

CORRELACIÓN DE MODELOS TÉRMICOS MATEMÁTICOS DE SISTEMAS ESPACIALES CON ENSAYOS TÉRMICOS MEDIANTE ALGORITMOS GENÉTICOS

TESIS DOCTORAL

presentada para optar al título de **Doctora Ingeniera Industrial**

Eva M^a Anglada Izaguirre



DIRECTOR

Dr. Iñaki Garmendia Azurmendi

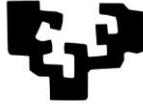
Donostia – San Sebastián, abril 2018



eman ta zabal zazu
Universidad del País Vasco Euskal Herriko Unibertsitatea

INGENIARITZA
MEKANIKOA
SAILA
DEPARTAMENTO
DE INGENIERÍA
MECÁNICA

eman ta zabal zazu



Universidad del País Vasco Euskal Herriko Unibertsitatea

TESIS DOCTORAL

Correlación
de modelos térmicos matemáticos de
sistemas espaciales con ensayos térmicos
mediante algoritmos genéticos

Eva M^a Anglada Izaguirre

Donostia - San Sebastián, abril 2018

AGRADECIMIENTOS

A todas las personas que de un modo u otro han facilitado la elaboración de esta tesis.

RESUMEN

Las condiciones ambientales en el espacio exterior son muy extremas. Por este motivo cualquier equipo que es enviado al espacio cuenta con un sistema de control térmico. Su propósito es mantener los distintos componentes de los equipos dentro de sus intervalos admisibles de temperatura, en cualquiera de las situaciones esperadas a lo largo de la misión.

El diseño del sistema de control térmico se lleva a cabo mediante modelos térmicos matemáticos (TMMs), los cuales son modelos representativos de la configuración térmica del sistema estudiado. Uno de los requerimientos que debe cumplir el sistema de control térmico es la correlación de los resultados de los modelos térmicos matemáticos empleados en su diseño, con los resultados obtenidos en los ensayos térmicos. Se entiende por correlación la correspondencia entre las predicciones obtenidas de los TMMs y las temperaturas medidas en los ensayos térmicos.

En esta tesis se ha desarrollado un método innovador, basado en técnicas de optimización, que permite llevar a cabo la correlación de los TMMs de sistemas espaciales de un modo semi-automatizado. Para ello se ha desarrollado el programa GAC-TM, el cual es capaz de llevar a cabo mediante un algoritmo genético la correlación entre los TMMs y los resultados de los ensayos térmicos de modo semiautomático, tanto para modelos correspondientes a casos estacionarios como transitorios. GAC-TM permite realizar la correlación simultánea de los distintos casos

de funcionamiento contemplados para el vehículo espacial, por ejemplo, caso frío y caso caliente, con el objeto de mejorar la calidad de los resultados.

Además de los casos de validación, se han realizado algunos análisis complementarios con el objeto de profundizar en la problemática de la correlación de TMMs y en el comportamiento del algoritmo desarrollado.

ÍNDICE

Capítulo 1 INTRODUCCIÓN	1
1.1. ANTECEDENTES.....	13
1.2. OBJETIVOS E HIPÓTESIS.....	13
Capítulo 2 ESTADO DEL ARTE	15
2.1. INTRODUCCIÓN.....	15
2.2. CORRELACIÓN MANUAL.....	16
2.3. CORRELACIÓN AUTOMATIZADA.....	18
2.3.1. Métodos clásicos de optimización.....	19
2.3.2. Métodos estocásticos de optimización.....	20
2.3.3. Métodos híbridos.....	25
Capítulo 3 EL CONTROL TÉRMICO DE LOS SISTEMAS ESPACIALES	27
3.1. EL DISEÑO DEL SISTEMA DE CONTROL TÉRMICO.....	28
3.2. LOS ENSAYOS TÉRMICOS.....	30
3.2.1. Ensayo de ciclado.....	31
3.2.2. Ensayo de balance térmico.....	33
Capítulo 4 LOS MODELOS TÉRMICOS MATEMÁTICOS	37
4.1. CÁLCULO DE LAS INERCIAS TÉRMICAS.....	40
4.2. CÁLCULO DE LAS CONDUCTANCIAS RADIATIVAS.....	40
4.3. CÁLCULO DE LAS CONDUCTANCIAS LINEALES.....	46
4.3.1. Métodos establecidos.....	46
4.3.2. Nuevos métodos desarrollados.....	52

Capítulo 5 CORRELACIÓN AUTOMATIZADA DE TMMs.....	57
5.1. INTRODUCCIÓN A LOS MÉTODOS DE OPTIMIZACIÓN	59
5.1.1. Representación de la solución	60
5.1.2. El espacio de búsqueda.....	61
5.1.3. La función objetivo	61
5.2. MÉTODOS CLÁSICOS.....	62
5.2.1. Estrategias enumerativas.....	62
5.2.2. Métodos analíticos: La ecuación normal.....	63
5.2.3. Métodos basados en el gradiente	65
5.3. MÉTODOS ESTOCÁSTICOS.....	72
5.3.1. Recocido simulado	73
5.3.2. Algoritmos inspirados en grupos de animales	74
5.3.3. Computación evolutiva	75
5.4. MÉTODOS HÍBRIDOS	77
5.5. SELECCIÓN DEL MÉTODO DE OPTIMIZACIÓN	77
Capítulo 6 ALGORITMOS GENÉTICOS	79
6.1. DESCRIPCIÓN GENERAL.....	80
6.1.1. La estructura de un algoritmo genético.....	80
6.1.2. Tipos de representación.....	81
6.1.3. La población inicial	82
6.1.4. La función de fitness o función objetivo	82
6.1.5. El criterio de finalización	84
6.1.6. Mecanismos de selección	84
6.1.7. Recombinación. Mecanismos de cruce y mutación.....	86
6.1.8. Selección de la nueva generación	89
6.1.9. Ajuste de los parámetros del algoritmo.....	90
6.2. IMPLEMENTACIÓN REALIZADA	91
6.2.1. Software empleado	91
6.2.2. Descripción del programa GAC-TM.....	93
Capítulo 7 EJEMPLOS DE VALIDACIÓN.....	103
7.1. DESCRIPCIÓN DE LOS CASOS DE ESTUDIO	103
7.1.1. Modelo teórico de 5 nodos.....	103
7.1.2. El instrumento TriboLAB	106
7.1.3. Modelo reducido (7 nodos)	118
7.1.4. Modelo detallado (47 nodos).....	121

7.2. RESULTADOS.....	128
7.2.1. Casos basados en el TMM de 5 nodos	130
7.2.2. Casos basados en el modelo reducido (7 nodos).....	134
7.2.3. Casos basados en el modelo detallado (47 nodos).....	145
7.2.4. Análisis complementarios	154
7.2.5. Correlación mediante métodos clásicos	181
7.2.6. Convergencia de las variables	199
Capítulo 8 CONCLUSIONES.....	217
Capítulo 9 LÍNEAS FUTURAS	223
Capítulo 10 PUBLICACIONES REALIZADAS.....	225
REFERENCIAS.....	227
Anexo 1 MODELOS TÉRMICOS MATEMÁTICOS.....	237
A 1.1. Modelo de referencia de 5 nodos	237
A 1.2. Modelo de referencia de 7 nodos	239
A 1.2.1. Caso caliente estacionario.....	239
A 1.2.2. Caso caliente transitorio	240
A 1.3. Modelo de referencia de 47 nodos	242
A 1.3.1. Caso caliente transitorio	242

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1-1. Órbita de la ISS	6
Figura 3-1. Temperaturas que rigen el diseño del sistema control térmico.....	29
Figura 3-2. Secuencia típica de un ensayo de ciclado térmico en vacío.....	31
Figura 3-3. Secuencia típica de un ensayo de balance térmico	34
Figura 3-4. Ejemplo de una cámara de vacío sin simulación solar	35
Figura 4-1. Superficies radiantes finitas.....	43
Figura 4-2. Método de la esfera unitaria	44
Figura 4-3. Método del semi-cubo comparado con el de la esfera unitaria.....	45
Figura 4-4. Geometría rectangular dividida en 7 nodos TLP	47
Figura 4-5. Geometría de sección variable con la distancia	48
Figura 4-6. Ejemplo de aristas Far Field.....	49
Figura 4-7. Geometría en forma de L	51
Figura 5-1. Representación de los pares de datos del ejemplo	60
Figura 5-2. Regresión lineal – Ecuación normal	64
Figura 5-3. Ejemplos de funciones de fitness	66
Figura 5-4. Pseudocódigo del método del gradiente descendente	68
Figura 5-5. Aproximación cuadrática de una función	71
Figura 6-1. Diagrama de flujo general de un algoritmo genético.....	81
Figura 6-2. Diagrama de flujo del programa GAC-TM.....	94
Figura 6-3. Ejemplo de cromosoma o individuo.....	95
Figura 7-1. Esquema del modelo de 5 nodos	104
Figura 7-2. TriboLAB en la plataforma EuTEF, en el balcón exterior de la ISS	108
Figura 7-3. Configuración estructural del TriboLAB.....	109
Figura 7-4. Celda de experimentos del TriboLAB.....	110
Figura 7-5. (a) Radiador. (b) Mantas térmicas.....	112
Figura 7-6. Modelo superreducido del TriboLAB (3 nodos).....	113

Figura 7-7. Temperaturas registradas en el TriboLAB durante los ensayos.	115
Figura 7-8. Posición de los termopares durante los ensayos térmicos	117
Figura 7-9. Posición del TRP	117
Figura 7-10. Modelo reducido del TriboLAB (7 nodos)	118
Figura 7-11. Instantes de referencia (K) considerados en la correlación	121
Figura 7-12. Discretización nodal del TriboLAB utilizada en los TMMs.....	122
Figura 7-13. Esquema de la red conductiva del TMM del TriboLAB	124
Figura 7-14. Instantes de referencia (K) considerados en la correlación	127
Figura 7-15. Instantes de referencia (K) considerados en la correlación	127
Figura 7-16. Temperaturas iniciales de los modelos base de 5 nodos	131
Figura 7-17. Resultados de temperatura de los modelos de 5 nodos correlados	132
Figura 7-18. Evolución de la función de fitness	132
Figura 7-19. Valores obtenidos para las variables. Modelo 5A	133
Figura 7-20. Valores obtenidos para las variables. Modelo 5B	134
Figura 7-21. Valores obtenidos para las variables. Modelo 5C	134
Figura 7-22. Situación inicial. Resultados de temperatura	135
Figura 7-23. Temperaturas iniciales. Modelo de Referencia vs Base	135
Figura 7-24. Evolución de la función de fitness. Casos estacionarios.....	137
Figura 7-25. Resultados de temperatura de los casos correlados	137
Figura 7-26. Valores obtenidos para las variables.....	138
Figura 7-27. Caso frío estacionario. Variables de la correlación del caso caliente ..	139
Figura 7-28. Evolución de la función de fitness. Correlación simultánea	140
Figura 7-29. Temperaturas de los casos estacionarios. Correlación simultánea	141
Figura 7-30. Valores de las variables sometidas a correlación	142
Figura 7-31. Función de fitness durante la correlación de los casos transitorios	143
Figura 7-32. Temperaturas para los casos transitorios. Correlación simultánea.	144
Figura 7-33. Valores de las variables sometidas a correlación	144
Figura 7-34. Temperaturas de los nodos difusivos. Caso caliente. Situación inicial	145
Figura 7-35. Temperaturas de los nodos difusivos. Caso frío. Situación inicial	146
Figura 7-36. Temperaturas de los nodos de referencia en la situación inicial	146
Figura 7-37. Evolución de la función de fitness	148
Figura 7-38. Temperaturas de los nodos difusivos. Caso caliente correlado.....	149
Figura 7-39. Temperaturas de los nodos difusivos. Caso frío correlado	149
Figura 7-40. Valores obtenidos para las variables tras la correlación	150
Figura 7-41. Evolución de la función de fitness	152
Figura 7-42. Temperaturas tras la correlación	153
Figura 7-43. Evolución de la función de fitness	155
Figura 7-44. Temperaturas tras la correlación. Caso caliente	157

Figura 7-45. Temperaturas tras la correlación. Caso frío	157
Figura 7-46. Error medio en cada uno de los nodos.....	158
Figura 7-47. Valores obtenidos para las variables.....	160
Figura 7-48. Evolución de la función de fitness	162
Figura 7-49. Temperaturas tras la correlación. Caso caliente.....	162
Figura 7-50. Temperaturas tras la correlación. Caso frío	163
Figura 7-51. Error medio en cada uno de los nodos.....	163
Figura 7-52. Valores obtenidos para las GLs y GRs	164
Figura 7-53. Valores obtenidos para las MCs.....	165
Figura 7-54. Evolución de la función de fitness	168
Figura 7-55. Evolución de la función de fitness	169
Figura 7-56. Temperaturas tras la correlación. Caso caliente.....	170
Figura 7-57. Temperaturas tras la correlación. Caso frío	170
Figura 7-58. Error medio en cada uno de los nodos.....	171
Figura 7-59. Valores obtenidos para las variables.....	172
Figura 7-60. Temperaturas tras la correlación.....	175
Figura 7-61. Valores obtenidos para las MCs.....	175
Figura 7-62. Evolución de la función de fitness	179
Figura 7-63. Evolución de la función de fitness	180
Figura 7-64. Valores de las variables	181
Figura 7-65. Evolución del error RMS.....	185
Figura 7-66. Evolución del error RMS.....	185
Figura 7-67. Evolución del error RMS.....	186
Figura 7-68. Tiempos de cálculo.....	187
Figura 7-69. Valores de las variables obtenidos con los algoritmos de Powell.....	188
Figura 7-70. Valores de las variables del estudio simultáneo casos caliente y frío .	190
Figura 7-71. Valores de las variables del estudio transitorio casos caliente y frío ...	190
Figura 7-72. Valores de las variables	191
Figura 7-73. Tiempos de cálculo.....	192
Figura 7-74. Temperaturas del caso caliente (NEWUOA y LINCOA)	193
Figura 7-75. Temperaturas del caso caliente y frío (GAC-TM).....	193
Figura 7-76. Temperaturas del caso frío (NEWUOA y LINCOA).....	194
Figura 7-77. Tiempos de cálculo.....	194
Figura 7-78. Temperaturas del caso caliente (BOBYQA y LINCOA)	195
Figura 7-79. Temperaturas del caso caliente y frío (GAC-TM).....	196
Figura 7-80. Temperaturas del caso frío (BOBYQA y LINCOA).....	196
Figura 7-81. Valores asignados a las GLs.....	197
Figura 7-82. Valores asignados a las GRs	198

Figura 7-83. Valores asignados a las MCs	198
Figura 7-84. Modelo complementario 4A.....	200
Figura 7-85. Valores obtenidos para las GLs del modelo 4A	201
Figura 7-86. Modelo complementario 4B.....	204
Figura 7-87. Valores obtenidos para las GRs del modelo 4B.....	205
Figura 7-88. Valores obtenidos para las GRs del modelo 4B.....	205
Figura 7-89. Temp. de referencia. Casos frío, caliente y nomina.....	214
Figura 7-90. Temperaturas obtenidas para el caso nominal	214
Figura 7-91. Temperaturas de referencia de los casos frío, caliente y adicional.	215
Figura 7-92. Temperaturas obtenidas para el caso nominal	216

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 3-1. Valores típicos de los ensayos de cualificación de equipos espaciales....	32
Tabla 3-2. Símbolos empleados en la Figura 3-2	32
Tabla 5-1. Valores obtenidos. Ecuación normal	64
Tabla 5-2. Valores obtenidos. Ecuación normal vs gradiente descendente.....	68
Tabla 7-1. Condiciones de entorno térmico en el ensayo de balance térmico (°C) .	116
Tabla 7-2. Conductancias radiativas entre los nodos [GRs (m ²)].....	119
Tabla 7-3. Conductancias lineales entre los nodos [GLs (W/°C)].....	119
Tabla 7-4. Capacidades térmicas de los nodos [MCs (J/°C)]	119
Tabla 7-5. Nodos correspondientes a los puntos de medición	125
Tabla 7-6. Configuración de GAC-TM. Casos basados en el TMM de 5 nodos	130
Tabla 7-7. Configuración de GAC-TM. Casos caliente y frío (7 nodos)	136
Tabla 7-8. Configuración de GAC-TM. Caso caliente y frío simultáneos (7 nodos) .	140
Tabla 7-9. Configuración de GAC-TM. Casos transitorios (7 nodos)	142
Tabla 7-10. Configuración de GAC-TM. Modelo base de 47 nodos	147
Tabla 7-11. Configuración de GAC-TM. Correlación con los ensayos térmicos	151
Tabla 7-12. Configuración de GAC-TM	155
Tabla 7-13. Configuración de GAC-TM.	161
Tabla 7-14. Configuración de GAC-TM. Nivel de proximidad 1.....	167
Tabla 7-15. Configuración de GAC-TM. Nivel de proximidad 2.....	169
Tabla 7-16. Configuración de GAC-TM. Aproximación secuencial (7 nodos)	173
Tabla 7-17. Configuración de GAC-TM.	176
Tabla 7-18. Configuración de GAC-TM.	177
Tabla 7-19. Influencia de la probabilidad de cruce	178
Tabla 7-20. Configuración de GAC-TM. Influencia de la función de fitness	180
Tabla 7-21. Error medio	181

Tabla 7-22. Parámetros de GAC-TM.	184
Tabla 7-23. Errores de temperatura. Correlación estacionaria independiente	188
Tabla 7-24. Errores de temperatura tras la correlación simultánea.....	189
Tabla 7-25. Errores de temperatura tras la correlación simultánea.....	191
Tabla 7-26. Errores de temperatura tras la correlación	192
Tabla 7-27. Errores de temperatura tras la correlación (GAC-TM)	192
Tabla 7-28. Errores de temperatura tras la correlación	195
Tabla 7-29. Errores de temperatura tras la correlación (GAC-TM)	195
Tabla 7-30. Valores de las GLs.....	200
Tabla 7-31. Resultados de temperatura (°C)	200
Tabla 7-32. Valores de las GRs	204
Tabla 7-33. Valores de las GLs. Caso 1 y 2. Modelos 4A y 4C (W/°C).....	209
Tabla 7-34. Valores de las GRs para el caso 1 y 2 del modelo 4B (m ²)	210
Tabla 7-35. Resultados de temperatura (°C)	210
Tabla 7-36. Flujos de calor (W) del caso 1 y 2 del modelo complementario 4A	210
Tabla 7-37. Resultados de temperatura (°C)	211
Tabla 7-38. Resultados de temperatura (°C)	211
Tabla 7-39. Valores de las variables para los distintos modelos	212
Tabla 7-40. Temperaturas obtenidas. Modelo base 7n y 7B.....	212
Tabla 7-41. Temperaturas obtenidas. Modelo base 7n y 7B.....	212

NOMENCLATURA

OBSERVACIONES

La notación empleada en este documento para el símbolo decimal es el punto (.) en lugar de la coma (,).

α	Absortividad
β	Número real que representa un coeficiente
λ	Número entero que representa un coeficiente
δ	Función delta de Dirac
ε	Emisividad
ρ	Densidad
σ	Constante de Stefan-Boltzmann ($\sigma = 5.67 \cdot 10^{-8} \text{ W/m}^2\text{K}^4$)
σ_{std}	Desviación estándar
ϕ	Coefficiente de ponderación
θ	Parámetro
μ	Número de padres (estrategias evolutivas)
\mathfrak{F}	Factor de radiación entre dos cuerpos grises
\mathfrak{R}	Conjunto de los números reales
A	Área
a	Número real. Representa distintos coeficientes.
b	Número real. Representa distintos coeficientes.
c	Coefficientes (del método PSO)
C	Cromosoma
C_p	Calor específico
d	Distancia
f	Función
F	Factor geométrico o factor de vista
g	Restricciones / Posición global (en el método PSO)
GL	Conductancia conductiva

<i>GR</i>	Conductancia radiativa
<i>h</i>	Función
<i>i</i>	Número entero. Subíndice representando el número de nodo
<i>It</i>	Número de iteraciones
<i>j</i>	Número entero. Subíndice representando el número de nodo
<i>J</i>	Función / N° de casos
<i>k</i>	Conductividad térmica
<i>K</i>	Grados Kelvin / factor de constricción (método PSO) / n° de instantes de tiempo (GAC-TM)
<i>l</i>	Longitud
<i>L</i>	Longitud
<i>m</i>	Número entero. Representa el número de ecuaciones, nodos, etc.
<i>MC</i>	Inercia térmica
<i>n</i>	Número entero. Representa el número de ecuaciones, nodos, etc.
<i>N</i>	Número entero. Representa el número de ecuaciones, nodos, ciclos, etc.
<i>p</i>	Posición local (en el método PSO) / Probabilidad
<i>q</i>	Calor (<i>W</i>)
<i>r</i>	Vector de rango (0,1)
<i>RT</i>	Ratio de reducción (en el método de Recocido Simulado)
<i>s</i>	Numero de ciclos
<i>T</i>	Temperatura
<i>t</i>	Tiempo
<i>U</i>	Función
<i>v</i>	Velocidad en el método PSO
<i>V</i>	Volumen / Tamaño de paso en el método de recocido simulado
<i>x</i>	Variable / Posición en el método PSO
<i>y</i>	Variable

ACRÓNIMOS

ACO	Ant Colony Optimization – Optimización mediante colonia de hormigas
AEB	Agência Espacial Brasileira - Agencia Espacial Brasileña
APSO	Adaptive Particle Swarm Optimization – Optimización por enjambre de partículas adaptativo
ASI	Agencia Spaziale Italiana - Agencia Espacial Italiana
BFGS	Método de Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno
CDR	Critical Design Review – Revisión crítica de diseño
CEPA	Columbus External Payload Adapter – Adaptador de carga exterior del Columbus
CGS	Carlo Gavazzi Spazio
CNSA	China National Space Administration - Administración Espacial Nacional China
CRPSO	Complete Repulsive Particle Swarm Optimization Optimización por enjambre de partículas con repulsión completa
CSA	Canadian Space Agency - Agencia Espacial Canadiense
DFP	Método de Davidon-Fletcher-Powell
DLL	Librería de vínculos dinámicos

ED	Evolución Diferencial
EDAS	Algoritmos de Estimación de Distribuciones
EGO	Efficient Global Optimization – Optimización global eficiente
EnKF	Ensemble Kalman filter – Filtro de Kalman de conjunto
ESA	European Space Agency – Agencia Espacial Europea
EuTEF	European Technology Exposure Facility – Instalación Europea de Tecnología Expuesta
FKA	Federal'noe kosmičeskoe agentstvo Rossii – Agencia Espacial Federal Rusa
FM	Flight Model – Modelo de vuelo
GA	Genetic Algorithm – Algoritmo genético
GAC-TM	Genetic Algorithm for Correlation of Thermal Models Algoritmo Genético para la Correlación de Modelos Térmicos
GMM	Geometrical Mathematical Model – Modelo Geométrico Matemático
ISS	International Space Station – Estación Espacial Internacional
JAXA	Japan Aerospace Exploration Agency - Agencia Japonesa de Exploración Espacial
LEO	Low Earth Orbit – Órbita terrestre baja
MAP	Maximum a posteriori
MEF	Método de los Elementos Finitos
MLI	Multilayer Insulation – Mantas térmicas
OLS	Ordinary Least Squares norm - Norma de los mínimos cuadrados ordinarios
PFM	Proto-Flight Model – Modelo prototipo de vuelo
PSO	Particle swarm optimization – Optimización de enjambre de partículas
QM	Qualification model – Modelo de cualificación
RCGA	Real-Coded Genetic Algorithms – Algoritmos genéticos de codificación real
RMS	Root mean squares – Raíz de la media de los cuadrados
RPSO	Repulsive particle swarm optimization Optimización de enjambre de partículas con repulsión
RSM	Response Surface Methodology – Metodología de superficies de respuesta
RSS	Root sum squares - Raíz de la suma de los cuadrados
RWS	Roulette Wheel Selection – Selección mediante ruleta
SA	Simulated Annealing – Recocido simulado
SAE	Self-Adaptive Evolution – Evolución auto-adaptativa
SQP	Sequential Quadratic Programming – Programación secuencial cuadrática
TA	Threshold Accepting – Umbral de aceptación
TCS	Thermal Control System – Sistema de control térmico
TLP	Thermal Lumped Parameters – Parámetros térmicos concentrados
TMM	Thermal Mathematical Model – Modelo térmico matemático
TRP	Temperature Reference Point – Punto de la temperatura de referencia

Capítulo 1

INTRODUCCIÓN

El ser humano se ha sentido atraído por el universo y sus astros desde el inicio de la humanidad. Ya en la prehistoria, la observación del movimiento regular de los astros permitió a los ancestros del hombre moderno determinar el tiempo y orientarse en sus desplazamientos. La simple observación del Sol mostraba que éste siempre salía desde una misma zona del horizonte, el este, moviéndose uniformemente a lo largo del día hasta ponerse en la zona opuesta, el oeste. Además, en las zonas alejadas del ecuador la duración del día y la noche no era la misma durante todo el año. En los días largos el Sol salía más al norte y ascendía más alto mientras que cuando las noches eran más largas salía más al sur y su ascenso no era tan pronunciado. El conocimiento de estos movimientos cíclicos del Sol, de la Luna y de las estrellas permitieron establecer no solo la duración del día y la noche, sino también determinar las épocas adecuadas para la siembra y la recogida de las cosechas, o los periodos de las migraciones de los animales, es decir, las estaciones. De esta época prehistórica se han conservado hasta nuestros días distintos vestigios relacionados con elementos de la bóveda celeste. Uno de los más antiguos, datado con una antigüedad de entre 14 000 y 18 000 años y perteneciente por tanto al periodo Paleolítico, es el existente en la cueva de Lascaux en Francia. Las pinturas encontradas en esta cueva se cree que podrían representar los cúmulos de las Híades y de las Pléyades, pertenecientes a la constelación de Tauro. Del periodo Neolítico se conservan por ejemplo los

crómlechs, monumentos megalíticos formados por agrupamientos circulares de piedras que se cree que estaban relacionados con la observación del Sol. El más conocido es el de Stonehenge en Inglaterra, cuya construcción está datada en unos 3 500 años a.C.

A lo largo de la historia han sido muchas las civilizaciones que han estudiado el cosmos. Algunos de los ejemplos más conocidos son los mayas, los aztecas y los incas en América; los bambara en África; los japoneses, los chinos y los hindúes en Asia Oriental; los asirios, los babilonios, los caldeos, los sumerios y los egipcios en Asia Occidental y Norte de África; o los griegos en el caso de Europa. A medida que sus conocimientos astronómicos fueron evolucionando, estas civilizaciones fueron capaces de cuadrangular la esfera celeste, catalogar las estrellas, descubrir los movimientos de los cometas, predecir los eclipses de Sol y Luna o estudiar la esfera terrestre.

La evolución de la astronomía a través de la historia

Según algunos autores (Panchenko, 1994; Dreyer, 1953a) ya en el siglo VI a. C. Tales de Mileto era capaz de predecir eclipses e incluso mantenía que la Luna estaba iluminada por el Sol y que cuando para nosotros era invisible se debía a que estaba oculta de los rayos solares, aunque se equivocaba al creer que la Tierra era un disco plano flotando en un océano. Unos pocos años después Pitágoras ya consideraba que la Tierra era esférica aunque creía en un modelo geocéntrico (Dreyer, 1953b). En el siglo III a. C., el astrónomo Aristarco de Samos cuestionó el modelo geocéntrico griego postulando que la Tierra se trasladaba en torno al Sol y realizó una primera estimación del tamaño del sistema solar (Batten, 1981), un avance muy importante a pesar de que sus contemporáneos no lo tomaran en cuenta. En el siglo II a. C., Hiparco de Nicea elaboró el primer catálogo de estrellas y determinó el fenómeno de la precesión de los equinoccios¹, entre otros descubrimientos. En el siglo II d. C., Ptolomeo escribió el *Almagesto* o Gran Tratado, basado en el elaborado por Hiparco de Nicea, el cual

¹ La precesión de los equinoccios es el cambio lento y gradual en la orientación del eje de rotación de la Tierra, desplazándose alrededor del polo de la eclíptica trazando un cono y recorriendo una circunferencia completa cada 25 776 años, período conocido como año platónico, de manera similar al bamboleo de un trompo o peonza.

contiene el catálogo estelar más completo de la antigüedad y en el que se describen el sistema geocéntrico y el movimiento aparente de las estrellas y los planetas (Dreyer, 1953c). Durante la Edad Media la astronomía sufrió un estancamiento en Europa al igual que la mayoría de las ciencias y las artes. Durante este periodo los mayores avances tuvieron lugar en el mundo árabe.

Con la llegada del Renacimiento se produjo una aceleración del comercio, lo que generó la exploración de nuevas rutas comerciales tanto hacia oriente como hacia occidente. Ello promovió el desarrollo de sistemas de orientación y navegación, impulsando el estudio de la astronomía. En esta época Copérnico retomó las ideas heliocéntricas (Goldstein, 2002), Kepler enunció sus leyes acerca del movimiento de los planetas (Pickover, 2008) y Galileo utilizó por primera vez un telescopio para el estudio de los astros descubriendo por ejemplo los cráteres de la Luna, las lunas de Júpiter, las manchas solares o las fases de Venus y lo que es más importante confirmando el modelo copernicano (Museo Nacional de Ciencia y Tecnología, 2010). Los primeros astrónomos modernos aparecieron en el siglo XVII, científicos como Johannes Hevelius con sus observaciones de la luna (Winkler y Van Helden, 1993), Huygens con sus observaciones de los anillos de Saturno y de su luna Titán (van Maanen, 1926), Giovanni Domenico Cassini con sus observaciones de los satélites de Saturno (Cassini, 2004), Ole Roemer el cual dedujo que la velocidad de la luz es finita a partir de los eclipses de los satélites de Júpiter (Sterken, 2005), o Friedrich Wilhelm Herschel con sus estudios de las nebulosas y el descubrimiento de Urano (The Editors of Encyclopaedia Britannica, 2017). Destaca en este siglo, por supuesto, Isaac Newton, (Gleick, 2003), quien además de su ley de la gravitación universal y sus tres leyes de la dinámica realizó muchos otros trabajos en astronomía, como la modificación del diseño de los telescopios de la época dando lugar a los reflectores newtonianos o la publicación de su obra *Philosophiae naturalis principia mathematica* donde expuso sus leyes y explicó la dinámica del sistema solar. Finalmente, Euler, Lagrange y Laplace ayudaron a terminar de establecer las bases del estudio del sistema solar.

