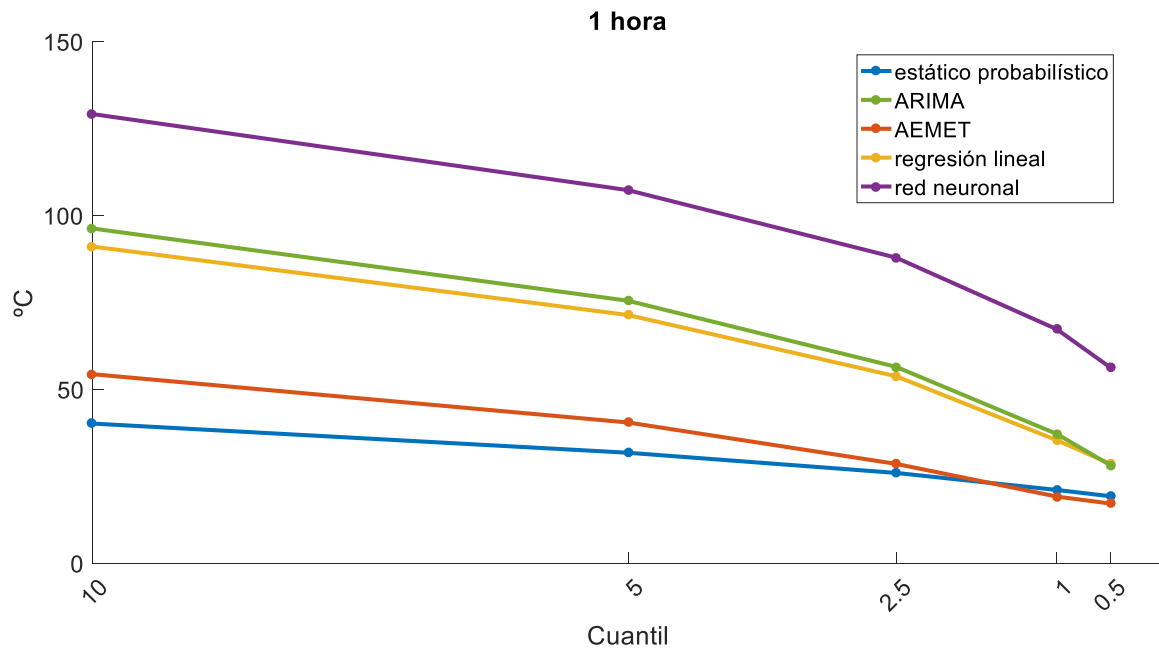


Figura 60. Máximo exceso sobre la temperatura admisible de los conductores a 1 hora vista.

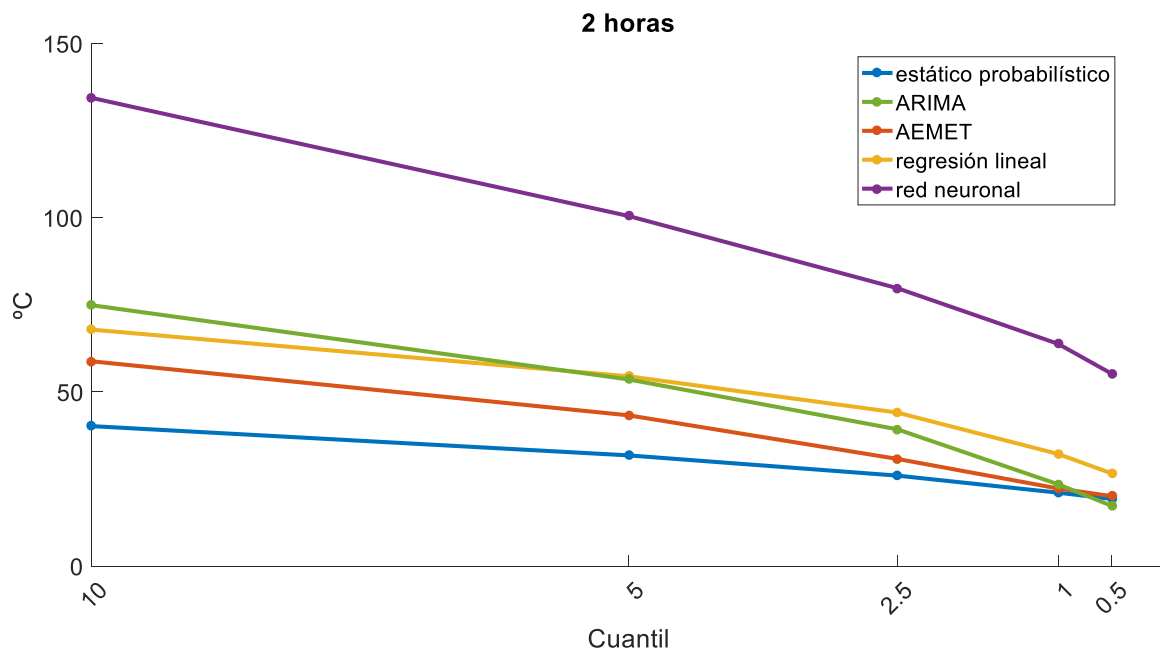


Figura 61. Máximo exceso sobre la temperatura admisible de los conductores a 2 horas vista.

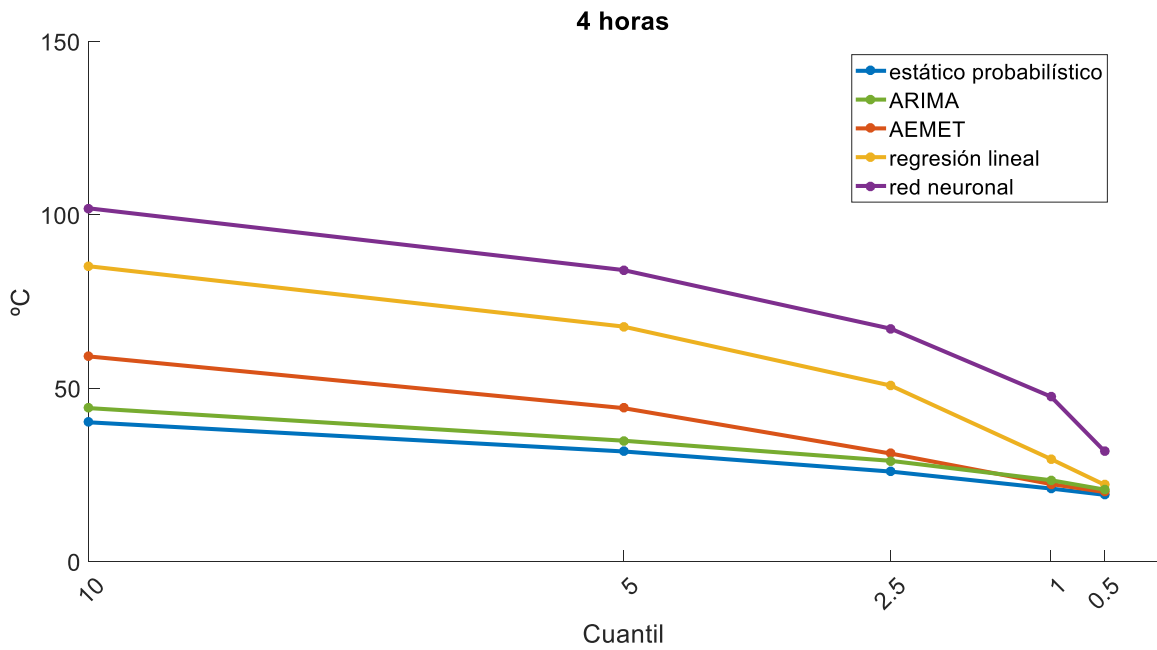


Figura 62. Máximo exceso sobre la temperatura admisible de los conductores a 4 horas vista.

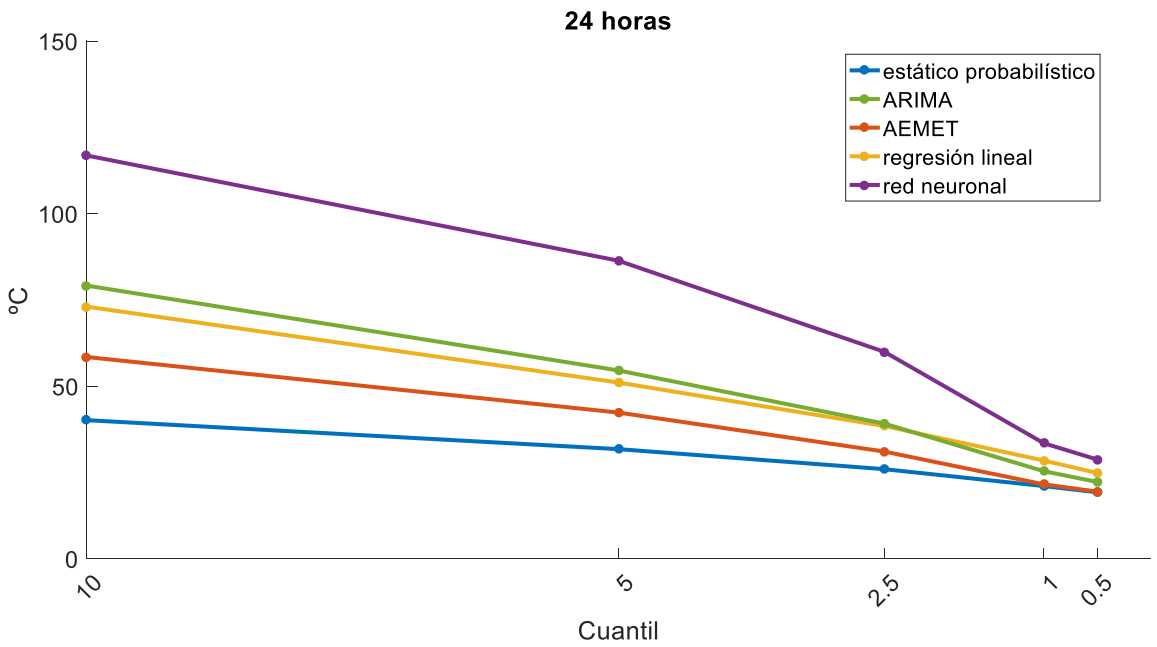


Figura 63. Máximo exceso sobre la temperatura admisible de los conductores a 24 horas vista.

6.4 Evaluación del aprovechamiento de la línea

Al igual que ocurre con la seguridad de la línea, también es posible definir diferentes indicadores para evaluar el aprovechamiento de la capacidad de una línea eléctrica. Se han definido dos indicadores de aprovechamiento, pero dado que los dos dan resultados similares, solo se ha utilizado el primero de ellos para evaluar las predicciones probabilísticas en la línea piloto con los métodos propuestos: ARIMA, AEMET, regresión lineal y red neuronal, y se han comparado con el estático probabilístico.

6.4.1 Indicadores para la evaluación del aprovechamiento

El primer indicador, que se utiliza en esta tesis para cuantificar el aprovechamiento de la línea piloto con los diferentes métodos de predicción, se define como el percentil 50 del conjunto de valores que toma el ratio de predicción durante la evaluación. Este ratio es el cociente entre la predicción de ampacidad y la observación para cada instante (31), correspondiendo un valor igual a 100, a una predicción igual a la observación. valores menores, a predicciones inferiores a las observaciones, que son seguras, y valores mayores, a predicciones de riesgo.

$$\text{ratio de predicción} = \frac{\hat{x}_{t+h|t}}{x_{t+h}} \cdot 100 \quad (31)$$

En el ejemplo de la Figura 64 se puede ver que, cuanto menor sea el percentil 50 del ratio de predicción, más alejada estará la curva de frecuencias acumuladas de la línea vertical localizada en 100, y menor será el aprovechamiento de la capacidad de la línea. Por el contrario, cuanto mayor sea el ratio, mayor será el aprovechamiento, aunque esto puede conllevar un mayor porcentaje de predicciones superiores a las observaciones, y por lo tanto, mayor riesgo.

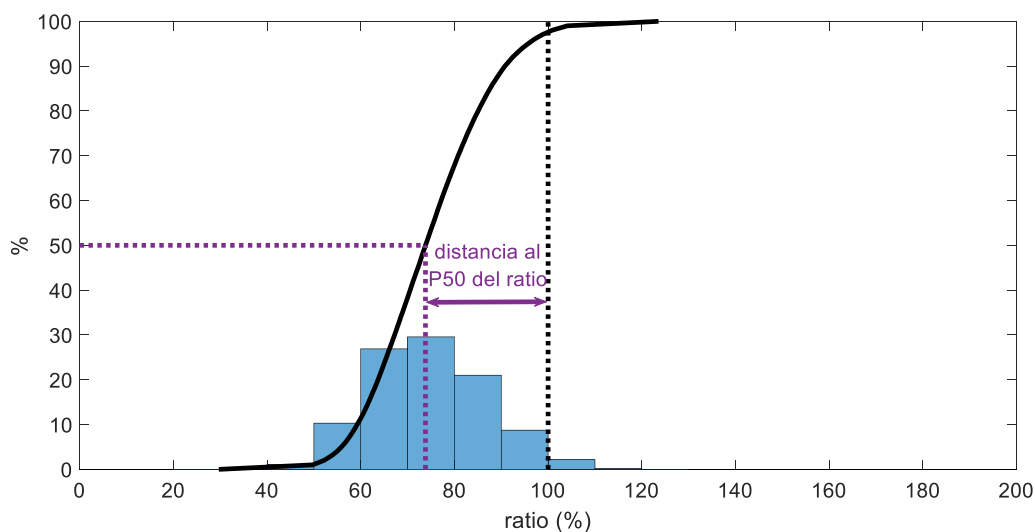


Figura 64. Percentil 50 del ratio de predicción.

El segundo indicador propuesto para la evaluación del aprovechamiento se calcula en base a la suma de errores de predicción negativos. Cuando se hace una predicción inferior a la observación, es decir el error de predicción es negativo, el aprovechamiento es inversamente proporcional a la magnitud de dicho error. Por lo tanto, la suma de errores negativos acumulados a lo largo del tiempo, corresponde a una falta de aprovechamiento debida a la subpredicción de la capacidad de la línea. Esto se puede ver gráficamente en la Figura 65, donde el área, en color magenta, encerrada entre la curva de frecuencias acumuladas del error de predicción y la línea vertical correspondiente a un error nulo, representa la falta de aprovechamiento. Cuanto menor sea esta área, mayor será el aprovechamiento. Los errores positivos, aunque si suponen riesgo, no afectan al cómputo de este indicador, ya que cuando la predicción es igual o superior a la observación se está aprovechando el 100 % de la capacidad.

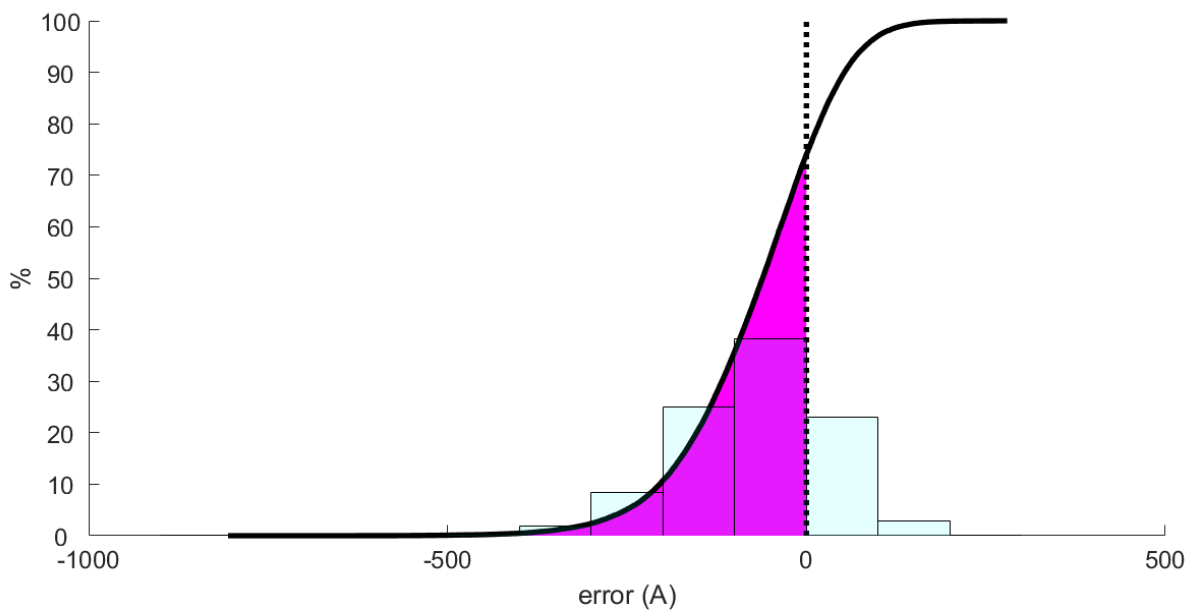


Figura 65. Área encerrada por la curva de frecuencias acumuladas del error de predicción.

Para expresar el aprovechamiento en forma de porcentaje se propone comparar esta suma de errores negativos con la suma de observaciones (32). El caso peor, que corresponde a un aprovechamiento nulo, es una predicción de ampacidad de una corriente también nula. En ese caso, el error, que es la diferencia entre predicción y observación, es igual a la magnitud de la observación, pero con signo negativo. Cuanto menor sea este cociente, mayor será el aprovechamiento.

$$\text{fracción de errores negativos} = \frac{\sum_{t=0}^T (\hat{x}_{t+h|t} - x_{t+h})}{\sum_{t=0}^T (0 - x_{t+h})} \cdot 100 \quad (32)$$

$$\text{si } \hat{x}_{t+h|t} - x_{t+h} < 0$$

6.4.2 Resultados de la evaluación del aprovechamiento de la línea piloto

Se ha analizado el aprovechamiento que se hace de la línea eléctrica con las predicciones de los distintos métodos propuestos. Para ello se ha utilizado un único indicador, el percentil 50 del ratio de predicción. En la Tabla 14 y desde la Figura 66 hasta la Figura 70 se puede ver cómo, al igual que ocurre con los indicadores de riesgo, el aprovechamiento es menor para los cuantiles más pequeños. Por lo tanto, cuando se seleccionan cuantiles más pequeños, para operar la línea con un riesgo menor, se aprovecha la capacidad de la línea en menor medida. El aprovechamiento es similar con el estático probabilístico y AEMET para los diferentes alcances analizados. El aprovechamiento es mayor con ARIMA, regresión lineal y red neuronal que con dichos métodos, aunque decrece con el alcance de las predicciones, llegando a ser peor ARIMA que AEMET para alcances de 4 a 24 horas. Como se demostrará a continuación, el aprovechamiento depende de la calidad de las predicciones probabilísticas y de algunas características como la agudeza.

Tabla 14. Aprovechamiento de la línea, percentil 50 del ratio de predicción (%).

Alcance	Cuantil	Estático probabilístico	ARIMA	AEMET	Regresión lineal	Red neuronal
30 min	25	87,0	92,1	88,7	92,4	92,5
	10	78,4	85,3	80,9	85,8	85,8
	5	74,0	81,3	76,8	81,9	82,0
	2,5	70,8	78,1	73,8	78,8	78,9
	1	68,0	74,7	70,9	75,5	75,6
	0,5	66,9	72,6	69,4	73,6	73,7
1 h	25	87,1	91,3	88,7	91,4	91,7
	10	78,4	83,5	80,9	84,3	84,6
	5	74,0	79,2	76,7	80,3	80,7
	2,5	70,8	76,0	73,7	77,4	77,7
	1	68,0	72,9	70,9	74,2	74,6
	0,5	66,9	71,1	69,4	72,3	72,6
2 h	25	87,0	89,5	88,6	90,2	90,8
	10	78,4	81,1	80,9	82,6	83,2
	5	74,0	76,8	76,7	78,7	79,1
	2,5	70,8	73,6	73,6	75,6	76,0
	1	68,0	70,6	70,7	72,4	73,0
	0,5	66,9	69,0	69,2	70,6	71,2

4 h	25	87,0	87,5	88,6	89,0	89,9
	10	78,4	78,8	80,8	81,3	82,2
	5	74,0	74,5	76,7	77,3	77,9
	2,5	70,8	71,5	73,7	74,1	74,8
	1	68,0	68,6	70,8	71,1	71,7
	0,5	66,9	67,2	69,2	69,3	69,8
24 h	25	87,0	88,4	89,2	89,6	90,3
	10	78,3	79,5	81,0	81,5	82,2
	5	74,0	75,1	76,9	77,3	78,0
	2,5	70,8	71,8	73,8	74,0	74,7
	1	68,0	69,0	70,8	71,2	71,6
	0,5	66,9	67,4	69,1	69,4	69,8

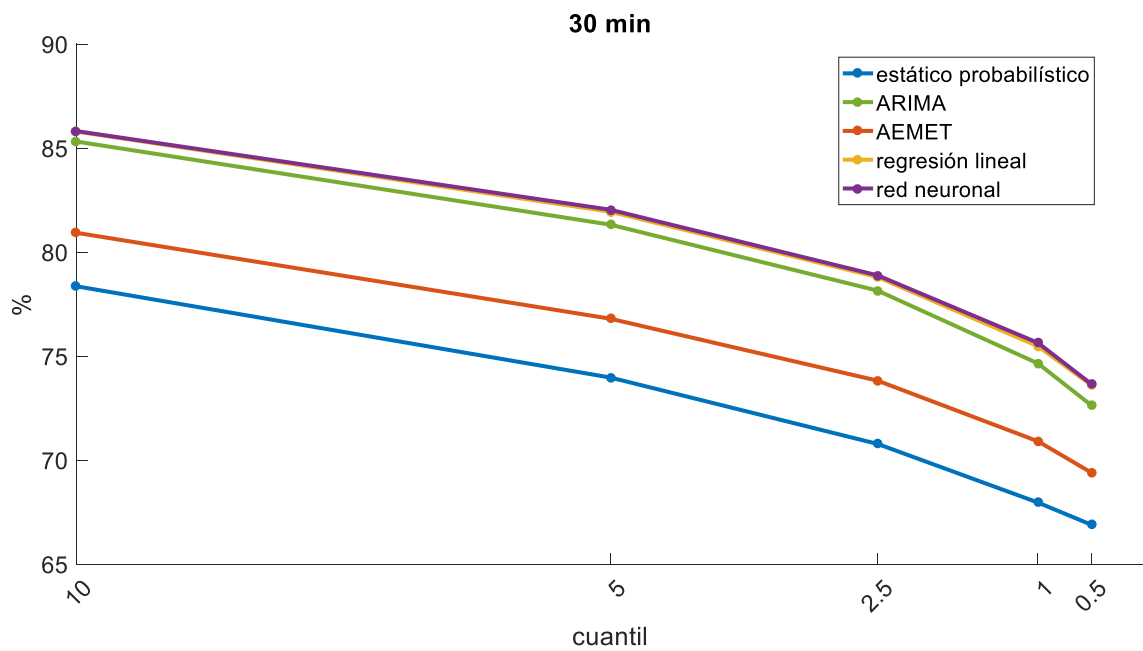


Figura 66. Aprovechamiento (P50 del ratio de predicción) a 30 min. vista.

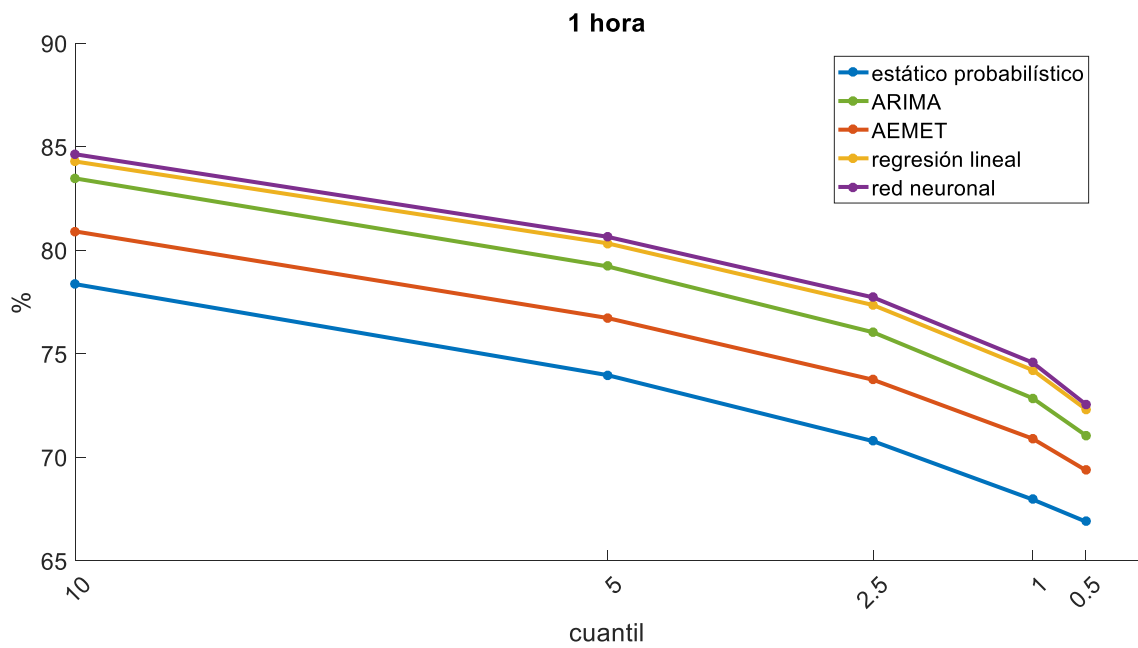


Figura 67. Aprovechamiento (P50 del ratio de predicción) a 1 hora vista.

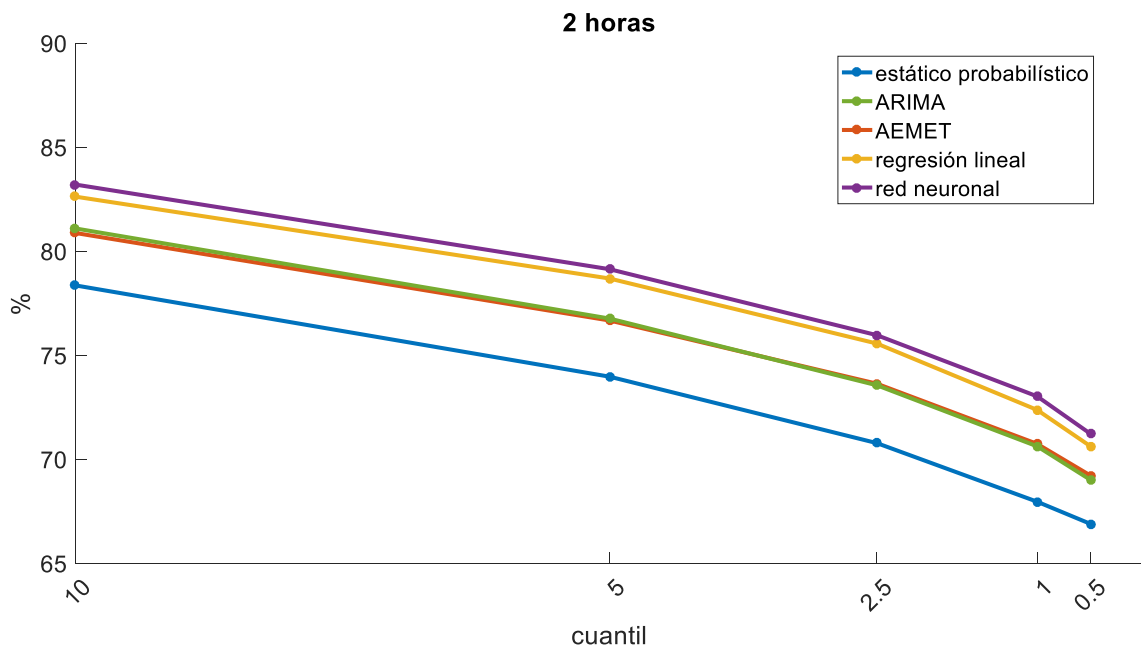


Figura 68. Aprovechamiento (P50 del ratio de predicción) a 2 horas vista.

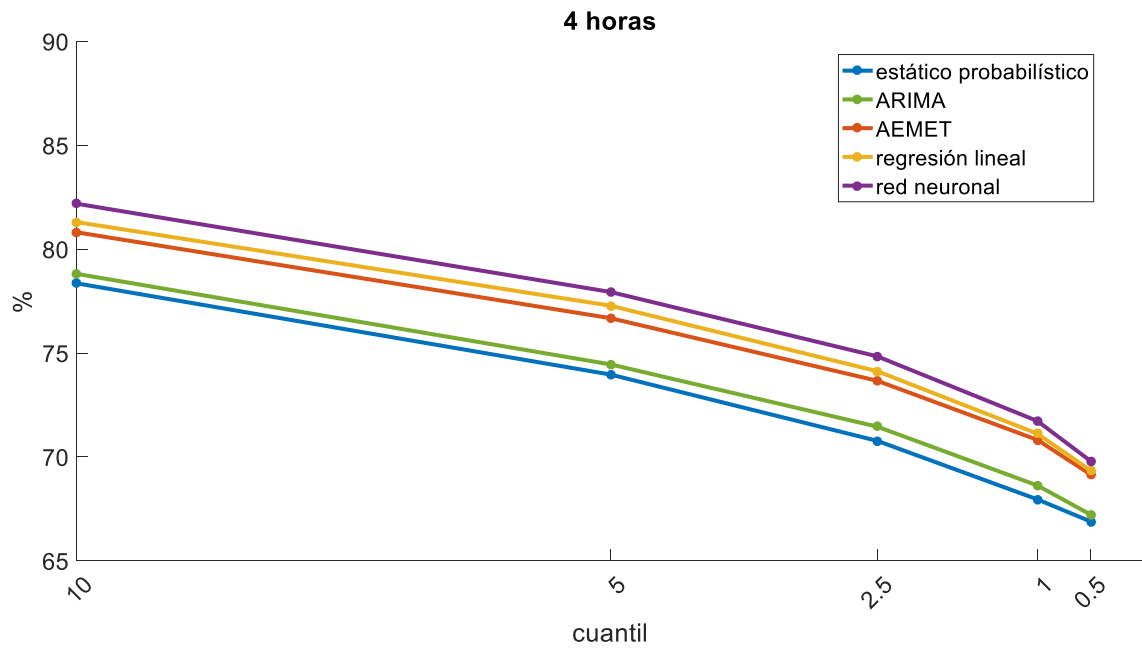


Figura 69. Aprovechamiento (P50 del ratio de predicción) a 4 horas vista.

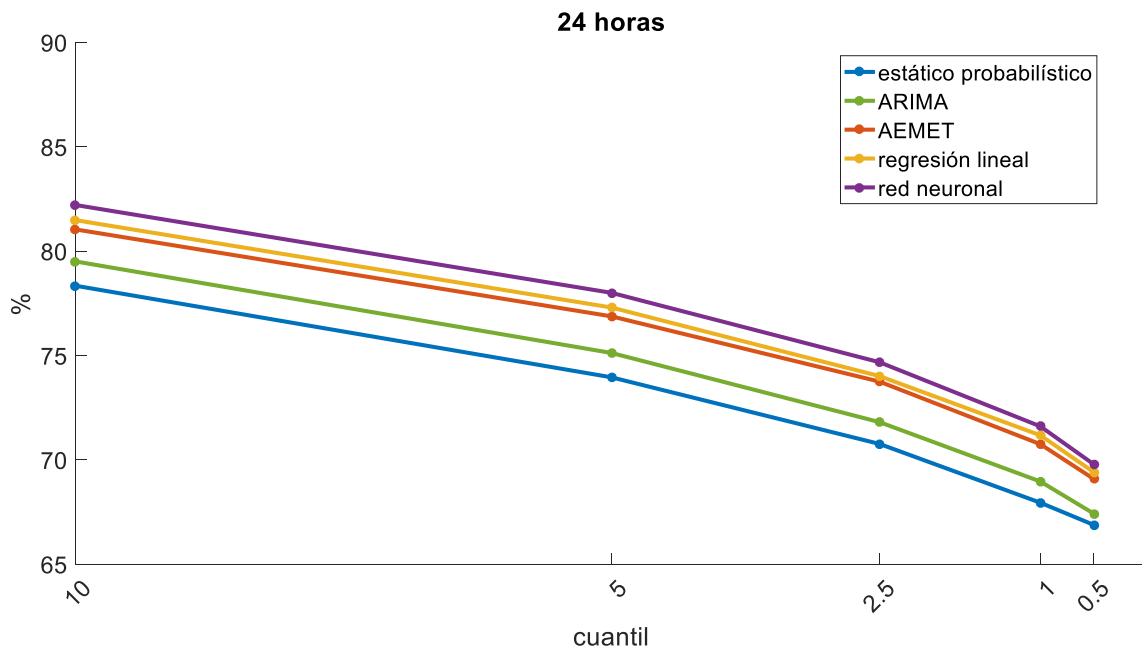


Figura 70. Aprovechamiento (P50 del ratio de predicción) a 24 horas vista.

Desde la Figura 71 hasta la Figura 75 se compara el aprovechamiento de la línea para las predicciones probabilísticas de los métodos propuestos, con la agudeza de dichas predicciones. En dichas figuras se representa el primer indicador de aprovechamiento propuesto con líneas continuas, y la distancia porcentual desde las predicciones para diferentes cuantiles a la predicción del cuantil 50, con líneas discontinuas. El aprovechamiento decrece a medida que crece la anchura de las predicciones probabilísticas, correspondiendo un mayor aprovechamiento a las predicciones de ARIMA, regresión lineal y la red neuronal, y a un alcance de predicción menor. Esto se debe a que la agudeza de las predicciones de dichos métodos es menor para los alcances más largos. El aprovechamiento es el mismo para distintos alcances con el estático probabilístico y AEMET, ya que la agudeza es la misma para todos los alcances.

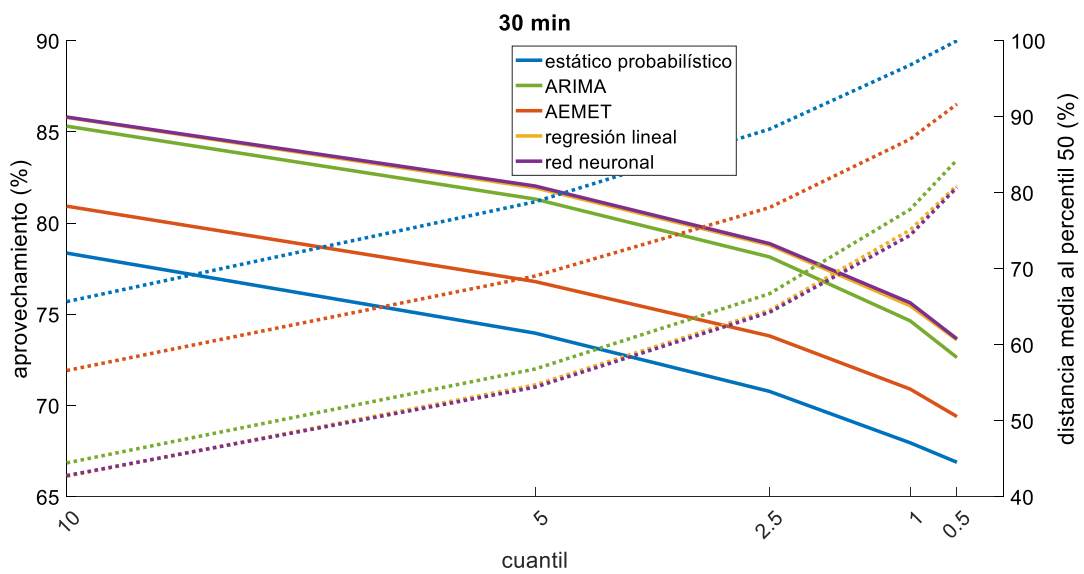


Figura 71. Agudeza y aprovechamiento a 30 min vista.