Ya en el siglo XX, Edwin Hubble descubrió que las nebulosas espirales no eran simples cúmulos de gas dentro de la Vía Láctea sino verdaderas galaxias independientes

(Hubble, 1922). Albert Einstein expuso su Teoría de la Relatividad General, de la que se deduce que el universo no es estático, sino que se expande, aunque introdujo en su modelo la constante cosmológica para *detener* la expansión y adecuar su teoría a los conocimientos del momento. El descubrimiento de Hubble impulsó el estudio de las nebulosas espirales y Vesto Slipher descubrió que éstas tenían un desplazamiento al rojo persistente en sus espectros (Thompson, 2013). Un objeto que se aleja del observador alarga las longitudes de onda que emite desplazándose hacia el rojo en el espectro estudiado, aunque Slipher no encontró esta explicación a su hallazgo. Posteriormente, Georges Lemâitre fusionó los resultados de las investigaciones de Slipher, Hubble y Einstein desarrollando la relación entre el desplazamiento al rojo y un universo en expansión (Lemaître, 1931). A raíz de su artículo la comunidad científica concluyó que, si el universo se encuentra en expansión, alguna vez debió estar unido en un punto de luz al cual llamó singularidad o *átomo primordial* y a su expansión *Big Bang*, que es como se conoce actualmente a la teoría más aceptada como origen del universo. Aunque en la actualidad se ha demostrado que la expansión del universo se está acelerando, estos últimos hallazgos aún están bajo un intenso estudio para lograr aclarar el futuro del universo.

Historia de la exploración espacial

A lo largo del siglo XX, los avances científicos y tecnológicos hicieron posible el inicio de la exploración espacial. Desde que los chinos inventaron la pólvora en torno al siglo XIII se han realizado experimentos con cohetes, pero no fue hasta el siglo XIX cuando la ciencia astronáutica dio sus primeros pasos. Pedro Paulet, considerado el precursor de los actuales cohetes, diseñó en 1895 el primer motor cohete impulsado por combustible líquido, formado por peróxido de nitrógeno y gasolina (Mejía, 2010). Konstantin Tsiolkovsky publicó en 1903 la ecuación de la dinámica de los cohetes, conocida como fórmula Tsiolkovsky (NASA, 2010b). Posteriormente Robert Goddard en 1926 construyó y probó con éxito el primer cohete de combustible líquido (NASA, 2017) y Hermann Julius Oberth publicó en 1929 su libro *The Rocket into Planetary Space* (NASA, 2010a).

La exploración espacial como tal comenzó el 4 de octubre de 1957 con el lanzamiento del primer satélite artificial, el Sputnik, por parte de la URSS. Este lanzamiento realizado desde el cosmódromo de Baikonur en Kazajistán provocó una carrera por la conquista del espacio entre la URSS y los Estados Unidos que culminó con la llegada del hombre a la Luna.

El primer ser humano en el espacio fue el soviético Yuri Gagarin. Su vuelo, en el que dijo la famosa frase *La Tierra es azul*, fue un vuelo orbital de 48 minutos a bordo de la nave Vostok I efectuado el 12 de abril de 1961. La primera mujer en el espacio, fue la también soviética Valentina Tereshkova, la cual el 16 de junio de 1963 dio 46 vueltas alrededor de la Tierra a bordo de la nave Vostok VI. A partir de 1961 los Estados Unidos pusieron en marcha un ambicioso programa espacial tripulado el cual se inició con el Proyecto Mercury, una cápsula con capacidad para un astronauta, seguido por el Proyecto Gemini con capacidad para dos astronautas y finalmente el Proyecto Apolo, cuya nave tenía capacidad para alojar a tres astronautas. El 20 de julio de 1969, el Apolo 11 se posó en la Luna tras haber despegado el 16 de julio, retornando a la tierra el 24 de julio. La frase del primer astronauta en pisar la Luna, Neil Armstrong, *Un pequeño paso para el hombre, pero un gran salto para la humanidad*, ha quedado grabada para siempre en la historia de la exploración espacial.

La URSS inicialmente y Rusia posteriormente consiguieron construir entre 1986 y 1996 la estación espacial MIR, la cual se mantuvo operativa hasta 2001. En 1998 se inició la construcción de la Estación Espacial Internacional (ISS), una plataforma de investigación internacional participada por la NASA, la Agencia Espacial Federal Rusa (FKA), la Agencia Japonesa de Exploración Espacial (JAXA), la Agencia Espacial Canadiense (CSA), la Agencia Espacial Europea (ESA), la Agencia Espacial Brasileña (AEB) y la Agencia Espacial Italiana (ASI), la cual se encuentra orbitando el planeta Tierra desde entonces. A pesar de que el fin de su vida útil estaba fijado en 2016, éste ha sido prorrogado hasta 2020 y puede que incluso se extienda hasta 2028 (National Space Society, 2015). La estación se mantiene en una órbita casi circular de baja altitud (LEO²) cuyo valor medio varía entre los 330 y los 460 km de altura (European Space Agency, 2011b). Dicha órbita mantiene una inclinación sobre el plano del

² Se consideran órbitas LEO (Low Earth Orbit) aquellas cuya altitud es inferior a 2 000 km.

ecuador de 51.6° (ver Figura 1-1). La orientación de la estación es variable con el objeto de maximizar su energía y minimizar los efectos térmicos negativos, lo que depende principalmente del ángulo beta³.

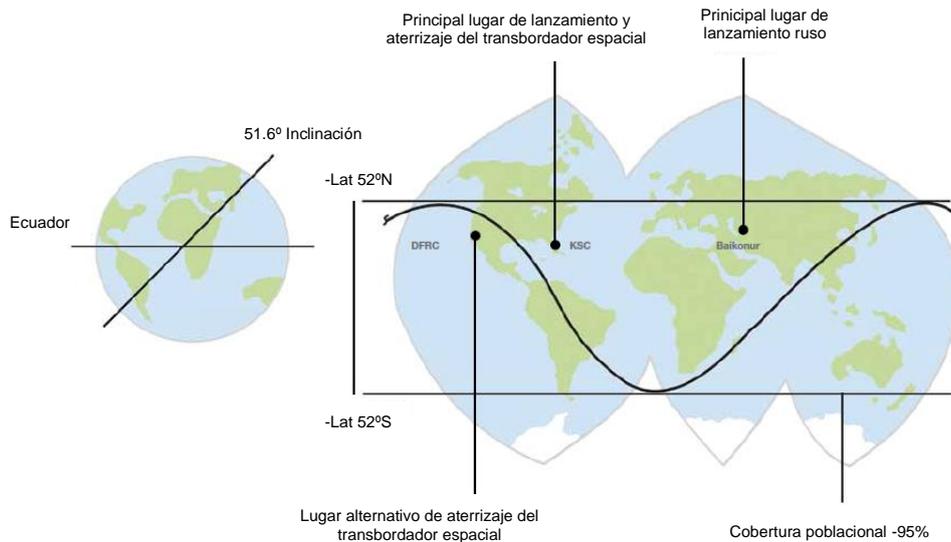


Figura 1-1. Órbita de la ISS

Además de la NASA y la FKA, el resto de agencias espaciales no solo han participado en la ISS sino que también han desarrollado sus propios proyectos a lo largo del tiempo. Por ejemplo, la ESA cuenta con el cohete Ariane para el lanzamiento de satélites; la JAXA se convirtió en los años 90 en la tercera agencia en enviar sondas a la Luna y Marte; la Administración Espacial Nacional China (CNSA) se convirtió en 2003 en la tercera agencia en enviar un hombre al espacio, para lo que utilizó la nave Shenzhou, una versión mejorada de la Soyuz. A estos programas espaciales también hay que sumarles las primeras tentativas privadas de exploración espacial, como por ejemplo el caso de la SpaceShipOne que envió astronautas en vuelos sub-orbitales por encima de los 100 km de altitud exitosamente, o los cohetes reutilizables que están siendo desarrollados por la compañía SpaceX.

³ El ángulo beta es el ángulo existente entre el vector solar y el plano orbital de la ISS. Un ángulo beta elevado implica una mayor exposición solar en uno de los lados de la estación junto con cortos o incluso nulos periodos de eclipse. Por el contrario, un ángulo beta bajo implica periodos de eclipse más largos y un menor tiempo de exposición solar.

Si bien la presencia de seres humanos en el espacio es un hecho tecnológico sobresaliente, lo cierto es que la mayoría de los descubrimientos científicos más interesantes han sido hechos por sondas no tripuladas.

La primera sonda espacial en llegar a la Luna fue la soviética Lunik 2 (1959) y el primer vehículo operado por control remoto fue el soviético Lunokhod 1 (1970) el cual fue utilizado en la Luna. El destino de las primeras sondas interplanetarias fue Venus. La primera sonda que consiguió sobrevolarlo exitosamente fue la Mariner 2 (1962), posteriormente la Venera 3 (1966) se estrelló contra él convirtiéndose en el primer objeto hecho por el hombre en hacer contacto con otro planeta. Finalmente, la Venera 7 (1970) logró realizar un aterrizaje controlado sobre Venus. La Pioneer 10, lanzada al espacio en 1972, sobrevoló Júpiter (1973) a unos 131 000 km de distancia, posteriormente envió fotos de Saturno (1979) y finalmente se convirtió en el primer artefacto hecho por el hombre en abandonar el sistema solar. La primera sonda en sobrevolar Mercurio fue la Mariner 10 (1974). La Voyager 2 (1977) pasó por Júpiter (a 286 000 km), por Saturno (a 101 000 km), por Urano (a 82 000 km) y finalmente por Neptuno, el planeta más distante de la Tierra en ser visitado por una sonda espacial, antes de abandonar el sistema solar en un viaje sin retorno por el universo para investigar los planetas externos. También son dignas de mención la sonda Galileo (1989) y su descubrimiento de volcanes en Júpiter, así como la sonda Cassini (1997) y sus observaciones de Saturno.

Además de las sondas dedicadas al estudio de los planetas, también se han enviado otras dedicadas al estudio de cometas y asteroides. Por ejemplo, la sonda Deep Space (1998) logró encontrarse con el cometa Borrelly obteniendo las mejores fotos de un cometa jamás realizadas hasta ese momento. La Stardust (1999), alcanzó el cometa 81P/Wild (2004) y retornó exitosamente a la Tierra (2006) con material recogido del cometa.

Algunas de estas sondas han llevado incorporadas otras sondas más pequeñas cuya misión era aterrizar sobre el cuerpo estelar que se deseaba estudiar. Por ejemplo, la sonda Huygens se desprendió de su nave-madre la sonda Cassini en 2004 e inició su propio viaje posándose con éxito en la luna de Saturno Titán (2005) y descubriendo que en Titán *llueve* metano debido a sus bajas temperaturas cercanas a los $-180\text{ }^{\circ}\text{C}$.

La llegada de la sonda Huygens a Titán fue el primer descenso de una nave espacial en otro satélite natural distinto de la Luna. Por su parte la sonda Rosetta (2004) alcanzó al cometa 67P/Churyumov-Gerasimenko en 2014 y dejó caer sobre su superficie a la sonda Philae, lo que permitió estudiar tanto la superficie del cometa como su órbita.

Puesto que Marte es el planeta del sistema solar que posee la atmósfera con los parámetros más próximos a la atmósfera terrestre, ha sido objeto de estudio de numerosas misiones. La Mariner 9 (1971) fue la primera en enviar imágenes de su superficie. Las dos naves gemelas Viking 1 y Viking 2 (1976) llevaron módulos de descenso que tomaron fotos y muestras y analizaron el suelo en búsqueda de vida marciana. A las misiones Viking les siguió la ya mucho más avanzada Mars Pathfinder (1996) que incorporaba un robot llamado Sojourner Rover el cual podía moverse por la superficie de Marte, recoger muestras y analizar el suelo. La Mars Global Surveyor (1996) llegó a la órbita de Marte (1997) con sus dos vehículos robóticos de control remoto, el Opportunity y el Spirit, los cuales obtuvieron valiosas informaciones científicas del suelo marciano. La Mars Odyssey (2001) además de realizar distintos experimentos científicos, permitió retransmitir las señales de radio de los rovers Opportunity y Spirit. La Mars Express (2003) fue proyectada para la investigación relacionada con la geología y la historia de Marte, siendo uno de sus objetivos primarios el descubrimiento de trazas de agua. Descubrió (2005) vestigios de un posible mar congelado bajo la superficie del planeta, de una extensión de 800 x 900 km² y unos 45 m de profundidad, solamente 5° al norte del ecuador del planeta. Pero su descubrimiento más importante fue la existencia de una superficie circular de hielo localizada en el fondo de un cráter de 35 km de longitud y 2 km de profundidad máxima en una gran llanura en el polo norte del planeta. En 2012 aterrizó en Marte el Curiosity, un rover de exploración marciana mucho mayor que sus predecesores y dotado con instrumentos científicos mucho más avanzados.

Además de sondas también se han lanzado distintos observatorios espaciales. Por ejemplo, el telescopio espacial Hubble (1990) para el estudio del universo lejano, o las misiones Ulysses (1990) y SOHO (1995) dedicadas al estudio del Sol. Estos observatorios han enviado imágenes impresionantes captadas en luz visible y han

observado estrellas y galaxias en longitudes de onda invisibles para el ojo humano, como las de radio, infrarrojos, ultravioleta, rayos X o rayos gamma.

Lógicamente, no todas las misiones espaciales se han desarrollado con éxito. Por ejemplo, la estación espacial Skylab establecida por los Estados Unidos en 1970 fue abandonada tras solo 171 días en órbita. El proyecto Hermes de la ESA, un vehículo reutilizable semejante al transbordador STS estadounidense, también fue abandonado en 1992. La sonda Mars Climate Orbiter (1999) se desintegró al entrar en la atmósfera del planeta rojo. Y tanto la Mars Observer (1993) como la Mars Polar Lander (1999) y el Beagle 2 Lander (2003) resultaron inútiles tras experimentar problemas de comunicación. Los mayores fracasos de la historia de la exploración espacial son aquellos que han costado vidas humanas, como la misión Apolo I (1967), que no llegó a ser lanzada debido a que un incendio en la cabina durante una prueba de lanzamiento ocasionó el fallecimiento de los tres tripulantes. El fallecimiento del único tripulante de la Soyuz I (1967) debido a un fallo del paracaídas o el de los tres tripulantes de la Soyuz XI (1971) debido a un escape de aire en la cápsula durante el regreso a la Tierra. La explosión del transbordador Challenger (1986) tras su lanzamiento, causando la pérdida de sus siete tripulantes. O la desintegración del transbordador Columbia (2003) durante la re-entrada en la atmósfera terrestre produciendo el fallecimiento de los 7 miembros de su tripulación.

El diseño térmico de los sistemas espaciales

Las condiciones ambientales en el espacio exterior son muy extremas. Cuando un sistema espacial, ya sea una nave, una sonda o un equipo, se encuentra en zonas de eclipse las temperaturas son extremadamente bajas, mientras que cuando se encuentra expuesto a la luz solar en ausencia de atmósfera los flujos de calor inciden sobre él con gran intensidad. Los distintos componentes que forman los sistemas espaciales, especialmente los electrónicos, deben mantenerse en su rango de temperaturas admisible tanto para funcionar correctamente como para evitar deteriorarse de forma irreversible. Por este motivo cualquier sistema que es enviado al espacio cuenta con un sistema de control térmico (TCS), cuya misión es mantener

los distintos componentes de los equipos dentro de sus intervalos admisibles de temperatura en cualquiera de las situaciones esperadas a lo largo de la misión.

El diseño del sistema de control térmico se lleva a cabo mediante modelos térmicos matemáticos (TMMs), los cuales son modelos representativos de la configuración térmica del sistema estudiado. Permiten realizar el análisis térmico del sistema espacial bajo distintas condiciones de funcionamiento y distintos entornos térmicos, prediciendo tanto la distribución de temperaturas en el sistema como el calor intercambiado con el entorno. Los TMMs utilizados en el diseño del control térmico de sistemas espaciales, habitualmente están basados en el método numérico conocido como Thermal Lumped Parameters (TLP). Este método básicamente divide el sistema en un número reducido de nodos isoterms, los cuales tienen asociado su valor de inercia térmica (MCs). Estos nodos están conectados entre sí mediante conductancias conductivas (GLs), las cuales modelizan la transmisión de calor por conducción, y conductancias radiativas (GRs), que modelizan el calor transmitido por radiación. Lógicamente el cálculo preciso de estos parámetros (GLs , GRs y MCs) resulta fundamental para conseguir resultados fiables. A pesar de que se calculan con gran cuidado, siempre existen inexactitudes debidas tanto a las imprecisiones de fabricación de los equipos como a las dificultades de su cálculo numérico.

Uno de los aspectos importantes que frecuentemente ha de estudiarse durante el diseño de los sistemas espaciales son las tensiones de origen térmico. Las tensiones y deformaciones de origen térmico no son producidas por cargas de tipo mecánico aplicadas sobre la pieza, sino que se originan a causa de variaciones de temperatura. Cuando un cuerpo sufre una variación de temperatura, ésta se traducirá bien en una variación de su volumen, bien en la aparición de tensiones o bien en una combinación de ambos. El resultado dependerá en gran medida de las restricciones a que esté sometido. Las temperaturas altas o bajas y en especial las diferencias de temperaturas entre las distintas partes de un sistema pueden por lo tanto generar tensiones de origen térmico y desalineamientos. Lógicamente, para obtener resultados fiables del análisis termo-mecánico es necesario que la distribución de temperaturas sea lo más cercana posible a la realidad. Esta es precisamente una de las principales dificultades

de este tipo de análisis, la complejidad de conocer de un modo lo más exacto posible la distribución de temperaturas en el sistema estudiado.

Los sistemas espaciales son sometidos a estrictos ensayos de acuerdo a la normativa existente, referencia (ECSS Technical Authority, 2012) en el caso europeo, entre los que se encuentran los ensayos mecánicos y los térmicos. Ahora bien, la realización de ensayos termo-mecánicos simulando las condiciones reales de vuelo de la misión es extremadamente difícil de llevar a cabo. Para ello es necesario utilizar cámaras térmicas de vacío donde se puedan imponer las condiciones de entorno térmico y al mismo tiempo las condiciones mecánicas necesarias junto con los adecuados mecanismos de medición. A día de hoy no suele ser posible excepto en algunos casos particulares como el que mencionan Amadiou et ál. en su artículo (Amadiou, Beckwith et ál., 2002). La alternativa es confiar en modelos mecánicos basados en el método de los elementos finitos (MEF), previamente validados mediante ensayos mecánicos a temperatura ambiente, sobre los que se imponen las distintas distribuciones de temperatura.

Los ensayos térmicos son una parte esencial del proceso de verificación y validación del sistema de control térmico de los equipos espaciales. Permiten comprobar la ausencia de errores de montaje o materiales defectuosos, así como el correcto funcionamiento del sistema de control térmico. La campaña de ensayos térmicos resulta una tarea muy costosa no solo por la necesidad de sofisticadas instalaciones sino también por los elevados recursos humanos y el largo tiempo necesario para llevarla a cabo. Como consecuencia, no suele ser posible realizar ensayos térmicos lo suficientemente intensivos como para obtener la distribución completa de temperaturas en todo el sistema y en todas las situaciones esperadas. Por ello, tal y como se indica en la normativa existente, referencia (ECSS Technical Authority, 2008) en el caso europeo, uno de los requerimientos que debe cumplir el sistema de control térmico es la correlación de los modelos térmicos matemáticos empleados en su diseño, con los resultados obtenidos en los ensayos térmicos. Entendiendo por correlación a la correspondencia entre las predicciones obtenidas de los TMMs y las temperaturas medidas en los ensayos térmicos. Una vez realizada la correlación de los modelos, éstos se consideran suficientemente fiables para proporcionar la

distribución térmica esperada en cada situación de la misión. Estas distribuciones térmicas así obtenidas, pueden emplearse posteriormente en los cálculos termo-mecánicos.

La correlación de los TMMs permite adaptar los modelos al estado del sistema espacial real *as built*. La minimización de las diferencias entre las temperaturas calculadas y las temperaturas reales medidas durante los ensayos térmicos se logra mediante la adecuación de los parámetros o variables del modelo, principalmente de los valores de las *GLs*, *GRs* y *MCs*. Los parámetros del modelo que pueden ser determinados con facilidad durante el ensayo (temperaturas del entorno, potencias consumidas, temperaturas de funcionamiento de los termostatos, etc.) se registran y se actualizan directamente en el TMM. Naturalmente, cuanto más precisos sean los valores calculados para las *GLs*, *GRs* y *MCs* desde el inicio más fácil será alcanzar la correlación. Una de las dificultades existentes en la correlación de TMMs es la no existencia de una solución única, es decir, habitualmente existen distintas combinaciones de valores para las variables del modelo que proporcionan los mismos resultados de temperatura.

La obtención de metodologías que permitan realizar la correlación de los TMMs de los vehículos espaciales de modo semi-automatizado es una de las aspiraciones manifestadas por la Agencia Espacial Europea. Hasta el momento no se ha obtenido una solución satisfactoria, como lo demuestra el hecho de que la práctica habitual continúe siendo la correlación manual de los modelos. Las referencias (Richmond, 2010; Paris, Dudik et ál., 2011; Trinoga, 2014; Damasio, Defilippis et ál., 2015; Arabaci y Dirgin, 2015; Kim y Teti, 2015; Perellon, Alvarez et ál., 2015) muestran algunos ejemplos donde, o bien se menciona explícitamente que la correlación realizada ha sido de tipo manual, o ello se deduce de la ausencia de información sobre el método empleado.

Algunos de los trabajos financiados en este campo por la ESA se han orientado a la utilización de algoritmos genéticos obteniendo resultados prometedores, véanse las referencias (Jouffroy, Tochon y Capitaine, 2006a, 2006b ; Jouffroy y Durand, 2007; Jouffroy, Tochon y Capitaine, 2007). Ahora bien, dichos estudios, basados en modelos

de hipotéticos vehículos espaciales y no en modelos de vehículos reales, dejan patente que aún es necesario un mayor esfuerzo investigador para confirmar su aplicabilidad.

1.1. ANTECEDENTES

La idea de la presente tesis nace como fruto de una llamada publicada por la Agencia Espacial Europea solicitando la presentación de propuestas orientadas al desarrollo de métodos de análisis innovadores que permitan avanzar en la mejora de los ensayos térmicos a que es sometido cualquier tipo de satélite, vehículo espacial o subsistema que forme parte de alguno de ellos. En la documentación correspondiente a la mencionada llamada, referencias (European Space Agency, 2008a, 2008b), puede encontrarse información detallada acerca de los aspectos que la agencia espacial ha identificado como los de mayor interés. Uno de ellos, es la mejora del procedimiento de correlación entre los TMMs y los ensayos térmicos, el cual es el objetivo abordado en esta tesis que aquí se presenta.

1.2. OBJETIVOS E HIPÓTESIS

Como ya se ha mencionado previamente, los modelos térmicos matemáticos utilizados en el diseño del control térmico de sistemas espaciales habitualmente están basados en el método numérico denominado Thermal Lumped Parameters (TLP), cuya descripción detallada puede encontrarse en las referencias (Karam, 1998; K&K Associates, 2000; Gilmore y Collins, 2002). Este método divide el vehículo en un número reducido de nodos isoterms cuyas temperaturas vienen dadas por el conjunto de n ecuaciones diferenciales transitorias no lineales mostradas en la ecuación (1).

$$\sum_{j=1}^n GL(i,j)(T_i - T_j) + \sum_{j=1}^n \sigma \cdot GR(i,j)(T_i^4 - T_j^4) + MC_i \frac{dT_i}{dt} = q_i \quad (1)$$

La correlación de los TMMs busca minimizar la función objetivo, que no es sino la diferencia entre las temperaturas proporcionadas por los modelos y las temperaturas reales medidas durante los ensayos térmicos, tal y como se muestra en la ecuación

(2), donde el error puede corresponder a diferentes expresiones en función del criterio seleccionado (mínimos cuadrados ordinarios, RSS, RMS, etc.).

$$\min F(X) = \text{error}(T_{\text{calculada}}; T_{\text{medida}}) \quad (2)$$

Esta minimización se logra mediante la adecuación de los valores de los parámetros o variables del modelo, principalmente las *GLs*, *GRs* y *MCs*.

Estudios previos de la ESA han planteado la hipótesis de que debería ser posible lograr esta correlación de un modo automatizado, o al menos semi-automatizado, mediante la utilización de técnicas de optimización, véase la referencia (European Space Agency, 2008b) de la bibliografía.

El objetivo de esta tesis es el desarrollo de un método innovador, basado en técnicas de optimización, que permita llevar a cabo la correlación de los TMMs de sistemas espaciales de un modo semi-automatizado. Se facilitará así la obtención de temperaturas fiables para cualquier situación de la misión espacial, que puedan ser aplicadas a su vez en la realización de cálculos termo-mecánicos.

La disponibilidad de una herramienta de este tipo no solo permitiría alcanzar un mejor nivel de correlación, proporcionando temperaturas más fiables, sino que también implicaría eliminar una gran cantidad de trabajo complejo con las consiguientes mejoras tanto en costes como en plazos. Asimismo, abriría la posibilidad de que en algunos casos dicha correlación se pudiese realizar en tiempo real, o quasi-real, durante la realización de los ensayos, proporcionando beneficios añadidos como la capacidad de realizar predicciones de análisis adaptadas al desarrollo de los ensayos o incluso la posibilidad de la adaptación dinámica de los procedimientos de ensayo durante el desarrollo del mismo.

Capítulo 2

ESTADO DEL ARTE

2.1. INTRODUCCIÓN

La correlación de los TMMs con las temperaturas registradas durante los ensayos térmicos puede abordarse de dos formas distintas: mediante el ajuste manual de los modelos o de forma semi-automatizada.

El ajuste manual de los TMMs con los resultados de los ensayos, por parte de los ingenieros implicados en el diseño del sistema de control térmico, es una labor de gran complejidad que requiere de gran esfuerzo humano. La modificación de los parámetros del modelo se lleva a cabo de forma manual por parte de los ingenieros térmicos en base al criterio y la experiencia del personal involucrado en la tarea de correlación. Se trata de una tarea de elevada exigencia, la cual consume una considerable cantidad de tiempo y esfuerzo. Su impacto en los costes y plazos es tal, que en ocasiones se opta por no realizar la correlación del modelo de todo el sistema, sino que únicamente se aplica a los modelos de algunos de sus componentes. Este es por ejemplo el caso que muestran de Palo et ál. en su artículo sobre el sistema de control térmico del Columbus (de Palo, Bufano et ál., 2014), el laboratorio europeo de la ISS. También Damasio et ál. en su artículo sobre el control térmico del satélite Solar Orbiter (Damasio, Defilippis et ál., 2015) explican que la labor de correlación del TMM tuvo que posponerse hasta después del CDR debido a la exigencia de los plazos. En

algunas ocasiones el ensayo de balance térmico no incluye todos los casos necesarios para poder correlar el TMM y es necesario recurrir a ensayos térmicos diseñados expresamente para la labor de correlación, lo que incrementa el coste y duración de la fase de ensayos. Este es el caso que indicaban Alary y Lapensee en su artículo sobre el diseño térmico del rover del programa ExoMars (Alary y Lapensée, 2010).

Los primeros intentos de obtener herramientas capaces de realizar la correlación de los TMMs de modo automatizado o al menos semi-automatizado datan de los años 70 (SEMA, 1976a, 1976b, 1976c, 1976d). Si bien desde entonces se han realizado distintos esfuerzos encaminados a tratar de automatizar el procedimiento, los resultados obtenidos no han sido suficientemente robustos puesto que la práctica habitual en la industria aeroespacial continúa siendo la correlación manual.

2.2. CORRELACIÓN MANUAL

La ausencia de herramientas adecuadas para llevar a cabo la correlación semi-automatizada de TMMs ya es mencionada por Defise y Rochus, en su artículo sobre el diseño del control térmico de uno de los instrumentos que forma parte de la sonda de observación solar SOHO (Defise y Rochus, 1997).

Más recientemente Trinoga, en su artículo sobre el desarrollo de una herramienta para la correlación automatizada de TMMs, (Trinoga, 2014), explica que en ese momento en Airbus únicamente se utilizaba la correlación manual y que ello no solo exige muchísimo tiempo (meses) sino también restringirse a un número limitado de parámetros.

Son numerosos los artículos donde, si bien no se menciona explícitamente que la correlación realizada ha sido de tipo manual, ello se deduce de la ausencia de información sobre el método empleado.

Petrini y Fabiani, en su artículo sobre el diseño térmico de una antena de un satélite comercial (Petrini y Fabiani, 1997), logran disminuir el error entre las mediciones de los ensayos y las predicciones de su modelo a menos de 5 °C en al menos el 70 % de los puntos de medición. Para ello llevan a cabo el refinamiento de algunas zonas del modelo y la modificación de distintos parámetros (disipaciones, conductancias, etc.).