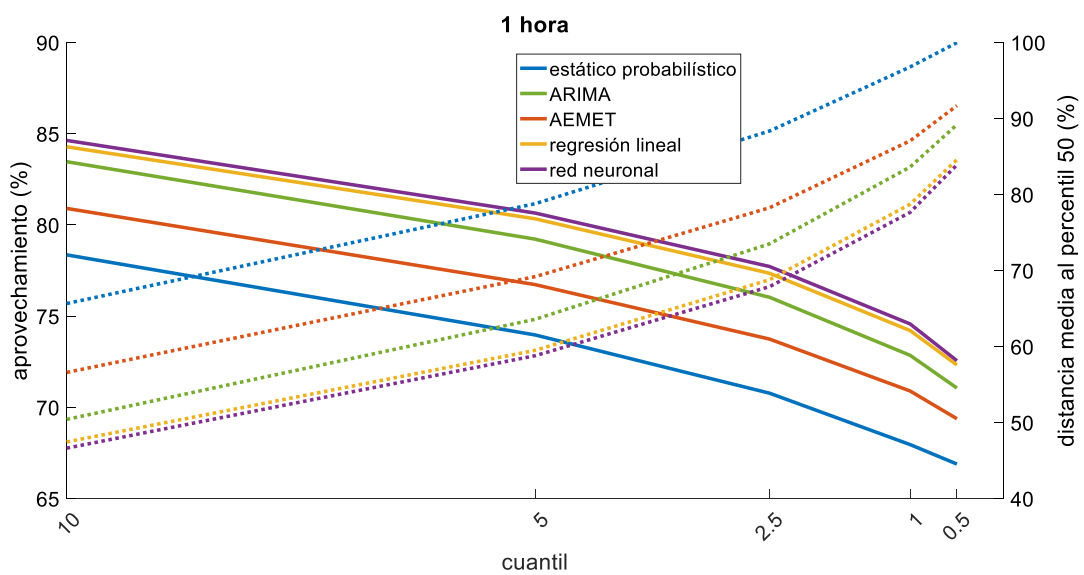


Figura 72. Agudeza y aprovechamiento a 1 hora vista.

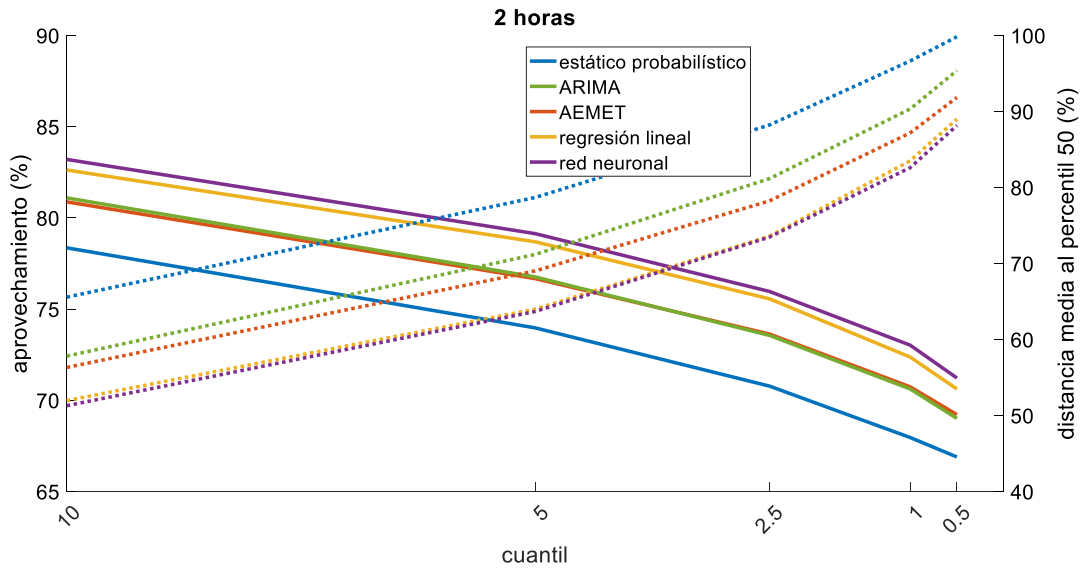


Figura 73. Agudeza y aprovechamiento a 2 horas vista.

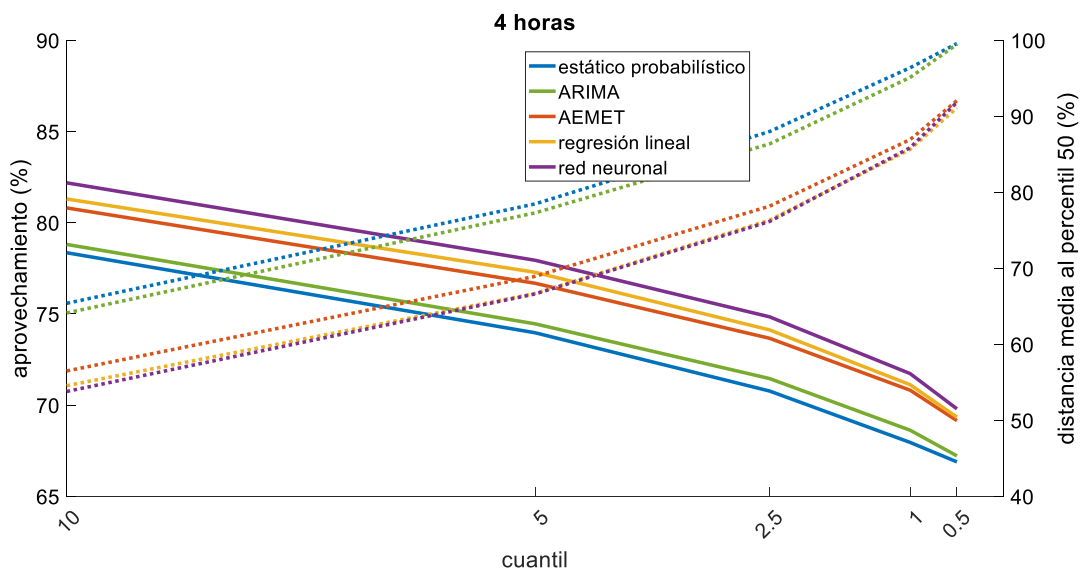


Figura 74. Agudeza y aprovechamiento a 4 horas vista.

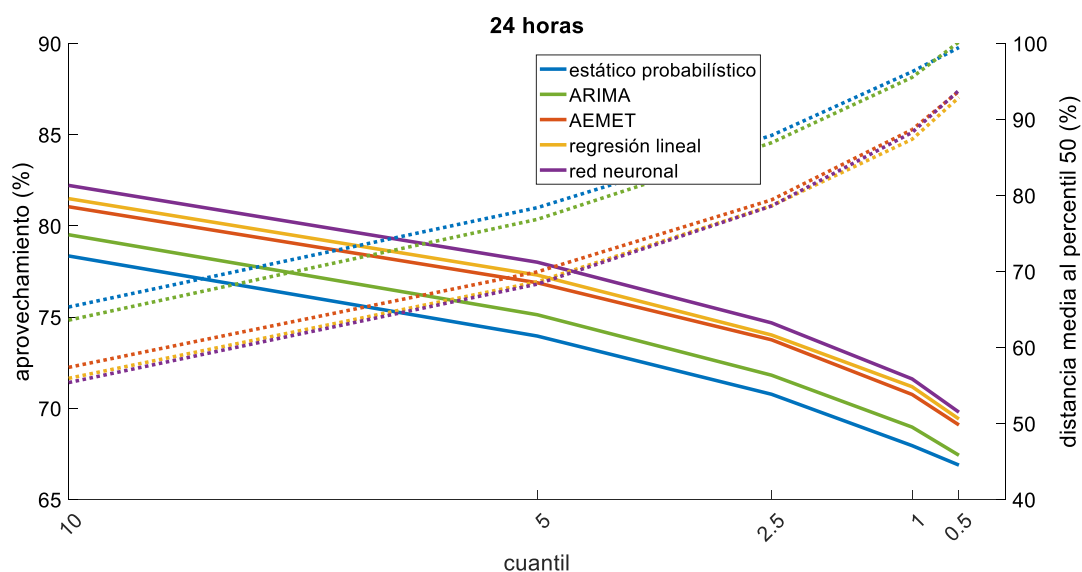


Figura 75. Agudeza y aprovechamiento a 24 horas vista.

6.5 Conclusiones tras la evaluación de las predicciones

Se ha establecido una metodología para la evaluación de las predicciones de ampacidad. Con esta metodología es posible evaluar el riesgo y el aprovechamiento de la línea asociado a las predicciones, mediante diferentes indicadores. Tras la aplicación de la metodología de predicción de ampacidad en la línea piloto, y tras el análisis de dichos indicadores, se ha podido comprobar que el nivel de riesgo estimado depende de la confiabilidad de las predicciones probabilísticas. También se ha podido comprobar cómo el aprovechamiento de la línea está relacionado con la agudeza de las predicciones probabilísticas. Se han testado varios tipos de predicciones con intervalos de probabilidad teóricos y empíricos. Aunque el método finalmente elegido produce predicciones probabilísticas basadas en cuantiles empíricos, sin una distribución definida por una función de densidad, su agudeza se ha evaluado a partir de la distancia relativa media entre las predicciones para distintos cuantiles. A menor distancia entre cuantiles, mayor agudeza de la distribución de probabilidad subyacente. Y como se ha comprobado, a mayor agudeza, mayor aprovechamiento de la línea. Esto pone de relieve la importancia de una metodología que permite hacer predicciones confiables, y a la vez, lo más agudas posible, lo que resulta en una mejor gestión del riesgo en las líneas y una mejora del aprovechamiento de su capacidad.

Asimismo, la evaluación de las predicciones en la línea piloto, ha permitido comprobar cómo la agudeza de las predicciones probabilísticas, está relacionada con el error de las

predicciones puntuales en las cuales están basadas. Cuanto menor es el error, mayor es la agudeza de las predicciones probabilísticas. Esto, por su parte, pone de manifiesto la importancia de las predicciones puntuales en la metodología propuesta, redundando, una vez más, en la calidad de las predicciones probabilísticas y el aprovechamiento de la línea. La agudeza de los métodos propuestos se ha comparado con la del estático probabilístico. Dicho estático probabilístico no está basado en predicciones puntuales, sino en los cuantiles de las observaciones durante todo el periodo de entrenamiento. Debido a la gran dispersión de las observaciones durante el año que dura el conjunto de datos de entrenamiento, las predicciones realizadas con el mismo a lo largo del periodo de evaluación no son muy agudas.

Otra cuestión a tener en cuenta es cómo varían los resultados con el alcance de las predicciones. Se ha visto que la confiabilidad es similar para los distintos alcances analizados en la línea piloto, debido a las características del método de predicción probabilística, que trata de ajustarse a las predicciones puntuales del mismo modo para cada alcance. Por otra parte, no se ha encontrado una relación directa entre el exceso máximo sobre la temperatura de diseño de los conductores y el alcance, aunque su diferente magnitud puede ser debida a una mayor o menor confiabilidad, siendo los peores valores para métodos como la red neuronal, para determinados cuantiles y alcances en los cuales el ajuste ha sido ligeramente peor que en otros métodos. Sin embargo, el aprovechamiento es mayor para los alcances más cortos en los métodos que dependen de observaciones recientes, ARIMA, regresión lineal y red neuronal, ya que el error de las predicciones puntuales es menor. Esto no ocurre con la aplicación directa de las predicciones meteorológicas de AEMET, ya que el nivel de error es el mismo para todos los alcances desde 30 minutos hasta 24 horas.

En general, se puede decir que para el mismo nivel de riesgo, los métodos con mayor aprovechamiento son los basados en regresión lineal y la red neuronal, para cualquier alcance. Aunque a 30 minutos y 1 hora ARIMA es también comparable, su aprovechamiento es mucho menor para alcances más largos. Sin embargo, la red neuronal ofrece valores de exceso máximo de temperatura superiores al resto de métodos, para cualquier alcance, incluso para los cuantiles más bajos. La aplicación directa de las predicciones meteorológicas de AEMET supone un menor aprovechamiento, que se mantiene constante para los diferentes alcances, pero aun así superior al del estático probabilístico. Se ha podido comprobar cómo dicho estático probabilístico supone una predicción conservadora, con un aprovechamiento menor que cualquiera de los métodos, pero un menor exceso de temperatura.

Se han comparado los resultados de las predicciones de la línea piloto con lo encontrado en la bibliografía. Se ha podido comprobar cómo la metodología propuesta en la tesis mejora en cuanto a confiabilidad los resultados de trabajos como [SLCG15]. Sin embargo, no ha sido posible contrastar la agudeza de los métodos propuestos con la bibliografía, ya que en la bibliografía se evalúa usando indicadores sin normalizar, en las unidades de la ampacidad, o de las magnitudes meteorológicas predichas individualmente. Tampoco se ha podido comparar el riesgo y el aprovechamiento de las predicciones con la bibliografía, ya que, o no se evalúan, o se utilizan indicadores y unidades diferentes.

7 Aplicación de la metodología en conductores de alta temperatura

La mayoría de los conductores actualmente instalados en líneas eléctricas aéreas son de tipo ACSR. Como se ha señalado anteriormente, las redes eléctricas cada vez están más congestionadas, por lo que se está empezando a instalar conductores de mayores prestaciones, que soportan mayores temperaturas con una flecha menor, los denominados HTLS. En la tesis, la metodología propuesta se ha probado en la línea piloto, cuyos conductores ACSR tienen una temperatura máxima admisible de 75 °C. Sin embargo, también se ha planteado su aplicación en líneas con conductores HTLS. Para ello, se han utilizado las medidas y las predicciones meteorológicas para la línea piloto, pero suponiendo que los conductores instalados en la misma tienen una temperatura máxima admisible de 150 °C.

En un primer paso, se ha comparado el efecto que produce la variación de las condiciones meteorológicas en la ampacidad de los conductores de 75 °C y en los de 150 °C, Una de las cuestiones más importantes cuando se hace predicción de ampacidad es la seguridad. Por esa razón, se ha comprobado cómo aumenta o disminuye el riesgo de sobrecalentamiento de los conductores de uno y otro tipo, cuando varían las condiciones meteorológicas. Para evaluar el aumento o disminución del riesgo se ha usado como referencia el límite estático. Los resultados obtenidos se explican en el siguiente apartado, el 7.1.

En un segundo paso, se ha aplicado la metodología para la predicción probabilística de ampacidad propuesta en el capítulo 5, a conductores de los dos tipos. Dicha metodología no solo utiliza medidas de las condiciones meteorológicas en la línea, sino también predicciones meteorológicas. Los resultados obtenidos se han evaluado en el apartado 7.2, mediante los indicadores de seguridad y aprovechamiento propuestos en el capítulo anterior.

7.1 Límite estático en conductores de alta temperatura

El límite estático en la zona donde está situada la línea piloto está basado en la asunción de una radiación solar de 1000 W/m², una temperatura ambiente de 26 °C y un viento perpendicular efectivo sobre el conductor de 0,6 m/s. Esto supone una ampacidad de 482 A para los conductores de la línea piloto, pero si se tratara de conductores de 150 °C, la ampacidad del límite estático sería de 744 A. En el primer caso (Figura 76), con el límite estático se supera la temperatura máxima admisible de los conductores un 11,6 % del tiempo, mientras que en el caso de los conductores HTLS (Figura 77) ese porcentaje se incrementaría hasta el 27.3 %.

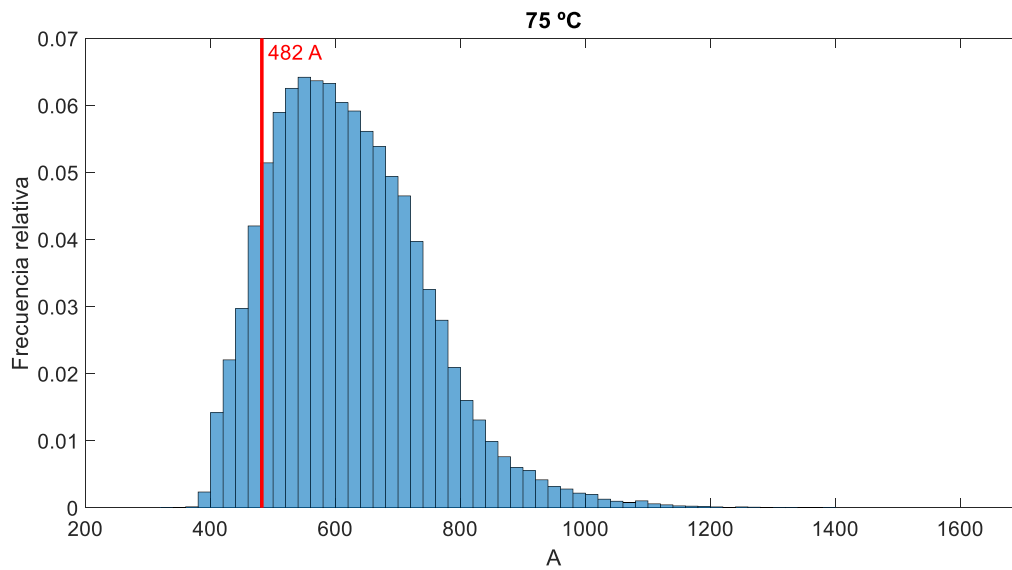


Figura 76. Límite estático en conductores de temperatura admisible de 75 °C.

Esta diferencia es debida a que el enfriamiento producido por el viento en los conductores, y el calentamiento debido a la radiación solar y a la temperatura ambiente, se compensan mutuamente. Esto se puede ver en el ejemplo de la Tabla 15 para conductores de 75 y de 150 °C, donde el efecto que tiene cada una de estas magnitudes se da en forma de incremento sobre el límite estático. Aunque la velocidad de viento es pequeña, lo que supondría una ampacidad menor que el límite estático, en los conductores de 75 °C se ve compensada por una radiación solar y una temperatura ambiente favorables, dando lugar a una ampacidad un 2,3 % mayor que el límite estático. Por el contrario, en conductores de 150 °C, los mismos valores de radiación solar y temperatura ambiente no llegan a compensar totalmente una velocidad de viento tan reducida, por lo que la ampacidad es un 6,4 % menor que el límite estático.

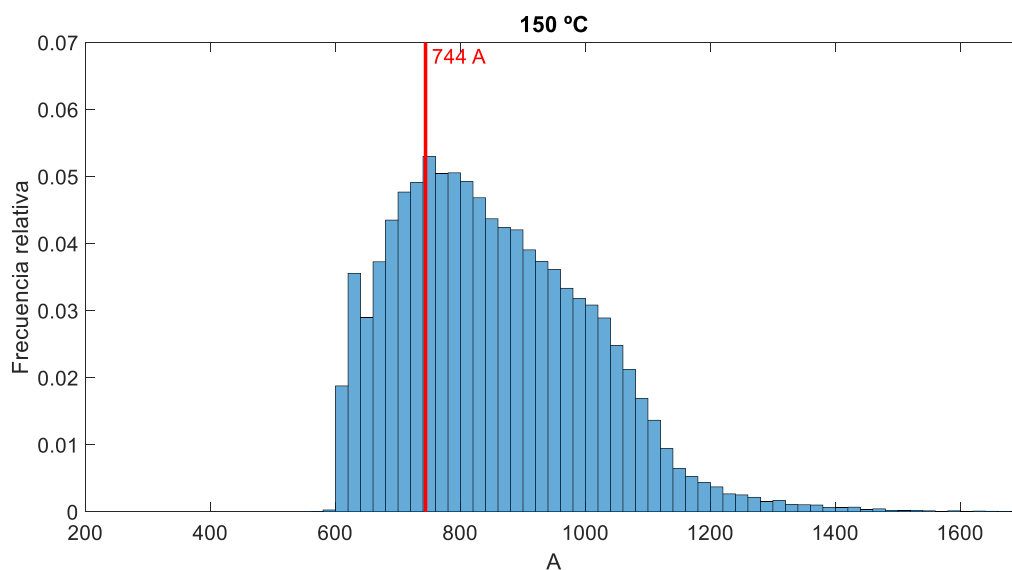


Figura 77. Límite estático en conductores de temperatura admisible de 150 °C.

Tabla 15. Ejemplo de incremento sobre el límite estático (%).

Magnitud	Valor medido	Incremento en conductores de 75 °C	Incremento en conductores de 150 °C
Radiación solar	0 W/m ²	7,5	2,6
Temperatura ambiente	16,6 °C	9,5	3,4
Velocidad de viento PE	0,3 m/s	-14,7	-12,4
Total	-	2,3	-6,4

Se ha analizado la influencia relativa de dichas magnitudes en la ampacidad, de forma que en la Figura 78 se compara el incremento de la ampacidad sobre el límite estático debido al efecto combinado de la radiación solar y la temperatura ambiente frente al efecto de la velocidad de viento perpendicular efectivo. Este análisis se ha realizado para conductores de 75 y 150 °C, y los resultados se muestran en las gráficas 1 y 2 de la figura respectivamente.

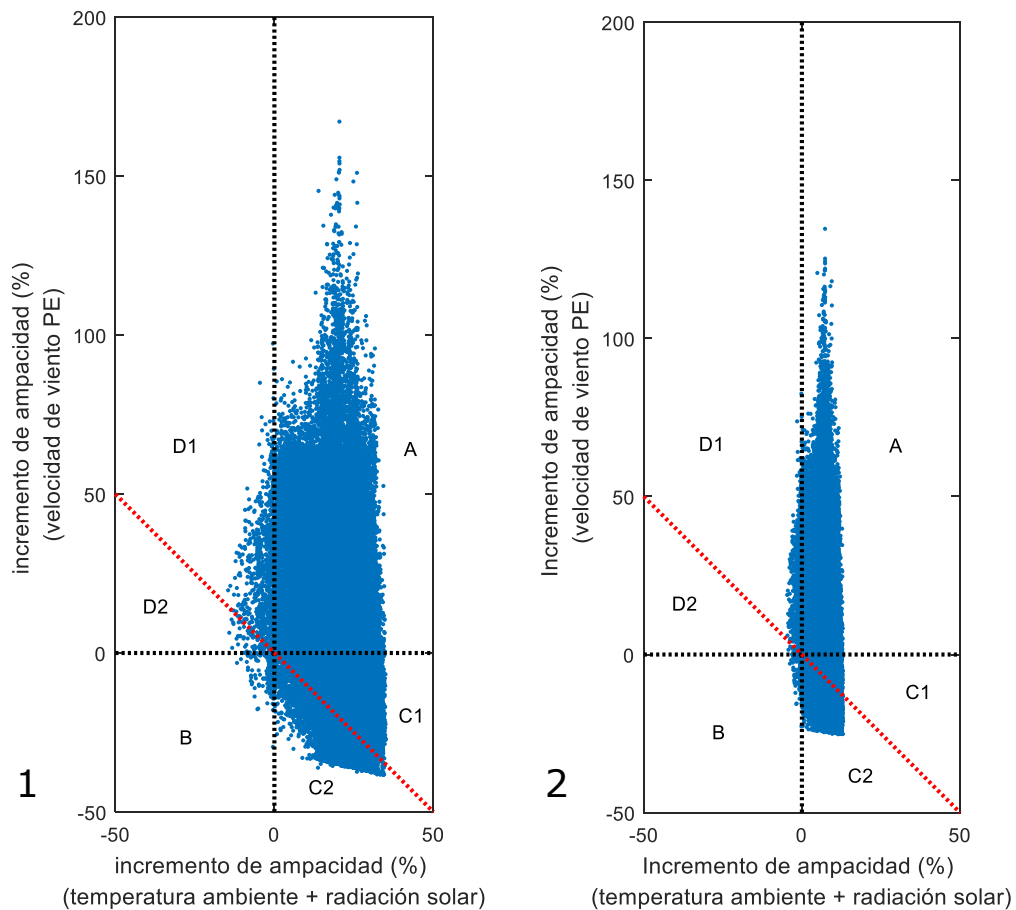


Figura 78. Efecto combinado de temperatura ambiente y radiación solar frente al efecto del viento PE en: 1) conductores de 75 °C y 2) conductores de 150 °C.

En la zona A de la Figura 78, tanto la radiación solar y la temperatura ambiente, como el viento PE, contribuyen a incrementar la ampacidad sobre el límite estático. En la zona B tanto radiación y temperatura, como viento PE, contribuyen a un decremento de la ampacidad. Sin embargo, en el resto de las zonas (C1, C2, D1 y D2) el efecto de la radiación más la temperatura y el efecto del viento tienden a compensarse mutuamente, dando lugar a resultados diferentes. En las zonas C1 y C2 el efecto de la radiación y la temperatura es favorable y el efecto del viento desfavorable, pero en C1 el efecto de radiación más temperatura es dominante, dando lugar a incrementos de la ampacidad por encima del estático, mientras que en C2 el dominante es el viento, reduciéndose la ampacidad por debajo del estático. En D1 y D2 ocurre lo contrario, la combinación de radiación y temperatura es desfavorable, y el viento toma valores favorables. En D1 el viento es dominante y conduce a un incremento de la ampacidad por encima del estático, mientras que en D2 la ampacidad se ve reducida.

La frecuencia con que se da cada una de estas situaciones se puede ver en la Tabla 16. Aunque la frecuencia relativa de las zonas A y B no varía cuando se trata de conductores de 75 o de 150 °C, el porcentaje relativo de ocasiones en que la ampacidad es mayor que el límite estático, en C1 y D1, y es menor, en C2 y D2, es diferente para unos y otros conductores. La frecuencia es un 15,7 % menor en C1 (y mayor en C2) para los conductores de 150 °C que para los de 75 °C, lo que significa que el efecto de una combinación de radiación y temperatura favorables compensa en menor medida un viento desfavorable en los conductores de 150 °C. Lo contrario ocurre en D1, con una frecuencia un 0,1 % mayor para conductores de 150 °C.

Tabla 16. Distribución de frecuencias según la influencia de las magnitudes meteorológicas (%).

Zona	Frecuencia en conductores de 75 °C	Frecuencia en conductores de 150 °C	Situación
A	57,5	57,5	Favorable
B	0,2	0,2	Desfavorable
C1	29,8	14,1	Favorable
C2	11,3	27,0	Desfavorable
D1	1,0	1,1	Favorable
D2	0,1	0,0	Desfavorable

Estos resultados indican que, en muchas ocasiones, una radiación solar y una temperatura ambiente favorables, por debajo de las supuestas en el límite estático, son suficientes para compensar una velocidad de viento casi nula. Sin embargo, la frecuencia con la que ocurre esto en conductores HTLS se reduce, por lo que dichos conductores superan su temperatura máxima admisible durante más tiempo. El coeficiente de expansión térmica de los conductores HTLS con una temperatura admisible de 150 °C es menor que el de los conductores ACSR de la línea piloto, lo que supone una flecha reducida, y un riesgo menor. Sin embargo, este no es el caso cuando la temperatura de los conductores está limitada por el deterioro de los mismos.

7.2 Resultados de la aplicación de la metodología en conductores de alta temperatura

En el apartado precedente se ha analizado la influencia de las magnitudes meteorológicas en la ampacidad de los conductores de alta temperatura, tomando como referencia el límite estático. Pero la predicción de ampacidad propuesta en esta tesis es dinámica, por lo que, a continuación, se analiza cómo varían los indicadores de riesgo y aprovechamiento propuestos en la tesis, al hacer predicciones probabilísticas de la ampacidad de conductores HTLS de 150 °C. Se han utilizado las medidas y las predicciones meteorológicas para la línea piloto, suponiendo que los conductores tienen unas dimensiones y una geometría similares a los instalados en la misma (diámetro exterior, secciones del núcleo y las capas exteriores, etc.), pero una temperatura máxima admisible de 150 °C. La metodología empleada para la predicción de ampacidad, es la propuesta en el capítulo 5, y se han calculado unos intervalos empíricos de tipo 2 para las predicciones puntuales de AEMET.

Estas predicciones se han comparado con una referencia fija, el estático probabilístico, que se basa en el cálculo de cuantiles de la ampacidad observada en la línea piloto durante el entrenamiento. En la Tabla 10 se calcularon dichos cuantiles para conductores de 75 °C, y aquí, en la Tabla 17, se han calculado para conductores de 150 °C.

Tabla 17. Cuantiles de las observaciones para conductores de 150 °C (A).

Cuantil	Ampacidad
50	837,4
25	735,1
10	669,0
5	637,6
2.5	624,1
1	616,9
0.5	613,3

Se han calculado los indicadores de riesgo y aprovechamiento propuestos en el capítulo anterior, para evaluar las predicciones probabilísticas de AEMET, y se han comparado con el estático probabilístico en la Tabla 18, para los conductores de la línea piloto, con una temperatura máxima de diseño de 75 °C, y para conductores de 150 °C. Los alcances analizados, 30 minutos, 1, 2, 4 y 24 horas, y los cuantiles para los que se han hecho las predicciones, 0,5, 1, 2,5, 5, 10 y 25, son los mismos que en capítulos anteriores.

Tabla 18. Comparación de las predicciones de AEMET en conductores de diferente temperatura admisible.

Alcance	Cuantil	Nivel de riesgo (%)				Exceso de temperatura (°C)				Aprovechamiento (%)			
		Estático probabilístico		AEMET		Estático probabilístico		AEMET		Estático probabilístico		AEMET	
		75 °C	150 °C	75 °C	150 °C	75 °C	150 °C	75 °C	150 °C	75 °C	150 °C	75 °C	150 °C
30 min	25	25,0	24,9	23,9	24,4	89,1	58,3	143,6	70,1	87,0	88,0	88,7	89,8
	10	10,2	9,9	9,3	9,1	54,1	40,2	94,7	39,6	78,4	80,1	80,9	82,5
	5	5,2	5,1	4,6	5,0	41,0	31,8	69,7	25,9	74,0	76,3	76,8	79,5
	2,5	2,7	2,6	2,4	2,9	29,0	26,0	48,9	20,2	70,8	74,7	73,8	77,4
	1	1,2	1,3	1,0	1,5	19,1	21,1	29,3	17,2	68,0	73,9	70,9	75,7
	0,5	0,7	0,6	0,5	0,8	17,1	19,3	18,5	15,7	66,9	73,4	69,4	74,6
1 h	25	25,0	24,9	23,9	24,5	88,8	58,3	144,9	70,1	87,1	88,0	88,7	89,8
	10	10,2	9,9	9,3	9,1	54,4	40,2	94,8	39,6	78,4	80,1	80,9	82,5
	5	5,2	5,1	4,5	5,0	40,5	31,8	70,4	25,9	74,0	76,3	76,7	79,4
	2,5	2,7	2,6	2,3	3,0	28,6	26,0	50,5	20,2	70,8	74,7	73,7	77,4
	1	1,2	1,3	1,0	1,5	19,2	21,1	29,2	17,2	68,0	73,9	70,9	75,6
	0,5	0,7	0,6	0,5	0,7	17,2	19,3	18,4	15,7	66,9	73,4	69,4	74,6
2 h	25	25,0	24,9	23,8	24,4	88,5	58,3	149,2	70,1	87,0	88,0	88,6	89,7
	10	10,2	9,9	9,3	9,3	58,8	40,2	92,6	39,6	78,4	80,1	80,9	82,5
	5	5,2	5,1	4,5	5,0	43,3	31,8	69,2	25,9	74,0	76,3	76,7	79,4
	2,5	2,7	2,6	2,2	3,0	30,8	26,0	51,3	20,2	70,8	74,7	73,6	77,4
	1	1,2	1,3	0,9	1,4	22,3	21,1	27,3	17,2	68,0	73,9	70,7	75,6
	0,5	0,7	0,6	0,5	0,7	20,1	19,3	21,3	15,7	66,9	73,4	69,2	74,5
4 h	25	25,0	24,9	24,1	24,5	91,0	58,3	149,7	70,1	87,0	88,0	88,6	89,7
	10	10,2	9,9	9,3	9,2	59,2	40,2	96,0	39,6	78,4	80,1	80,8	82,5
	5	5,2	5,1	4,6	5,0	44,3	31,8	69,1	25,9	74,0	76,3	76,7	79,4
	2,5	2,7	2,6	2,3	3,0	31,2	26,0	46,7	20,2	70,8	74,7	73,7	77,4
	1	1,2	1,3	1,0	1,4	22,4	21,1	25,8	17,2	68,0	73,9	70,8	75,5
	0,5	0,7	0,6	0,5	0,8	20,1	19,3	21,9	15,7	66,9	73,4	69,2	74,6
24 h	25	25,1	25,0	25,4	25,9	99,0	58,3	166,3	70,1	87,0	88,0	89,2	90,2
	10	10,3	10,0	10,0	9,9	58,5	40,2	105,6	39,6	78,3	80,1	81,0	82,7
	5	5,2	5,1	4,9	5,2	42,4	31,8	73,6	25,9	74,0	76,3	76,9	79,4
	2,5	2,7	2,6	2,4	3,0	31,1	26,0	52,8	20,2	70,8	74,7	73,8	77,4
	1	1,2	1,3	1,0	1,4	21,6	21,1	29,8	17,2	68,0	73,8	70,8	75,5
	0,5	0,7	0,6	0,5	0,7	19,5	19,3	19,5	15,7	66,9	73,4	69,1	74,5

Tal como se puede comprobar en la Figura 79, que corresponde a las predicciones a 4 horas vista, el nivel de seguridad es similar en ambos casos. Esto se debe a las características del método de predicción probabilística, que se ha basado en los intervalos empíricos de tipo 2, y busca ajustarse a los cuantiles correspondientes de las observaciones. Sin embargo, el aprovechamiento es algo mayor para los conductores de 150 °C, siendo los resultados similares

para otros alcances. Esto no es debido al método de predicción probabilística, sino a una mayor concentración de las observaciones para los cuantiles más pequeños. En contrapartida, como se puede ver en la Figura 80, el exceso sobre la temperatura de diseño es mayor para los conductores de 150 °C.

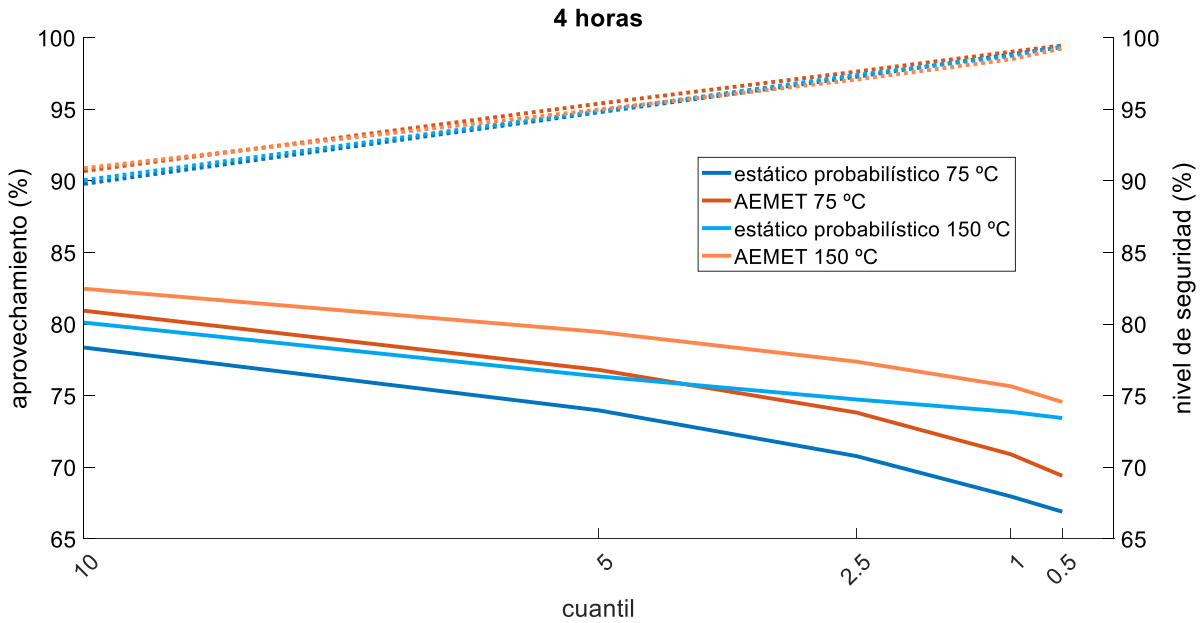


Figura 79. Aprovechamiento y nivel de seguridad con conductores de diferente temperatura admisible.