Van den Heuvel y Doornink, en su artículo sobre el ensayo de balance térmico del Brazo Robótico Europeo de la ISS (van den Heuvel y Doornink, 2001), logran disminuir el error por debajo de 5 °C en el 87 % de las mediciones.

Welch, en el capítulo del libro de Gilmore *Spacecraft thermal control handbook* dedicado a los ensayos térmicos (Welch, 2002), presenta distintas recomendaciones para llevar a cabo la correlación manual de los TMMs.

Amundsen et ál. (Amundsen, Dec y George, 2003) también presentan una correlación manual de un modelo térmico. Concretamente del Mars Global Surveyor, aunque en este caso se trata de un modelo de elementos finitos y la correlación no se realiza con datos procedentes de un ensayo térmico sino con datos registrados durante su misión.

Borsini et ál., en su artículo sobre los ensayos térmicos de dos de los sensores del experimento AMS-02 instalado en la ISS (Borsini, Bertucci et ál., 2007), logran reducir el error de las predicciones por debajo de los 2 °C modificando principalmente los valores de las conductancias.

Richmond, en su tesis de máster (Richmond, 2010) presenta la correlación de dos modelos, uno sencillo correspondiente a un componente y uno complejo correspondiente al satélite CASTOR. En el caso del modelo sencillo logra una correlación con un error menor de 2 °C tras la modificación de distintos parámetros, principalmente conductancias. En cambio, en el caso del modelo complejo, no logra la correlación del modelo lo que demuestra la dificultad de este procedimiento.

Paris et ál., en su artículo sobre el control térmico de los sistemas de propulsión del Mars Science Laboratory (Paris, Dudik et ál., 2011) aplican una estrategia que puede calificarse como secuencial y selectiva. La estrategia es de tipo secuencial puesto que en primer lugar utiliza los casos estacionarios para ajustar la mayor parte de los parámetros y a continuación completa la correlación utilizando los transitorios para el ajuste de las inercias térmicas. Además, realizan una selección de los parámetros del modelo agrupándolos en 3 tipos distintos: valores bien conocidos, valores que pueden aproximarse de una forma relativamente precisa y valores con mayor nivel de incertidumbre. Llevan a cabo la correlación modificando principalmente los parámetros de este último grupo, aunque también necesitan recurrir a la modificación de algunos

parámetros de los otros dos grupos. Con esta metodología, finalmente alcanzan la correlación con errores inferiores a 5 °C.

Damasio et ál., en su artículo sobre el diseño del escudo térmico de la sonda Solar Orbiter (Damasio, Defilippis et ál., 2015), avanzan los resultados preliminares de la correlación realizada mediante el refinamiento del modelo y la modificación de los valores de algunos parámetros. En esa fase de la correlación, los errores entre mediciones y predicciones aún eran de hasta 44 °C en alguno de los casos.

Arabaci y Dirgin, en su artículo sobre la correlación del TMM del satélite Gorkturk-2 (Arabaci y Dirgin, 2015), alcanzan una correlación con valores por debajo de los 5 °C mediante la modificación de distintos parámetros, principalmente las conductancias conductivas y radiativas, las disipaciones de calor y las emisividades.

Kim y Teti en su artículo (Kim y Teti, 2015) sobre la correlación del TMM de la misión MMS (Magnetospheric Multiscale) muestran cómo inicialmente se llevó a cabo la correlación individual de los distintos instrumentos que forman el laboratorio y posteriormente se procedió a correlar el sistema completo. Destacan que una de las dificultades que encontraron es el hecho de que, en ocasiones, la modificación de un parámetro mejora la correlación del modelo en uno de los casos de estudio, pero la empeora en el resto.

Perellon et ál. en su artículo sobre la misión Sentinel-1 (Perellon, Alvarez et ál., 2015) presentan la correlación llevada a cabo para la plataforma y la antena SAR, principalmente mediante el refinamiento de la modelización y la modificación de distintos parámetros. La comparación realizada posteriormente entre los valores registrados en vuelo con las predicciones de los TMMs correlados muestran buenos resultados confirmando la idoneidad de la correlación efectuada.

2.3. CORRELACIÓN AUTOMATIZADA

Un problema inverso generalmente se refiere a un problema donde las incógnitas existentes en la formulación matemática de un fenómeno físico son determinadas a partir de la medición de otros parámetros del sistema. En el caso concreto de los problemas inversos de transmisión de calor, se utiliza la medición de temperaturas

como base para obtener la estimación de las incógnitas existentes, que habitualmente suelen ser las condiciones de contorno, las condiciones iniciales, las propiedades de material o un conjunto de varias de ellas. Por lo tanto, al contrario de lo que ocurre en un problema directo, la causa se determina a partir de los efectos observados.

La correlación de los TMMs con los datos experimentales procedentes de los ensayos térmicos puede considerarse por lo tanto un caso particular de problema inverso en transmisión de calor. El efecto, el comportamiento térmico del sistema, es conocido gracias a la medición de temperaturas en determinados puntos del mismo. La causa, es la definición del TMM, siendo habitualmente los valores asignados a las *GLs*, *GRs* y *MCs* que forman el modelo los que se determinan como solución del problema.

Puesto que el objetivo de la correlación es reducir la diferencia entre las temperaturas proporcionadas por los TMMs y las temperaturas reales medidas durante los ensayos térmicos, el problema puede formularse como un problema de minimización.

A priori existe un amplio abanico de técnicas de optimización que pueden permitir abordar la correlación de un modo semi-automatizado. En función del criterio empleado para su clasificación, los distintos métodos de optimización pueden catalogarse dentro de distintos grupos. Así, suele hablarse de métodos de búsqueda local o búsqueda global, de métodos exactos o aproximados, de métodos basados en metodologías analíticas o heurísticas, de métodos aplicables a problemas discretos o a medios continuos, etc. En ocasiones la frontera entre los distintos grupos resulta difusa. El criterio empleado en esta tesis ha sido el de agruparlos en métodos de tipo clásico o de tipo estocástico.

2.3.1. MÉTODOS CLÁSICOS DE OPTIMIZACIÓN

Los métodos clásicos suelen estar ampliamente estudiados, bien desarrollados matemáticamente y muy trabajados experimentalmente. En general, son métodos deterministas, es decir, para un problema dado siempre proporcionan la misma solución. Su principal ventaja es que aseguran el hallazgo de la solución óptima pero su principal desventaja es que esto sólo se cumple si la función que se quiere minimizar satisface ciertos requisitos. Aunque para problemas de dimensionalidad reducida

suelen ser más rápidos que los métodos estocásticos, en muchos casos no permiten acometer problemas de alta dimensionalidad debido a que el tiempo de cálculo suele aumentar exponencialmente. Además, requieren una formulación matemática del problema algo que no siempre es sencillo y su implementación suele ser complicada.

La convergencia en el mínimo global únicamente puede garantizarse si puede comprobarse que la función objetivo no presenta mínimos locales, de otro modo es muy probable que la optimización termine atascada en uno de esos mínimos. A efectos prácticos esto implica que la función debe ser monotónica, algo que puede no ocurrir por ejemplo cuando el TMM incluye termostatos.

La bibliografía existente acerca de la correlación de TMMs de sistemas espaciales mediante métodos clásicos es muy escasa, probablemente debido a las limitaciones de estos métodos para abordar este tipo de correlación. Prácticamente se reduce a los trabajos de Klement (Klement, 2014a, 2014b) y a su inclusión en algún algoritmo de tipo híbrido (véase la sección 2.3.3).

Klement aborda en sus trabajos la correlación de TMMs mediante varios algoritmos de tipo quasi-newton basados en los métodos de Broyden, los cuales permiten aproximar la matriz jacobiana con un menor esfuerzo computacional que el método de Newton. Consigue alcanzar la correlación con un número reducido de iteraciones reduciendo el error a valores muy bajos (del orden de 0.037 °C en modelos sencillos y del 0.22 % en modelos más complejos). Pero puesto que se trata de métodos de tipo quasi-newton, presentan las limitaciones típicas de este tipo de metodología: requieren que la función sea derivable y monotónica, y que las mediciones no presenten ruido. Estas características no siempre se cumplen en los TMMs de sistemas espaciales.

2.3.2. MÉTODOS ESTOCÁSTICOS DE OPTIMIZACIÓN

Los métodos estocásticos suelen ser algoritmos de optimización de tipo aproximado por lo que no garantizan el hallazgo de la solución óptima, pero en general proporcionan soluciones suficientemente buenas con tiempos de cómputo razonables. Son métodos de propósito general aplicables a casi cualquier tipo de problema y más fáciles de implementar que los métodos clásicos. Aunque lentos, son muy robustos y

capaces de encontrar el mínimo global, aunque sea de modo aproximado. Si bien matemáticamente están poco estudiados, la bibliografía acerca de su aplicación experimental es amplia incluyendo el caso particular de su aplicación a la correlación de TMMs.

Herrera y Sepúlveda en su artículo sobre la aproximación estocástica al control térmico de naves espaciales (Herrera y Sepúlveda, 2000), utilizan el método de Montecarlo para seleccionar los valores asignados a las variables del modelo incluidas en la correlación. Se entiende por variables incluidas en la correlación a aquellas variables que pueden ser modificadas por el algoritmo en su búsqueda del óptimo, y que no tienen por qué ser todas las que conforman el modelo. Destacan que, con el método tradicional utilizado en ese momento, la correlación manual, el tiempo necesario para lograr la correlación era de semanas e incluso meses mientras que con la aproximación estocástica se consiguió en días. Básicamente seleccionan los parámetros del modelo que consideran que tienen mayor influencia y les asignan un rango de variación y un tamaño de paso de avance en dicho rango. De ese modo van resolviendo el modelo térmico, modificando los valores de dichos parámetros a lo largo de su intervalo de variación de un modo secuencial siguiendo ese paso de avance. Destacan que la experiencia de los ingenieros involucrados sigue siendo muy importante y no puede ser sustituida por el lanzamiento masivo de casos.

La utilización de algoritmos genéticos (GAs) es otra de las técnicas de optimización que han sido aplicadas a la correlación de TMMs. Las primeras referencias de su uso datan de los años 2006 y 2007, referencias (Jouffroy, Tochon y Capitaine, 2006a, 2006b, 2007 ; Jouffroy y Durand, 2007) de la bibliografía. Los resultados obtenidos en estos trabajos fueron prometedores, pero también dejaban patente la necesidad de continuar avanzando en esta área, de cara a la obtención de una metodología suficientemente genérica y bien establecida que pudiera ser empleada en proyectos espaciales. Posteriormente, en las actas del 24th European Workshop on Thermal and ECLS software, véase (European Space Agency, 2011a), se recoge el debate posterior a la presentación del trabajo de Shaughnessy sobre la utilización de GAs en la optimización de calentadores (Shaughnessy, 2010). En dicho debate B. Laine (ESA/ESTEC) y F. Jouffroy (EADS Astrium) mencionan que en Astrium han

considerado el uso de GAs para la correlación de TMMs pero que hasta ese momento únicamente los han utilizado con parámetros escalares y que además han detectado que es necesario que los resultados de los ensayos y del modelo sean consistentes. Es decir, los resultados del TMM deben ser razonablemente buenos, si no llevaría mucho tiempo alcanzar la solución. La experiencia de Astrium Toulouse es que el GA siempre termina encontrando la solución óptima al final, aunque se han limitado a incluir en la correlación únicamente 6 o 7 parámetros debido al tiempo de computación necesario.

De Palo, Malosti y Filiddani en su artículo sobre la correlación del MOSIF 10, el escudo solar de la misión europea BepiColombo (de Palo, Malosti y Filiddani, 2011), llevan a cabo la correlación mediante una combinación de optimización y diseño de experimentos. El análisis de experimentos lo llevan a cabo mediante un Muestreo por Hipercubo Latino (LHS) y la optimización mediante el método Downhill Simplex. Mediante este método combinado, logran alcanzar el nivel de correlación deseado rápidamente, en unos 7 días, lo cual destacan que es mucho más rápido que el tiempo necesario para lograrlo utilizando su procedimiento estándar, el cual requiere de varias semanas de trabajo. De todos modos, mencionan que se debe ser crítico a la hora de evaluar los resultados obtenidos, verificando que los valores calculados para los distintos parámetros son realistas. Este es uno de los problemas recurrentes en la correlación de TMMs debido al hecho de que no existe una solución única.

Dudon y Pasquier en su artículo sobre la evaluación de métodos estocásticos y estadísticos en el análisis térmico de naves espaciales (Dudon y Pasquier, 2011), recurren a la utilización de un meta-modelo para reducir el tiempo de cálculo. La meta-modelización es una técnica estadística que permite aproximar la respuesta de un modelo de simulación convencional con una menor carga computacional. Aunque se obtienen resultados menos precisos, a cambio se requiere mucho menor esfuerzo computacional. Concretamente en este caso emplean la metodología de superficies de respuesta (RSM), la cual genera un meta-modelo mediante un diseño de experimentos que relaciona las variables explicativas con las variables de respuesta mediante un polinomio de segundo grado. La optimización posterior se lleva a cabo empleando este meta-modelo en vez del TMM original. Dado que este meta-modelo

es un modelo aproximado, es importante validarlo antes de proceder a la correlación. Los autores consideran distintas técnicas de optimización: la búsqueda aleatoria con Hipercubo Latino, el método de evolución auto-adaptativa (SAE), un algoritmo híbrido (SQP) que combina el SAE con un método de gradiente y el algoritmo EGO que combina la metodología RSM con la técnica de optimización *Branch and bound*. Los mejores resultados se lograron con el algoritmo EGO. Limitando el número de parámetros incluidos en la correlación a 20, permitió alcanzar la correlación en mucho menos tiempo del necesario con el método tradicional (5 horas vs. 2 días). Además, se logró una mejora de la correlación reduciendo los errores de 13 °C a 3 °C.

Beck, Bieler y Thomas en su trabajo indicado en la referencia bibliográfica (Beck, Bieler y Thomas, 2012), abordan la correlación de los modelos matemáticos con los ensayos térmicos mediante técnicas de optimización iterativa basadas en el enjambre de partículas adaptativo (APSO). En este caso el sujeto objeto de la optimización es una función de fitness definida en un espacio de búsqueda multidimensional. El enjambre consiste en una serie de partículas donde cada una de ellas representa una posible solución al problema, y cuyo valor de fitness es evaluado en cada iteración del algoritmo. Básicamente, la posición de la población del enjambre se actualiza tras cada iteración mediante un vector de desplazamiento que depende de la solución obtenida previamente. Los parámetros del modelo que han sido ajustados son fundamentalmente las conductividades lineales. Finalmente han logrado reproducir los ensayos con una precisión de 4.2 ± 3.2 °C en un rango de temperaturas de 200 °C tras emplear 600 pasos de iteración del algoritmo.

Otra aproximación diferente es la que realizan Akita, Takaki y Shima en su trabajo (Akita, Takaki y Shima, 2012). En este caso no realizan exactamente una correlación de un TMM sino una estimación adaptativa del modelo térmico del vehículo espacial en órbita mediante la utilización de un filtro de Kalman a partir de los datos recogidos durante su misión. El filtro de Kalman no es realmente un método de optimización, sino un método recursivo de estimación del estado de un sistema que a partir del conocimiento del comportamiento actual estima el estado futuro del sistema. La utilización de filtros de Kalman es ampliamente empleada para la estimación de modelos adaptativos. En este tipo de metodología tanto las variables de estado como

los parámetros bajo incertidumbre contenidos en un sistema dinámico se estiman simultáneamente para cada paso de tiempo de observación. Debido a que los filtros de Kalman habituales son métodos orientados a sistemas lineales y a que los modelos térmicos matemáticos de los vehículos espaciales son altamente no lineales debido a los términos de radiación, los autores emplean una variación de este método denominada *ensemble Kalman filter (EnKF)*, capaz de manejar de forma efectiva las no-linealidades existentes mediante el método de Montecarlo. De esta forma logran una estimación del TMM cuyos resultados presentan errores inferiores a ± 3 °C. Esta metodología es apta para la computación paralelizada y por lo tanto para su aplicación a la estimación de modelos térmicos matemáticos de satélites a gran escala.

Van Zijl, Zandbergen y Benthem en su artículo sobre la correlación de TMMs (van Zijl, Zandbergen y Benthem, 2013), evalúan el comportamiento de tres tipos diferentes de algoritmos: Montecarlo, GA y APSO. Los tres algoritmos alcanzan la correlación rápidamente (515, 1298 y 263 segundos respectivamente) logrando un nivel de error bajo (1.02, 0.79 y 0.78 °C respectivamente). La combinación del nivel de error junto con el tiempo de cálculo muestra que los mejores resultados se han logrado con el algoritmo APSO. Los autores destacan que, comparado con la correlación manual, este tipo de algoritmo permite lograr la correlación en menos tiempo y en general con mejores resultados, ya que es capaz de estudiar todo el espacio de búsqueda. Ahora bien, debido a la no existencia de una solución única y a que las soluciones halladas son de tipo matemático, los parámetros del modelo pueden perder parte de su sentido físico por lo que los resultados siempre deben ser analizados desde el punto de vista ingenieril con un espíritu crítico.

Trinoga, y Frey et ál., presentan en sus artículos (Trinoga, 2014; Frey, Trinoga et ál., 2015) el desarrollo de una herramienta para la correlación automatizada de TMMs, aunque limitada a casos estacionarios. La herramienta básicamente consiste en un método iterativo donde se realiza una modificación de los parámetros incluidos en la correlación, dentro de un intervalo previamente definido, hasta lograr alcanzar el nivel de correlación deseado. Con el objeto de limitar el tiempo de cálculo necesario para cada iteración, realiza una linearización del problema mediante la aproximación lineal del término de radiación de la ecuación de transmisión de calor. Los autores aconsejan

limitar la correlación a los parámetros sujetos a mayor incertidumbre para tratar de evitar la obtención de valores sin sentido físico. En el artículo comparan los resultados obtenidos aplicando tres métodos distintos de optimización: recocido simulado (SA), umbral de aceptación (TA) y un algoritmo genético (GA). El TA es el método que proporcionó los peores resultados por lo que se descartó. De los otros dos, los resultados obtenidos con SA fueron ligeramente mejores. Uno de los mayores inconvenientes de este tipo de aproximación, además de que el estudio está limitado a casos estacionarios, es que la linearización aplicada requiere que la matriz del término de radiación y las entradas de calor sean modificadas por un término que depende de la solución inicial del TMM no correlado, por lo que los valores de temperatura calculados arrastran un cierto error. Este error de linearización depende de la diferencia de temperaturas del modelo no correlado y del TMM en cuestión, por lo que no puede ser evaluado para el caso general. La solución pasa por recalcular de nuevo las temperaturas del TMM completo y realizar algunas iteraciones más entre el TMM completo y el linearizado. En las pruebas realizadas sobre diferentes TMMs obtienen resultados muy dispares con niveles de correlación que oscilan entre los 0.8 °C y los 14.8 °C.

2.3.3. MÉTODOS HÍBRIDOS

Cheng et ál. en su artículo sobre la correlación de TMMs de naves espaciales (Cheng, Liu et ál., 2011) reivindica la necesidad una mayor investigación en este ámbito. Explica que los métodos de correlación más habituales en ese momento eran el método empírico de prueba-error y el método de los mínimos cuadrados. Ambos métodos requieren una gran carga de trabajo cuando se trata con modelos de cierta complejidad y no siempre permiten alcanzar el grado de correlación deseado. El autor avanza en la correlación mediante una estrategia de capas utilizando una aproximación híbrida que combina el método determinista Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS) con el método heurístico de Montecarlo. En primer lugar, detecta los parámetros claves del modelo mediante un análisis de sensibilidad utilizando el método de Montecarlo. De este modo agrupa los parámetros del modelo en parámetros globales, aquellos cuya modificación afecta a gran parte del modelo, y parámetros locales, aquellos cuya

modificación solo afecta a los nodos directamente relacionados con dichos parámetros. Después lleva a cabo la correlación en dos etapas. En una primera etapa incluye en la correlación los parámetros globales, y a continuación, utilizando los resultados obtenidos como punto de partida realiza una nueva correlación incluyendo los parámetros locales, aunque no especifica el método de optimización empleado para ello. Por último, vuelve a realizar una nueva correlación mediante el método BFGS incluyendo todos los parámetros, globales y locales, a partir de los valores previamente obtenidos. Con esta metodología obtiene una correlación con errores del orden de ± 3 °C.

Capítulo 3

EL CONTROL TÉRMICO DE LOS SISTEMAS ESPACIALES

Las condiciones ambientales que debe soportar cualquier equipo que se encuentre en el espacio son muy extremas. Durante los periodos en que el equipo se encuentra en zonas de eclipse las temperaturas son extremadamente bajas, mientras que durante los periodos en que se encuentra expuesto a la luz solar en ausencia de atmósfera, los flujos de calor inciden sobre él con gran intensidad. Una dificultad adicional es la ausencia de aire, excepto en el caso de volúmenes presurizados, lo que imposibilita la convección, limitando la evacuación del calor a la radiación hacia el espacio exterior. Tanto los componentes mecánicos como los electrónicos, únicamente son capaces de funcionar dentro de su intervalo de temperaturas de operación, e incluso pueden deteriorarse de forma irreversible si superan sus límites de temperatura de no operación. Por este motivo cualquier sistema que es enviado al espacio cuenta con un sistema de control térmico (TCS), cuya misión es mantener los distintos componentes de los equipos dentro de sus intervalos admisibles de temperatura en cualquiera de las situaciones esperadas a lo largo de la misión.

La norma ECSS-E-ST-31C de la European Cooperation for Space Standardization relativa al control térmico, referencia (ECSS Technical Authority, 2008) de la bibliografía, determina tanto la metodología como los requerimientos para la definición,

el análisis, el diseño, la fabricación, la verificación y la operación en servicio de los sistemas de control térmico.

En lo que respecta al trabajo aquí presentado los aspectos que resultan de interés son cuatro: el diseño del control térmico, la campaña de ensayos térmicos, los modelos térmicos matemáticos, y la correlación de los mismos con los ensayos térmicos. En la referencia (Meseguer, Pérez-Grande y Sanz-Andrés, 2012) puede encontrarse información detallada acerca de los tres primeros aspectos mencionados.

3.1. EL DISEÑO DEL SISTEMA DE CONTROL TÉRMICO

La metodología que se sigue habitualmente en el diseño del TCS se basa en el método del caso caliente y el caso frío. Este método, el cual se explica en detalle en las referencias de la bibliografía (Karam, 1998; Gilmore y Collins, 2002), básicamente consiste en definir dos casos críticos de diseño, los denominados caso caliente y caso frío. Estos casos de diseño se establecen en base a los entornos térmicos esperados y a los distintos modos de operación del satélite o sistema estudiado.

Si se asume que todo el vehículo espacial puede representarse por una única temperatura, su equilibrio térmico en órbita vendría dado por la ecuación (3). Donde q^d representa el calor disipado por el vehículo, A_{rad} es el área del radiador, ϕ un coeficiente de ponderación, α^s la absortividad, q^s el calor solar, q^A el calor del albedo, ε la emisividad, q^E el calor infrarrojo emitido por ejemplo por la Tierra, σ la constante de Stefan-Boltzman, $F_{rad-esp}$ el factor de vista entre el radiador y el espacio, T_{rad} la temperatura del radiador y T_{sink} la temperatura del espacio.

$$q^d + A_{rad} \cdot \phi[\alpha^s \cdot (q^s + q^A) + \varepsilon \cdot q^E] = \sigma \cdot A_{rad} \cdot F_{rad-esp} \cdot \varepsilon \cdot (T_{rad}^4 - T_{sink}^4) \quad (3)$$

El caso caliente representa la situación en que el equipo alcanzará las temperaturas más elevadas y en la que será necesario expulsar la mayor cantidad de calor hacia el exterior. Esta situación permite dimensionar el radiador, sustituyendo en la ecuación (3) los valores correspondientes a la combinación del modo de operación en que se producen las máximas disipaciones de calor junto con el entorno térmico más caliente esperado en órbita.

En el caso frío, esta misma ecuación permite dimensionar los calentadores (heaters), ya que representa la situación en que el equipo alcanzará las temperaturas más bajas. Lo que corresponde a la combinación del modo de operación del equipo con menores disipaciones, junto con el entorno térmico más frío esperado en órbita. Posteriormente puede ser necesario refinar el diseño del TCS incluyendo otras situaciones de operación específicas del sistema estudiado.

A partir de los requerimientos de temperatura que presentan los distintos dispositivos que forman el sistema espacial estudiado, se determina el rango de temperaturas de cualificación. Las temperaturas de cualificación son las temperaturas operativas máximas que se alcanzarán durante la campaña de ensayos, por lo que no deben ser superiores a las temperaturas límite de los dispositivos estudiados. Posteriormente, en función de los valores asignados a los márgenes de cualificación, aceptación y de incertidumbre, se definen el resto de temperaturas límite que guían el diseño del TCS, tal y como se indica en la Figura 3-1.

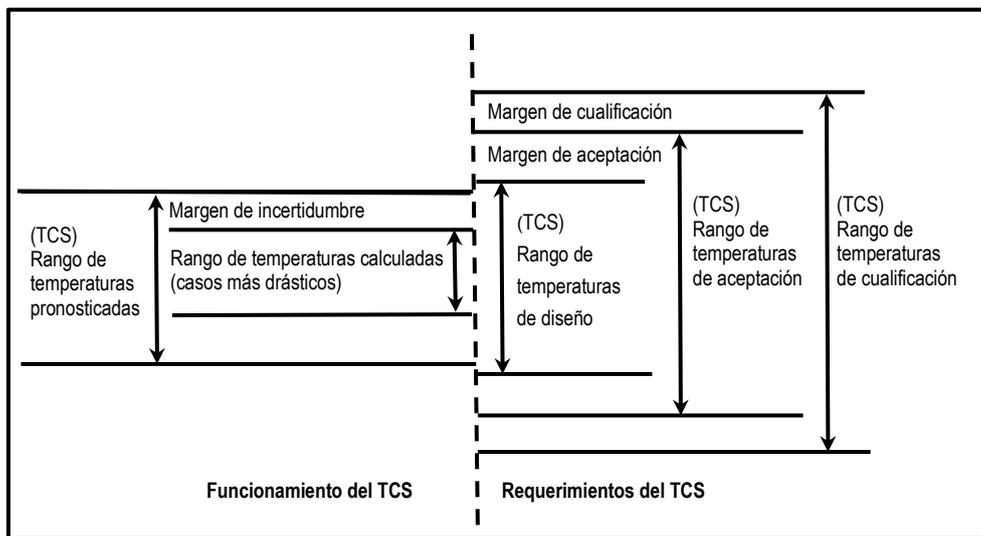


Figura 3-1. Temperaturas que rigen el diseño del sistema control térmico

El denominado margen de incertidumbre corresponde al margen de seguridad que se aplica a las temperaturas calculadas para los casos críticos de diseño (caso caliente y caso frío). Su objetivo es cubrir las incertidumbres inherentes a los parámetros del modelo que tienen influencia en los resultados, por ejemplo, el cálculo de los factores

de vista, de las *GLs*, etc. La magnitud de los márgenes de incertidumbre, aceptación y cualificación depende de cada misión y debe ser acordada entre los distintos responsables de la misma, pero como guía general puede decirse que los valores típicos suelen ser del orden de 10 °C para el margen de cualificación, 5 °C para el margen de aceptación y 10 °C para el margen de incertidumbre.

El diseño del TCS evoluciona en paralelo con el diseño del resto del sistema espacial, de modo que es necesario ir actualizando el mismo a medida que se van concretando o modificando otros componentes con influencia en el comportamiento térmico. Su diseño debe tratar de ser lo más simple posible, siendo lo ideal recurrir a un sistema de control térmico pasivo evitando así el uso de componentes activos. De este modo se consigue minimizar el costo, el peso y la complejidad del funcionamiento del sistema de control térmico, reduciendo además los posibles fallos en servicio.

3.2. LOS ENSAYOS TÉRMICOS

Los ensayos térmicos a que se somete cualquier vehículo espacial vienen determinados, en el caso europeo, por la norma ECSS-E-ST-10-03C, referencia (ECSS Technical Authority, 2012) de la bibliografía. La configuración de los ensayos térmicos depende principalmente del tipo de sistema estudiado (una unidad funcional, un subsistema, un vehículo espacial, etc.) y de si se ha seguido una aproximación basada en un modelo de cualificación (QM) y un modelo de vuelo (FM), o basada en un único modelo prototipo de vuelo (PFM). Sin entrar en muchos detalles puede decirse que, generalmente, se realiza al menos un ensayo de ciclado (habitualmente en condiciones de vacío) y un ensayo de balance térmico. Para una información más detallada, además de la norma ECCS mencionada, puede consultarse la referencia (Welch, 2002).

Este tipo de ensayos térmicos resultan muy costosos tanto en términos económicos como de esfuerzo del equipo de trabajo. No sólo requieren la utilización de instalaciones de coste elevado, sino que también requieren la presencia continua del equipo de trabajo las 24 horas del día durante el tiempo que transcurra hasta la finalización del ensayo, lo que puede significar varios días o semanas.

3.2.1. ENSAYO DE CICLADO

El objetivo del ensayo de ciclado es demostrar que el equipo cumple los requerimientos especificados y comprobar la no existencia de materiales defectuosos o errores de montaje. Cuando se sigue una aproximación basada en un modelo QM y un FM suelen realizarse dos ensayos de ciclado: el ensayo de cualificación y el ensayo de aceptación. En el caso de disponer de un único modelo PFM, ambos ensayos, cualificación y aceptación, suelen combinarse en un único ensayo de ciclado. La Figura 3-2, la Tabla 3-1 y la Tabla 3-2 muestran un ejemplo de ensayo de ciclado en vacío de un equipo espacial.