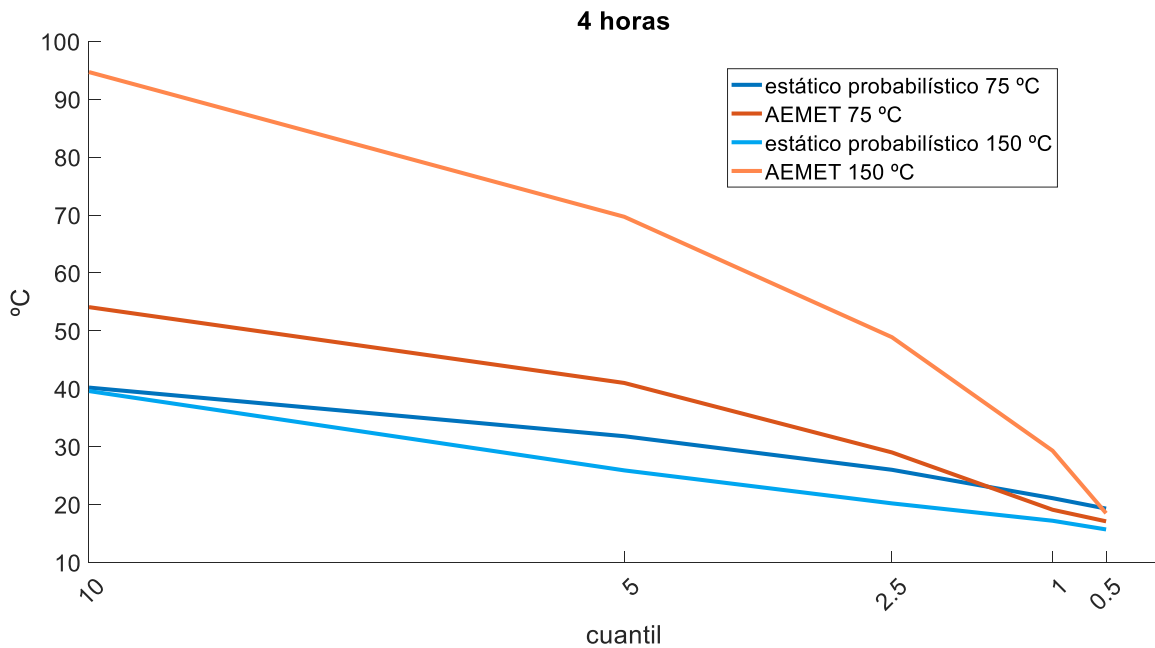


Figura 80. Máximo exceso de temperatura en conductores de diferente temperatura admisible.

7.3 Conclusiones tras la aplicación de la metodología

Se ha analizado el resultado de la aplicación de la metodología propuesta en la tesis en conductores HTLS, con una mayor temperatura máxima admisible que los conductores de la línea piloto. Con las condiciones meteorológicas que se suponen en el límite estático, el riesgo de superar la temperatura máxima admisible es mayor en conductores HTLS que en conductores ACSR convencionales. Esto es debido a una menor compensación de velocidades de viento pequeñas por una radiación solar y una temperatura ambiente también reducidas. Esto no ocurre así con las predicciones probabilísticas basadas en la metodología propuesta. En este caso, se ha podido comprobar cómo el porcentaje de predicciones con las que se supera la temperatura admisible es similar para los dos tipos de conductores, aunque el exceso máximo de temperatura es mayor en los conductores HTLS. El aprovechamiento también es mayor en los conductores HTLS.

Es importante señalar que hay un riesgo asociado a la predicción con el límite estático, aunque es diferente para uno u otro tipo de conductores (ACSR o HTLS). Sin embargo, con la metodología propuesta, basada en una predicción probabilística, dicho riesgo se puede seleccionar, independientemente de las características de los conductores. Con este tipo de predicción, la seguridad de las líneas tan solo depende de cualidades de los métodos predictivos como su confiabilidad. Esto supone una nueva ventaja frente al límite estático.

8 Aportaciones y líneas futuras

En esta tesis se ha desarrollado una metodología para la predicción de la ampacidad a partir de medidas directas y predicciones meteorológicas. Esto se justifica en la necesidad de las compañías y los mercados eléctricos de disponer de predicciones de la ampacidad de las líneas de la red eléctrica con uno o varios días de antelación. Además, también puede ser beneficioso para las compañías eléctricas disponer de predicciones con un horizonte más corto, de unas pocas horas, para la operación de la red correspondiente. En la revisión bibliográfica se han encontrado diversos documentos que tratan de alcanzar ese objetivo con distintos resultados. En general, se puede concluir que, tal como ocurre en el sector eólico, los métodos de predicción desarrollados a partir de medidas directas de las condiciones meteorológicas son más adecuados para plazos de unas pocas horas, mientras que los métodos que incluyen predicciones meteorológicas se adecuan mejor a plazos de uno o varios días.

En la tesis, se ha dispuesto de medidas de las condiciones meteorológicas en un punto de una línea piloto y de predicciones meteorológicas adaptadas a esa localización geográfica, y se ha desarrollado una metodología de predicción para horizontes desde 30 minutos hasta 24 horas. Las medidas y las predicciones meteorológicas están referidas al mismo punto geográfico, pero tienen diferente resolución temporal, por lo que también ha sido necesario adaptar dicha resolución. Se ha calculado una predicción de ampacidad utilizando un modelo térmico de conductor, a partir de las predicciones de radiación solar, temperatura ambiente y velocidad y dirección de viento. La predicción de ampacidad obtenida de esta manera es una predicción puntual, que tal como se ha podido comprobar, puede suponer un importante calentamiento de los conductores por encima de su temperatura máxima de diseño. Esto es debido principalmente a las diferencias entre el viento a nivel mesoescalar, y a escala local, a nivel de los conductores, con una gran variabilidad, lo que justifica el uso de medidas de las variables meteorológicas para adaptar mejor las predicciones a las condiciones de la línea.

En una primera fase, se ha propuesto una metodología con la cual es posible hacer una predicción puntual de la ampacidad, adaptando estadísticamente las predicciones a las condiciones de la línea, mediante las medidas. Los métodos propuestos se basan en regresión lineal y en redes neuronales. En ambos casos se han usado técnicas de aprendizaje automático para obtener modelos que tratan de minimizar el error de las predicciones. De este modo, se consigue reducir de manera importante el error de la predicción de ampacidad basada únicamente en el modelo meteorológico. Para contrastar las predicciones de estos métodos, también se ha hecho predicción de ampacidad basándose únicamente en medidas locales recientes, con modelos ARIMA. Sin embargo, la predicción puntual busca minimizar el error en valor absoluto, sin importar si es positivo o negativo. Los errores positivos suponen predicciones por encima de la capacidad térmica de los conductores, lo que puede llevar a

situaciones de riesgo por un calentamiento excesivo de los mismos. En cambio, los errores negativos suponen predicciones por debajo de la capacidad de los conductores, lo que supone un uso ineficiente de la línea eléctrica. Este es el caso de la mayoría de los trabajos de investigación analizados en la revisión bibliográfica, en los cuales se desarrollan métodos que solo permiten hacer una predicción puntual de la ampacidad.

Por esta razón, la siguiente fase de la tesis se ha dedicado a desarrollar una metodología para la predicción probabilística de la ampacidad. En algunas investigaciones encontradas en la bibliografía se hace una predicción probabilística de la ampacidad, lo que es beneficioso, ya que permite que la compañía que opera la red, o los mercados eléctricos, puedan elegir el nivel de riesgo aceptado con anticipación. Aunque es posible hacer predicciones probabilísticas de ampacidad usando solo medidas pasadas, que en su forma más sencilla es lo que se ha denominado estático probabilístico, en los métodos propuestos se hace una predicción probabilística a partir de las predicciones puntuales de ampacidad. Lo que se pretende con esta metodología es maximizar el aprovechamiento de la capacidad de la línea para un nivel de riesgo determinado.

Una cuestión igualmente importante es que, con alguna excepción, en los métodos encontrados en la bibliografía no se evalúan explícitamente, ni el riesgo asociado a las predicciones, ni el aprovechamiento que se hace de la línea eléctrica con las predicciones dadas. Por eso, en la tesis se ha establecido una metodología para la evaluación de las predicciones de ampacidad. Con esta metodología es posible evaluar el riesgo y el aprovechamiento de la línea asociado a las predicciones, mediante diferentes indicadores.

Entre las aportaciones más importantes realizadas por esta tesis se pueden señalar las siguientes:

- Ensayo y comparación de varios métodos que producen predicciones puntuales con el menor error posible
- Desarrollo de una metodología general que permite producir predicciones probabilísticas de ampacidad a partir de predicciones puntuales, independientemente del método utilizado para obtener estas últimas
- Desarrollo de una metodología que permite evaluar directamente el riesgo de sobrecalentamiento de los conductores y el aprovechamiento de la línea eléctrica, debidos a las predicciones de ampacidad
- Evaluación de la metodología de predicción propuesta en conductores ACSR, tanto para alcances de unas pocas horas, útiles en operación, como para un alcance de 24 horas, útil también para los mercados de energía eléctrica
- Evaluación de la metodología propuesta en conductores HTLS, con una temperatura máxima de diseño superior a la de los conductores ACSR de la línea piloto

En cuanto a las líneas de investigación a desarrollar en el futuro, entre ellas se encuentran:

- Investigación en nuevos métodos de predicción probabilística, que mejoren aún más, si cabe, los resultados obtenidos en la tesis
- Mejoras en la adaptación de las predicciones meteorológicas del viento a la escala de las líneas eléctricas, bien mediante modelos estadísticos (interpolación, etc.), o bien mediante modelos físicos (simulación CFD, etc.)
- Generalización de la metodología de predicción de la ampacidad a líneas completas, en las cuales no es posible predecir la ampacidad de las mismas a partir de un solo punto de medición
- Aplicación de dicha metodología a la totalidad de las líneas que componen una red eléctrica en la que se disponga de datos reales de carga, con vistas a mejorar la operación de dicha red en cuanto a su seguridad y explotación económica

9 Referencias

- [AABF10] ABBOTT, S. ; ABDELKADER, S. ; BRYANS, L. ; FLYNN, D.: Experimental validation and comparison of IEEE and CIGRE dynamic line models. En: *45th International Universities Power Engineering Conference (UPEC)*, 2010
- [AbES09] ABDEL-AAL, R. E. ; ELHADIDY, M. A. ; SHAAHID, S. M.: Modeling and forecasting the mean hourly wind speed time series using GMDH-based abductive networks. En: *Renewable Energy* vol. 34 (2009), Nr. 7, pp. 1686-1699
- [ABOO06] ALPAY, S. ; BILIR, L. ; OZDEMIR, S. ; OZERDEM, B.: Wind speed time series characterization by Hilbert transform. En: *International Journal of Energy Research* vol. 30 (2006), Nr. 5, pp. 359-364
- [ACMM15] ARROYO, A. ; CASTRO, P. ; MARTINEZ, R. ; MAÑANA, M. ; MADRAZO, A. ; LECUNA, R. ; GONZALEZ, A.: Comparison between IEEE and CIGRE Thermal Behaviour Standards and Measured Temperature on a 132-kV Overhead Power Line. En: *Energies* vol. 8 (2015), Nr. 12, pp. 13660-13671
- [AFLF19] ABBOUD, A. W. ; FENTON, K. R. ; LEHMER, J. P. ; FEHRINGER, B. A. ; GENTLE, J. P. ; MCJUNKIN, T. R. ; LE BLANC, K. L. ; PETTY, M. A. ; ET AL.: Coupling computational fluid dynamics with the high resolution rapid refresh model for forecasting dynamic line ratings. En: *Electric Power Systems Research* vol. 170 (2019), pp. 326-337
- [AFMB11] ALBIZU, I. ; FERNÁNDEZ, E. ; MAZÓN, A. .J. ; BENGOCHEA, J.: Influence of the conductor temperature error on the overhead line ampacity monitoring systems. En: *IET Generation, Transmission & Distribution* vol. 5 (2011), Nr. 4, pp. 440-447
- [AIDS99] ALEXIADIS, M. C. ; DOKOPOULOS, P. S. ; SAHSAMANOGLU, H. S.: Wind Speed and Power Forecasting based on Spatial Correlation Models. En: *IEEE Transactions on Energy Conversion* vol. 14 (1999), Nr. 3, pp. 836-842
- [Alum89] THE ALUMINUM ASSOCIATION: *Aluminum electrical conductor handbook*, 1989
- [Ampa00] *Ampacimon*. URL www.ampacimon.com. - recuperado 2019-06-30
- [Auto00] *Autonomous Sensor Network for Monitoring of Power Lines (ASTROSE)*. URL https://www.enas.fraunhofer.de/en/news_events/messeuebersicht/exhibits/exponate.html. - recuperado 2019-06-19
- [AzSi16] AZNARTE, J. L. ; SIEBERT, N.: Dynamic Line Rating Using Numerical Weather Predictions and Machine Learning: A Case Study. En: *IEEE Transactions on Power Delivery* vol. 32 (2016), Nr. 1, pp. 335-343
- [Babs11] BABS, ADAM: Weather-based and conductor state measurement methods applied for dynamic line rating forecasting. En: *2011 International Conference on Advanced Power System Automation and Protection*, 2011, pp. 762-765

-
- [BaCB15] BANGAY, J. ; COLEMAN, M. ; BATTEN, R.: Comparison of IEEE and CIGRE methods for predicting thermal behaviour of powerlines and their relevance to distribution networks. En: *2015 IEEE Eindhoven PowerTech*, 2015, pp. 1-5
- [BACM07] BRACALE, A. ; ANDREOTTI, A. ; CARPINELLI, G. ; DE MARTINIS, U.: Probabilistic index for increasing hourly transmission line ratings. En: *International Journal of Emerging Electric Power Systems* vol. 8 (2007), Nr. 4
- [BaJI12] BANERJEE, B. ; JAYAWEERA, D. ; ISLAM, S. M.: Impact of wind forecasting and probabilistic line rating on reserve requirement. En: *2012 IEEE International Conference on Power System Technology (POWERCON)*, 2012, pp. 1-6
- [BaLA13] BALGHOUZAL, S. ; LILIEN, J. L. ; EL ADNANI, M.: What Is the Actual Conductor Temperature on Power Lines. En: *Electrical and Power Engineering Frontier* vol. 2 (2013), Nr. 4, pp. 118-129
- [BBTP08] DI BARTOLOMEO, E. ; BRUNO, G. ; TRICOLI, S. ; PIROVANO, G. ; CHIARELLO, S. ; MEZZANI, D.: Increasing capacity of two Italian lines by the adoption of devices for monitoring environmental conditions and conductors temperature or by using high-temperature conductors. En: *Cigre session B2-102*, 2008, pp. 1-9
- [BCCO10] BLACK, J. ; COLANDAIRAJ, J. ; CONNOR, S. ; O'SULLIVAN, B.: Equipment and methodology for the planning and implementation of dynamic line ratings on overhead transmission circuits. En: *2010 Modern Electric Power Systems*, 2010, pp. 1-6
- [BGLN07] BADGER, J. ; GIEBEL, G. ; LARSEN, X. G. ; NIELSEN, T. S. ; NIELSEN, H. A. ; MADSEN, H. ; TOFTING, J.: *Report on the use of stability parameters and mesoscale modelling in short-term prediction*, 2007
- [BHMB07] BERNAUER, C. ; HINRICHSSEN, V. ; MUHR, M. ; BOHME, H. ; KORNUBER, S. ; STREHL, T. ; GROSSMANN, S. ; MARKALOUS, S. ; ET AL.: Temperature measurement on overhead transmission lines (OHTL) utilizing surface acoustic wave (SAW) sensors. En: *19th International Conference on Electricity Distribution (CIRED)*, 2007, pp. 1-4
- [BJRL16] BOX, G. E. P. ; JENKINS, G. M. ; REINSEL, G. C. ; LJUNG, G. M.: *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. 5th. ed. : Wiley, 2016
- [BlCh14] BLACK, C. R. ; CHISHOLM, W. A.: Key Considerations for the Selection of Dynamic Thermal Line Rating Systems. En: *IEEE Transactions on Power Delivery* vol. 30 (2014), Nr. 5, pp. 2154-2162
- [Boss85] BOSSANYI, E. A.: Short-Term wind prediction using Kalman Filters. En: *Wind Engineering* vol. 9 (1985), Nr. 1, pp. 1-8
- [BTAD06] BARBOUNIS, T. G. ; THEOCHARIS, J. B. ; ALEXIADIS, M. C. ; DOKOPOULOS, P. S.: Long-Term Wind Speed and Power Forecasting Using Local Recurrent Neural Network Models. En: *IEEE Transactions on Energy Conversion* vol. 21 (2006), Nr. 1, pp. 273-284
- [CaDo88] CALLAHAN, PATRICK M. ; DOUGLAS, DALE A.: An experimental evaluation of a thermal line uprating by conductor temperature and weather monitoring. En: *IEEE Transactions on Power Delivery* vol. 3 (1988), Nr. 4, pp. 1960-1967
- [CaRi09] CADENAS, E. ; RIVERA, W.: Short term wind speed forecasting in La Venta,

- Oaxaca, Mexico, using artificial neural networks. En: *Renewable Energy* vol. 34 (2009), Nr. 1, pp. 274-278
- [Cat-00] *CAT-1*. URL <http://www.usi-power.com/cat-1-dynamic-line-rating-system/>. - recuperado 2019-06-30
- [CDIP12] CLAIRMONT, B. ; DOUGLASS, DALE.A. ; IGLESIAS, J. ; PETER, Z.: Radial and Longitudinal Temperature Gradients in Bare Stranded Conductors with High Current Densities. En: *Cigre session B2-108*, 2012
- [Chai18] CHAICHANA, A.: Computation of Dynamic Line Rating of Overhead Transmission Line Using Weather Forecast and Interval Arithmetic. En: *2018 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2018 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe (EEEIC / I&CPS Europe)*, 2018, pp. 1-4
- [ChBa89] CHISHOLM, W. A. ; BARRETT, J. S.: Ampacity Studies on 49°C-Rated Transmission Line. En: *IEEE Transactions on Power Delivery* vol. 4 (1989), Nr. 2
- [ChSH15] CHITTOCK, L. M. ; STRICKLAND, D. ; HARRAP, C.: Weather forecasting to predict practical dynamic asset rating of overhead lines. En: *IET International Conference on Resilience of Transmission and Distribution Networks (RTDN)*, 2015, pp. 1-6
- [Cigr02] CIGRE WG 22.12: *Technical Brochure 207: The thermal behavior of overhead conductors*, 2002
- [Cigr06] CIGRE WG B2.12: *Technical Brochure 299: Guide for selection of weather parameters for bare overhead conductor ratings*, 2006
- [Cigr08] CIGRE WG B2.12: *Technical Brochure 345: Alternating current (AC) resistance of helically stranded conductors*, 2008
- [Cigr12] CIGRE WG B2.36: *Technical Brochure 498: Guide for Application of Direct Real-Time Monitoring Systems*, 2012
- [Cigr14] CIGRE WG B2.43: *Technical Brochure 601: Guide for thermal rating calculations of overhead lines*, 2014
- [Cigr16] CIGRE TF B2.12.3: *Technical Brochure 324: Sag-tension calculation methods for overhead lines*, 2016
- [Cigr19] CIGRE WG B2.55: *Technical brochure 763: Conductors for the uprating of existing overhead lines*, 2019
- [Cigr92] CIGRE WG 22.12: The thermal behaviour of overhead conductors. Sections 1 and 2. En: *Electra* 144 (1992)
- [CILF10] CLOET, E. ; LILIEN, J. L. ; FERRIERES, P.: Experiences of the Belgian and French TSOs using the «Ampacimon» real-time dynamic rating system. En: *Cigre session C2-106-2010*, 2010
- [DaDo01] DAMOUSIS, I. G. ; DOKOPOULOS, P.: A fuzzy expert system for the forecasting of wind speed and power generation in wind farms. En: *PICA 2001. Innovative Computing for Power - Electric Energy Meets the Market. 22nd IEEE Power Engineering Society. International Conference on Power Industry Computer*

Applications, 2001, pp. 63-69

- [DaLa04] DACONTI, J. R. ; LAWRY, D. C.: The Thermalrate system: a solution for thermal uprating of overhead transmission lines. En: *Power Technology* (2004), Nr. 95
- [DCDG16] DOUGLASS, D. ; CHISHOLM, W. I. ; DAVIDSON, G. ; GRANT, I. ; LINDSEY, K. ; LANCASTER, M. ; LAWRY, D. ; MCCARTHY, T. ; ET AL.: Real-Time Overhead Transmission-Line Monitoring for Dynamic Rating. En: *IEEE Transactions on Power Delivery* vol. 31 (2016), Nr. 3, pp. 921-927
- [Deb95] DEB, A. K.: Object-Oriented Expert System Estimates Line Ampacity. En: *IEEE Computer Applications in Power* vol. 8 (1995), Nr. 3, pp. 30-35
- [DGNC19] DOUGLASS, D. A. ; GENTLE, J. ; NGUYEN, H. M. ; CHISHOLM, W. A. ; XU, C. ; GOODWIN, T. ; CHEN, H. ; NUTHALAPATI, S. ; ET AL.: A Review of Dynamic Thermal Line Rating Methods with Forecasting. En: *Transactions on Power Delivery* (2019)
- [DoEP97] DOUGLASS, D. A. ; EDRIS, A. A. ; PRITCHARD, G. A.: Field application of a dynamic thermal circuit rating method. En: *IEEE Transactions on Power Delivery* vol. 12 (1997), Nr. 2, pp. 823-831
- [DuKM19] DUPIN, R. ; KARINIOTAKIS, G. ; MICHIORRI, A.: Overhead lines Dynamic Line rating based on probabilistic day-ahead forecasting and risk assessment. En: *Electrical Power and Energy Systems* vol. 110 (2019), pp. 565-578
- [DuMK16] DUPIN, R. ; MICHIORRI, A. ; KARINIOTAKIS, G.: Dynamic line rating day-ahead forecasts — Cost benefit based selection of the optimal quantile. En: *CIGRE Workshop 2016*, 2016
- [EIES06] EL-FOULY, T. H. M. ; EL-SAADANY, E. F. ; SALAMA, M. M. A.: Grey Predictor for Wind Energy Conversion Systems Output Power Prediction. En: *IEEE Transactions on Power Systems* vol. 21 (2006), Nr. 3, pp. 1450-1452
- [Emei13] EMEIS, STEFAN: *Wind energy meteorology - Atmospheric physics for wind power generation* : Springer, 2013
- [Epri05] EPRI: *Increased Power Flow Guidebook: Increasing Power Flow in Transmission and Substation Circuits*, 2005
- [Epri08] EPRI: *Demonstration of Advanced Conductors for Overhead Transmission Lines*, 2008
- [FaBI16] FAN, F. ; BELL, K. ; INFELD, D.: Probabilistic weather forecasting for dynamic line rating studies. En: *19th Power Systems Computation Conference, PSCC 2016*, 2016, pp. 1-7
- [FABM16] FERNANDEZ, E. ; ALBIZU, I. ; BEDIALAUNETA, M. T. ; MAZON, A. J. ; LEITE, P. T.: Review of dynamic line rating systems for wind power integration. En: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* vol. 53 (2016), pp. 80-92
- [FGJM14] FERNÁNDEZ DE SEVILLA, S. ; GONZALEZ, G. ; JUBERIAS, G. ; MARTINEZ, L. ; ESCRIBANO, M. ; IGLESIAS, J. ; ALBI, P. ; BÚRDALO, U. ; ET AL.: Dynamic Assessment of Overhead Line Capacity for integrating Renewable Energy into the Transmission Grid. En: *Cigre session B2-207*, 2014

- [FLMS88] FOSS, S. D. ; LIN, S. H. ; MARAIO, R. A. ; SCHRAYSHUEN, H.: Effect of variability in weather conditions on conductor temperature and the dynamic rating of transmission lines. En: *IEEE Transactions on Power Delivery* vol. 3 (1988), Nr. 4, pp. 1832-1841
- [FLSF83] FOSS, S. D. ; LIN, S. H. ; STILLWELL, H. R. ; FERNANDES, R. A.: Dynamic Thermal Line Ratings Part II Conductor Temperature Sensor and Laboratory Field test Evaluation. En: *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems* vol. PAS-102 (1983), Nr. 6, pp. 1865-1876
- [FoBC02] FORBES, B. ; BRADSHAW, D. ; CAMPBELL, F.: Finding Hidden Capacity In Transmission Lines. En: *Transmission & Distribution World* (2002)
- [FoLF83] FOSS, S. D. ; LIN, S. H. ; FERNANDES, R. A.: Dynamic Thermal Line Ratings Part I Dynamic Ampacity Rating Algorithm. En: *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems* vol. PAS-102 (1983), Nr. 6, pp. 1858-1864
- [FoMa90] FOSS, S. D. ; MARAIO, R. A.: Dynamic line rating in the operating environment. En: *IEEE Transactions on Power Delivery* vol. 5 (1990), Nr. 2, pp. 1095-1105
- [FoMa92] FOSS, S. D. ; MARAIO, R. A.: Evaluation of an overhead line forecast rating algorithm. En: *IEEE Transactions on Power Delivery* vol. 7 (1992), Nr. 3, pp. 1618-1627
- [GaLo10] GABROVSEK, M. ; LOVRENCIC, V.: Temperature monitoring of overhead lines (OHL) is Smart Grid solution for power grid. En: *Conferinta "Retele Energetice Inteligente"*, 2010, pp. 1-8
- [GBNT13] GHAFOURIAN, M. ; BRIDGES, G. E. ; NEZHAD, A. Z. ; THOMSON, D. J.: Wireless overhead line temperature sensor based on RF cavity resonance. En: *Smart Materials and Structures* vol. 22 (2013), Nr. 7, pp. 1-7
- [GCCS04] GUTIERREZ, J. M. ; CANO, R. ; COFIÑO, A. S. ; SORDO, C. M.: *Redes probabilísticas y neuronales en las ciencias atmosféricas* : Instituto Nacional de Meteorología - Universidad de Cantabria, 2004
- [GGMD14] GREENWOOD, D. M. ; GENTLE, J. P. ; MYERS, K. S. ; DAVISON, P. J. ; WEST, I. J. ; BUSH, J. W. ; INGRAM, G. L. ; TROFFAES, M. C. M.: A Comparison of Real-Time Thermal Rating Systems in the U . S . and the U . K . En: *IEEE Transactions on Power Delivery* vol. 29 (2014), Nr. 4, pp. 1849-1858
- [GiKa11] GIEBEL, G. ; KARINIOTAKIS, G.: *The state-of-the-art in short-term forecasting of wind power - A literature overview*, 2011
- [GITC13] GREENWOOD, D. ; INGRAM, G. ; TAYLOR, P. ; COLLINSON, A. ; BROWN, S.: Network planning case study utilising real-time thermal ratings and computational fluid dynamics. En: *22nd International Conference and Exhibition on Electricity Distribution (CIRED)*, 2013, pp. 1-4
- [GMBW12] GENTLE, J. ; MYERS, K. S. ; BALDWIN, T. ; WEST, I. ; HART, K. ; SAVAGE, B. ; ELLIS, M. ; ANDERSON, P.: Concurrent Wind Cooling in Power Transmission Lines. En: *2012 Western Energy Policy Research Conference*, 2012
- [GMDM14] GONZÁLEZ, A. ; MADRAZO, A. ; DOMINGO, R. ; MARTÍNEZ, R. ; MAÑANA, M. ;

-
- ARROYO, A. ; CASTRO, P. ; SILIÓ, D. ; ET AL.: Indirect estimation of overhead line ampacity in overhead lines integrating wind farms. En: *International Conference on Renewable Energies and Power Quality (ICREPQ'14)*, 2014
- [Gow03] GOW, G.: *Forecasting short-term wind farm production*, 2003
- [HaDe88] HALL, J. F. ; DEB, A. K.: Prediction of overhead transmission line ampacity by stochastic and deterministic models. En: *IEEE Transactions on Power Delivery* vol. 3 (1988), Nr. 2, pp. 789-800
- [Hayk05] HAYKIN, S.: *Neural Networks - A Comprehensive Foundation* : Pearson - Prentice Hall, 2005
- [HBSD10] HUR, K. ; BODDETI, M. ; SARMA, N. D. R. ; DUMAS, J. ; ADAMS, J. ; CHAI, S. K.: High-Wire Act. En: *IEEE power & energy magazine* (2010)
- [HeJJ14] HERING, P. ; JANECEC, P. ; JANECEC, E.: On-line Ampacity Monitoring from Phasor Measurements. En: *IFAC Proceedings Volumes* vol. 47 (2014), Nr. 3, pp. 3164-3169
- [HeMF13] HECKENBERGEROVÁ, J. ; MUSILEK, P. ; FILIMONENKOV, K.: Quantification of gains and risks of static thermal rating based on typical meteorological year. En: *Electrical power and energy systems* vol. 44 (2013), Nr. 1, pp. 227-235
- [HJHS12] HOEKSTRA, H. E. ; JANSEN, C. P. J. ; HAGEN, J. ; VAN SCHUYLENBURG, J. W.: Weather forecasted thermal line rating model for the Netherlands. En: *Cigre session B2-105*, 2012
- [HuNa01] HUNT, K. ; NASON, G.: Wind speed modelling and short-term prediction using wavelets. En: *Wind Engineering* vol. 25 (2001), Nr. 1, pp. 55-61
- [HyKo06] HYNDMAN, R. J. ; KOEHLER, A. B.: Another look at measures of forecast accuracy. En: *International journal of forecasting* vol. 22 (2006), Nr. 4, pp. 679-688
- [Ieee06] IEEE POWER AND ENERGY SOCIETY: *IEEE Standard for Calculating the Current-Temperature of Bare Overhead Conductors*, 2006
- [Ieee13] IEEE POWER AND ENERGY SOCIETY: *Std 738: IEEE Standard for Calculating the Current-Temperature Relationship of Bare Overhead Conductors*, 2013
- [Ieee86] IEEE POWER AND ENERGY SOCIETY: *IEEE Standard for Calculation of Bare Overhead Conductor Temperature Under Steady-State Conditions*, 1986
- [Ieee93] IEEE POWER AND ENERGY SOCIETY: *IEEE Standard for Calculating the Current-Temperature Relationship of Bare Overhead Conductors*, 1993
- [Inte00] INTERNATIONAL ELECTROTECHNICAL COMMISSION: *Electropedia*. URL <http://www.electropedia.org/>. - recuperado 2019-03-11
- [Inte17] INTERNATIONAL ENERGY AGENCY: *Key world energy statistics*, 2017
- [JBMN04] JONES, S. ; BUCEA, G. ; MCALPINE, A. ; NAKANISHI, M. ; MASHIO, S. ; KOMEDA, H. ; JINNO, A.: Condition Monitoring System for TransGrid 330kV Power Cable. En: *International Conference on Power System Technology - POWERCON*, 2004, pp. 1-6

- [JLCZ18] JIANG, J. ; LIANG, Y. ; CHEN, C. ; ZHENG, X. ; CHUANG, C. ; WANG, C.: On Dispatching Line Ampacities of Power Grids Using Weather-Based Conductor Temperature Forecasts. En: *IEEE Transactions on Smart Grid* vol. 9 (2018), Nr. 1, pp. 406-415
- [Kari17] KARINIOTAKIS, G.: *Renewable energy forecasting* : Elsevier Ltd., 2017
- [KaSe09] KAVASSERI, R. G. ; SEETHARAMAN, K.: Day-ahead wind speed forecasting using f-ARIMA models. En: *Renewable Energy* vol. 34 (2009), Nr. 5, pp. 1388-1393
- [KiKi10] KIM, D. M. ; KIM, J. O.: Prediction of transmission-line rating based on thermal overload probability using weather models. En: *European transactions on electrical power* vol. 20 (2010), Nr. 4, pp. 534-544
- [KKBT17] KABOVIC, A. V. ; KABOVIC, M. M. ; BOŠTJANCIC RAKAS, S. V. ; TIMCENKO, V. V.: Short-Term Wind Forecasting Based on Time Series Data for Dynamic Line Rating. En: *25th Telecommunications forum TELFOR 2017*, 2017, pp. 1-4
- [KNNL05] KUTNER, M. H. ; NACHTSHEIM, C. J. ; NETER, J. ; LI, W.: *Applied Linear Statistical Models*. 5th editio. ed. : McGraw-Hill Irwin, 2005
- [KrWB10] KRONTIRIS, T. ; WASSERRAB, A. ; BALZER, G.: Weather-based Loading of Overhead Lines – Consideration of Conductor’s Heat Capacity. En: *Modern Electric Power Systems*, 2010
- [KuZS09a] KUSIAK, A. ; ZHENG, H. ; SONG, Z.: Short-Term Prediction of Wind Farm Power: A Data Mining Approach. En: *IEEE Transactions on Energy Conversion* vol. 24 (2009), Nr. 1, pp. 125-136
- [KuZS09b] KUSIAK, A. ; ZHENG, H. ; SONG, Z.: Wind Farm Power Prediction : A Data-Mining Approach. En: *Wind Energy* vol. 12 (2009), Nr. 3, pp. 275-293
- [LaDa03] LAWRY, D. C. ; DACONTI, J. R.: Overhead line thermal rating calculation based on conductor replica method. En: *2003 IEEE PES Transmission and Distribution Conference and Exposition*. vol. 3, 2003, pp. 880-885
- [LaFo09] LANGE, M. ; FOCKEN, U.: Estimation of the increased ampacity of overhead power lines in weather conditions with high wind power production. En: *8th International Workshop on Large-Scale Integration of Wind Power into Power Systems*, 2009
- [LaMc10] LAU, A. ; MCSHARRY, P.: Approaches for multi-step density forecasts with application to aggregated wind power. En: *Annals of Applied Statistics* vol. 4 (2010), Nr. 3, pp. 1311-1341
- [LGDC06] LILIEN, J. L. ; GUÉRARD, S. ; DESTINÉ, J. ; CLOET, E.: Microsystems Array for Live High Voltage Lines Monitoring. En: *Cigre session B2-302*, 2006, pp. 1-10
- [LHYH13] LUO, J. ; HAO, Y. ; YE, Q. ; HAO, Y. ; LI, L.: Development of optical fiber sensors based on brillouin scattering and FBG for on-line monitoring in overhead transmission lines. En: *Journal of Lightwave Technology* vol. 31 (2013), Nr. 10, pp. 1559-1565
- [LiES11] LIU, H. ; ERDEM, E. ; SHI, J.: Comprehensive evaluation of ARMA-GARCH(-M) approaches for modeling the mean and volatility of wind speed. En: *Applied Energy*