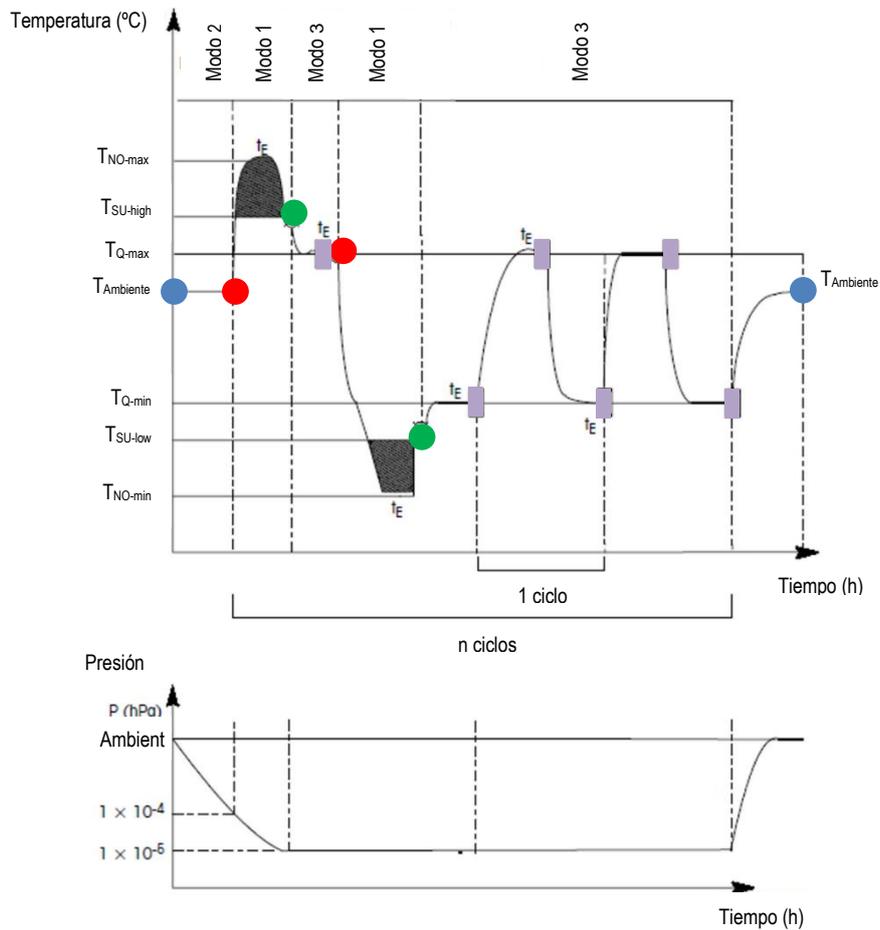


Figura 3-2. Secuencia típica de un ensayo de ciclado térmico en vacío

Tabla 3-1. Valores típicos de los ensayos de cualificación de equipos espaciales

Ciclo inicial	Nº de ciclos	t_e	dT/dt	Criterio de estabilización
Caliente	8	2 h	< 20 °C/min	1 °C/h

Tabla 3-2. Símbolos empleados en la Figura 3-2

Símbolo	Descripción
$T_{NO-max}; T_{NO-min}$	Temperaturas no-operativas máxima y mínima (Límites de supervivencia del equipo apagado)
$T_{SU-high}; T_{SU-low}$	Temperaturas de encendido máxima y mínima (Temperaturas más extremas a las que el equipo puede ser encendido)
$T_{Q-max}; T_{Q-min}$	Temperaturas de cualificación máxima y mínima
$T_{Ambiente}$	Temperatura ambiente
t_e	Tiempo de espera
Modo 1	Modo en que el instrumento está apagado
Modo 2	Modo de funcionamiento parcial, generalmente algún tipo de funcionamiento relacionado con la fase de lanzamiento
Modo 3	Modo de funcionamiento normal operativo.
	Inicio y final del ensayo
	Apagado
	Encendido
	Ensayo funcional reducido intermedio

El ensayo de cualificación se lleva a cabo sobre el QM, y su objetivo es demostrar que la implementación del diseño realizado y los métodos de fabricación empleados han permitido obtener un equipo capaz de cumplir con los requerimientos especificados. Debe comprobarse que el equipo es capaz de funcionar satisfactoriamente a temperaturas superiores a los valores límite utilizados durante el diseño con un margen de seguridad suficiente, tal y como se indica en la Figura 3-1.

El objetivo del ensayo de aceptación es demostrar la conformidad del equipo final con las especificaciones y detectar posibles defectos de fabricación o materiales defectuosos. Debe demostrarse que el equipo está perfectamente preparado para ser lanzado al espacio y comenzar su misión. Este tipo de ensayo es similar al de

cualificación, pero el número de ciclos es inferior y los valores de temperatura a que se somete el equipo son menos estrictos (Figura 3-1). El ensayo de aceptación se lleva a cabo sobre el FM.

En el caso de la aproximación de tipo PFM se realiza un ensayo de ciclado que busca comprobar la adecuación del equipo, pero minimizando el riesgo de daño. Para ello habitualmente se utilizan los niveles de temperatura correspondientes a los márgenes de cualificación, pero con una duración correspondiente al ensayo de aceptación.

Si bien no es imprescindible que el ensayo de ciclado se realice en condiciones de vacío, pudiendo realizarse un ensayo térmico de vacío adicional, lo habitual es combinar ambos para lograr una reducción de los tiempos de ensayo.

3.2.2. ENSAYO DE BALANCE TÉRMICO

El ensayo de balance térmico tiene un doble objetivo. Por una parte, permite determinar si el TCS es capaz de mantener el equipo dentro de su rango de temperaturas admisibles en todas las situaciones esperadas durante la misión. Por otra parte, proporciona los valores de referencia necesarios para proceder a la validación y/o correlación de los TMMs.

Básicamente consiste en reproducir durante el ensayo las situaciones térmicas esperadas durante la misión, combinando los distintos entornos térmicos esperados con los modos de operación del equipo, y comprobar que el TCS consigue mantener el equipo dentro del rango de temperaturas esperadas. Como mínimo deben reproducirse los casos críticos de diseño (caso caliente y caso frío) aunque resulta recomendable incluir también otras situaciones esperadas para comprobar la efectividad del control térmico en otras fases de la misión. Este tipo de ensayo habitualmente se realiza sobre el modelo de vuelo (FM o PFM).

Para cada una de las situaciones ensayadas resulta necesario esperar a que las temperaturas se estabilicen, con el objetivo de obtener los valores correspondientes a la situación estacionaria. Para ello se define un criterio de estabilización, que en el ensayo de balance térmico suele ser muy estricto. Este criterio debe ser acordado

entre los distintos responsables de la misión, pero es habitual exigir variaciones de temperatura inferiores a 1 °C/h durante un periodo de al menos 4 horas.

El ensayo de balance térmico generalmente se realiza combinado con el ensayo de ciclado, al inicio del mismo. De este modo, si se detectan problemas durante el ensayo de balance térmico no se lleva a cabo el ensayo de ciclado, evitando solicitar en exceso los componentes del equipo (véase la Figura 3-3).

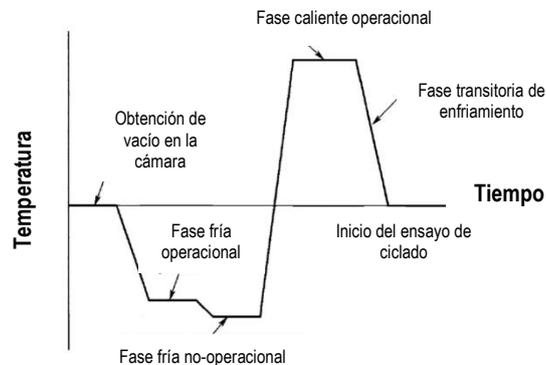


Figura 3-3. Secuencia típica de un ensayo de balance térmico

Existen distintos tipos de cámaras térmicas de vacío que pueden emplearse en este tipo de ensayos. Algunas cámaras térmicas pueden simular el calentamiento solar pero las más comunes se caracterizan por no disponer de esta capacidad. En su lugar únicamente es posible regular la temperatura de los shrouds⁴ y la de la placa base donde va fijado el equipo que se desea ensayar. Un ejemplo típico de este tipo de cámara es el mostrado en la Figura 3-4.

⁴ Se denominan *shrouds*, a los velos que cubren las paredes de la cámara térmica y cuya temperatura es posible fijar en función de las necesidades del ensayo.

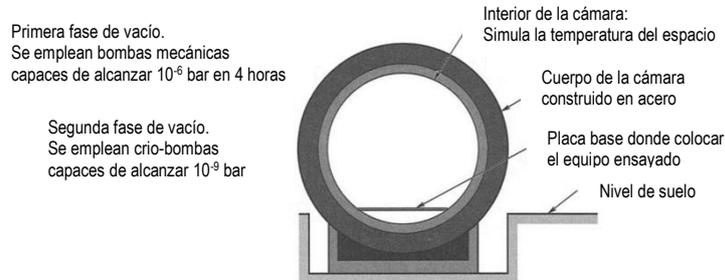
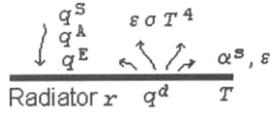


Figura 3-4. Ejemplo de una cámara de vacío sin simulación solar

Durante el ensayo de balance térmico es necesario reproducir las condiciones ambientales esperadas en órbita, por lo tanto, es necesario definir un entorno térmico equivalente adaptado a las posibilidades de regulación térmica de la cámara. Si las condiciones ambientales esperadas en órbita para cada uno de los entornos térmicos considerados son variables, en el ensayo suelen emplearse los valores promedio de cada uno de ellos.

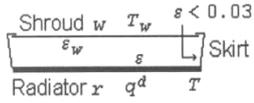
En el caso de las cámaras sin capacidad de simular el calentamiento solar, es necesario calcular las temperaturas equivalentes que deben ser fijadas en los shrouds. El concepto básico consiste en combinar el principio de conservación de la energía, con la condición de que la temperatura del radiador sea la misma en la cámara de vacío que en el espacio para una determinada disipación q^d .

La ecuación (4) representa el equilibrio térmico que tiene lugar en el radiador cuando el equipo está en el espacio. La ecuación (5) representa el equilibrio en el radiador cuando se encuentra dentro de la cámara de vacío. De estas dos expresiones, tras un cierto trabajo de álgebra considerando el factor de vista igual a 1, se obtiene la ecuación (6), la cual permite obtener la temperatura correspondiente al shroud (T_{Wall}). Básicamente consiste en transformar el calor total absorbido por el radiador en el espacio, en la temperatura que debe ser fijada en los shrouds. Para más información puede consultarse la referencia (Karam, 1998) de la bibliografía.



En órbita:

$$q^d + A_R \phi [\alpha^S (q^S + q^A) + \epsilon \cdot q^E] = \sigma A_R F \epsilon (\sigma T_R^4 - \sigma T_{space}^4) \quad (4)$$



En la cámara de vacío:

$$q^d = \mathfrak{S}_{r-w} A_R [\sigma (T_R^4 - T_{wall}^4)] \quad (5)$$

$$\sigma T_{wall}^4 = \left(\frac{\epsilon}{\mathfrak{S}_{r-w}} \right) \left[\left(\frac{\mathfrak{S}_{r-w}}{\epsilon} - 1 \right) \sigma T_R^4 + \phi \left(\left(\frac{\alpha^S}{\epsilon} \right) (q^S + q^A) + q^E \right) + \sigma T_{space}^4 \right] \quad (6)$$

A_R , área del radiador

q^S , calor solar

T_R , temperatura del radiador

ϕ , coeficiente de ponderación

q^A , calor albedo

T_{space} , temperatura del espacio

α^S , absortividad solar del radiador

q^E , calor infrarrojo

ϵ_w , emisividad del shroud

σ , constante de Stefan-Boltzmann

ϵ , emisividad

T_{wall} , temperatura del shroud

F, factor vista = 1

$$\mathfrak{S}_{r-w} = \left[\frac{1}{\epsilon} + \frac{1}{\epsilon_w} - 1 \right]^{-1}$$

Capítulo 4

LOS MODELOS TÉRMICOS MATEMÁTICOS

Los modelos térmicos matemáticos o TMMs son modelos representativos de la configuración térmica del vehículo espacial. Permiten realizar el análisis térmico del mismo bajo distintas condiciones de funcionamiento. De este modo es posible predecir, tanto la distribución de temperaturas en el equipo como el calor intercambiado con el ambiente.

En las primeras etapas del proyecto, la fase A de diseño conceptual y la fase B de diseño preliminar, el propósito del análisis térmico es el de servir como base de las decisiones de diseño orientadas a alcanzar un diseño térmico viable. En estas etapas tempranas de diseño los modelos suelen ser simples y flexibles de modo que pueden adaptarse fácilmente a la evolución que va sufriendo tanto el diseño del sistema como el modelo matemático. Se utilizan los denominados modelos reducidos, formados por unos pocos nodos. El diseño del resto de los subsistemas (estructural, de control, electrónico, etc.) no suele estar aun suficientemente maduro. Además, existen ciertos aspectos relevantes para el comportamiento térmico del equipo que en estas primeras aproximaciones son notoriamente difíciles de modelizar con precisión, como por ejemplo, la conducción a través del contacto o las disipaciones de los dispositivos.

En las fases C y D, fases de implementación, el propósito de los TMMs se modifica y el análisis pasa a emplearse como parte de la verificación del diseño térmico. Ello requiere un aumento considerable del nivel de detalle y fidelidad del modelo, con un

importante aumento del número de nodos, dando lugar a lo que se conoce como modelo detallado. Este modelo detallado y actualizado, será el empleado para la realización de las predicciones de los ensayos térmicos y para la posterior correlación con las mediciones realizadas durante dichos ensayos. Por ello debe definirse de forma que su uso sea efectivo, con el número mínimo de nodos necesario para verificar correctamente el diseño. Si el número de nodos del modelo es demasiado elevado, aunque permitirá obtener un mapa de temperaturas más detallado, dificultará la interpretación de los flujos de calor entre los nodos. En cambio, si el número de nodos es muy reducido, puede causar la pérdida de información relevante.

Los TMMs utilizados habitualmente en el diseño del control térmico de sistemas espaciales están basados en el método numérico denominado Thermal Lumped Parameters (TLP) cuya descripción detallada puede encontrarse en las referencias (Karam, 1998; K&K Associates, 2000; Gilmore y Collins, 2002). Este método, con una larga y exitosa historia en la industria espacial, divide la nave o el sistema en un número reducido de nodos isoterms conectados entre sí formando una red nodal análoga a un circuito eléctrico RC (resistencia-capacitancia). El calor es transferido entre los nodos que se encuentran a diferentes temperaturas mediante conducción, convección y radiación. La convección únicamente está presente si el sistema espacial presenta un volumen presurizado, lo que habitualmente sólo ocurre en expediciones tripuladas. Los nodos pueden ser difusivos, aritméticos o de contorno. Los nodos difusivos representan un volumen real y tienen asociada una inercia térmica de un valor finito. Los nodos aritméticos tienen asociada una inercia térmica de valor cero, lo cual, si bien es físicamente irreal, suele utilizarse para representar nodos cuya inercia es mucho menor que la del resto de nodos del modelo. Los nodos de contorno son nodos cuya inercia térmica es infinita, por lo que tampoco tienen un significado físico real, y se utilizan para representar nodos cuya temperatura es una condición de contorno. El calor transmitido mediante conducción a través del sistema espacial sigue lo que se conoce como caminos térmicos conductivos, los cuales se modelizan mediante las conductancias conductivas existentes entre los nodos (*GLs*). De modo similar, el calor transmitido por radiación se modeliza mediante las conductancias radiativas (*GRs*) existentes entre los nodos. En el caso de los análisis transitorios, la

inercia térmica o capacitancia (*MCs*) de los nodos difusivos también debe ser incluida en el modelo.

Habitualmente el calor se genera en puntos específicos del sistema, como por ejemplo los motores, experimentos científicos o tarjetas electrónicas, siendo necesario conducirlo hacia el radiador donde es emitido al espacio exterior. Por ello los TMMs también deben incluir estas fuentes de generación de calor junto con los componentes que forman el TCS, como pueden ser los calentadores, termostatos, mantas térmicas aislantes (MLIs), etc.

El método TLP es en sí mismo un método aproximado, tanto por la asunción de que los nodos son isotermos como por el tipo de discretización necesaria para resolver la ecuación diferencial de transmisión de calor. El conjunto de n ecuaciones transitorias no lineales que se obtienen y que deben ser resueltas viene expresado por la ecuación (7). Tras resolver el sistema de n ecuaciones, se obtiene la temperatura en cada nodo, así como su evolución con el tiempo si el caso es transitorio.

$$\sum_{j=1}^n GL(i,j)(T_i - T_j) + \sum_{j=1}^n \sigma \cdot GR(i,j)(T_i^4 - T_j^4) + MC_i \frac{dT_i}{dt} = q_i \quad (7)$$

Los términos de la ecuación donde aparecen las expresiones GL y GR , corresponden a la transmisión de calor entre el nodo i y el resto de nodos del modelo mediante conducción y radiación respectivamente. El término MC_i tiene en cuenta la variación de temperatura del nodo i con el tiempo. Finalmente, el término q_i es distinto de cero si en el nodo i existe una condición de contorno, representando por ejemplo el calor que le llega directamente desde fuentes externas (sol, albedo, infrarrojo, etc.) o el calor producido en el propio nodo.

Desde el punto de vista de las ecuaciones de transmisión de calor, queda claro que el cálculo preciso de las conductancias conductivas (GLs), las conductancias radiativas (GRs) y las inercias térmicas (MCs) es de la mayor importancia para obtener valores de temperatura precisos en los nodos. Estos parámetros (GLs , GRs y MCs) se calculan con sumo cuidado a partir de las propiedades térmicas de los materiales y las geometrías de los componentes. A pesar de ello siempre existen inexactitudes

inherentes a cualquier método numérico, además de las imprecisiones debidas a la fabricación y los posibles errores humanos.

4.1. CÁLCULO DE LAS INERCIAS TÉRMICAS

La inercia térmica o capacitancia de un nodo (MC_i) viene dada por la ecuación (8), donde V_i corresponde al volumen representado por el nodo i (m^3), ρ a la densidad del material (kg/m^3) y C_p al calor específico del material ($J/kg\ ^\circ C$).

Su valor generalmente puede obtenerse mediante simples cálculos manuales y en caso de geometrías más complejas mediante programas de CAD.

$$MC_i = V_i \cdot \rho \cdot C_p \quad (8)$$

4.2. CÁLCULO DE LAS CONDUCTANCIAS RADIATIVAS

La expresión general de cálculo de las conductancias radiativas (GRs) viene dada por las ecuaciones (9) y (10) dependiendo de si la radiación se produce hacia un cuerpo negro o entre dos superficies grises. Un cuerpo negro es una superficie ideal que absorbe toda la radiación incidente; como consecuencia, la única radiación que abandona el cuerpo negro es la emisión original y depende solo de la temperatura de su superficie. Una superficie gris es una representación simplificada de una superficie real que asume que la emisión de energía se produce de modo difuso e independiente de la longitud de onda, y únicamente absorbe parte de la radiación incidente.

$$GR_{i,j} = \sigma \cdot \varepsilon_i \cdot F_{i-j} \cdot A_i \quad \text{radiación hacia un cuerpo negro} \quad (9)$$

$$GR_{i,j} = \sigma \cdot \mathfrak{S}_{i-j} \cdot A_i \quad \text{radiación entre superficies grises} \quad (10)$$

Donde $GR_{i,j}$ viene expresado en (W/K^4); σ es la constante de Stefan-Boltzmann; ε_i es la emisividad de la superficie i ; F_{i-j} es el factor geométrico o factor de vista entre la superficie i y la superficie j ; A_i es el área de la superficie i expresado en (m^2); y \mathfrak{S}_{i-j} es el factor de radiación entre los cuerpos grises i y j . En ocasiones, la constante de Stefan-Boltzmann (σ), no se incluye en la expresión de cálculo de las GRs , sino en la

ecuación general de transmisión de calor, tal y como se ha hecho en la ecuación (7). En ese caso el valor de las GRs viene dado en m^2 .

La emisividad (ε) es una medida de cuanta energía puede radiar un cuerpo comparado con un cuerpo negro. Representa la relación entre el poder emisivo total de una superficie real a una temperatura T y el poder emisivo de una superficie negra a la misma temperatura. Es función del material, la condición superficial y la temperatura del cuerpo.

El factor geométrico o factor de vista de la superficie i hacia la superficie j , (F_{i-j}), representa la fracción total de energía radiada desde la superficie i que incide directamente en la superficie j , asumiendo que la superficie i emite la energía de modo difuso. Del mismo modo F_{j-i} representa la fracción del total de energía radiada desde la superficie j que es interceptada por la superficie i . F_{i-j} únicamente es función de la geometría del sistema. En el caso de superficies difusas de área finita se cumple la ecuación (11).

$$A_i \cdot F_{i-j} = A_j \cdot F_{j-i} \quad (11)$$

Los factores de vista (F_{i-j}) entre geometrías simples pueden calcularse de modo manual a partir de distintas expresiones analíticas, muchas de las cuales pueden encontrarse en la referencia (Chapman, 1984a). En el caso de geometrías complejas es necesario recurrir a códigos de cálculo específicos.

El factor de forma entre superficies grises (\mathfrak{F}_{i-j}) es el producto entre el factor de vista F_{i-j} y un factor representativo de la diferencia de la superficie con un cuerpo negro. Para casos sencillos de recintos cerrados formados únicamente por dos componentes existen expresiones analíticas ya desarrolladas que pueden ser empleadas directamente, como por ejemplo la mostrada en la ecuación (12) para el caso de dos placas planas paralelas e infinitas. En el caso de recintos no cerrados puede utilizarse el valor de la emisividad efectiva entre superficies (ε_{eff}) para el cálculo de \mathfrak{F}_{i-j} según la ecuación (13). La emisividad efectiva es función de la emisividad de las dos superficies involucradas y los factores de vista entre ellas, y viene dada por la ecuación (14). En el caso de recintos cerrados más complejos los valores de \mathfrak{F}_{i-j} suelen

calcularse mediante códigos de cálculo específicos a partir de los valores de $(A_i \cdot F_{i-j})$ de cada superficie del recinto hacia cada una de las restantes superficies, y de la emisividad de cada una.

$$F_{1-2} = F_{2-1} = 1; \quad \mathfrak{S}_{i-j} = \frac{1}{\left(\frac{1}{\varepsilon_1} + \frac{1}{\varepsilon_2} - 1\right)} \quad (12)$$

$$\mathfrak{S}_{i-j} = \varepsilon_{eff_i} \cdot F_{i-j} \quad (13)$$

$$\varepsilon_{eff} = \frac{\varepsilon_1 \cdot \varepsilon_2}{1 - F_{1-2} \cdot F_{2-1} \cdot (1 - \varepsilon_1) \cdot (1 - \varepsilon_2)} \quad (14)$$

El cálculo de los factores de vista ha sido ampliamente estudiado a lo largo de la historia y actualmente existen numerosos códigos numéricos que permiten calcular no solo los factores de vista entre las superficies (F_{i-j}) o entre cuerpos grises (\mathfrak{S}_{i-j}), sino que muchos de ellos proporcionan directamente el valor de las $GR_{i,j}$ necesarias para conformar el TMM. Estos códigos emplean distintas aproximaciones, algunas de las cuales se mencionan brevemente a continuación a modo de ejemplo.

- Cálculo directo de los factores de vista. Este método obtiene directamente los factores de vista entre dos superficies mediante las ecuaciones (15) y (16). En la Figura 4-1 se muestra el significado de las variables implicadas en dichas ecuaciones. Para una información más detallada puede consultarse la referencia (Chapman, 1984b).

$$F_{1-2} = \frac{1}{A_1} \int_{A_1} \int_{A_2} \frac{\cos \theta_1 \cdot \cos \theta_2}{\pi \cdot r^2} dA_2 dA_1 \quad (15)$$

$$F_{2-1} = \frac{1}{A_2} \int_{A_2} \int_{A_1} \frac{\cos \theta_2 \cdot \cos \theta_1}{\pi \cdot r^2} dA_1 dA_2 \quad (16)$$

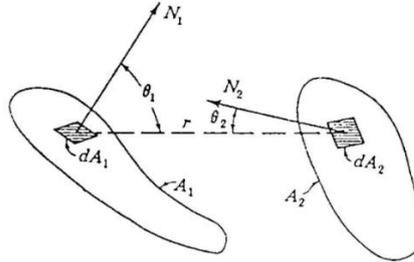


Figura 4-1. Superficies radiantes finitas

- Algebra de los factores de forma. Este método, el cual puede encontrarse en la referencia (Chapman, 1984b), consiste en el cálculo de los factores de forma buscados a partir de otros factores de forma ya conocidos o fácilmente calculables. Dadas 2 superficies \$A_i\$ y \$A_j\$, si una de ellas se subdivide en \$n\$ superficies más sencillas, puede obtenerse el factor de forma entre ambas superficies mediante las ecuaciones (17) y (18).

$$F_{i-j} = \frac{\sum_n [A_{i_n} \cdot F_{i_n-j}]}{A_i} \quad (17)$$

$$F_{j-i} = \sum_n [F_{j-i_n}] \quad (18)$$

En el caso de que ambas superficies se subdividan de modo que \$A_i = \sum_n A_{i_n}\$ y \$A_j = \sum_m A_{j_m}\$, el factor de forma entre ambas superficies puede obtenerse mediante la ecuación (19).

$$F_{i-j} = \frac{\sum_n [\sum_m [A_{i_n} \cdot F_{i_n-j_m}]]}{A_i} \quad (19)$$

- El método de la esfera unitaria. Este método permite calcular el factor de forma entre una superficie infinitesimal \$dA_1\$ y una superficie finita \$A_2\$. Se construye una semi-esfera de \$r = 1\$ sobre el elemento de área \$dA_1\$ como la mostrada en la Figura 4-2. El factor de vista corresponde a la fracción de superficie del plano de la semiesfera ocupado por la proyección normal en el plano (\$A_p\$) de la

proyección de la superficie A_2 en la semiesfera (A_s). De este modo el factor de vista $F_{dA_1-A_2}$, puede calcularse mediante la ecuación (20). Véase la referencia (Siegel y Howell, 2002) para mayor información.

$$F_{dA_1-A_2} = \int_{A_2} \frac{\cos \theta_1 \cdot \cos \theta_2}{\pi \cdot S^2} dA_2 = \int_{\omega_1} \frac{\cos \theta_1}{\pi} d\omega_1 \quad (20)$$

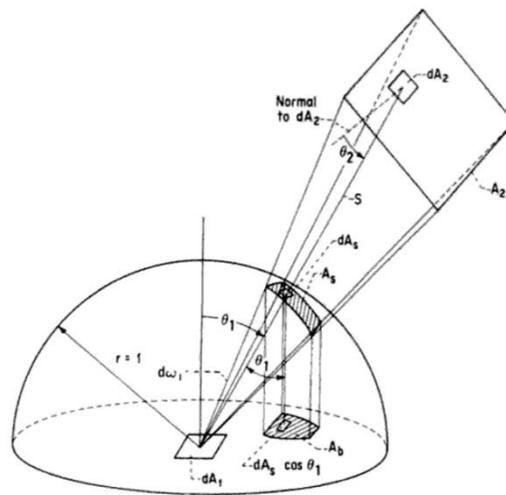


Figura 4-2. Método de la esfera unitaria

- El método del semi-cubo. Esta aproximación básicamente es una modificación del método de la esfera unitaria adaptado al cálculo computacional en tarjetas gráficas. La proyección sobre la cara de un semi-cubo centrado sobre el elemento receptor dA_1 en lugar de sobre una semi-esfera, ver Figura 4-3, presenta algunas ventajas. En la práctica, las 5 superficies del semi-cubo se dividen en pequeños elementos cuadrados (píxeles) y los factores de vista desde el elemento dA_1 hacia cada píxel se calculan utilizando los factores para pequeñas áreas finitas cuadradas. Para mayor información puede consultarse la referencia (Siegel y Howell, 2002).

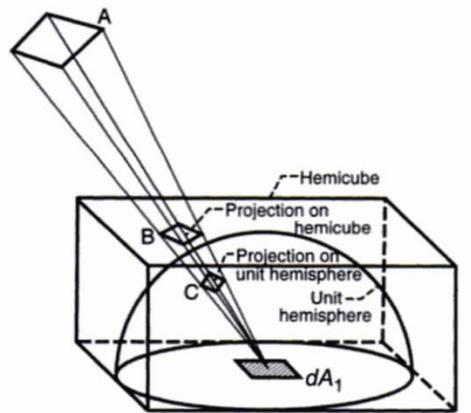


Figura 4-3. Método del semi-cubo comparado con el de la esfera unitaria

- El método de Montecarlo. Se trata de un método numérico de tipo estadístico. Básicamente consiste en enviar paquetes de energía de modo aleatorio desde una superficie dA_1 y comprobar cuántos de ellos impactan en una superficie A_2 . La distribución de probabilidad obtenida de este modo representa al factor de vista $F_{dA_1-A_2}$. Esta es una explicación muy simplificada de la metodología, pero para mayor información puede consultarse la referencia (Howell, 1998).
- El método de Oppenheim (Oppenheim, 1956). Este método permite obtener las conductancias radiativas (GRs) a partir de factores de vista previamente calculados. Para ello se crea un elemento superficial no-geométrico adicional para cada elemento radiante existente en el recinto estudiado y se empareja con su *padre* con una conductancia igual a $(\sigma \cdot A \cdot \varepsilon / (1 - \varepsilon))$. Posteriormente se utiliza la matriz de factores de vista para crear acoplamientos entre los nuevos elementos. Esta aproximación aísla los valores calculados de la emisividad, permitiendo una modelización precisa y eficiente cuando la emisividad es función de la temperatura.
- El método de Gebhart. Este método no calcula los factores de vista entre superficies (F_{i-j}), sino los valores de los factores de vista entre superficies grises \mathfrak{F}_{i-j} . Para ello utiliza como datos de partida los factores de vista F_{i-j} y las propiedades emisivas de las superficies. Para información más detallada puede consultarse la referencia (Rickman, 2012).