- [LiMC11] LI, Q. ; MUSAVI, M. ; CHAMBERLAIN, D.: Overhead conductor thermal rating using neural networks. En: *2011 IEEE International Conference on Smart Measurements of Future Grids (SMFG) Proceedings*, 2011, pp. 139-142
- [MaSi12] MAHAJAN, S. M. ; SINGAREDDY, U. M.: A real-time conductor sag measurement system using a differential GPS. En: *IEEE Transactions on Power Delivery* vol. 27 (2012), Nr. 2, pp. 475-480
- [MaSM11] MANNALA, M. J. ; SOUZA, O. H. JR. ; MELEK, A.: Monitoramento de Altura de Segurança para Cálculo de Ampacidade de Linhas de Transmissão em Tempo Real. En: *9º Congresso latino americano de geração e transmissão de energia elétrica - CLAGTEE 2011*, 2011, pp. 1-5
- [MBAZ99] MIÑAMBRES, J. F. ; BARANDIARAN, J. J. ; ALVAREZ-ISASI, R. ; ZORROZUA, M. A. ; ZAMORA, I. ; MAZON, A. J.: Radial temperature distribution in ACSR conductors applying finite elements. En: *IEEE Transactions on Power Delivery* vol. 14 (1999), Nr. 2, pp. 472-480
- [MBDD99] MOTLIS, Y. ; BARRETT, J. S. ; DAVIDSON, G. A. ; DOUGLASS, D. A. ; HALL, P. A. ; REDING, J. L. ; SEPPA, T. O. ; THRASH, F. R. ; ET AL.: Limitations of the ruling span method for overhead line conductors at high operating temperatures. En: *IEEE Transactions on Power Delivery* vol. 14 (1999), Nr. 2, pp. 549-560
- [MBMB09] MONTEIRO, C. ; BESSA, R. ; MIRANDA, V. ; BOTTERUD, A. ; WANG, J. ; CONZELMANN, G.: *Wind Power Forecasting: State-of-the-Art 2009*, 2009
- [McPG09] MCSHARRY, P. ; PINSON, P. ; GIRARD, R.: *Methodology for the evaluation of probabilistic forecasts. SafeWind report*, 2009
- [MFHH01] MENSAH-BONSU, C. ; FERNANDEZ, U. ; HEYDT, G. T. ; HOVERSON, Y. ; SCHILLECI, J. ; AGRAWAL, B.: Application of the Global Positioning System to the Measurement of Overhead Power Transmission Conductor Sag. En: *IEEE Power Engineering Review* vol. 21 (2001), Nr. 11, pp. 64-64
- [MGMM14] MARTÍNEZ, R. ; GONZÁLEZ, A. ; MADRAZO, A. ; MAÑANA, M. ; ARROYO, A. ; CAVIA, M. A. ; DOMINGO, R. ; SIERRA, A. ; ET AL.: Ampacity forecasting using neural networks. En: *International Conference on Renewable Energies and Power Quality (ICREPO'14) - Renewable Energies and Power Quality Journal (RE&PQJ)*, 2014, pp. 120-123
- [Mich10] MICHIORRI, ANDREA: *Power system real-time thermal rating estimation*, Durham University, 2010
- [Mico00] *MiCOM P341 Agile relay*. URL https://www.gegridsolutions.com/products/brochures/Grid-GA-L3-P341-0644-2015_12-EN.pdf. - recuperado 2019-06-19
- [MiSW04] MILLIGAN, M. ; SCHWARTZ, M. N. ; WAN, Y.: Statistical Wind Power Forecasting for U.S. Wind Farms. En: *17th Conference on Probability and Statistics in the Atmospheric Sciences*, 2004
- [MiTa09] MICHIORRI, A. ; TAYLOR, P. C.: Forecasting real-time ratings for electricity

- distribution networks using weather forecast data. En: *20th International Conference and Exhibition on Electricity Distribution (CIRED) - Part 2*, 2009
- [MKHA05] MAQSOOD, I. ; KHAN, M. R. ; HUANG, G. H. ; ABDALLA, R.: Application of soft computing models to hourly weather analysis in southern Saskatchewan, Canada. En: *Engineering Applications of Artificial Intelligence* vol. 18 (2005), Nr. 1, pp. 115-125
- [MMMA19] MÍNGUEZ, R. ; MARTÍNEZ, R. ; MAÑANA, M. ; ARROYO, A. ; DOMINGO, R. ; LASO, A.: Dynamic management in overhead lines : A successful case of reducing restrictions in renewable energy sources integration. En: *Electric Power Systems Research* vol. 173 (2019), pp. 135-142
- [MoFS19] MOLINAR, G. ; FAN, L. T. ; STORK, W.: Ampacity forecasting : an approach using Quantile Regression Forests. En: *IEEE Power & Energy Society Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT)*, 2019, pp. 1-5
- [MoLD12] MOGHE, R. ; LAMBERT, F. C. ; DIVAN, D.: Smart stick-on sensors for the smart grid. En: *IEEE Transactions on Smart Grid* vol. 3 (2012), Nr. 1, pp. 241-252
- [Moni00] *Monitoring System for Overhead Transmission Lines EMO*. URL www.ohtlgrid.com. - recuperado 2019-06-30
- [Mons91] MONSEU, M.: Determination of thermal line ratings from a probabilistic approach. En: *1991 Third International Conference on Probabilistic Methods Applied to Electric Power Systems*, 1991, pp. 180-184
- [MoPS18] MOLINAR, G. ; POPOVIC, N. ; STORK, W.: From data points to ampacity forecasting: Gated Recurrent Unit networks. En: *2018 IEEE Fourth International Conference on Big Data Computing Service and Applications (BigDataService)*, 2018, pp. 200-207
- [Morg90] MORGAN, V. T.: The radial temperature distribution and effective radial thermal conductivity in bare solid and stranded conductors. En: *IEEE Transactions on Power Delivery* vol. 5 (1990), Nr. 3, pp. 1443-1452
- [MPJH08] MUHR, M. ; PACK, S. ; JAUFER, S. ; HAIMBL, W. ; MESSNER, A.: Experiences with the Weather Parameter Method for the use in Overhead Line Monitoring Systems. En: *Elektrotechnik und Informationstechnik* vol. 125 (2008), Nr. 12, pp. 444-447
- [MSCL04] MARTÍ, I. ; SAN ISIDRO, M. J. ; CABEZÓN, D. ; LOUREIRO, Y. ; VILLANUEVA, J. ; CANTERO, E. ; PÉREZ, I.: Wind power prediction in complex terrain: from the synoptic scale to the local scale. En: *Proceedings of The Science of making Torque from Wind*, 2004, pp. 316-327
- [MTJB09] MICHIORRI, A. ; TAYLOR, P. C. ; JUPE, S. C. E. ; BERRY, C. J.: Investigation into the influence of environmental conditions on power system ratings. En: *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part A: Journal of Power and Energy* vol. 223 (2009), Nr. 7, pp. 743-757
- [Mult00] *MultilinTM Intelligent Line Monitoring System*. URL www.gedigitalenergy.com/multilin/catalog/fmc.htm. - recuperado 2019-06-30
- [MYLD10] MOGHE, R. ; YANG, Y. ; LAMBERT, F. ; DIVAN, D.: Design of a low cost self powered «Stick-on» current and temperature wireless sensor for utility assets. En: *2010 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition*, 2010, pp. 4453-4460

-
- [NgLS13] NGUYEN, H. ; LILIEN, J. ; SCHELL, P.: Dynamic line rating and ampacity forecasting as the keys to optimise power line assets with the integration of RES. The European project Twenties demonstration inside Central Western Europe. En: *22nd International Conference and Exhibition on Electricity Distribution (CIRED)*, 2013, pp. 1-4
- [NgSF17] NGOKO, B. ; SUGIHARA, H. ; FUNAKI, T.: Methodology for the determination of real-time dynamic line ratings for secure operation of overhead conductors. En: *2017 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference Europe, (ISGT-Europe)*, 2017, pp. 1-6
- [OIEd02] OLSEN, R. G. ; EDWARDS, K. S.: A new method for real-time monitoring of high-voltage transmission-line conductor sag. En: *IEEE Transactions on Power Delivery* vol. 17 (2002), Nr. 4, pp. 1142-1152
- [Otlm00] *OTLM Overhead transmission line monitoring*. URL www.otlm.eu. - recuperado 2019-06-30
- [PCMS08] PINSON, P. ; CHRISTENSEN, L. E. A. ; MADSEN, H. ; SØRENSEN, P. E. ; DONOVAN, M. H. ; JENSEN, L. E.: Regime-switching modelling of the fluctuations of offshore wind generation. En: *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics* vol. 96 (2008), Nr. 12, pp. 2327-2347
- [PeBo10] PETR, N. ; BOHUMIL, S.: PMU measurements as basis of system WAMS in Czech Transmission Power System - Analysis, parameters calculations and state estimations. En: *2010 Modern Electric Power Systems*, 2010, pp. 1-7
- [Pike13] PIKE ENERGY SOLUTIONS: The ThermalRate System (2013)
- [Pins06] PINSON, P.: *Estimation of the uncertainty in wind power forecasting*, Tesis doctoral, École Nationale Supérieure des Mines de Paris, 2006
- [PJMP13] POPELKA, A. ; JURIK, D. ; MARVAN, P. ; POVOLNY, V.: Advanced applications of WAMS. En: *22nd International Conference and Exhibition on Electricity Distribution (CIRED)*, 2013, pp. 1-4
- [PMLT11] PYTLAK, P. ; MUSILEK, P. ; LOZOWSKI, E. ; TOTH, J.: Modelling precipitation cooling of overhead conductors. En: *Electric Power Systems Research* vol. 81 (2011), Nr. 12, pp. 2147-2154
- [PoJM11] POPELKA, A. ; JURIK, D. ; MARVAN, P.: Actual Line Ampacity Rating Using PMU. En: *21st International Conference on Electricity Distribution (CIRED)*, 2011
- [PoNe06] POTTER, C. W. ; NEGNEVITSKY, M.: Very Short-Term Wind Forecasting for Tasmanian Power Generation. En: *IEEE Transactions on Power Systems* vol. 21 (2006), Nr. 2, pp. 965-972
- [Powe00] *Power Donut*. URL <http://www.usi-power.com/power-donut-line-monitor/>. - recuperado 2019-06-30
- [PSRN12] PUFFER, R. ; SCHMALE, M. ; RUSEK, B. ; NEUMANN, C. ; SCHEUFEN, M.: Area-wide dynamic line ratings based on weather measurements. En: *Cigre session B2-106*, 2012
- [Pytl12] PYTLAK, P.: *Intelligent Methods for Evaluating the Impact of Weather on Power Transmission Infrastructure*, Tesis doctoral, University of Alberta, 2012

-
- [RaFe04] RAMÍREZ-ROSADO, I. J. ; FERNÁNDEZ-JIMÉNEZ, L. A.: An advanced model for short-term forecasting of mean wind speed and wind electric power. En: *Control and Intelligent Systems* vol. 32 (2004), Nr. 1, pp. 21-26
- [RATH10] RAHIM, A. A. ; ABIDIN, I. Z. ; TARLOCHAN, F. ; HASHIM, M. F.: Thermal rating monitoring of the TNB overhead transmission line using line ground clearance measurement and weather monitoring techniques. En: *4th International Power Engineering and Optimization Conference (PEOCO)*, 2010, pp. 274-280
- [Rfou16] R FOUNDATION FOR STATISTICAL COMPUTING: R Core Team. R: A language and environment for statistical computing. Vienna (Austria) (2016)
- [RiSM13] RINGELBAND, T. ; SCHÄFER, P. ; MOSER, A.: Probabilistic ampacity forecasting for overhead lines using weather forecast ensembles. En: *Electrical Engineering* vol. 95 (2013), Nr. 2, pp. 99-107
- [RJSB08] REN, L. ; JIANG, X. ; SHENG, G. ; BO, W.: Design and calculation method for dynamic increasing transmission line capacity. En: *WSEAS Transactions on Circuits and Systems* vol. 7 (2008), Nr. 5, pp. 348-357
- [RLDH09] RINGELBAND, T. ; LANGE, M. ; DIETRICH, M. ; HAUBRICH, H.: Potential of Improved Wind Integration by Dynamic Thermal Rating of Overhead Lines. En: *2009 IEEE Bucharest Power Tech*, 2009, pp. 1-5
- [SADC98] SEPPA, T. O. ; ADAMS, H. W. ; DOUGLAS, D. A. ; COAD, N. ; EDRIS, A. ; OLIVIER, P. ; TRASH, F.R.: Use of on-line tension monitoring for real-time thermal ratings, ice loads, and other environmental effects. En: *Cigre session 22-102*, 1998
- [SAML98] SOTO, F. ; ALVIRA, D. ; MARTÍN, L. ; LATORRE, J. ; LUMBRERAS, J. ; WAGENSBERG, M.: Increasing the capacity of overhead lines in the 400 kV Spanish transmission network: real time thermal ratings. En: *Cigre session 22-211*, 1998
- [ScTe98] SCHLINK, U. ; TETZLAFF, G.: Wind Speed Forecasting from 1 to 30 Minutes. En: *Theoretical and Applied Climatology* vol. 60 (1998), Nr. 1-4, pp. 191-198
- [SeMS10] SEPPA, T. O. ; MOHR, R. D. ; STOVALL, J.: *Error Sources of Real-Time Ratings Based on Conductor Temperature Measurements. Report to CIGRE WG B2.36*, 2010
- [Sepp93] SEPPA, T. O.: Practical approach for increasing the thermal capabilities of transmission lines. En: *IEEE Transactions on Power Delivery* vol. 8 (1993), Nr. 3, pp. 1536-1550
- [Sepp95] SEPPA, T. O.: Accurate ampacity determination: Temperature-sag model for operational real time ratings. En: *IEEE Transactions on Power Delivery* vol. 10 (1995), Nr. 3, pp. 1460-1470
- [Sfet00] SFETSOS, A.: A comparison of various forecasting techniques applied to mean hourly wind speed time series. En: *Renewable Energy* vol. 21 (2000), Nr. 1, pp. 23-35
- [Sfet02] SFETSOS, A.: A novel approach for the forecasting of mean hourly wind speed time series. En: *Renewable Energy* vol. 27 (2002), Nr. 2, pp. 163-174
- [SGVL16] SKIVÉE, F. ; GODARD, B. ; VASSORT, F. ; LAMBIN, J. ; BOURGEOIS, R.: Integration of 2 days-ahead capacity forecast to manage belgian energy imports. En:
-

- [SHBH09] SYRACUSE, S J ; HALVERSON, P G ; BARLOW, C V ; HERNANDEZ, A W: Non-Contact, Real-Time Sensor System for Accurate, Secure, Wireless Monitoring of Critical HV Transmission Line Operating Parameters. En: *IEEE PES joint technical committee meeting: TP&C Subcommittee*, 2009
- [SiBL15] SIDEA, D. ; BARAN, I. ; LEONIDA, T.: Weather-Based Assessment of the Overhead Line Conductors Thermal State. En: *2015 IEEE Eindhoven PowerTech*, 2015, pp. 1-6
- [SLCG15] SUN, X. ; LUH, P. B. ; CHEUNG, K. W. ; GUAN, W.: Probabilistic forecasting of dynamic line rating for over-head transmission lines. En: *IEEE Power and Energy Society General Meeting*, 2015, pp. 1-5
- [SPOP09] SALCEDO-SANZ, S. ; PEREZ-BELLIDO, A. M. ; ORTIZ-GARCIA, E. G. ; PORTILLA-FIGUERAS, A. ; PRIETO, L. ; PAREDES, D.: Hybridizing the fifth generation mesoscale model with artificial neural networks for short-term wind speed prediction. En: *Renewable Energy* vol. 34 (2009), Nr. 6, pp. 1451-1457
- [SpRo11] SPOOR, D. J. ; ROBERTS, J. P.: Development and Experimental Validation of a Weather-Based Dynamic Line Rating System. En: *IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies*, 2011, pp. 1-7
- [StKo12] VAN STADEN, P. ; DE KOCK, J. A.: The practical comparison of conductor operating temperatures against IEEE and CIGRE ampacity calculations. En: *IEEE Power and Energy Society Conference and Exposition in Africa: Intelligent Grid Integration of Renewable Energy Resources, (PowerAfrica)*, 2012, pp. 1-7
- [StND91] STEELEY, W. J. ; NORRIS, B. L. ; DEB, A. K.: Ambient temperature corrected dynamic transmission line ratings at two PG&E locations. En: *IEEE Transactions on Power Delivery* vol. 6 (1991), Nr. 3, pp. 1234-1242
- [StPH03] STEWART, A. ; PANDEY, A. ; HURST, N.: *Development of a Real-Time Monitoring / Dynamic Rating System for Overhead Lines. Report for the California Energy Commission*, 2003
- [StRe10] STASZEWSKI, L. ; REBIZANT, W.: The Differences between IEEE and CIGRE Heat Balance Concepts for Line Ampacity Considerations. En: *2010 Modern Electric Power Systems*, 2010, pp. 1-4
- [Tran00] *Transmission Line Monitor (TLM)*. URL <https://lindsey-usa.com/sensors/transmission-line-monitor/>. - recuperado 2019-06-19
- [Uski15] USKI, S.: Dynamic Line Rating Forecastability for Conservative Day-Ahead Line Rating Values. En: *IECON 2015 - 41st Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, 2015, pp. 3738-3742
- [VDPH20] VIAFORA, N. ; DELIKARAOGLOU, S. ; PINSON, P. ; HOLBØLL, J.: Chance-constrained optimal power flow with non-parametric probability distributions of dynamic line ratings. En: *Electrical Power and Energy Systems* vol. 114 (2020), p. 105389.
- [WaSJ11] WANG, K. ; SHENG, G. ; JIANG, X.: Risk assessment of transmission dynamic line rating based on Monte Carlo. En: *2011 IEEE Power Engineering and Automation*

-
- Conference*, 2011, pp. 398-402
- [WWHZ16] WEI, Z. ; WANG, M. ; HAN, X. ; ZHANG, H. ; ZHANG, Q.: Probabilistic forecasting for the ampacity of overhead transmission lines using quantile regression method. En: *IEEE PES Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference (APPEEC)*, 2016, pp. 1632-1635
- [YDHH06] YANG, Y. ; DIVAN, D. ; HARLEY, R. G. ; HABETLER, T. G.: Power line sensor net - a new concept for power grid monitoring. En: *2006 IEEE Power Engineering Society General Meeting*, 2006, pp. 1-8
- [Yous01] YOUSSEF, M.: A new method for temperature measurement of overhead conductors. En: *IMTC 2001. Proceedings of the 18th IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference. Rediscovering Measurement in the Age of Informatics*. vol. 2, 2001, pp. 966-969
- [YSLM18] YAO, R. ; SUN, K. ; LIU, F. ; MEI, S.: Efficient Simulation of Temperature Evolution of Overhead Transmission Lines Based on Analytical Solution and NWP. En: *IEEE Transactions on Power Delivery* vol. 33, IEEE (2018), Nr. 4, pp. 1576-1588
- [ZDZX16] ZHANG, H. ; DU, M. ; ZHAO, Q. ; XUE, L. ; WEI, Z. ; ZHANG, Q.: Security constrained economic dispatch with dynamic thermal rating technology integration. En: *2016 IEEE International Conference on Power and Renewable Energy (ICPRE)*, 2016, pp. 709-713
- [ZhYa02] ZHU, Z. ; YANG, H.: Discrete Hilbert transformation and its application to estimate the wind speed in Hong Kong. En: *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics* vol. 90 (2002), Nr. 1, pp. 9-18
- [ZPMS02] ZHANG, J. ; PU, J. ; MCCALLEY, J. D. ; STERN, H. ; GALLUS, W. A.: A Bayesian approach for short-term transmission line thermal overload risk assessment. En: *IEEE Transactions on Power Delivery* vol. 17 (2002), Nr. 3, pp. 770-778

10 Anexos

A Publicación de los resultados de investigación

Gran parte de los resultados de investigación generados dentro del ámbito de esta tesis, durante el tiempo que se ha dedicado a su consecución, se han publicado en diversas revistas especializadas y en los congresos a las que se ha asistido. Entre los artículos publicados en revistas se cuentan:

- Albizu, I.; Fernández, E.; Alberdi, R.; Bedialauneta, M. T.; Mazón, A. J.: Adaptive Static Line Rating for Systems with HTLS Conductors. En: IEEE Transactions on Power Delivery vol. 33 (2018), Nr. 6, pp. 2849-2855
- Albizu, I.; Fernández, E.; Mazón, A. J.; Alberdi, R.: Forecast ratio and security analysis of rating forecasting methods in an overhead line. En: IET Generation, Transmission & Distribution vol. 11 (2017), Nr. 6, pp. 1598-1604

En cuanto a los documentos presentados en congresos, se encuentran:

- Alberdi, R.; Albizu, I.; Fernández, E.; Bedialauneta, M. T.; Fernández, R.; Mazón, A. J.: Wind Speed Effect on the Conductor Temperature of a Distribution Line. En: 7th International Conference on Clean Electrical Power - Renewable Energy Resources Impact, 2019
- Alberdi, R.; Albizu, I.; Fernández, E.; Bedialauneta, M. T.; Fernández, R.; Mazón, A. J.: Analisis of the spatial uncertainty of line rating monitoring systems in smart grids. En: The 28th IEEE International Symposium on Industrial Electronics, 2019
- Alberdi, R.; Fernández, R.; Fernández, E.; Albizu, I.; Bedialauneta, M. T.; Mazón, A. J.; Etxegarai, A.: Short-term Forecasting based on Weather Measurements in a Distribution Line. En: Mediterranean Conference on Power Generation, Transmission, Distribution and Energy Generation. Dubrovnik, 2018
- Alberdi, R.; Albizu, I.; Fernández, E.; Bedialauneta, M. T.; Fernández, R.; Mazón, A. J.: Security and Reliability Assessment of Overhead Lines Ampacity Forecasting. En: 18th IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and Electrical Engineering and 2018 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe (EEEIC / I&CPS Europe). Palermo, 2018, pp. 1-6

-
- Alberdi, R.; Albizu, I.; Fernández, E.; Etxegarai, A.; Valverde, V.; Buigues, G.; Mazón, A. J.; Bedialauneta, M. T.: Predicting Wind Speed with Local Measurements in an Overhead Line. En: UPEC 2017 · 52nd International Universities' Power Engineering Conference. Heraklion, 2017, pp. 1-5
 - Alberdi, R.; Fernández, E.; Albizu, I.; Mazón, A. J.; Bedialauneta, M. T.; Sagastabeitia, K. J.: Wind speed forecasting in overhead lines for system operation. En: 2017 IEEE Manchester PowerTech. Manchester, 2017, pp. 1-5
 - Alberdi, R.; Fernández, E.; Albizu, I.; Mazón, A. J.; Bedialauneta, M. T.; Sagastabeitia, K. J.: Wind speed forecasting in overhead lines for system operation. En: 2017 IEEE Manchester PowerTech. Manchester, 2017
 - Albizu, I.; Fernández, E.; Mazón, A. J.; Alberdi, R.: Seguridad y aprovechamiento de líneas aéreas a partir de medidas y predicciones meteorológicas. En: Workshop monitorización de líneas. Cigré B1-B2. Santander, 2017
 - Alberdi, R.; Fernández, E.; Albizu, I.; Valverde, V.; Bedialauneta, M. T.; Sagastabeitia, K. J.: Statistical Methods and Weather Prediction for Ampacity Forecasting in Smart Grids. En: 2016 IEEE PES PowerAfrica. Livingstone, 2016, pp. 21-25
 - Fernández, E.; Albizu, I.; Mazón, A. J.; Etxegarai, A.; Buigues, G.; Alberdi, R.: Power Line Monitoring for the Analysis of Overhead Line Rating Forecasting Methods. En: 2016 IEEE PES PowerAfrica. Livingstone, 2016, pp. 119-123

B Modelos de series temporales

En la revisión bibliográfica se han visto diferentes modelos estadísticos para la predicción de amplitud o de magnitudes meteorológicas. Muchos de estos modelos son lineales y están basados en regresión lineal, y otros no lo son, siendo modelos más complejos. Si los datos están correlacionados en el tiempo se habla de series temporales, siendo los modelos más sencillos los basados en ARIMA (Auto Regressive Integrative Moving Average). La metodología para hacer predicción con estos modelos se describe en [BJRL16] y se basa en el análisis de dichas series temporales, entendidas como tales las observaciones tomadas secuencialmente en el tiempo, generalmente a intervalos de tiempo regulares. Estos modelos se pueden componer de términos autorregresivos (AR), de media móvil (MA) e integrativos (I). Los modelos autorregresivos univariable se basan en la idea de que el valor actual, x_t , de una serie, puede ser expresado en función de un número finito p de observaciones pasadas, $x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-p}$, y un término de error aleatorio, a_t . Se asume que la serie es estacionaria, siendo $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ constantes, y se asume que a_t es una serie gaussiana de ruido blanco con media cero y varianza constante.

$$x_t = \phi_1 \cdot x_{t-1} + \phi_2 \cdot x_{t-2} + \dots + \phi_p \cdot x_{t-p} + a_t \quad (33)$$

Análogamente, en un modelo de media móvil se expresa el valor actual de la serie en función de un término de error a_t y un número finito q de errores pasados $a_{t-1}, a_{t-2}, \dots, a_{t-q}$. Los términos $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ son parámetros, y se asume que a_t es una serie gaussiana de ruido blanco con media cero y varianza constante.

$$x_t = a_t - \theta_1 \cdot a_{t-1} - \theta_2 \cdot a_{t-2} - \dots - \theta_q \cdot a_{t-q} \quad (34)$$

Si se combinan ambos modelos, dan lugar a un modelo ARMA. En estos modelos se asume que la serie es estacionaria, es decir, que tiene un nivel medio constante a lo largo del tiempo. Sin embargo, la variabilidad natural de muchos procesos hace que esto no sea así, dando lugar a series no estacionarias que son definidas mediante un modelo ARIMA, en el cual la serie resultante de diferenciar los términos de la serie d veces, si es estacionaria.

Además, muchos procesos tienden a seguir fluctuaciones periódicas (diarias, anuales, etc.), como es el caso de los procesos que dan lugar a las series de medidas locales de temperatura ambiente, velocidad de viento, etc. En estos casos, el valor actual de la serie depende, además de los valores pasados adyacentes en el tiempo, de valores pasados espaciados un periodo s , usando para caracterizarlas polinomios autorregresivos y de media móvil. Esto resulta en modelos más generales que incluyen términos periódicos y ordinarios, los modelos SARIMA (Seasonal Auto Regressive Integrated Moving Average). Estos modelos se denotan como $ARIMA(p,d,q) \times (P,D,Q)^S$, donde los componentes autorregresivos (ordinario y periódico) están representados por polinomios de ordenes p y P respectivamente, los componentes de media móvil por polinomios de ordenes q y Q , y los componentes integrados con ordenes d y D .

Para poder usar un modelo para predicción, previamente se sigue un proceso de identificación, estimación de sus parámetros y chequeo [BJRL16]. Para identificar un modelo univariable se analizan las funciones de autocorrelación y de autocorrelación parcial, de la serie diferenciada y sin diferenciar siguiendo lo expuesto en la Tabla 19. La autocorrelación de una serie temporal se define como la correlación de la serie con una versión desplazada en el tiempo de la propia serie. La autocorrelación parcial mide la correlación entre dos versiones de una serie desplazadas en el tiempo, cuando no se considera la dependencia creada por los retardos intermedios existentes entre ambas.

Tabla 19. Identificación de modelos ARIMA.

Modelo	AR	MA	ARMA
Función de autocorrelación	Exponenciales y/o senoidales amortiguadas	Se interrumpe en el lag q	Exponenciales y/o senoidales amortiguadas a partir de los primeros q-p lags
Función de autocorrelación parcial	Se interrumpe en el lag p	Exponenciales y/o senoidales amortiguadas	Exponenciales y/o senoidales amortiguadas a partir de los primeros p-q lags

Esto se cumple para series estacionarias y es válido también para modelos periódicos. Además de la autocorrelación y autocorrelación parcial, en el proceso de identificación es usual utilizar otras herramientas como AIC (Akaike Information Criteria) y BIC (Bayesian Information Criteria), que pueden ser calculados según ecuaciones (35) y (36).

$$AIC = \frac{-2 \cdot \ln(\text{maxima verosimilitud}) + 2r}{n} \approx \ln(\hat{\sigma}_a^2) + r \frac{2}{n} + cte \quad (35)$$

$$BIC = \ln(\hat{\sigma}_a^2) + r \frac{\ln(n)}{n} \quad (36)$$

La estimación de parámetros se hace con el criterio de máxima verosimilitud, suponiendo que los errores tienen una distribución gaussiana. Para verificar que el modelo elegido es adecuado se chequean los residuos, comprobando que su media sea cero, que tengan una distribución gaussiana, que no haya correlación entre ellos, y que su varianza sea constante. En caso contrario, si la varianza no es constante, se dice que la serie es heterocedástica, existiendo modelos que describen cómo varía esta con el tiempo, como los ARCH (AutoRegressive Conditional Heterocedastic) (37) y los GARCH (Generalized AutoRegressive Conditional Heterocedastic) (38), en sus diferentes variantes [BJRL16].

$$\sigma_t^2 = a_0 + \alpha_1 \cdot a_{t-1}^2 + \alpha_2 \cdot a_{t-2}^2 + \dots + \alpha_s \cdot a_{t-s}^2 \quad (37)$$

$$\sigma_t^2 = a_0 + \alpha_1 \cdot a_{t-1}^2 + \dots + \alpha_s \cdot a_{t-s}^2 + \beta_1 \cdot \sigma_{t-1}^2 + \dots + \beta_r \cdot \sigma_{t-r}^2 \quad (38)$$

En muchas aplicaciones interesa predecir una variable en función de observaciones pasadas de sí misma y de otras variables, por lo que se definen diferentes tipos de modelos multivariable. Entre ellos se encuentran los modelos VAR [BJRL16], que dan una predicción de cada una de K variables, que pueden ser observaciones de una misma magnitud física

distribuidas geográficamente, a partir de las observaciones pasadas de esas variables. En la ecuación (39) $X_t, X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, X_{t-p}$ son matrices con las observaciones de K variables, $\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_p$ matrices de coeficientes, y A_t la matriz de errores. De forma más general, se definen los modelos VARMA y VARIMA, que también constan de términos de media móvil e integrativos.

$$X_t = \Phi_1 \cdot X_{t-1} + \Phi_2 \cdot X_{t-2} + \dots + \Phi_p \cdot X_{t-p} + A_t \quad (39)$$

C Modelos de regresión lineal y redes neuronales

Se define un modelo general de regresión lineal [KNNL05], con términos de error independientes con distribución gaussiana de media cero y varianza constante, ε_i , en función de las variables $X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{ip-1}$, para $i=1, \dots, n$.

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 \cdot X_{i1} + \beta_2 \cdot X_{i2} + \dots + \beta_{p-1} \cdot X_{ip-1} + \varepsilon_i \quad (40)$$

Dado que $E[\varepsilon_i]=0$, su función de respuesta es

$$E[Y] = \beta_0 + \beta_1 \cdot X_1 + \beta_2 \cdot X_2 + \dots + \beta_{p-1} \cdot X_{p-1} \quad (41)$$

Este modelo general de regresión lineal con términos de error normales implica que las observaciones Y_i son variables independientes normales con media $E[Y_i]$ y varianza constante σ^2 . Este tipo de modelo general permite predecir el valor futuro de una variable Y , como puede ser ampacidad, a partir de múltiples predictores $X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{ip-1}$, como pueden ser observaciones pasadas de variables meteorológicas o de la misma ampacidad, o predicciones de esas variables meteorológicas. Sin embargo, en todo modelo estadístico existe una incertidumbre asociada a la predicción de eventos futuros o a observaciones pasadas. Para cuantificar esa incertidumbre es posible establecer unos límites de predicción $1-\alpha$, para una observación nueva Y_h correspondiente a los valores X_h , siendo la varianza del error de predicción $s^2[pred]$ [KNNL05].

$$\hat{Y}_h \pm t_{1-\alpha/2} \cdot s[pred] \quad (42)$$

$$s^2[pred] = MSE + s^2[\hat{Y}_h] = MSE \cdot (1 + X'_h \cdot (X' \cdot X)^{-1} \cdot X_h) \quad (43)$$

Entre los modelos de predicción no lineales encontrados en la revisión bibliográfica, se encuentran las redes neuronales. La idea básica de una red neuronal es la de modelar la respuesta como una función no lineal de varias combinaciones lineales de predictores. Una red neuronal es un modelo estadístico no lineal con muchos más parámetros que un modelo lineal. Esto resulta en un modelo sobreparametrizado, en el cual los parámetros no tienen una interpretación directa. El modo en que está estructurada una red neuronal, está ligado al algoritmo usado para entrenar la red neuronal. Hay tres arquitecturas básicas [Hayk05]:

- Redes de propagación hacia delante de una capa (Single layer feedforward networks, o Single layer perceptrons), en las que una capa de nodos de entrada se proyecta en una única capa de salida.
- Redes de propagación hacia delante multicapa (Multilayer feedforward networks, o Multilayer perceptrons), con una capa de entrada, una o más capas ocultas, y la capa de salida.

- Redes recurrentes (Recurrent networks), que a diferencia de las redes que se propagan hacia delante, tienen al menos un lazo de realimentación, pudiendo tener o no capas ocultas.

En general, los tipos de aprendizaje de una red neuronal se pueden clasificar como [Hayk05]:

- Aprendizaje supervisado, según el cual la red neuronal “aprende” a partir de ejemplos (conjuntos de pares de datos de entrada-salida) proporcionados por un “maestro”. Las arquitecturas más comunes en aprendizaje supervisado son: Perceptron multicapa (Multilayer Perceptron, MLP), entrenada con el algoritmo de Propagación hacia atrás (Error Back-Propagation algorithm, BP), red neuronal de base radial (Radial-Basis Function Network, RBF), máquinas de vectores de soporte (Support Vector Machines, SVC) y varios tipos de “Committee Machines” como son “Mixture of Experts”.
- Aprendizaje reforzado (reinforcement learning), en el cual la red “aprende” un mapa de entradas-salidas mediante la interacción continua con el entorno, para minimizar un indicador de su rendimiento proporcionada por un “critico”.
- Aprendizaje no supervisado, no hay “maestro” ni “critico” para supervisar el proceso de aprendizaje, pero si una medida de la calidad de representación de la red, cuyos parámetros se optimizan con respecto a esta medida. En aprendizaje no supervisado se usan distintos tipos de redes: análisis de componentes principales (Principal Component Analysis), mapas autoorganizados (Self-Organizing Maps), “Information-Theoretic Models” y “Stochastic Machines”.

Hay diferentes tipos de redes neuronales especialmente apropiadas para el procesamiento del tiempo, y por lo tanto, para usarlas en series de tiempo: redes de propagación hacia delante, en las cuales los retrasos (time delays) son implementados a nivel sináptico, o en la capa de entrada de la red, y redes recurrentes (Recurrent Networks), en las cuales se implementan uno o varios lazos de realimentación, de forma local, o englobando toda la red [Hayk05].

D Modelos numéricos de predicción meteorológica

Los modelos numéricos usados en predicción meteorológica (Numerical Weather Prediction, NWP), son modelos matemáticos de la atmósfera, para predecir el tiempo atmosférico a partir de las condiciones actuales. Diferentes agencias nacionales e internacionales ejecutan modelos de predicción a diferentes escalas, usando las observaciones meteorológicas de satélites, radiosondas, estaciones meteorológicas terrestres, y otros sistemas como inputs. Dichos modelos usan sistemas de ecuaciones diferenciales basadas en las llamadas ecuaciones primitivas de la atmósfera [GCCS04] :

- Conservación de la masa.
- Conservación del vapor de agua.
- Ecuación de estado de los gases ideales.
- Conservación de la energía.
- Conservación del momento.

Estas ecuaciones no son lineales y se aplican sobre una malla tridimensional alrededor de todo el planeta, o sobre un mapa regional. Viento, temperatura, radiación solar, humedad, y otros parámetros son calculados para cada celda de la malla, y las interacciones con las celdas contiguas, y con los límites de la malla, son usadas para calcular el comportamiento de la atmósfera en el futuro. Estos modelos numéricos se pueden clasificar según su escala espacial y temporal [GCCS04]:

- Modelos globales, los cuales estudian la evolución del clima a escala planetaria, y generan predicciones mensuales y estacionales.
- Modelos regionales, se aplican a mapas regionales (por ejemplo, de Europa) y sirven para predecir el tiempo atmosférico hasta con 15 días de antelación, con una resolución espacial mayor.
- Modelos mesoescalares, se usan para predecir el tiempo hasta con 3 días de antelación, con resolución espacial aún mayor.

Entre los modelos mesoescalares más conocidos, cabe mencionar [GiKa11, MBMB09]:

- WRF, Weather Research and Forecasting model, respaldado principalmente por las agencias norteamericanas NCAR, NOAA y AFWA, sucesor del modelo MM5.
- RAMS, Regional Atmospheric Modelling System, desarrollado por la Universidad de Colorado.
- ARPS, Advanced Region Prediction System, de la Universidad de Oklahoma.

- GEM-LAM, Global Environmental Multiscale Limited Area Model, del servicio meteorológico de Canadá.
- HIRLAM, High Resolution Limited Area Model, se ejecuta en cooperación con diferentes institutos meteorológicos europeos.
- ALADIN, desarrollado por un consorcio de varios países europeos y norteafricanos, con el liderazgo de Meteo-France.
- COSMO, desarrollado por el Consortium for Small-Scale Modelling (varios países europeos).

Los citados modelos están en constante desarrollo, y en muchos casos, cada agencia o universidad ejecuta varias versiones del mismo modelo, con diferentes resoluciones o características.