Las conductancias radiativas (*GRs*) habitualmente se calculan mediante un modelo matemático geométrico (GMM). El GMM es una representación matemática de las superficies físicas del sistema espacial estudiado, a partir del cual se calculan los emparejamientos radiativos existentes entre todas las superficies del modelo mediante alguno de los métodos previamente mencionados. Asimismo, permite calcular las conductancias radiativas hacia el espacio junto con los flujos de calor intercambiados con el exterior. Los valores obtenidos para las *GRs* son después incluidos en el TMM.

4.3. CÁLCULO DE LAS CONDUCTANCIAS LINEALES

El cálculo de las *GLs* es un proceso que presenta una cierta complejidad. Existen distintos métodos establecidos para su cálculo, como por ejemplo el cálculo manual (Gilmore y Collins, 2002), los cálculos basados en el método de los elementos finitos (Jacques, 2009), el método Far Field (Appel, Patricio et ál., 2004; Kirtley, Stock et ál., 2005; Strutt, Stock y Kirtley, 2014), el método del nodo auxiliar (Gilmore y Collins, 2002) o el método denominado Reduced Conductive Network (Soriano, 2010). Ahora bien, todos estos métodos presentan ciertas limitaciones, especialmente cuando tienen que tratar con geometrías complejas. Por ese motivo durante el desarrollo de esta tesis se han desarrollado dos nuevos métodos, los cuales se han hecho públicos en la referencia (Garmendia, Anglada et ál., 2016).

A continuación, se incluye una breve descripción tanto de los métodos establecidos como de estos dos nuevos métodos desarrollados.

4.3.1. MÉTODOS ESTABLECIDOS

4.3.1.1. Cálculo manual

Cuando se define el concepto de conductancia conductiva, es habitual comenzar con la expresión simplificada de la ley de Fourier para transmisión de calor en una dimensión, mostrada en la ecuación (21). A partir de esta ecuación, se define la conductancia conductiva (*GL*) según la ecuación (22).

$$q = k \cdot A \cdot \frac{dT}{dl} \approx k \cdot A \cdot \frac{\Delta T}{\Delta l} \quad (21)$$

$$q = GL \cdot \Delta T \rightarrow GL = k \cdot \frac{A}{\Delta l} \quad (22)$$

Donde q es el calor por unidad de tiempo (potencia) transferido por conducción expresado en (W), k es la conductividad térmica expresada en (W/m °C), A es el área de la sección transversal normal al flujo de calor en (m²) y ΔT el incremento de temperatura en (°C) en la longitud Δl expresada en (m). La distancia Δl , de la ecuación (22) corresponde a la distancia existente entre los centros de los nodos, entre los cuales se desea calcular la GL que representa el camino térmico existente entre ellos. Por ejemplo, en la Figura 4-4 se muestra una geometría rectangular con una sección transversal de área A dividida en 7 nodos iguales, donde el centro de cada nodo está marcado con una cruz.

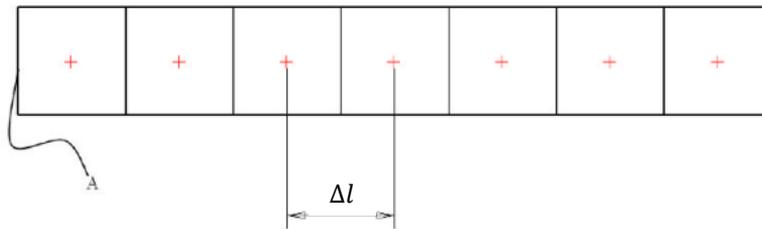


Figura 4-4. Geometría rectangular dividida en 7 nodos TLP

En el caso de que el área de la sección transversal varíe con la distancia entre los centros de los nodos, el cálculo de la conductancia lineal requiere una definición más precisa, como la mostrada en la ecuación (23). El desarrollo de esta expresión, por ejemplo en el caso de un prisma trapezoidal como el mostrado en la Figura 4-5, resulta en la ecuación (24).

$$GL = \frac{k}{\int_0^L \frac{dl}{A(l)}} \quad (23)$$

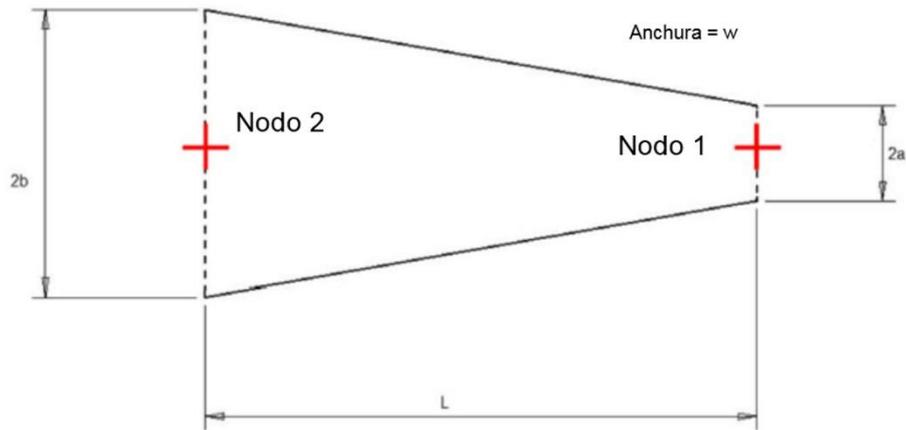


Figura 4-5. Geometría de sección variable con la distancia

$$GL(1,2) = 2 \cdot \frac{k(a-b) \cdot w}{L \cdot \ln\left(\frac{a}{b}\right)} \quad (24)$$

4.3.1.2. Cálculo mediante elementos finitos

La resolución analítica de la integral mostrada en la ecuación (23) no siempre es sencilla. Especialmente si la geometría del camino térmico entre los centros de los dos nodos es complicada, o si $A(l)$ presenta una expresión compleja. Una alternativa es el método aproximado empleado por Jaques en la referencia (Jaques, 2009), basado en el método de los elementos finitos. El procedimiento es el siguiente:

1. Se dibuja la geometría de los dos nodos TLP cuya conductancia se desea calcular y se discretiza mediante una malla de elementos finitos.
2. Se definen las temperaturas de referencia en el centro de ambos nodos TLP, T_1 y T_2 .
3. Se resuelve el problema térmico mediante el software MEF, obteniendo el flujo de calor $q_{1,2}$ existente entre los nodos TLP.
4. Finalmente se determina la conductancia, $GL(1,2)$, mediante la ecuación (25), donde la GL se expresa en $(W/^\circ C)$, el q en (W) y ΔT en $(^\circ C)$.

$$GL = \frac{q}{\Delta T} \quad (25)$$

Desafortunadamente no siempre es posible aplicar directamente este procedimiento de cálculo puesto que las geometrías de los sistemas espaciales suelen ser complejas y en ocasiones hay más de dos nodos conectados en un mismo lugar.

4.3.1.3. El método Far Field

Un método general para el cálculo preciso de la conductancia conductiva entre dos nodos es el método Far Field, presentado en la referencia (Appel, Patricio et ál., 2004).

El Far Field corresponde a la máxima distancia térmica entre la frontera de ambos nodos y los extremos de los mismos, tal y como se muestra en el ejemplo de la Figura 4-6. Por ello, en primer lugar, es necesario determinar las aristas Far Field de ambos nodos, lo que se lleva a cabo mediante un cálculo de elementos finitos: Se aplica un flujo de calor uniforme en cada uno de los nodos TLP y se fija la temperatura de la arista común. Las aristas Far Field de los nodos TLP serán aquellas cuyas temperaturas obtenidas como resultado son máximas.

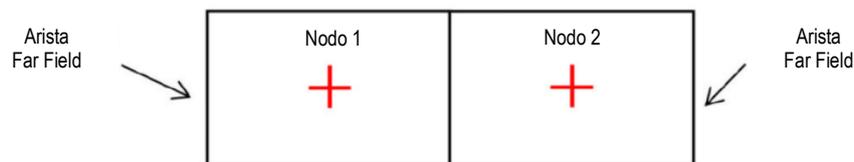


Figura 4-6. Ejemplo de aristas Far Field

A continuación, se aplica una condición de entrada de un flujo de calor uniforme q en uno de los extremos Far Field y una condición de extracción de exactamente ese mismo flujo de calor en el otro extremo Far Field. Para evitar que el problema sea indeterminado se aplica una condición de temperatura en uno de los nodos del mallado de elementos finitos situado en la frontera de ambos nodos TLP. Mediante el software de elementos finitos, se calcula la temperatura media de cada nodo TLP. El valor de la GL se obtiene mediante la ecuación (25) donde ΔT corresponde a la diferencia entre las temperaturas medias calculadas para los nodos TLP.

Este método es elegante y preciso y parece adecuado para geometrías complejas pero ninguno de los trabajos publicados acerca del mismo, véase referencias (Appel, Patricio et ál., 2004; Kirtley, Stock et ál., 2005), da indicaciones de cómo proceder en el caso de que más de dos nodos concurren en un mismo lugar. Es cierto que Appel et ál. también presentan en su artículo otro método denominado *TLP-node reduction method*, el cual permite considerar de forma simultánea todos los nodos TLP conectados conductivamente. Pero presenta tres inconvenientes que lo descartan como una buena opción:

1. Los valores obtenidos para las *GLs* no pueden considerarse independientes entre sí. Deben emplearse como un conjunto completo de *GLs*, lo que reduce la flexibilidad del TMM.
2. El método proporciona valores de *GLs* entre nodos TLP que no presentan una interfaz física directa entre ellos. Si bien estas *GLs* son correctas desde un punto de vista del comportamiento térmico global, pueden dificultar la interpretación de los resultados por parte de los ingenieros térmicos.
3. Algunas *GLs*, especialmente aquellas que conectan nodos TLP no vecinos, pueden presentar valores negativos. La interpretación física de esas *GLs* puede sugerir que el calor va del foco frío al caliente, lo que puede dificultar la interpretación de los resultados.

Además, este método no es mencionado en los trabajos posteriores ni de Kirtley et ál. (Kirtley, Stock et ál., 2005) ni de Strutt et ál. (Strutt, Stock y Kirtley, 2014) por lo que se entiende que esa línea de trabajo ha sido descartada.

4.3.1.4. El método del nodo auxiliar

El método del nodo auxiliar permite determinar las conductancias conductivas en geometrías complejas. Para ello se divide el camino térmico existente entre los nodos en piezas más sencillas, como puedan ser placas u otras geometrías simples cuyas *GLs* puedan calcularse mediante cálculo manual o elementos finitos. Una vez calculadas estas *GLs* parciales se definen los nodos auxiliares, los cuales unen las piezas sencillas en que se ha subdividido el sistema tal y como puede observarse en

la Figura 4-7. Los nodos auxiliares son nodos aritméticos, de modo que no tienen asociado ningún material.

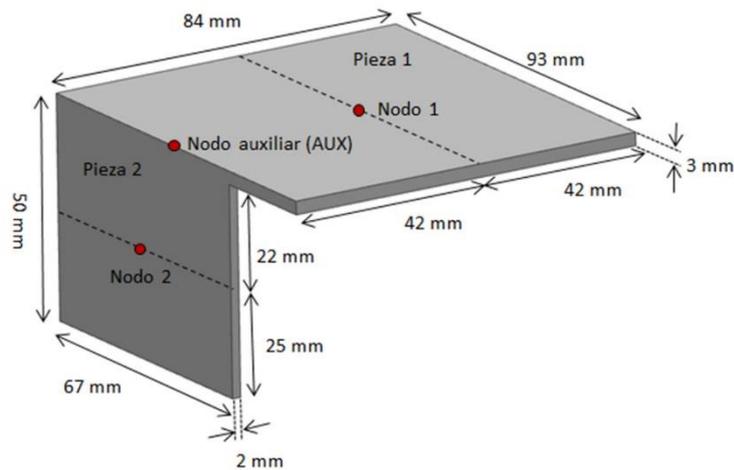


Figura 4-7. Geometría en forma de L

Las GLs entre los nodos reales pueden calcularse a partir de las GLs calculadas entre los nodos reales y los nodos auxiliares, mediante la fórmula general mostrada en la ecuación (26).

$$GL(i, j) = \frac{GL(i, AUX) \cdot GL(j, AUX)}{\sum_{i=1}^n GL(i, AUX)} \quad (26)$$

Donde i y j van desde 1 hasta n , siendo n el número de nodos que están presentes en la arista común. Si el número de nodos es dos, como en la Figura 4-7, el desarrollo de la ecuación (26) simplemente proporciona la expresión empleada para calcular la GL equivalente entre dos conductancias en serie. Cuando $n = 3$, el desarrollo de la ecuación (26) proporciona la bien conocida expresión delta-pi o estrella-triángulo, muy utilizada en la ingeniería eléctrica.

El método del nodo auxiliar es potente y su uso está bastante extendido. Aun así, tiene dos puntos débiles. Por una parte, se asume que la temperatura del nodo auxiliar es la misma a lo largo de toda la arista, cuando en realidad hay una distribución de temperatura. Por otra parte, el flujo de calor no resulta correctamente modelizado si

hay un corte o discontinuidad en la geometría de los dos nodos. Estos dos aspectos pueden ocasionar ciertas inexactitudes en los valores obtenidos.

4.3.1.5. El método Reduced Conductive Network

El método denominado Reduced Conductive Network presentado por Soriano en (Soriano, 2010), es un método matemáticamente consistente con el análisis térmico que lleva a cabo el código comercial THERMICA⁵. Ahora bien, presenta dos características que limitan su aplicación:

- En primer lugar, las *GLs* se calculan entre aristas (2D) o superficies (3D) y no entre nodos TLP. Puesto que las aristas no tienen capacidad térmica, esta aproximación enmascara en cierto modo el significado físico de las *GLs*.
- En segundo lugar, los valores obtenidos para las *GLs* mediante este método pueden ser negativos, lo que va en contra del significado físico del concepto de conductancia conductiva. Desde un punto de vista matemático, los resultados son válidos, pero la pérdida del significado físico puede dificultar la interpretación de los resultados.

4.3.2. NUEVOS MÉTODOS DESARROLLADOS

Durante el desarrollo de esta tesis se han desarrollado dos nuevos métodos para el cálculo de *GLs* con el objetivo de evitar los puntos débiles que presentan los métodos establecidos introducidos previamente, en aquellos casos en que es necesario abordar geometrías complejas. El primero de ellos es una extensión del método Far Field para geometrías donde coinciden más de dos nodos, denominado Extended Far Field. El segundo, denominado Mid-Section, emplea únicamente la mitad del volumen de los nodos. La explicación incluida a continuación es un resumen de la exposición más detallada que puede encontrarse en la referencia (Garmendia, Anglada et ál., 2016).

⁵ THERMICA es un software orientado al diseño térmico de sistemas espaciales desarrollado por Astrium

4.3.2.1. El método Extended Far Field

En un caso estacionario en el que únicamente hay conducción, la potencia transmitida entre dos nodos i y j , se calcula según la ecuación (27). Así mismo, de acuerdo con la ecuación (7), para cada nodo i es posible escribir la ecuación (28).

$$q_{i,j} = GL(i,j) \cdot (T_i - T_j) \quad (27)$$

$$q_i = \sum_{j=1}^n GL(i,j) \cdot (T_i - T_j) = q_{i,1} + q_{i,2} + q_{i,3} + \dots + q_{i,j} + \dots + q_{i,n} \quad (28)$$

En el caso de que n nodos TLP se encuentren conectados en un lugar particular de la geometría, se obtienen las expresiones mostradas en la ecuación (29).

$$\begin{aligned} q_1 &= GL(1,1) \cdot (T_1 - T_1) + GL(1,2) \cdot (T_1 - T_2) + \dots + GL(1,i) \cdot (T_1 - T_i) + \dots + GL(1,n) \cdot (T_1 - T_n) \\ q_2 &= GL(2,1) \cdot (T_2 - T_1) + GL(2,2) \cdot (T_2 - T_2) + \dots + GL(2,i) \cdot (T_2 - T_i) + \dots + GL(2,n) \cdot (T_2 - T_n) \\ &\dots \\ q_i &= GL(i,1) \cdot (T_i - T_1) + GL(i,2) \cdot (T_i - T_2) + \dots + GL(i,i) \cdot (T_i - T_i) + \dots + GL(i,n) \cdot (T_i - T_n) \\ &\dots \\ q_n &= GL(n,1) \cdot (T_n - T_1) + GL(n,2) \cdot (T_n - T_2) + \dots + GL(n,i) \cdot (T_n - T_i) + \dots + GL(n,n) \cdot (T_n - T_n) \end{aligned} \quad (29)$$

Teniendo en cuenta que $GL(i,j) = GL(j,i)$ y que $GL(i,i) = 0$, el número de GLs desconocidas es $(n \cdot (n - 1)/2)$. El objetivo es calcular con precisión los valores de estas GLs .

Para ello, en primer lugar es necesario obtener los valores de $(q_1, q_2, \dots, q_i, \dots, q_n)$ y de $(T_1, T_2, \dots, T_i, \dots, T_n)$ que aparecen en las expresiones de la ecuación (29), lo que se realiza mediante elementos finitos.

Se realiza un mallado de elementos finitos de todos los nodos TLP que están conectados entre sí. Se fijan como condiciones de contorno las temperaturas de los extremos de los nodos $(T_{edge})_i$ con valores aleatorios y mediante el software de elementos finitos se calculan los valores de q_i y las temperaturas medias de los nodos (T_i) . Los valores así obtenidos, q_i y T_i , son los que se emplean en las expresiones de la ecuación (29). En dichas expresiones hay $(n \cdot (n - 1)/2)$ incógnitas y únicamente n ecuaciones. La idea para resolver este problema es repetir el cálculo de elementos

finitos m veces, aplicando en cada una de ellas valores de temperatura diferentes en los extremos de los nodos. Así, para cada caso, se obtienen distintos valores de q_i y T_i obteniendo $(n \cdot m)$ ecuaciones para $(n \cdot (n - 1)/2)$ incógnitas. Puesto que algunas de las ecuaciones obtenidas serán combinación lineal del resto es recomendable utilizar un valor de m suficientemente alto para asegurarse de que el sistema no es indeterminado y tiene suficientes ecuaciones para obtener los valores de las GLs . Si como consecuencia del valor de m el resultado es un sistema sobre-determinado, éste puede resolverse utilizando por ejemplo técnicas de optimización.

4.3.2.2. El método Mid-Section

Este método hace posible calcular los valores de las GLs de un modo más directo, evitando emplear ningún nodo auxiliar, ninguna transformación delta-pi, el cálculo de la temperatura media del nodo o la resolución del sistema de ecuaciones sobre-determinado mostrado anteriormente. Ahora bien, en este caso únicamente se tiene en cuenta la mitad del volumen de los nodos, para lo que es necesario determinar la sección media de los mismos.

La sección media puede definirse como la sección perpendicular en cada punto, al flujo de calor originado por una condición de temperatura (T_1) en un extremo del nodo y (T_2) en el otro extremo. La sección media está localizada en el medio de cada nodo conteniendo el centroide del mismo. Si el nodo presenta un plano de simetría, la sección media es la intersección del nodo y el plano de simetría, dado que el plano de simetría es más o menos paralelo a las líneas donde se imponen las temperaturas.

La asunción principal de este método es que es correcto sustituir en las expresiones de la ecuación (29), los valores de las temperaturas medias de los nodos ($T_1, T_2, \dots, T_i, \dots, T_n$) por los valores de las temperaturas aplicadas en la sección media de los mismos, sin cometer un error significativo. Los flujos de calor entre los nodos, obtenidos con esta aproximación, son muy similares a los que se obtienen con el método Extended Far Field por lo que puede considerarse que la hipótesis es válida.

Supongamos una geometría con n nodos conectados. En un primer cálculo, se imponen como condiciones de contorno del modelo de elementos finitos las

temperaturas ($T_1 = 1 \text{ }^\circ\text{C}$) y ($T_2 = T_3 = \dots = T_i = \dots = T_n = 0 \text{ }^\circ\text{C}$) en la sección media de los nodos TLP. La suma del calor obtenido como resultado en los nodos del modelo de elementos finitos representativos de cada nodo TLP, proporciona los valores ($q_1, q_2, \dots, q_i, \dots, q_n$) del calor que sale (o entra) de cada nodo TLP. Sustituyendo estos valores en la ecuación (29) se obtienen las siguientes expresiones, cuya resolución proporciona directamente $(n - 1)$ de las $(n \cdot (n - 1)/2)$ GLs desconocidas.

$$\begin{aligned} q_1 &= GL(1,2) + GL(1,3) + \dots + GL(1,i) + \dots + GL(1,n) \\ q_2 &= -GL(1,2) \\ &\dots \\ q_i &= -GL(1,i) \\ &\dots \\ q_n &= -GL(1,n) \end{aligned}$$

En un segundo cálculo de elementos finitos, se imponen las condiciones de contorno ($T_2 = 1 \text{ }^\circ\text{C}$) y ($T_1 = T_3 = \dots = T_i = \dots = T_n = 0 \text{ }^\circ\text{C}$), obteniéndose nuevos valores de ($q_1, q_2, \dots, q_i, \dots, q_n$) como resultado. Sustituyendo de nuevo estos valores en las expresiones de la ecuación (29) se obtienen:

$$\begin{aligned} q_1 &= -GL(2,1) \\ q_2 &= GL(2,1) + GL(2,3) + \dots + GL(2,i) + \dots + GL(2,n) \\ &\dots \\ q_i &= -GL(i,2) \\ &\dots \\ q_n &= -GL(n,2) \end{aligned}$$

De este modo se obtienen $(n - 2)$ nuevos valores de GLs previamente desconocidos (la $GL(2,1)$ ya era conocida). El proceso se repite $(n - 1)$ veces hasta obtener los valores de todas las GLs buscadas.

Es importante destacar que si las propiedades de material son no-lineales, por ejemplo, si la conductividad térmica es función de la temperatura, todos los métodos mencionados previamente son válidos considerando un valor de $k = 1 \text{ W}/(m \text{ }^\circ\text{C})$. De este modo, es el programa que resuelve el cálculo térmico del TMM el que debe tener en cuenta los valores de $k = k(T)$.

Capítulo 5

CORRELACIÓN AUTOMATIZADA DE TMMs

Tal y como se ha introducido previamente, la normativa ECSS de control térmico (ECSS Technical Authority, 2008) especifica que uno de los requerimientos que debe cumplir el sistema de control térmico, es la correlación de los modelos térmicos matemáticos empleados en su diseño con los resultados obtenidos en los ensayos térmicos. Entendiendo por correlación, la correspondencia entre las predicciones obtenidas de los TMMs y las temperaturas medidas en los ensayos térmicos.

Puesto que el objetivo es minimizar la diferencia entre las temperaturas proporcionadas por los TMMs y las medidas en los ensayos, la correlación de TMMs puede plantearse como un problema de optimización. El problema matemático que se debe abordar es muy complejo y presenta ciertas dificultades numéricas.

En general se trata de problemas mal condicionados (ill-posed). La solución de un problema bien condicionado (well-posed) debe satisfacer las condiciones de existencia, unicidad y estabilidad con respecto a los datos de entrada. En la correlación de TMMs la existencia de una solución puede asegurarse mediante el razonamiento físico, ahora bien, la unicidad de la misma únicamente puede probarse matemáticamente en algún caso. Por lo tanto, en general no existe una solución única, sino que distintas combinaciones de las variables o parámetros del modelo térmico, es decir de las *GLs*, *GRs* y *MCs*, pueden proporcionar resultados de temperatura que encajan bien con los registrados durante los ensayos. Una forma de atenuar este

problema es imponer restricciones adicionales a la correlación, como por ejemplo limitar las modificaciones a aquellos parámetros que presentan una mayor incertidumbre o limitar el rango de variación de los mismos.

Su estabilidad tampoco está garantizada. En los problemas de transmisión de calor, el efecto que tienen sobre el sistema las modificaciones de las condiciones de contorno generalmente se ve amortiguado. De modo que el cambio en la temperatura del sistema es de menor magnitud que las modificaciones realizadas en las condiciones de contorno. Por ello, durante la resolución del problema inverso, pequeños cambios en los valores de temperatura del sistema pueden originar grandes modificaciones en los parámetros ajustados.

Un problema adicional es que los modelos suelen ser altamente no lineales, debido a los términos de radiación, además de que el número parámetros de entrada/salida suele ser elevado.

Uno de los riesgos que presenta la correlación de TMMs es el sobreajuste u *overfitting*. Se considera que un modelo matemático sufre sobreajuste cuando es capaz de reproducir con gran precisión los casos utilizados como referencia, pero luego generaliza mal para otras situaciones. Una forma de limitar este riesgo consiste en emplear como casos de referencia las situaciones más extremas esperadas, de modo que el modelo correlado siempre sea utilizado para simular situaciones que se encuentran dentro de esos extremos y no se extrapole a otras situaciones fuera de ellas. Gracias a la utilización de la metodología de diseño basada en los casos caliente y frío, la correlación del TMM basada en estos dos casos de diseño engloba las situaciones más extremas a que estará sometido el sistema espacial. Por ello la normativa de la ECSS asume que los TMMs correlados pueden emplearse para reproducir con precisión todo el conjunto de situaciones térmicas esperadas durante la misión.

El otro riesgo de la correlación es la obtención de un modelo capaz de reproducir correctamente las temperaturas medidas en los ensayos, pero utilizando valores de *GLs*, *GRs* y *MCs* que hayan perdido parte de su sentido físico. En este caso se cumple el requerimiento especificado en la normativa obteniendo un modelo representativo del comportamiento térmico del instrumento, aunque no es la situación más deseable,

puesto que la pérdida de sentido físico en el valor de las variables puede dificultar la interpretación de los resultados.

El valor fijado como objetivo de la correlación, esto es la diferencia máxima admisible entre las temperaturas calculadas y las registradas durante el ensayo, depende de cada misión y debe ser acordado entre los distintos responsables de la misma. En la bibliografía estudiada en el estado del arte aparecen valores muy diversos, aunque la mayor parte de ellos está comprendido entre los ± 5 °C y los ± 2 °C. A modo de orientación puede considerarse el valor de ± 3 °C indicado por Gilmore en la referencia (Gilmore y Collins, 2002) o los valores indicados por la normativa de la ECSS (ECSS Technical Authority, 2008), los cuales varían entre los ± 10 °C y los ± 2 °C dependiendo del equipo y de cómo se calcule dicha diferencia.

Puesto que la correlación automatizada de TMMs se ha abordado como un problema de optimización, se ha considerado de interés realizar una breve introducción a algunos de los métodos de optimización más conocidos.

5.1. INTRODUCCIÓN A LOS MÉTODOS DE OPTIMIZACIÓN

La optimización de funciones es uno de los campos clásicos tratado por el análisis numérico desde que las capacidades de cálculo automatizado han permitido la realización de cálculos impensables para la humanidad cuando únicamente se disponía del cálculo manual.

En general, no es posible establecer qué métodos de optimización son los mejores de entre la gran cantidad de alternativas que existe, puesto que ello está completamente condicionado por el tipo de problema que se desee abordar. Por ello, en cada caso, debe buscarse el método más adecuado para cada problema.

Con el objeto de facilitar la comprensión de algunos conceptos, se ha decidido ilustrar con un ejemplo concreto la explicación de algunos de los métodos de optimización descritos a continuación. El ejemplo consiste en m pares de datos $(x^{(i)}, y^{(i)})$ que representan el comportamiento de un sistema térmico el cual se desea modelizar (Figura 5-1).

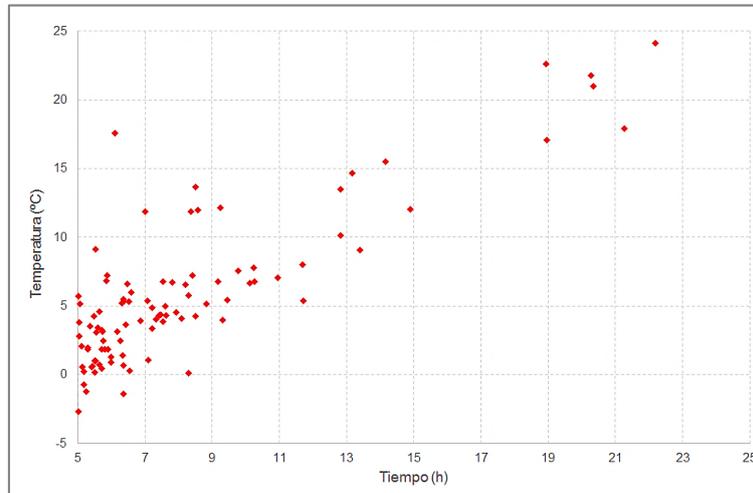


Figura 5-1. Representación de los pares de datos del ejemplo

En un problema de optimización el primer paso es su formalización. Para ello, tras estudiar detenidamente el problema analizando los datos disponibles, debe establecerse cómo va a ser la representación de la solución, cuál va a ser el espacio de búsqueda, como se va a definir la función objetivo y que método de optimización va a emplearse.

5.1.1. REPRESENTACIÓN DE LA SOLUCIÓN

La representación de la solución o hipótesis viene determinada por la clase de problema, el tipo de modelización y el método de optimización que se desea emplear. Por ejemplo, un tipo de representación muy habitual es la utilización de funciones polinómicas que pueden ser univariadas o multivariadas, pero también existen otros tipos como por ejemplo la utilización de vectores, bien sean de tipo binario, de números enteros o de números reales.

En el caso del ejemplo, una regresión lineal univariada puede ser un tipo de modelización adecuada. La representación de la solución buscada o hipótesis sería del tipo mostrado en la ecuación (30).

$$h_{\theta}(x) = \theta_0 + \theta_1 x \quad (30)$$

5.1.2. EL ESPACIO DE BÚSQUEDA

El espacio de búsqueda está determinado por el rango de variación de los parámetros implicados en la representación de la solución. En el caso de la optimización combinatoria el número de soluciones es finito, pero en el caso de problemas que corresponden al medio continuo, como en este ejemplo, el espacio de búsqueda está incluido en \mathfrak{R}^n , siendo n el número de variables del problema.

5.1.3. LA FUNCIÓN OBJETIVO

La función objetivo, también denominada función de costo o función de fitness, es la representación matemática del aspecto bajo evaluación que se desea minimizar o maximizar. Es por lo tanto la función que representa la diferencia existente entre la hipótesis y los verdaderos resultados, es decir, el error existente. Matemáticamente se puede representar según la ecuación (31), donde x_1, x_2, \dots, x_n son las variables del problema que pueden ser modificadas para encontrar el valor mínimo de la función U .

$$U = U(X); \quad X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \quad (31)$$

La relación entre U y X la mayoría de las veces puede expresarse mediante un modelo matemático. Los valores de X para los cuales $U'(X) = 0$ corresponden a los óptimos de la función, de modo que si $U''(X) < 0$, dicho punto corresponderá a un máximo, mientras que si $U''(X) > 0$ corresponderá a un mínimo. Ahora bien, la función $U(X)$ puede ser altamente no lineal, no monotónica, presentar una forma muy compleja o incluso su expresión analítica puede ser desconocida.

En los problemas de correlación de TMMs la función objetivo representa el error existente entre la hipótesis, las temperaturas calculadas, y los verdaderos resultados, las temperaturas medidas en los ensayos. Existen numerosas expresiones que permiten evaluar este error. Por ejemplo, el error RSS (root sum squares) mostrado en la ecuación (32), el RMS (root mean squares) mostrado en la ecuación (33) o la norma de los mínimos cuadrados ordinarios (OLS, ordinary least squares norm) mostrada en la ecuación (34), una de las más típicas. La principal ventaja de estas expresiones se

basa en la utilización del cuadrado de las diferencias, lo que permite evitar la compensación de valores positivos y negativos.

$$RSS = \sqrt{\sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)})^2} \quad (32)$$

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)})^2}{m}} \quad (33)$$

$$OLS = \sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)})^2 \quad (34)$$

La representación de la función objetivo en forma matricial es muy habitual. La ecuación (35) muestra a modo de ejemplo, la expresión matricial de la función objetivo basada en la norma de los mínimos cuadrados ordinarios, donde Y y $T(x)$ son las matrices que contienen las temperaturas medidas y estimadas respectivamente y el superíndice T indica el traspuesto de la matriz. Las temperaturas estimadas se obtienen de la solución del problema directo utilizando valores estimados para las incógnitas buscadas. Se han desarrollado distintas modificaciones de esta expresión de la función objetivo, por ejemplo añadiendo una matriz de ponderación o términos de regularización, que buscan mejorar el comportamiento de la optimización en ciertas circunstancias.

$$U = [Y - T(x)]^T [Y - T(x)] \quad (35)$$

5.2. MÉTODOS CLÁSICOS

5.2.1. ESTRATEGIAS ENUMERATIVAS

Las estrategias enumerativas son las técnicas de optimización global más sencillas. Consisten en evaluar todas y cada una de las posibles soluciones de un espacio de búsqueda finito. Son capaces de obtener el valor óptimo buscado de modo exacto,

pero lógicamente resultan muy ineficientes cuando los espacios de búsqueda son grandes.

5.2.2. MÉTODOS ANALÍTICOS: LA ECUACIÓN NORMAL

Los métodos analíticos suelen ser métodos que derivan directamente del cálculo clásico, por lo que presentan una sólida base matemática y se encuentran muy desarrollados. Este tipo de métodos se conocen como *métodos exactos* porque son capaces de proporcionar el valor óptimo. En ocasiones el coste computacional es tan alto que hace su uso inasumible.

Retomando el ejemplo introducido previamente en la Figura 5-1, el objetivo de la minimización es encontrar los coeficientes θ_0 y θ_1 de la ecuación (30) que proporcionan la mejor aproximación de la hipótesis. El método de la ecuación normal permite obtener directamente dichos coeficientes.

La expresión empleada para la solución, ecuación (30), puede también representarse según la ecuación (36) y expresarse de forma matricial como se muestra en la ecuación (37).

$$h_{\theta}(x) = \theta_0 x_0 + \theta_1 x_1 \quad \text{donde } x_0 = 1 \quad (36)$$

$$h_{\theta}(x) = \theta^T \cdot x, \quad \text{siendo } \theta = \begin{bmatrix} \theta_0 \\ \theta_1 \end{bmatrix} \quad x = \begin{bmatrix} x_0 \\ x_1 \end{bmatrix} \quad (37)$$

Puesto que el objetivo es conseguir que $h_{\theta}(x) = y$, esta expresión puede generalizarse para el conjunto de m pares de datos $(x^{(l)}, y^{(l)})$ según la expresión (38).

$$Y = X \cdot \theta, \quad \text{siendo } Y = \begin{bmatrix} y^{(1)} \\ y^{(2)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{bmatrix} \quad X = \begin{bmatrix} (x^{(1)})^T \\ (x^{(2)})^T \\ \dots \\ (x^{(m)})^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_0^{(1)} & x_1^{(1)} \\ x_0^{(2)} & x_1^{(2)} \\ \dots & \dots \\ x_0^{(m)} & x_1^{(m)} \end{bmatrix} \quad \theta = \begin{bmatrix} \theta_0 \\ \theta_1 \end{bmatrix} \quad (38)$$

De este modo, tras aplicar el trabajo de algebra mostrado en la expresión (39), podemos obtener los coeficientes buscados, θ_0 y θ_1 , mediante la ecuación (40).

$$(X^T \cdot X)^{-1} \cdot X^T \cdot Y = (X^T \cdot X)^{-1} \cdot X^T \cdot X \cdot \theta = I \cdot \theta = \theta \quad (39)$$

$$\theta = (X^T \cdot X)^{-1} \cdot X^T \cdot Y \quad (40)$$

En el caso concreto del ejemplo, la resolución de la ecuación (40) proporciona los valores de θ_0 y θ_1 mostrados en la Tabla 5-1, los cuales corresponden al ajuste de regresión lineal mostrado en la Figura 5-2.

Tabla 5-1. Valores obtenidos. Ecuación normal

Coefficiente	Valor
θ_0	-3.895
θ_1	1.193

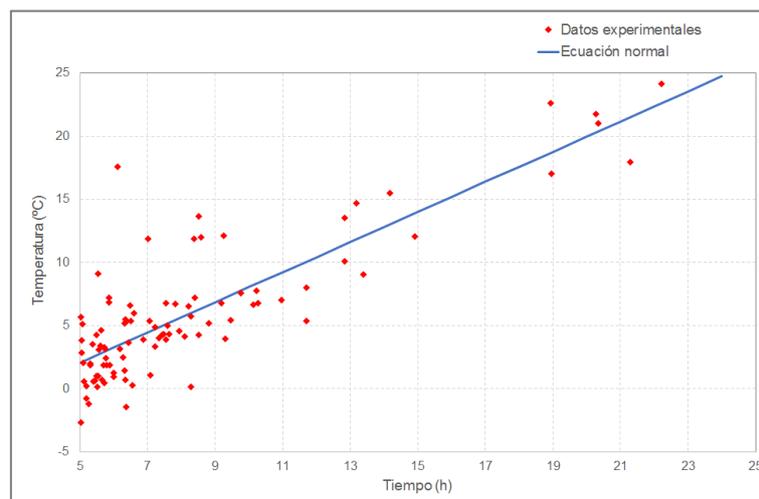


Figura 5-2. Regresión lineal – Ecuación normal

De este modo se obtiene la solución óptima. El problema es que el coste computacional de la operación $(X^T \cdot X)^{-1}$ puede ser muy elevado si el número de variables de la ecuación (x_0, x_1, \dots, x_n) es alto, llegando en algunos casos a ser inasumible. Además, es necesario que $(X^T \cdot X)$ sea invertible, lo que no siempre ocurre, y por supuesto es necesario poder establecer una formulación matemática del problema, algo que puede no ser posible en ciertos casos.

5.2.3. MÉTODOS BASADOS EN EL GRADIENTE

Una alternativa muy conocida son los métodos basados en el gradiente. Se trata de algoritmos iterativos, y por lo tanto aproximados, que suelen utilizarse para minimizar funciones. El algoritmo se inicia en un punto x y va avanzando mediante iteraciones sucesivas en la dirección de descenso hasta alcanzar el mínimo de la función objetivo. Básicamente consiste en comenzar estimando unos ciertos valores para los parámetros de la solución y continuar modificándolos hasta lograr alcanzar el valor mínimo de la función de fitness. Este tipo de método es aplicable a un rango de problemas más amplio que el de la ecuación normal pero también presenta ciertas limitaciones.

Aunque se han desarrollado numerosos métodos basados en el gradiente, lo mejor que podemos esperar de cualquiera de ellos es que converja en un punto estacionario. Se denomina punto estacionario de la función objetivo U , a aquel en el cual $\nabla U = 0$. Este tipo de algoritmos se conocen como métodos de *búsqueda local* lo que significa que serán capaces de encontrar el óptimo, o al menos un punto muy cercano, únicamente cuando la función de fitness sea convexa, es decir, no presente extremos locales. En la práctica, lo habitual es alcanzar el mínimo local situado en el valle donde nos ha ubicado la estimación inicial del procedimiento iterativo. La convergencia en el mínimo global únicamente puede ser garantizada si puede comprobarse que la función objetivo no presenta otros puntos estacionarios.

La Figura 5-3 muestra dos casos distintos de funciones de fitness correspondientes a problemas en los que existe un único parámetro. En el caso 1 la función es convexa por lo que únicamente presenta un óptimo y el algoritmo será capaz de encontrarlo independientemente de si nuestra elección inicial del parámetro lo hace comenzar a buscar desde el punto A o el punto B. En cambio, en el caso 2, si tenemos la mala suerte de que nuestra elección inicial del parámetro haga comenzar el algoritmo en el punto B, acabaremos llegando a un óptimo local, pero no al óptimo global de la función.

La verificación de si la función de fitness va a ser convexa es muy complicada excepto para casos muy sencillos o analistas altamente experimentados y además es algo que casi nunca se cumple en los problemas reales de cierta complejidad. Además, en

ocasiones no es posible obtener $U'(x)$ de modo analítico, por lo que es necesario recurrir a aproximaciones de estimación de la derivada lo que complica aún más la búsqueda del óptimo.

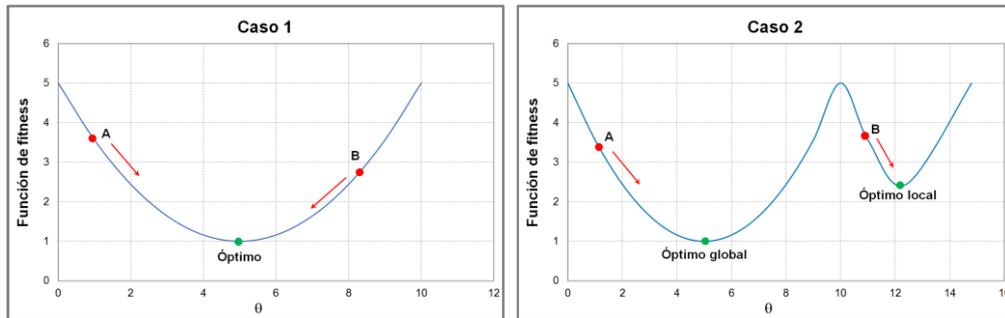


Figura 5-3. Ejemplos de funciones de fitness

A continuación, se incluye una breve descripción de algunos de los métodos basados en el gradiente más conocidos.

El gradiente descendente

En este método la estimación de los valores de los parámetros de la solución viene determinada por la expresión del gradiente descendente, ecuación (41), donde el reemplazamiento de los parámetros se realiza de modo simultáneo.

$$\theta_j := \theta_j - \beta \frac{\partial}{\partial \theta_j} J(\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_n) \quad \text{donde } j = 0, 1, \dots, n \quad (41)$$

Esta expresión permite que el algoritmo identifique cómo es la pendiente de la función de fitness ($J(\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_n)$) e identifique hacia donde tiene que ir buscando, es decir, cómo debe ir modificando los parámetros. El parámetro β se conoce como *coeficiente de aprendizaje* y modula la velocidad de avance o aprendizaje del algoritmo. Su valor debe elegirse dependiendo de las características del problema, sin que existan reglas fijas para su determinación. Si se define un valor demasiado bajo el algoritmo avanzará muy lentamente necesitando muchas iteraciones. Si por el contrario su valor es demasiado elevado, el funcionamiento del algoritmo no será correcto pudiendo saltarse el óptimo o presentar problemas de convergencia e incluso divergencia.

Volviendo al caso concreto del ejemplo previamente mencionado, los parámetros de la solución son únicamente θ_0 y θ_1 . Utilizando la expresión de error cuadrático, una variación habitual de la norma de los mínimos cuadrados ordinarios, la función de fitness resultante es la mostrada en la ecuación (42) y por lo tanto los valores de la derivada parcial resultan los mostrados en las ecuaciones (43) y (44). El pseudocódigo correspondiente es el mostrado en la Figura 5-4.

$$J(\theta_0, \theta_1) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)})^2 \quad (42)$$

$$\text{Para } j = 0 \rightarrow \frac{\partial}{\partial \theta_0} J(\theta_0, \theta_1) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)}] \quad (43)$$

$$\text{Para } j = 1 \rightarrow \frac{\partial}{\partial \theta_1} J(\theta_0, \theta_1) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [(h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)}) \cdot x^{(i)}] \quad (44)$$

En el caso concreto del ejemplo considerado en este caso, la resolución de este pseudocódigo empleando $\beta = 0.01$ tras 1500 iteraciones, proporciona los valores de θ_0 y θ_1 mostrados en la Tabla 5-2. Si comparamos estos valores con los obtenidos previamente mediante la ecuación normal podemos comprobar que no son iguales. Los valores óptimos son los calculados mediante la ecuación normal, y si realizásemos muchas más iteraciones con el método del gradiente descendente llegaríamos a obtener esos mismos valores. Por ello, este método se engloba dentro de los denominados *métodos aproximados*. Ahora bien, aunque el método aproximado no nos ha proporcionado exactamente los valores óptimos, los resultados pueden ser suficientemente buenos. Tal y como puede observarse, el valor obtenido para la función de fitness en ambos ajustes es muy similar.

Si bien los métodos aproximados no aseguran la localización exacta del óptimo, a cambio suelen ser capaces de proporcionar una solución bastante cercana en un tiempo razonable aun cuando el número de variables del problema sea muy elevado.

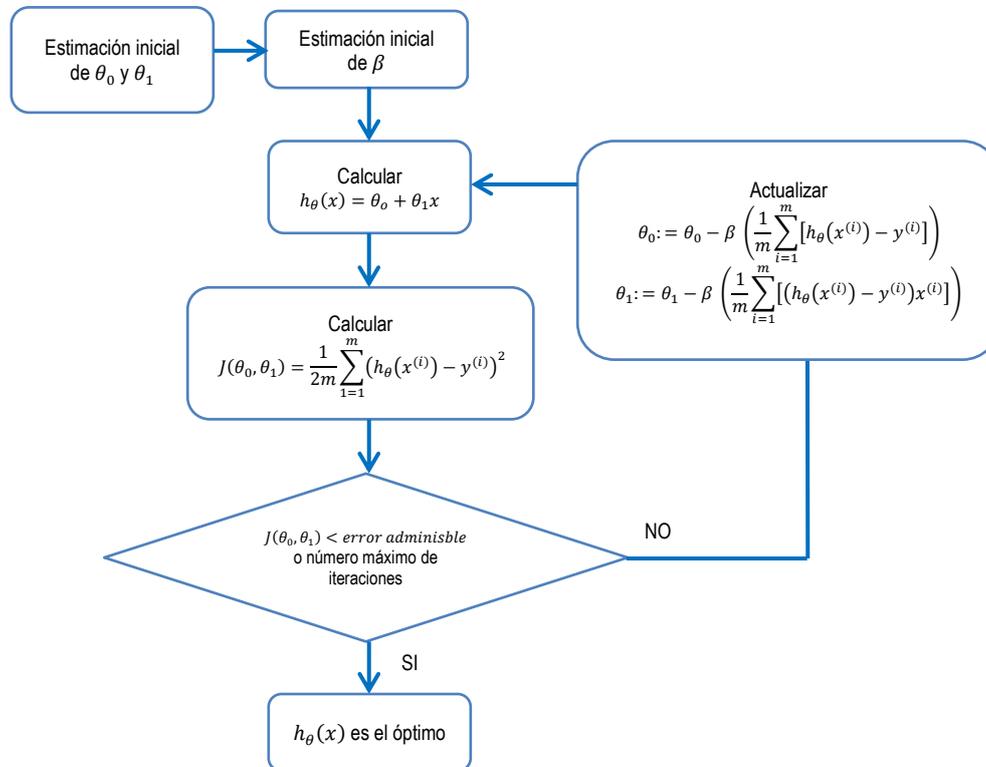


Figura 5-4. Pseudocódigo del método del gradiente descendente

Tabla 5-2. Valores obtenidos. Ecuación normal vs gradiente descendente

Coefficiente	Valor Ecuación normal	Valor Gradiente descendente
θ_0	-3.895	-3.630
θ_1	1.193	1.166
Fitness (J)	4.476	4.483

Método de la máxima pendiente

El método de la máxima pendiente, o *steepest descent method*, conceptualmente es similar al del gradiente descendente explicado previamente. La idea básica consiste en avanzar hacia abajo a lo largo de la función objetivo, en la dirección de mayor variación hasta localizar su valor mínimo. La utilización de esta dirección, a pesar de ser la elección natural por proporcionar el descenso más rápido de la función objetivo,

no es muy eficiente. Habitualmente, al inicio proporciona grandes variaciones de la función objetivo, pero según se va aproximando al valor mínimo, el ratio de convergencia disminuye llegando a ser muy bajo.

Método del gradiente conjugado

El método del gradiente conjugado, o *conjugate gradient method*, consigue mejorar la velocidad de convergencia del método de la máxima pendiente, gracias a la elección de direcciones de descenso basadas en una combinación lineal de la dirección del gradiente con las direcciones de descenso de las iteraciones previas. Existen distintas versiones del mismo dependiendo de la forma utilizada para calcular la dirección de descenso, como por ejemplo la de Fletcher-Reeves, la de Polak-Ribiere y la de Powell-Beale.

Método de Newton

Mientras que los métodos basados en el gradiente mencionados hasta ahora utilizan en sus procedimientos iterativos los gradientes de la función objetivo, el método de Newton utiliza la información de su segunda derivada. De este modo suele lograr una convergencia más rápida sin implicar un mayor coste computacional, a pesar de que requiere calcular la matriz Hessiana⁶, lo que resulta computacionalmente caro. Para evitarlo, se han desarrollado otros métodos que aproximan la matriz Hessiana de un modo más simple y rápido.

Métodos de Quasi-Newton

Aunque los métodos de Quasi-Newton tienen una convergencia más lenta que el método de Newton, computacionalmente son más rápidos resultando en general más eficientes. Ello es debido a que emplean aproximaciones sucesivas de la matriz Hessiana que aparece en el método de Newton, evitando las derivadas segundas.

En la literatura pueden encontrarse diferentes métodos de Quasi-Newton dependiendo de la elección de las matrices empleadas para aproximar la Hessiana. Los más conocidos son el método de Davidon-Fletcher-Powell (DFP) y el de Broyden-Fletcher-

⁶ La matriz Hessiana es la matriz simétrica formada por las segundas derivadas parciales de la función.

Goldfarb-Shanno (BFGS) que es menos sensible a la elección del tamaño de paso de búsqueda. Este último es uno de los métodos de tipo Quasi-Newton más populares, aplicable a la optimización no lineal de búsqueda local, aunque puede no converger a menos que la función sea cuadrática.

Algoritmos de Powell

Se han denominado *algoritmos de Powell* a las subrutinas de optimización TOLMIN, NEWUOA, BOBYQA y LINCOA, desarrolladas por el Profesor M.J.D. Powell, conocido por su trabajo en el análisis numérico, especialmente en optimización no lineal y aproximación. Estas subrutinas están basadas en un trabajo previo del Profesor Powell, la subrutina VA05 disponible en la referencia (HSL, 1969), y han sido liberadas con licencia GNU, véase la referencia (Zaikun, 2015). La subrutina VA05 minimiza la suma de los cuadrados de m funciones f_j , donde $j = 1, 2, \dots, m$, cada una con n variables $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, siendo $m \geq n$, sin necesidad de usar derivadas parciales. El método utilizado es un compromiso entre tres algoritmos de minimización diferentes: Newton-Raphson, el método de la máxima pendiente y Marquardt. Esta subrutina obtiene automáticamente una aproximación de la matriz de las primeras derivadas, siguiendo las ideas de Broyden.

- **Subrutina TOLMIN.** La subrutina TOLMIN minimiza una función objetivo definida de igual modo que en la subrutina VA05, pero en este caso aplicando restricciones. Estas pueden imponerse mediante restricciones lineales, que pueden ser igualdades o desigualdades, o fijando los límites entre los cuales puede variar cada una de las variables. El usuario debe proporcionar los valores iniciales de las variables y las derivadas parciales de la función respecto a cada variable. El algoritmo da por finalizada la optimización cuando el valor de la función objetivo deja de disminuir con las sucesivas iteraciones o cuando se alcanza el nivel de precisión definido por el usuario. Para mayor información puede consultarse la referencia (Powell, 1989).
- **Subrutina NEWUOA.** La subrutina NEWUOA, referencia (Powell, 2006), busca el valor mínimo de una función F pero sin utilizar restricciones ni derivadas. Por lo tanto, es similar a la subrutina VA05, aunque en este caso

se utiliza una aproximación cuadrática Q de la función F para obtener un ratio de convergencia más rápido, empleando una estrategia de región de confianza. En este tipo de estrategia se genera un modelo que presenta un comportamiento similar a la función objetivo en un punto x_k , restringiendo la búsqueda del óptimo a puntos en el entorno de dicho punto. A esta región restringida se le denomina “región de confianza”. Según la referencia (Chapra y Canale, 2010), habitualmente la aproximación cuadrática proporciona una buena aproximación a la forma de $F(x)$ en las cercanías del valor óptimo, tal y como puede observarse en la Figura 5-5. A medida que el cálculo progresa se van empleando sucesivas aproximaciones de Q . El usuario debe proporcionar los valores iniciales de las variables, los puntos de interpolación de la función Q , así como los valores iniciales y finales del radio de la región de confianza. El algoritmo se detiene cuando se alcanza el número máximo de iteraciones o bien cuando se alcanza el valor final del radio de la región de confianza.

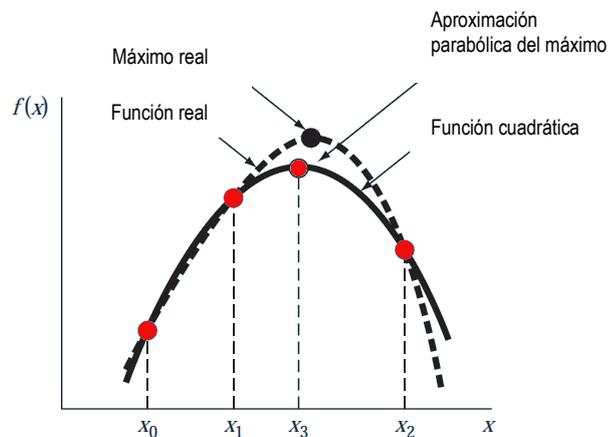


Figura 5-5. Aproximación cuadrática de una función

- **Subrutina BOBYQA.** La subrutina BOBYQA encuentra el mínimo de la función F dentro de los extremos definidos para las variables, sin necesidad de proporcionar las derivadas de la función. En cierto modo puede decirse que se trata de una combinación de las subrutinas TOLMIN y NEWOUA puesto

que utiliza una aproximación cuadrática como NEWUOA pero permitiendo al usuario restringir los valores de las variables mediante límites inferiores y superiores al igual que TOLMIN. El usuario debe proporcionar los valores iniciales de las variables, los límites, los puntos de interpolación y el valor inicial y final del radio de la región de confianza. El criterio de parada es el mismo que en NEWUOA, el número de iteraciones y el valor final del radio de la región de confianza. Para información más detallada puede consultarse la referencia (Powell, 2009).

- **Subrutina LINCOA.** La subrutina LINCOA es el último trabajo del Profesor Powell publicada en la referencia (Powell, 2015) antes de fallecer en Abril de 2015. Se trata de una subrutina para la optimización lineal restringida que puede ser empleada incluso si no se dispone de las derivadas de la función F , puesto que el énfasis del método radica en los sucesivos cálculos de la función cuadrática Q que aproxima la función F . El procedimiento de optimización es similar al seguido en BOBYQA, aunque en este caso las restricciones son lineales. El usuario debe proporcionar los valores iniciales de las variables, los puntos de interpolación de la función Q , los valores iniciales y finales del radio de la región de confianza y las restricciones lineales. El criterio de parada también en este caso es el número de iteraciones y el valor final del radio de la región de confianza.

5.3. MÉTODOS ESTOCÁSTICOS

Con el objetivo de evitar las limitaciones de los métodos clásicos, se han desarrollado otras aproximaciones para la búsqueda del óptimo global que intentan ser lo más independientes posible de las propiedades matemáticas de la función que se quiere minimizar. Gracias al continuo aumento de las capacidades de computación, ha sido posible desarrollar costosas aproximaciones estocásticas que permiten procesar problemas complejos donde los métodos clásicos fallan.

Esta clase de métodos son de tipo heurístico, procedimientos que permiten resolver inteligentemente problemas reales usando el conocimiento disponible pero que no son

producto de un riguroso análisis formal desde el punto de vista matemático. Son algoritmos de propósito general que pueden aplicarse casi a cualquier problema, son más fáciles de entender e implementar que los métodos clásicos y además mantienen el tiempo de cómputo en términos razonables. Se denominan métodos estocásticos, porque los resultados en un paso determinado del cálculo no sólo dependen de los resultados previos obtenidos, sino también de números generados por el algoritmo de modo aleatorio.

Algunos de estos métodos están inspirados en la naturaleza y tienden a imitarla para lograr alcanzar un mínimo de la función objetivo, seleccionando de un modo novedoso y organizado los puntos donde se computa dicha función. La referencia (Zang, Zhang y Hapeshi, 2010) de la bibliografía, contiene una breve revisión de los algoritmos bio-inspirados más habituales.

5.3.1. RECOCIDO SIMULADO

El recocido simulado (SA) es un algoritmo estocástico de búsqueda global. Está inspirado en el tratamiento térmico de recocido utilizado en metalurgia, donde la aplicación de un calentamiento seguido de un enfriamiento lento y controlado permite la modificación de la microestructura. El calentamiento causa que los átomos aumenten su energía y puedan así desplazarse de sus posiciones locales (mínimos locales de energía). Después, el enfriamiento lento les da mayores posibilidades de recristalizar en configuraciones de menor energía (mínimo global o al menos mejor que el anterior). Utilizando una analogía termodinámica podemos decir que la desventaja de los métodos basados en el gradiente es que *se enfrían demasiado rápido*, puesto que avanzan hacia la localización del óptimo tan rápidamente que en la mayoría de los casos únicamente alcanzan un óptimo local y no el global. En cambio, el método del recocido simulado permite los movimientos en cualquier dirección permitiendo escapar así de los posibles óptimos locales.

En cada iteración, el método evalúa algunos vecinos del estado actual y probabilísticamente decide si efectuar una transición a un nuevo estado o quedarse en su estado previo. El vecindario está compuesto por todos los estados a los que se

puede llegar a partir del actual, los cuales son generados por el método de Montecarlo. En un problema de minimización, todos los movimientos descendentes son aceptados. Los movimientos ascendentes pueden ser aceptados o no, para lo cual se emplea el criterio probabilístico de Metrópolis. Cuanto mayor es la temperatura y menor el tamaño del movimiento ascendente, más interesante es aceptar ese movimiento. Tras un cierto número de evaluaciones de la función, se impone al sistema una determinada disminución de temperatura. A medida que la temperatura desciende, el algoritmo se va enfocando sobre el área de optimización más prometedora.

5.3.2. ALGORITMOS INSPIRADOS EN GRUPOS DE ANIMALES

Este tipo de algoritmos están inspirados en el comportamiento social de grupos de animales, como por ejemplo bandadas de aves, bancos de peces, enjambres de insectos, etc. Simulan el comportamiento descentralizado y auto-organizado observado en el ámbito biológico, donde individuos con capacidades muy limitadas son capaces de resolver problemas complejos al actuar en grupo aprovechando la inteligencia colectiva. En la referencia (Muñoz, López y Caicedo, 2008) puede encontrarse una revisión general de este tipo de algoritmos.

Un caso particular de este tipo de métodos, son por ejemplo los algoritmos de colonia de hormigas (ACO). El comportamiento básico de los individuos junto con su comunicación a nivel individual permite obtener a nivel del sistema un comportamiento capaz de solucionar problemas de optimización como, por ejemplo, el camino más corto hacia la comida. Al inicio, las hormigas exploran uniformemente todo el dominio disponible y dejan en sus trayectos restos de feromonas que se evaporan con el tiempo. Las hormigas que utilizan los caminos más cortos vuelven antes por lo que el olor se mantiene más fuerte en estos caminos. Puesto que las hormigas siguen los caminos con más olor, utilizan más y más los caminos más cortos hacia la comida. Para información más detallada acerca de este tipo de metodología puede consultarse la referencia (Cordon, Herrera y Stützle, 2002).

Uno de los métodos más populares es la optimización mediante enjambre de partículas (PSO). En el algoritmo PSO básico, cuando un miembro del enjambre encuentra una

posición deseable, éste influye en la trayectoria del resto de los miembros del enjambre. Cada miembro busca en su vecindad y no sólo aprende de su propia experiencia (obtenida en las iteraciones previas) sino que también se beneficia de la experiencia de los otros miembros, especialmente del mejor colocado. En ocasiones el PSO básico puede quedar atrapado en mínimos locales por lo que se han diseñado distintas variaciones del mismo que tratan de evitarlo. Algunas variantes tratan de añadir un factor de aceleración caótica a la ecuación de actualización de la posición, otras tratan de modificar la ecuación de actualización de la velocidad como por ejemplo el caso del RPSO (Repulsive Particle Swarm Optimization). Este último caso se basa en la idea de que la repulsión entre las partículas puede ser efectiva para mejorar las capacidades de búsqueda global. El método RPSO no se beneficia de la mejor posición global encontrada, por ello existe una modificación del mismo llamada CPRSO (Complete Repulsive Particle Swarm Optimization) que sí utiliza la tendencia hacia la mejor posición global encontrada.

5.3.3. COMPUTACIÓN EVOLUTIVA

Un tipo de algoritmos bio-inspirados de gran popularidad son los basados en los principios de la evolución natural de las poblaciones, lo que se conoce como computación evolutiva. La computación evolutiva considera la evolución natural como un proceso de optimización. Sigue la teoría de la evolución de las especies, donde los miembros más fuertes de la población están más capacitados para sobrevivir en ciertas condiciones ambientales. Así pues, mediante una adecuada modelización, el concepto de la evolución natural puede emplearse para encontrar la mejor solución de un problema, es decir, la solución óptima.

Dentro de la computación evolutiva, los algoritmos genéticos (GAs) son la opción más popular. Se trata de algoritmos de búsqueda de propósito general inspirados en los procesos genéticos que se producen en los organismos biológicos y en los principios de evolución natural de las poblaciones. La idea básica es generar una población de cromosomas o individuos que representa el espacio de búsqueda de las soluciones, donde cada uno de ellos representa una posible solución al problema. El algoritmo procesa la población de cromosomas mediante tres tipos de operadores: selección,

cruce y mutación. Los individuos que representan mejores soluciones tienen más posibilidades de ser seleccionados como padres, y se espera que sus hijos representen soluciones aún mejores. De este modo, con las sucesivas generaciones se va convergiendo hacia soluciones mejores. En el Capítulo 6 de este documento se explican en detalle las características de esta metodología.

Otra opción inspirada también en la evolución natural son las denominadas estrategias evolutivas. La primera versión llamada (1+1)-EE o estrategia evolutiva de dos miembros, usaba sólo un padre y generaba un solo hijo. Este hijo se mantenía sólo si era mejor que el padre. Posteriormente se introdujo el concepto de población proponiendo la $(\mu + 1) - EE$, en la cual hay μ padres que generan un solo hijo, el cual puede reemplazar al peor padre de la población. Más tarde se introdujo el uso de múltiples hijos mediante dos estrategias distintas: $(\mu + \lambda) - EE$ y $(\mu, \lambda) - EE$. En el primer caso, en la selección se tienen en cuenta tanto a hijos como a padres; en el segundo caso, en la selección sólo se tienen en cuenta a los hijos. En las estrategias evolutivas la selección se realiza de modo determinista, por lo que sólo los mejores individuos pasan a la siguiente generación. El principal operador es el de mutación mientras que el operador de recombinación juega un papel secundario y puede omitirse. Las referencias bibliográficas (Hernández, Buckles y Coello, 1998a, 1998b) explican con mayor detalle el funcionamiento de las estrategias evolutivas.

La evolución diferencial (ED) es otra metodología de computación evolutiva, creada como una alternativa a los algoritmos genéticos. La principal diferencia con estos últimos es la utilización de tres padres (α, β, γ) . Uno de ellos es el principal (α) , el cual es perturbado con el vector diferencia de los otros dos padres.

Por último, los algoritmos de estimación de distribuciones (EDAs) también son métodos estocásticos de optimización global basados en la evolución de las poblaciones. En este caso la evolución de la población no se lleva a cabo por medio de los operadores de cruce y mutación. La nueva población de individuos se muestrea mediante una distribución de probabilidad, la cual es estimada a partir de un conjunto de individuos seleccionados de la generación anterior. La estimación de dicha distribución de probabilidad conjunta asociada a los individuos seleccionados en cada generación es la principal dificultad de esta aproximación.

5.4. MÉTODOS HÍBRIDOS

Los llamados métodos híbridos son algoritmos que combinan la utilización de distintos métodos de optimización para aprovechar las ventajas de cada uno de ellos. Habitualmente emplean un método estocástico para hallar la región donde se ubica el mínimo global y después cambian a un método clásico para llegar cerca de dicho punto de un modo más rápido.

En la referencia (Colaco, Orlande y Dulikravich, 2006) se muestra un ejemplo de algoritmo híbrido en el que el módulo principal es el método del enjambre de partículas (PSO), el cual hace la mayor parte de la tarea de optimización. Cuando un cierto porcentaje de las partículas encuentra un mínimo (pensemos en que algunos pájaros encuentran su mejor lugar de anidación), el algoritmo cambia a un método de evolución diferencial y las partículas (pájaros) se reproducen. Si hay una mejora en la función objetivo significa que alguna otra región es más propensa a albergar el mínimo global del algoritmo, por lo que se vuelve aplicar el PSO. Si no hay una mejora de la función objetivo, esto puede indicar que esta región contiene el mínimo global esperado, por lo que el algoritmo cambia al método BFGS para localizar de forma más precisa su ubicación. Finalmente, el algoritmo vuelve de nuevo al PSO para comprobar si hay cambios en la localización del mínimo y el procedimiento completo se repite unas cuantas veces más.

5.5. SELECCIÓN DEL MÉTODO DE OPTIMIZACIÓN

En comparación con los casos típicos de optimización, la principal característica diferenciadora del problema de la correlación de los TMMs radica en el elevado coste de cálculo de la función objetivo. Además, el problema matemático que se aborda es muy complejo, implica numerosos parámetros de entrada/salida junto con modelos que son altamente no lineales debido a los términos de radiación, donde la función de fitness es probable que presente numerosos óptimos locales.

Todo ello limita la selección a métodos de optimización para problemas continuos que sean capaces de encontrar el óptimo global en un dominio de exploración muy grande, y de un modo relativamente rápido, puesto que el algoritmo debe proporcionar la respuesta en un marco de tiempo razonable. Aunque a día de hoy es posible emplear sistemas de cálculo de alta capacidad, en opinión de algunos autores (Jouffroy, Tochon y Capitaine, 2006a) la utilización de algunos métodos de optimización alargaría de forma importante la duración del estudio, puesto que el número de casos necesario para finalizar y perfeccionar el método de optimización para un problema dado es muy elevado.

Los métodos analíticos no parecen adecuados a nuestro problema puesto que requieren una expresión analítica de la función que se optimiza, lo que a priori no ocurre en nuestro caso. Además, son poco efectivos cuando el número de variables es alto, estando limitados en la práctica a un máximo de unas 10 variables. Tampoco los métodos de búsqueda local parecen los más adecuados a nuestro caso, salvo en el marco de algoritmos híbridos.

Entre los algoritmos de búsqueda global antes mencionados, el recocido simulado puede ser una opción interesante gracias a su versatilidad, así como los algoritmos basados en el enjambre de partículas y los basados en la computación evolutiva. De estos últimos, los algoritmos de estimación de distribuciones (EDAs) no parecen apropiados debido a que la ley de distribución de probabilidad que emplean requiere que las variables sean independientes.

Finalmente se ha optado por continuar con la línea de investigación abierta en los trabajos realizados por Astrium para la ESA (Jouffroy, Tochon y Capitaine, 2006a, 2006b, 2007) basada en la aplicación del método de los algoritmos genéticos. Esta línea de investigación ha presentado resultados prometedores hasta el momento, pero requiere aún de un mayor esfuerzo investigador para su consolidación tal y como se desprende de las actas del 24th European Workshop on Thermal and ECLS software, véase (European Space Agency, 2011a), donde se debatió sobre su utilización en la compañía Astrium.

Capítulo 6

ALGORITMOS GENÉTICOS

Los algoritmos genéticos (GAs) son algoritmos de búsqueda de propósito general inspirados en los procesos genéticos que se producen en los organismos biológicos y en los principios de la evolución natural de las poblaciones. La idea que subyace detrás de este planteamiento es que, dada una población de individuos, la presión ambiental existente origina una selección natural, es decir la supervivencia de los mejores, lo cual causa un incremento de las aptitudes de la población.

Este tipo de algoritmos tienen un éxito considerable en los problemas de búsqueda y optimización. La razón principal es su habilidad para explotar la información acumulada sobre el inicialmente desconocido espacio de búsqueda y orientar las sucesivas búsquedas en espacios de búsqueda más útiles. En resumen, su adaptación. Esta es su característica principal, la cual les permite ofrecer aproximaciones válidas especialmente en espacios de búsqueda grandes, complejos y poco conocidos, donde las herramientas clásicas de búsqueda son inapropiadas. Si bien no garantizan el hallazgo del óptimo global, generalmente son capaces de proporcionar una respuesta suficientemente buena en un tiempo aceptable. Según (Gadala y Vakili, 2011), si bien el punto fuerte de los GAs no es la eficiencia, sí lo es su robustez, siendo capaces de converger en casos donde otros métodos fallan.

La idea básica consiste en generar una población aleatoria de individuos o cromosomas, y avanzar hacia individuos mejores mediante la aplicación de

operadores genéticos, los cuales están basados en los procesos genéticos que tienen lugar en la naturaleza. Cada uno de esos individuos representa una posible solución a nuestro problema, de modo que la población representa el espacio de búsqueda de las soluciones. Durante las sucesivas iteraciones, denominadas generaciones, los individuos de la población son evaluados en función de su adaptación como solución. Para ello, cada uno tiene asociado un valor de fitness o de aptitud que mide cómo de buena o mala es la posible solución que representa. La nueva población de individuos se forma mediante mecanismos de selección y mediante operadores de cruce y mutación. De este modo, se va iterando y convergiendo hacia soluciones mejores con las sucesivas generaciones hasta alcanzar el óptimo o el número máximo de iteraciones.

Todo esto implica que para cada problema particular es necesario definir cómo evaluar la adaptación de las soluciones, es decir, determinar algún tipo de función de fitness. De modo que cada individuo pueda tener asociado un valor numérico proporcional a la adaptación de la solución que representa.

La obtención de un GA eficiente para un problema concreto se basa en alcanzar el mejor compromiso entre la exploración del dominio y la optimización de las soluciones ya identificadas, pero eso no es algo sencillo de conseguir. Una buena exploración del dominio permite hallar las potencialmente mejores soluciones y evitar una convergencia prematura en una solución local. Por otra parte, una buena optimización de las soluciones identificadas proporciona una rápida convergencia.

A continuación, se realiza una descripción más detallada del funcionamiento de los GAs así de como la implementación realizada en esta tesis. Para mayor información acerca de este tipo de metodología puede consultarse la referencia (Goldberg, 1989).

6.1. DESCRIPCIÓN GENERAL

6.1.1. LA ESTRUCTURA DE UN ALGORITMO GENÉTICO

Existen numerosas variantes de implementación de un algoritmo genético dependiendo del tipo de representación, la forma de evaluar la función de fitness, los

operadores empleados, etc. El concepto fundamental es el de una población de cromosomas o individuos que representan posibles soluciones al problema, la cual evoluciona mediante los operadores de selección, cruce y mutación hasta alcanzar el objetivo de la optimización. El esquema general de funcionamiento más habitual es el mostrado en la Figura 6-1.

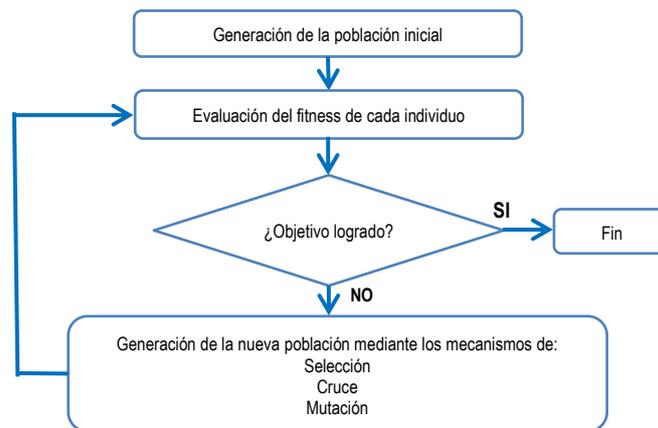


Figura 6-1. Diagrama de flujo general de un algoritmo genético

6.1.2. TIPOS DE REPRESENTACIÓN

La representación es un punto fundamental en el funcionamiento del GA, puesto que el algoritmo va a manipular directamente dicha representación del problema y eso puede limitar la ventana a través de la cual ve el mundo que le rodea.

La representación mediante codificaciones en forma de vector binario de longitud fija ha sido la dominante en la investigación de GAs desde sus inicios. Ahora bien, estudios posteriores han mostrado que las buenas propiedades de los GAs no radican en su codificación, por lo que se han seguido desarrollado codificaciones no binarias que permiten una mejor adecuación a cada problema particular. Una de las más importantes es la codificación real (RCGAs), la cual permite representar los genes directamente como números reales. Este tipo de codificación resulta especialmente apropiada para problemas donde las variables pertenecen a espacios de búsqueda continuos. De este modo, cada gen representa una variable del problema y cada cromosoma no es sino un vector de números reales cuya longitud es igual al vector

que es la solución del problema. Para una información más detallada acerca de este tipo de algoritmos genéticos en particular, puede consultarse la referencia (Herrera, Lozano y Verdegay, 1998).

6.1.3. LA POBLACIÓN INICIAL

El objeto de la población inicial es cubrir en la medida de lo posible todo el dominio de búsqueda. Generalmente suele formarse con individuos generados de modo aleatorio dentro del dominio, aunque existen algunas técnicas más refinadas como por ejemplo los muestreos basados en la experiencia previa.

El tamaño de la población depende del problema y del número de genes de los cromosomas, pero generalmente suele ser preferible disponer de un mínimo de 100 individuos.

6.1.4. LA FUNCIÓN DE FITNESS O FUNCIÓN OBJETIVO

La función de fitness o función objetivo representa la diferencia existente entre la hipótesis y los verdaderos resultados, es por lo tanto la función que se desea minimizar o maximizar. Su definición está claramente determinada por el problema en cuestión que se desee abordar, por lo que las posibilidades son muy amplias.

En ocasiones, el proceso de selección puede ser muy sensible a las diferencias en la función de fitness, especialmente cuando la selección es proporcional a la misma. En ese caso puede ocurrir que individuos muy buenos sean seleccionados muy a menudo tendiéndose a la eliminación total de otros individuos y generando una población demasiado homogénea. Para evitar este tipo de comportamientos se han desarrollado numerosas estrategias como por ejemplo el escalado y el reparto.

En la estrategia de escalado el valor de la función de fitness de cada individuo es modificado con el objeto de reducir o aumentar artificialmente las diferencias entre los individuos y mejorar el proceso de selección posterior. Fundamentalmente se emplean dos tipos de escalado, el lineal y el exponencial. El escalado lineal corresponde a la ecuación (45), donde los coeficientes a y b pueden definirse siguiendo distintas

estrategias, como por ejemplo la mostrada en la ecuación (46). Donde max y min corresponden a los valores de fitness máximo y mínimo calculados para la población actual y max' y min' a los valores límite tras el escalado. Cuando el coeficiente a es menor que 1, se reducen las diferencias de fitness y se favorece la exploración del dominio. El escalado exponencial es el mostrado en la ecuación (47), donde n es el número de la generación. En este caso para valores de a_n cercanos a cero, las diferencias de fitness son muy reducidas, ningún individuo resulta favorecido y el algoritmo genético se comporta como una búsqueda aleatoria del espacio permitido. Para valores de a_n cercanos a 1 no se produce escalado y para valores mayores que 1 las diferencias de fitness se amplifican y solo son seleccionados los buenos individuos.

$$f' = a \cdot f + b \quad (45)$$

$$a = \frac{max' - min'}{max - min}; \quad b = \frac{min' \cdot max - min' \cdot max}{max - min} \quad (46)$$

$$f' = f^{a_n} \quad (47)$$

Otro tipo de estrategia distinta al escalado es la de reparto. En este caso el objetivo es repartir la población de individuos en todas las cimas de la función que deseamos optimizar. Para evitar la acumulación de individuos en torno a una cima dominante, se penaliza el fitness teniendo en cuenta el nivel de acumulación en la vecindad del individuo, lo que en la práctica requiere la definición de una distancia métrica entre los individuos. De este modo el fitness de cada individuo f_i es ajustado de acuerdo al número de individuos que caen dentro de una distancia predefinida d_{share} utilizando una distribución potencial como la mostrada en la ecuación (48). Donde d_{ij} representa la distancia entre el individuo i y cada uno de los demás individuos de la población, siendo N el tamaño de la población. Como puede observarse, el valor de la constante a determina la forma de la función de reparto. Así para $a = 1$ la función es lineal, pero para los valores menores, los grupos muy agregados resultan penalizados.

$$f'_i = \frac{f_i}{b_i} \quad b_i = \sum_{j=1}^N sh(d_{ij})$$
$$sh(d_{ij}) = 1 - \left(\frac{d_{ij}}{d_{share}}\right)^a \text{ para } d \leq d_{share} \quad sh(d_{ij}) = 0 \text{ en otro caso} \quad (48)$$

6.1.5. EL CRITERIO DE FINALIZACIÓN

Existen distintos criterios que pueden ser aplicables a la finalización del algoritmo, pero los más habituales consisten en alcanzar un determinado valor de la función de fitness o bien un número máximo de iteraciones. También pueden implementarse otros criterios más refinados como por ejemplo la variación de la función de fitness cada cierto número de iteraciones o la diversidad de la población, o bien criterios más simples como limitarse a un determinado periodo de tiempo.

6.1.6. MECANISMOS DE SELECCIÓN

El mecanismo de selección actúa como fuerza de empuje hacia la mejora de calidad de la población. Consta de dos etapas: el cálculo de la probabilidad de selección y el proceso de muestreo.

6.1.6.1. Probabilidad de selección

La probabilidad de selección de cada individuo se calcula en función de su valor de fitness. Los individuos que representan una mejor solución tienen asociada una mayor probabilidad de selección y por lo tanto una mayor probabilidad de contribuir a la formación de la nueva población. Existen distintas variantes, pero las más habituales son la selección proporcional y el ranking.

La selección proporcional es el método más típico y se basa en la asignación de una probabilidad de selección p_s a cada cromosoma, la cual se calcula en función de su valor de fitness, tal y como puede observarse en la ecuación (49). En el caso de que

la optimización consista en una minimización debe emplearse el valor de fitness modificado ($f'(C_i)$) según la ecuación (50) en vez del valor de fitness normal ($f(C_i)$).

$$p_s(C_i) = \frac{f(C_i)}{\sum_{j=1}^N f(C_j)} \quad (49)$$

$$f'(C_i) = \frac{1}{f(C_i)} \quad (50)$$

La selección proporcional, en ocasiones puede dar lugar a convergencias prematuras debido a que tiende a favorecer en exceso a los mejores individuos. Además, cuando los valores de la función objetivo son muy similares entre sí, la presión de selección es baja puesto que todos los individuos presentan una probabilidad de selección similar. Este tipo de dificultades pueden corregirse definiendo un valor de fitness ponderado, por ejemplo, según la ecuación (51).

$$f'_i = f_i - \beta \quad \text{donde } \beta = \min (f_i)_{i \in \text{poblacion}} \quad (51)$$

La selección mediante ranking consiste en asignar las probabilidades de selección de acuerdo a un ranking establecido en base al valor de la función de fitness de cada individuo. El mapeo desde el número de ranking a la probabilidad de selección puede hacerse de muchos modos, por ejemplo, según la ecuación (52). Donde r_i es la posición del individuo i una vez la población se ha ordenado por su valor de fitness (posición 1, mejor individuo), N es el tamaño de la población y p es el exponente que define el nivel de presión.

$$f'_i = \left(1 - \frac{r_i}{N}\right)^p \quad (52)$$

6.1.6.2. Proceso de muestreo

El algoritmo de muestreo realiza las copias de los individuos en función de la probabilidad de selección previamente calculada.

El modo más simple de implementar este muestreo probabilístico es la utilización de la selección mediante ruleta (RWS). Conceptualmente consiste en considerar una ruleta la cual representa toda la población, de modo que los individuos con mayor probabilidad de selección tienen asociado un sector mayor de dicha ruleta y los de menor probabilidad uno menor. Esta ruleta dispondrá de al menos una muesca la cual determina el ganador de cada tirada, es decir, el individuo seleccionado. Las implementaciones más habituales de este tipo de muestreo son el muestreo aleatorio con remplazo y el muestreo aleatorio universal.

El muestreo aleatorio con remplazo es el método clásico de muestreo. En este método la ruleta dispone de un único marcador exterior que determina el sector seleccionado en cada giro. De este modo con cada giro de ruleta se selecciona un individuo y se realizan tantos giros como son necesarios hasta completar la nueva población intermedia.

La diferencia en el caso del muestreo aleatorio universal es que, en lugar de un solo marcador exterior, la ruleta dispone de N marcadores distribuidos uniformemente que corresponden al número total de individuos que deseamos extraer. De este modo, en un solo giro de ruleta se determina el número de copias de cada individuo. Este método garantiza que el número de copias de cada individuo se mantiene entre el máximo y el mínimo de su número de copias esperables.

6.1.7. RECOMBINACIÓN. MECANISMOS DE CRUCE Y MUTACIÓN

Una vez seleccionados los individuos se procede a la recombinación de los mismos mediante dos tipos de operadores: el operador de cruce y el operador de mutación. El objetivo de ambos operadores es generar la diversidad necesaria en la población para facilitar así la novedad. De este modo, no sólo se avanza hacia mejores soluciones, sino que también se trata de evitar que el algoritmo quede atrapado en óptimos locales.

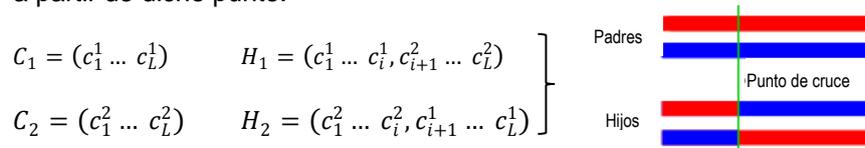
6.1.7.1. Operadores de cruce

El papel del operador de cruce es fundamental en el funcionamiento del GA. Este operador se encarga de combinar las características de dos cromosomas,

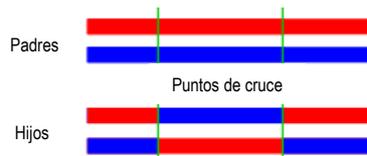
denominados *padres*, para formar dos nuevas cromosomas, los *hijos*. De este modo, el cruce transmite todo el material genético completo de ambos padres a la descendencia. El objetivo de este operador es tratar de generar nuevos individuos mejores, gracias a la combinación de las características de sus padres. No suele aplicarse sobre todos los cromosomas, sino que se realiza una selección aleatoria donde la posibilidad de que sea aplicado depende de la probabilidad de cruce. La probabilidad de cruce p_c es uno de los parámetros heurísticos del algoritmo que es necesario adaptar en función de cada problema.

Existen numerosos operadores de cruce, por lo que a continuación se mencionan únicamente algunos de los más conocidos:

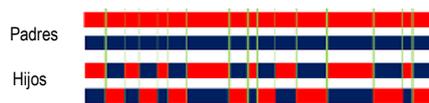
- **Cruce simple (simple crossover).** Es el operador clásico. El punto de cruce se determina de modo aleatorio y los genes de los cromosomas se intercambian a partir de dicho punto.



- **Cruce de n-puntos (*n-point crossover*).** Se trata de una alternativa al método simple, pero con un número N de puntos de cruce.



- **Cruce uniforme (uniform crossover).** En este caso el valor de cada uno de los genes de los descendientes se determina de modo aleatorio, a partir de los genes de sus padres.



Todos estos operadores se denominan de recombinación discreta, pues la recombinación solo copia valores previos. Esto en el caso de los GAs de codificación real tiene la desventaja de que la mutación es el único operador que puede insertar valores nuevos en la población.

Otra alternativa son los operadores aritméticos o intermedios, donde para cada gen del hijo se crea un valor nuevo. Por ejemplo, asignándole la media aritmética del valor del gen de los padres u otro tipo de combinación de los valores. Este tipo de estrategia permite la creación de nuevo material genético, pero tiene la desventaja de que se trata de un proceso de promedio por lo que el rango de los valores de los parámetros va disminuyendo con las iteraciones.

En ocasiones, si la mayor parte de la población está localizada en la vecindad de un extremo de la función, la operación de cruce pierde eficacia. El motivo es que el cruce de individuos muy cercanos produce individuos muy similares y, si son demasiado lejanos, de muy baja calidad. Una alternativa para evitar esto es emparejar únicamente a individuos que puedan encajar bien entre sí, seleccionando a aquellos que se encuentran a una distancia menor de un valor determinado.

6.1.7.2. Operadores de mutación

El operador de mutación altera de modo arbitrario uno o más componentes, genes, del cromosoma seleccionado. El objetivo de este operador es restablecer material genético perdido o inexplorado, para prevenir la convergencia prematura del algoritmo hacia óptimos locales. De este modo se asegura que la probabilidad de no alcanzar un determinado punto del espacio de búsqueda es cero. Cada gen de cada cromosoma de la población, presenta una posibilidad de cambio aleatorio determinado por el valor de la probabilidad de mutación p_m . Al igual que ocurre con la probabilidad de cruce, p_m es otro de los parámetros heurísticos del algoritmo que es necesario adaptar a cada problema particular.

La mutación suele ser especialmente interesante para tratar de mejorar las soluciones hacia el final de la convergencia, puesto que en esas fases la mayor parte de la

población se encuentra localizada en la vecindad de un extremo de la función restando eficacia al operador de cruce.

El operador típico en el caso de un GA de codificación binaria consiste en seleccionar uno o varios genes aleatoriamente y alterar su valor de 1 a 0 o viceversa. Otra alternativa es la de seleccionar varios genes aleatoriamente e intercambiar su valor entre ellos.

En el caso de las codificaciones reales, el gen mutado podrá tomar valores dentro de todo el espacio de búsqueda definido. También en este caso existen numerosos operadores de mutación, pero el más habitual es el de mutación aleatoria. Dado un gen $c_i \in [a_i, b_i]$ de un cromosoma $C = (c_1, \dots, c_i, \dots, c_n)$, entonces c'_i será el gen mutado que tomará un valor aleatorio del dominio $[a_i, b_i]$.

Otra técnica habitual en los casos de codificación real consiste en añadir al valor actual del gen una cantidad extraída aleatoriamente de una distribución gaussiana con media cero y una desviación estándar determinada, restringiendo el valor del resultado a un rango determinado si es necesario.

6.1.8. SELECCIÓN DE LA NUEVA GENERACIÓN

La estrategia empleada originalmente se denomina remplazo generacional y en ella la existencia de cada individuo es de un solo ciclo. De este modo los padres simplemente son descartados y reemplazados por el grupo completo de la descendencia sin tener en cuenta la calidad de los individuos. Esto conlleva que los mejores individuos de la generación previa se pierdan aun cuando la nueva generación no suponga una mejora de la anterior.

Para evitarlo se han desarrollado numerosas estrategias de selección basadas en el fitness. Un método bastante habitual es la implementación de una estrategia elitista. Esta estrategia consiste en asegurarse de que los mejores cromosomas sobreviven intactos de una generación a la siguiente. Otro tipo de estrategia consiste en seleccionar cuáles de los N individuos de la población total, formada por $(\lambda \text{ hijos} + N \text{ padres, donde } \lambda \leq N)$, formarán parte de la nueva generación en base a su valor

de fitness. En ocasiones también se tiene en cuenta la edad de los elementos de modo que λ padres, donde $\lambda < N$, son sustituidos por la descendencia.

Otras estrategias se basan en el remplazo del peor. En ellas los peores λ individuos de la población son reemplazados. Este tipo de esquema puede llevarnos hacia mejoras muy rápidas, pero también puede originar una convergencia prematura puesto que la población tiende a focalizarse rápidamente en el mejor individuo presente en la misma. Con el objeto de atenuar este tipo de desventaja, suele emplearse solo en poblaciones grandes y con políticas de no duplicación.

6.1.9. AJUSTE DE LOS PARÁMETROS DEL ALGORITMO

El establecimiento de los parámetros y operadores que rigen el comportamiento del algoritmo genético es crucial para el buen funcionamiento del mismo. Esta es una ardua tarea pues a priori no existen reglas fijas o soluciones aptas para todo tipo de problemas. Sino que en cada caso, el algoritmo debe ser adaptado en mayor o menor medida al problema de optimización abordado. Además de la determinación de los componentes del GA vistos hasta ahora, tipo de operador de selección, cruce y mutación, tipo de evaluación del fitness, etc., los parámetros principales que deben ser establecidos son el tamaño de la población y las probabilidades de cruce y mutación.

La aproximación más común es la realización de experimentos asignando distintos valores a estos parámetros con el fin de establecer los más apropiados y mantenerlos fijos durante el cálculo. La principal desventaja de este método es que la realización de modo sistemático de todas las posibles combinaciones resulta prácticamente imposible. Además, el proceso es muy costoso en tiempo, aunque los parámetros se evalúen de uno en uno sin tener en cuenta las interacciones existentes entre ellos. Otra alternativa es comenzar lanzando el algoritmo con unos determinados valores de los parámetros, los cuales irán cambiando durante el cálculo. Ello puede implementarse mediante métodos deterministas, donde el valor del parámetro se define por ejemplo en función del número de generación, o mediante métodos adaptativos, donde la estrategia de cambio del parámetro depende de los resultados que va obteniendo el algoritmo. A priori el uso de parámetros adaptativos parece una

solución mucho más atractiva que el ajuste manual de los mismos, pero en la práctica muchas veces no resulta viable.

6.2. IMPLEMENTACIÓN REALIZADA

Tal y como puede deducirse tras la descripción realizada, las posibilidades de implementación de los algoritmos genéticos son muy numerosas, sin que a priori sea posible determinar qué tipo de operadores y parámetros pueden resultar más adecuados a cada caso. Por ello en el software desarrollado en esta tesis se ha optado por implementar varias opciones para los distintos operadores que forman el algoritmo genético, de modo que el usuario pueda optar entre utilizar unas u otras en función del problema abordado.

6.2.1. SOFTWARE EMPLEADO

6.2.1.1. Compilador de Fortran

La implementación del software se ha llevado a cabo en el lenguaje de programación Fortran y la compilación se ha realizado para su utilización en el sistema operativo Windows. Fortran es un lenguaje de programación de alto nivel de propósito general, procedimental e imperativo, especialmente adaptado al cálculo numérico y la computación científica. Además, al tratarse de un lenguaje compilado proporciona un elevado rendimiento de cálculo y no requiere por parte del usuario la instalación de ningún software adicional. Si bien en algunos ambientes se considera algo antiguo lo cierto es que sigue siendo ampliamente utilizado en ciertos ámbitos de la computación numérica. El programa generado tras la implementación del algoritmo genético de correlación de los TMMs, se ha denominado GAC-TM (Genetic Algorithm for Correlation of Thermal Models).

6.2.1.2. Software TK

El cálculo de la función de fitness requiere disponer de los resultados de los TMMs correspondientes a cada individuo, lo que se lleva a cabo mediante el programa TK.

TK es un programa de cálculo térmico, implementado en lenguaje Fortran, que resuelve el conjunto de N ecuaciones transitorias lineales algebraicas, véase la ecuación (53), que se obtiene al aplicar el método numérico denominado Thermal Lumped Parameters (TLP). Para ello utiliza la técnica de linearización de Newton-Raphson y resuelve el sistema de ecuaciones mediante los métodos iterativos incluidos en el paquete de software de dominio público ITPACK 2C desarrollado por (Kincaid, Respass et ál., 1982). Utiliza un sistema de almacenamiento tipo sparse lo que permite minimizar la cantidad de memoria empleada.

$$\sum_{j=1}^n GL(i,j)(T_i - T_j) + \sum_{j=1}^n \sigma \cdot GR(i,j)(T_i^4 - T_j^4) + MC_i \frac{dT_i}{dt} = q_i \quad (53)$$

TK es capaz de realizar análisis térmicos estacionarios y transitorios, incluyendo la definición de termostatos y la utilización de condiciones de contorno función del tiempo. Tanto la entrada de los datos de partida como la salida de los resultados se realiza mediante archivos de tipo ASCII. Durante su desarrollo TK fue validado comparando sus resultados con los obtenidos con el software comercial de análisis térmico TMG⁷.

El código fuente de TK ha sido ligeramente modificado para integrarlo con el algoritmo de optimización desarrollado. Inicialmente se optó por compilarlo en forma de librería de vínculos dinámicos (DLL), pero posteriormente se decidió integrarlo completamente en el software GAC-TM para reducir la escritura a disco y mejorar su respuesta en tiempo de cálculo.

⁷ TMG es un programa de análisis térmico de la compañía MAYA Heat Transfer Technologies Ltd. integrado en el programa NX de la compañía Siemens.

6.2.2. DESCRIPCIÓN DEL PROGRAMA GAC-TM

El programa GAC-TM es capaz de llevar a cabo de modo automático la correlación entre los TMMs y los resultados de los ensayos térmicos, tanto para modelos correspondientes a casos estacionarios como transitorios. Además, es capaz de realizar la correlación simultánea de los distintos casos de funcionamiento contemplados para el vehículo espacial, por ejemplo, caso frío y caso caliente, con el objeto de mejorar la calidad de los resultados.

Debido a la naturaleza estocástica de los GAs, en ocasiones puede ser recomendable ejecutarlos más de una vez. El motivo es que los distintos lanzamientos probablemente proporcionarán resultados distintos, que quizás puedan mejorar los que se hayan obtenido hasta ese momento. Por este motivo GAC-TM permite al usuario seleccionar el número de veces que desea ejecutar el algoritmo, proporcionando los resultados obtenidos para los distintos intentos de correlación realizados.

Tanto la entrada de los datos iniciales como la salida de los resultados se realiza mediante archivos de tipo ASCII.

Las primeras subrutinas que ejecuta el programa realizan una inicialización a cero de todas las variables, e inicializan la semilla de la función pseudo-aleatoria RANDOM con el instante de tiempo. Así mismo, realizan la lectura de los datos iniciales necesarios para llevar a cabo la correlación de los modelos, como por ejemplo el número de casos, la definición de la correlación, los TMMs, etc.

6.2.2.1. Estructura del programa

La Figura 6-2 muestra el diagrama de flujo correspondiente a las subrutinas principales del programa GAC-TM. Lo que permite entender el funcionamiento general del mismo, el cual se explica con más detalle en los apartados siguientes.

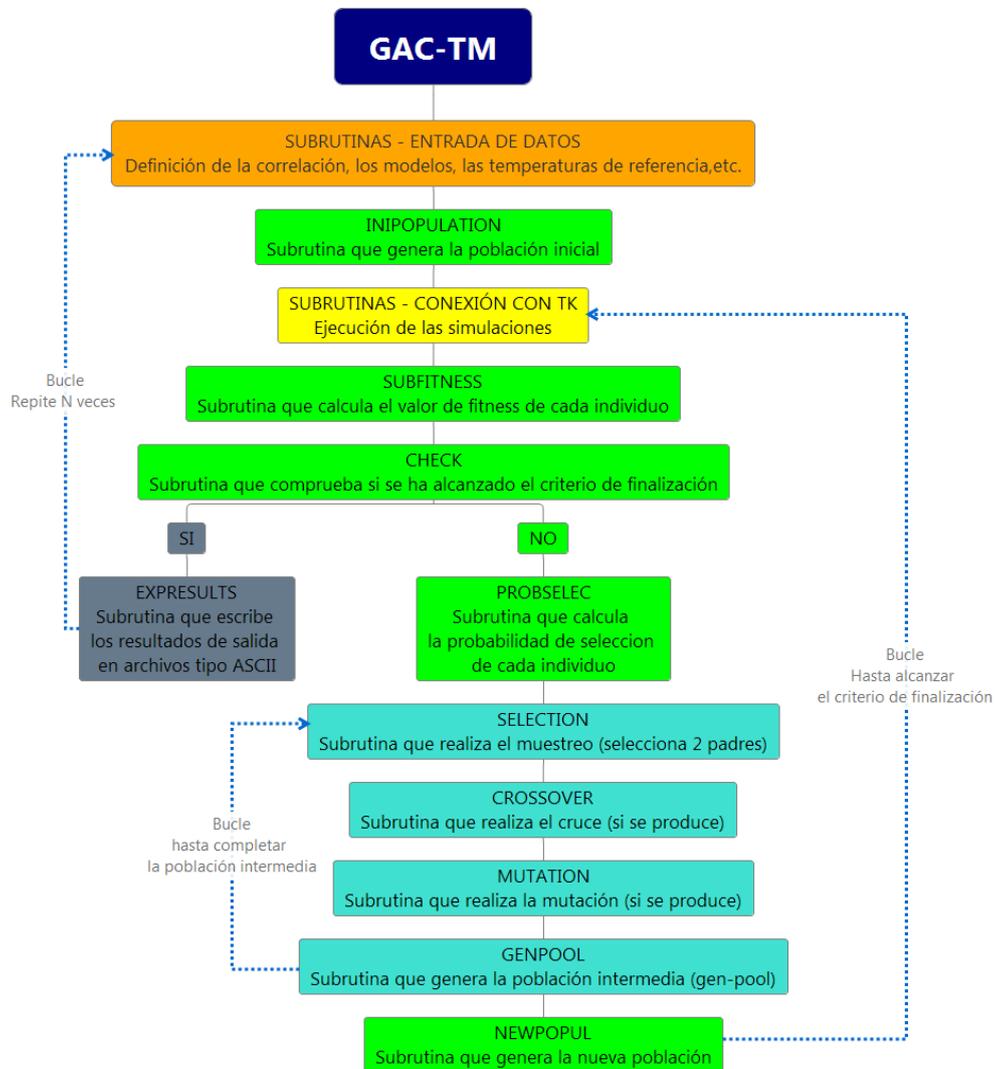


Figura 6-2. Diagrama de flujo del programa GAC-TM

6.2.2.2. Tipo de representación

Se ha optado por un algoritmo de codificación real donde cada uno de los genes representa el valor de cada una de las variables susceptible de ser modificada durante la correlación. La longitud del cromosoma es función del número de variables que se

desea incluir en la correlación. La Figura 6-3 muestra un ejemplo de un posible cromosoma de este tipo.

Posible valor de GL(1,2)	...	Posible valor de GL(2,3)	Posible valor de GR(2,4)	...	Posible valor de GR(3,5)	Posible valor de MC(4)	...	Posible valor de MC(6)
--------------------------	-----	--------------------------	--------------------------	-----	--------------------------	------------------------	-----	------------------------

Figura 6-3. Ejemplo de cromosoma o individuo

En los ejemplos de validación empleados, dichas variables pueden ser las conductancias lineales (*GLs*) y las conductancias radiativas (*GRs*) entre los nodos del modelo, así como las capacidades térmicas de dichos nodos (*MCs*).

6.2.2.3. Generación de la población inicial

Tamaño de la población

El algoritmo se ha implementado de modo que el usuario debe definir el tamaño de la población que se desea utilizar, de esta forma puede adaptarla a las características del TMM concreto que se desea correlar.

Generación de la población inicial

La población inicial se genera de modo automático en base al tamaño de la población previamente definido. El valor de cada uno de los genes se obtiene aleatoriamente⁸ en base a una distribución normal en el intervalo definido para cada uno de ellos $[a, b]$. Dicho intervalo viene determinado por el valor inicial del gen y un coeficiente λ de variación máxima admisible, según la ecuación (54). Tanto el valor inicial del gen como el coeficiente de variación son indicados en el archivo de entrada de datos del programa ⁹, aunque lo habitual es que el valor inicial del gen sea el mismo que el empleado en el TMM que se desea correlar.

⁸ Se emplea una función *RANDOM* inicializada en el instante de tiempo de inicio del cálculo, por lo que en realidad se trata de una generación de valores pseudo-aleatoria.

⁹ En el archivo de datos de entrada el valor de variación máxima se indica en %, de modo que $\lambda = \text{valor de variación} / 100$.

$$\begin{aligned}
 a &= \text{valor inicial} \cdot (1 - \lambda) \\
 b &= \text{valor inicial} \cdot (1 + \lambda)
 \end{aligned}
 \tag{54}$$

6.2.2.4. Evaluación de la función de fitness

La correlación de los modelos térmicos busca reducir en lo posible la distancia entre las mediciones experimentales y las predicciones del modelo. Por lo tanto, la función de fitness debe estar relacionada con la diferencia existente entre las mediciones experimentales de temperatura en ciertos puntos y las predicciones obtenidas en los nodos correspondientes a dichos puntos de medición. Por ello, la evaluación de la función de fitness de cada individuo, requiere de la realización previa del cálculo de su TMM mediante el programa de cálculo térmico TK. GAC-TM lanza de modo automático las simulaciones que realiza TK y extrae los resultados necesarios.

Existen numerosos criterios de error que pueden emplearse en la definición de la función de fitness: RSS (ecuación (32)), RMS (ecuación (33)), la norma de los mínimos cuadrados ordinarios (ecuación (34)), los especificados por la norma ECSS-E-ST-31C (ECSS Technical Authority, 2008) mostrados en las ecuaciones (55) y (56), etc.

- Criterio de nivel de temperatura

$$\Delta T = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (T_{R_i} - T_{P_i}) \leq 2 K$$

ΔT : desviación de la temperatura
 N : número de puntos considerados
 T_{R_i} : temperaturas registradas
 T_{P_i} : temperaturas calculadas

(55)

- Criterio de desviación estándar

$$\sigma_{std} = \frac{1}{N-1} \sqrt{\sum_{i=1}^N ((T_{R_i} - T_{P_i}) - \Delta T)^2} \leq 3K$$
(56)

σ_{std} : desviación estándar mínimo 25 puntos

Si bien cualquiera de estos criterios es suficientemente estricto para cumplir la normativa aeroespacial europea y podría emplearse como valor de fitness, se ha decidido poner a prueba el algoritmo empleando un criterio más exigente aún.

Para ello se ha definido un criterio al que denominaremos error acumulado, expresado por la ecuación (57). Donde N representa el número de nodos, K el número de instantes de tiempo, J el número de casos¹⁰, δ es una función delta de Dirac determinada por la ecuación (58) y el *error individual* viene dado por la ecuación (59). El valor del objetivo de correlación debe ser definido por el usuario.

$$f(C_i) = \sum_{j=1}^J \left[\sum_{k=1}^K \left[\sum_{n=1}^N (\delta \cdot \text{error individual}) \right] \right] \quad (57)$$

$$\delta = \begin{cases} 0, & \text{error individual} < \text{objetivo de correlación} \\ 1, & \text{error individual} \geq \text{objetivo de correlación} \end{cases} \quad (58)$$

$$\text{error individual} = \sqrt{\left((T_{\text{calculada}})_{j,k,n} - (T_{\text{referencia}})_{j,k,n} \right)^2} \quad (59)$$

Esta metodología de evaluación del fitness presenta ciertas ventajas. Por una parte, el empleo de la expresión (59) permite que el *error individual* sea siempre positivo evitando que errores positivos y negativos se anulen entre sí en la operación posterior. Por otra parte, el hecho de igualar el valor del *error individual* a cero cuando cumple el objetivo de correlación, permite fijar el criterio de finalización del algoritmo en $\text{fitness} = 0$, lo que significaría que todos los nodos cumplen el criterio de correlación en todos los instantes de tiempo de todos los casos. De este modo se evita trabajar con errores medios que pueden ocultar una dispersión de los resultados de la correlación no solo entre distintos nodos, sino también a lo largo del tiempo.

En el algoritmo desarrollado se han implementado tres opciones para el cálculo de la función de fitness: fitness basado en el error acumulado definido por las ecuaciones (57), (58) y (59); fitness basado en el error RMS según la ecuación (33) y fitness basado en el error relativo definido por las ecuaciones (60) y (61).

¹⁰ Cuando K toma valores diferentes en los distintos casos correlados simultáneamente, la función de fitness resulta

$$f(C_i) = \sum_{k_j=1}^{K_j} \dots \left[\sum_{k_1=1}^{K_1} \left[\sum_{n=1}^N (\delta \cdot \text{error individual}) \right] \right]$$

$$f(C_i) = \sum_{j=1}^J \left[\sum_{k=1}^K \left[\sum_{n=1}^N (\text{error individual}) \right] \right] \quad (60)$$

$$\text{error individual} = \left(\frac{(T_{\text{calculada}})_{j,k,n} - (T_{\text{referencia}})_{j,k,n}}{(T_{\text{calculada}})_{j,k,n}} \right)^2 \quad (61)$$

El criterio del error acumulado y el del error relativo proporcionan valores de fitness que pueden resultar poco intuitivos para los ingenieros que siguen el proceso de correlación del modelo, sobre todo en casos transitorios de modelos con un número elevado de nodos donde la correlación se aplica simultáneamente sobre varios casos. Por ello adicionalmente al valor de fitness, el algoritmo exporta algunos tipos de errores adicionales como información complementaria. En el caso de emplear la función de fitness basada en el error acumulado o en el error relativo exporta como información complementaria el error RMS y en el caso de emplear la función de fitness basada en RMS, reporta como error complementario el valor de RSS.

El objetivo de la optimización, por lo tanto, viene dado por la ecuación (62), siendo las restricciones $g_m(C)$ las definidas por la ecuación (63). El vector de las variables de diseño viene definido por la ecuación (64).

$$\begin{cases} \min f(C) \\ \text{s. t. } g_m(C) > 0 \end{cases} \quad (62)$$

$$\begin{aligned} g_1(C) &= \text{variable}_1 > 0 \\ g_2(C) &= \text{variable}_2 > 0 \\ &\dots \\ g_n(C) &= \text{variable}_n > 0 \end{aligned} \quad (63)$$

$$\begin{aligned} \{C\} &= \{c_1, c_2, \dots, c_n\}^T \\ \text{donde: } c_1 &= \text{variable}_1; c_2 = \text{variable}_2; c_n = \text{variable}_n \end{aligned} \quad (64)$$

6.2.2.5. El criterio de finalización

La implementación realizada combina dos criterios de finalización: el objetivo de correlación y el número máximo de iteraciones. Ambos valores deben ser definidos por el usuario.

En el caso de que se emplee la función de fitness basada en el error acumulado, el criterio de finalización consiste en alcanzar $fitness = 0$ en alguno de los individuos de la población, lo que implica que el valor $|T_{calculada} - T_{referencia}|$ es menor que el valor del objetivo de correlación definido por el usuario en todos los nodos en todos los instantes de tiempo de todos los casos.

En el caso de que la función de fitness empleada esté basada en el error RMS o en el error relativo, el criterio de finalización se alcanza cuando el fitness de alguno de los individuos es menor que el valor indicado por el usuario como objetivo de correlación.

Se entiende por convergencia del algoritmo, al hecho de lograr alcanzar una solución que cumpla el objetivo de correlación.

6.2.2.6. El mecanismo de selección

Puesto que se trata de un problema de minimización, los individuos que presentan un valor de fitness inferior son los que deben tener asociada una mayor probabilidad de selección. Por ello el valor inicial de fitness de cada individuo es modificado por su inverso, ecuación (50).

Se han implementado dos mecanismos de selección diferentes que pueden ser seleccionados por el usuario. Uno de ellos es el mecanismo clásico de selección proporcional, ecuación (49). El otro utiliza un valor de fitness ponderado según la ecuación (51).

El proceso de muestreo se lleva a cabo por una selección mediante ruleta. También en este caso se han implementado dos opciones diferentes que pueden ser seleccionadas por el usuario: el muestreo aleatorio universal con dos marcadores y el muestreo aleatorio con remplazo.

6.2.2.7. Los mecanismos de recombinación

Operador de cruce

Se han implementado dos tipos distintos de operadores de cruce que pueden ser seleccionados por el usuario: El operador de cruce simple y el operador de cruce simple aritmético, donde para cada gen hijo se crea un valor nuevo asignándole la media aritmética del valor del gen de los padres.

Inicialmente la subrutina determina si los padres van o no a cruzarse, para lo que emplea una selección mediante ruleta donde la misma únicamente dispone de dos sectores determinados por la probabilidad de cruce (p_c). En el caso de que los padres se crucen, se aplica el operador de cruce seleccionado.

Operador de mutación

El operador de mutación empleado es el de mutación aleatoria. Inicialmente se determina para cada uno de los genes de los individuos, si sufre o no una mutación. Para ello, también en este caso se emplea una selección mediante ruleta donde la misma únicamente dispone de dos sectores determinados por la probabilidad de mutación (p_m) definida por el usuario. En caso de que se produzca la mutación, el valor del gen es sustituido por un valor aleatorio comprendido en el intervalo $[a, b]$ definido por la expresión (65), donde λ es el coeficiente de variación.

$$\begin{aligned} a &= \text{valor actual del gen} \cdot (1 - \lambda) \\ b &= \text{valor actual del gen} \cdot (1 + \lambda) \end{aligned} \tag{65}$$

Se han implementado dos variantes de este operador que pueden ser seleccionadas por el usuario: mutación con coeficiente de variación λ constante o variable.

Si se opta por utilizar un coeficiente de variación constante, su valor corresponderá al valor de variación máxima (λ) indicado para ese gen en el archivo de definición de la correlación. Si por el contrario se opta por un coeficiente variable, el coeficiente de variación corresponderá al indicado en la ecuación (66), donde el valor de PMVAR es

definido por el usuario. Por lo tanto, si $PMVAR > 1$ el intervalo de mutación disminuye, mientras que si $PMVAR < 1$ aumenta.

$$\begin{aligned} & \text{si } (\min (f_i)_{i \in \text{población}}) \text{ no se ha modificado en las últimas 20 iteraciones} \\ & \lambda_{new} = \lambda_{previous} / PMVAR \end{aligned} \quad (66)$$

6.2.2.8. Generación de la población intermedia

La población intermedia se genera mediante un proceso iterativo donde en cada iteración se seleccionan dos padres y se generan dos hijos. El número de iteraciones que se lleva a cabo viene dado por la ecuación (67). Cuando el tamaño de la población es impar, $N_{Iteraciones}$ se redondea al alza.

$$N_{Iteraciones} = \left\lceil \left[\left(\frac{\text{Tamaño de la población}}{2} \right) - 1 \right] \right\rceil \quad (67)$$

La generación de la población intermedia se ha implementado de modo que el usuario puede escoger entre dos opciones: En la primera de ellas, la población intermedia está formada por toda la población inicial, más todos los descendientes generados, por lo que su tamaño es casi el doble del de la población inicial. En la segunda opción, la población intermedia está formada únicamente por los descendientes, por lo que su tamaño es aproximadamente igual al de la población inicial.

6.2.2.9. Generación de la nueva población

El tamaño de la población se mantiene constante. En la generación de la nueva población se ha implementado una estrategia elitista, de modo que se asegura que el mejor individuo de la generación previa estará presente en esta nueva población.

Cuando la población intermedia está formada por padres + descendientes, la nueva población se completa seleccionando individuos de la población intermedia de modo aleatorio, considerando la misma probabilidad de selección para todos los individuos.

Cuando la población intermedia está formada solo por los descendientes, la nueva población se completa con toda la población intermedia. Si el tamaño de la población

inicial es par, la nueva población se completa añadiendo un individuo adicional seleccionado aleatoriamente de la población inicial.

6.2.2.10. Escritura de los resultados

Finalmente existe una subrutina encargada de escribir los resultados obtenidos. Dichos resultados incluyen el valor de fitness, el valor de error adicional, los valores obtenidos para las variables incluidas en la correlación, los resultados de temperaturas obtenidos y los modelos TMM correspondientes.

Capítulo 7

EJEMPLOS DE VALIDACIÓN

La validación del software desarrollado y de la metodología aplicada a la correlación de los modelos, se ha llevado a cabo mediante distintos casos de estudio basados en los 3 siguientes modelos térmicos matemáticos.

- Un TMM puramente teórico formado por 5 nodos.
- Un TMM reducido formado por 7 nodos basado en el instrumento TriboLAB.
- Un TMM detallado del instrumento TriboLAB, formado por 47 nodos.

7.1. DESCRIPCIÓN DE LOS CASOS DE ESTUDIO

7.1.1. MODELO TEÓRICO DE 5 NODOS

Se trata de un TMM muy sencillo, empleado en las referencias (Klement, 2014b; Klement, Anglada y Garmendia, 2016). Está formado por 4 nodos difusivos, cada uno con una disipación de 10 W, y un nodo de sink¹¹ (nodo 5), el cual representa el espacio exterior y cuya temperatura está fijada en 0 °C. Cada nodo difusivo puede radiar hacia el espacio exterior (GR_1 , GR_2 , GR_3 y GR_4) y representa una superficie de 0.1 m² con una

¹¹ Se denomina temperatura de sink a la temperatura de referencia en la transmisión de calor por radiación. Representa la temperatura del cuerpo más frío hacia el cual es irradiado el calor, en este caso, el espacio exterior.

emisividad igual a 1. Todos los nodos difusivos están conectados entre sí mediante 6 conductancias lineales ($GL_1, GL_2, GL_3, GL_4, GL_5$ y GL_6) y además uno de ellos (nodo 1) tiene una conductancia conductiva con el espacio exterior (GL_7) igual a 1 W/K. Los valores correspondientes a las GLs que conectan entre sí los nodos difusivos de este modelo se han definido según la expresión mostrada en la ecuación (68). En la Figura 7-1 puede observarse el esquema de este TMM de 5 nodos.

$$GL_i = \left(0.1 + \frac{i}{100}\right) W/K \quad \text{donde } 1 \leq i \leq 6 \quad (68)$$

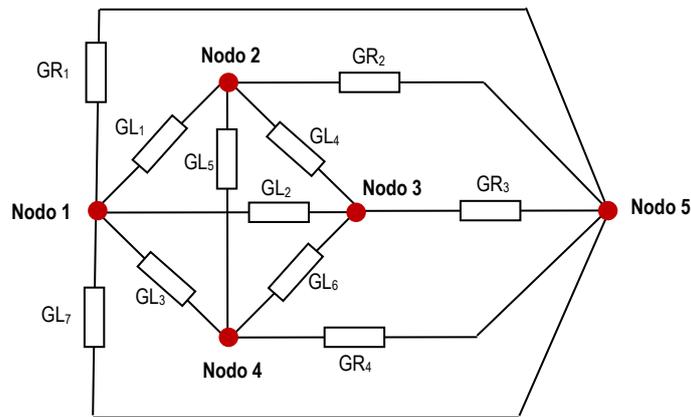


Figura 7-1. Esquema del modelo de 5 nodos

Puesto que se trata de un modelo teórico no se dispone de temperaturas reales procedentes del ensayo térmico. Por ello, con el objeto de disponer de valores de referencia que puedan ser utilizados en la correlación, se ha llevado a cabo el siguiente procedimiento.

Procedimiento en ausencia de temperaturas experimentales de ensayos térmicos:

1. El TMM original disponible se considera el modelo de referencia. Se ejecuta la simulación correspondiente con TK, y las temperaturas obtenidas como resultado se almacenan considerándose como temperaturas de referencia.

2. Este TMM se somete a algún tipo de alteración modificando los valores de al menos algunas de sus variables (GLs , GRs o MCs). Se obtiene así un nuevo TMM el cual se denomina modelo base.
3. Este modelo base es el que se somete a correlación utilizando como temperaturas de referencia las previamente almacenadas para dicho fin en el paso 1 (calculadas con el modelo de referencia).

La utilización de este procedimiento origina dos diferencias importantes en comparación con la correlación de un TMM real con los resultados de los ensayos térmicos. En primer lugar, se dispone de las temperaturas de referencia para todos los nodos del modelo. En segundo lugar, se dispone de los valores de referencia de las variables del modelo sometidas a la correlación. Estas dos situaciones, si bien no ocurren en los ensayos térmicos reales, tienen la ventaja de permitir comprender mejor el comportamiento del algoritmo.

En este caso en particular se han llevado a cabo tres alteraciones del modelo de referencia, obteniéndose 3 modelos base diferentes los cuales han sido sometidos a correlación.

- a. Modelo base 5A. A las 6 GLs que conectan los nodos difusivos ($GL_1, GL_2, GL_3, GL_4, GL_5$ y GL_6) se les ha asignado un valor inicial de 0.5 W/K. Estas 6 GLs han sido incluidas en la correlación, es decir, el algoritmo ha modificado sus valores hasta lograr que las temperaturas calculadas cumplan el objetivo de correlación. Los parámetros que definen la función de fitness son $J = 1$, puesto que solo se considera un caso; $K = 1$, puesto que solo se calculan las temperaturas del caso estacionario y $N = 4$ que corresponde a las temperaturas de los nodos 1, 2, 3 y 4. La temperatura del nodo 5, el cual representa el espacio, es una condición de contorno ya conocida. Como consecuencia, el número de errores que deben ser minimizados es igual a 4.
- b. Modelo base 5B. Los valores de 2 de las GLs se han fijado asignándoles el valor de referencia ($GL_3 = 0.13$ W/K y $GL_6 = 0.16$ W/K). Las otras 4 (GL_1, GL_2, GL_4 y GL_5), las cuales han sido incluidas en la correlación, tienen asignado un valor inicial de 0.5 W/K. Los parámetros que definen la función de

fitness son los mismos que en el caso anterior, $J = 1$, $K = 1$ y $N = 4$, por lo que el número de errores que deben ser minimizados es igual a 4.

- c. Modelo base 5C. Se han fijado los valores de 3 de las GLs ($GL_3 = 0.13 W/K$; $GL_5 = 0.6 W/K$ y $GL_6 = 0.16 W/K$). Las otras 3 (GL_1 , GL_2 y GL_4) tienen asignado un valor inicial de $0.5 W/K$ y han sido incluidas en la correlación. Cabe destacar que el valor asignado a la GL_5 ($GL_5 = 0.6 W/K$) no corresponde con su valor en el modelo de referencia, lo que hace imposible alcanzar el objetivo de correlación asignando al resto de GLs buscadas los valores definidos en el modelo de referencia. Los parámetros que definen la función de fitness son los mismos que en los dos casos anteriores, $J = 1$, $K = 1$ y $N = 4$, por lo que el número de errores que deben ser minimizados también es igual a 4.

En los tres casos de estudio se ha considerado únicamente el régimen estacionario. La principal ventaja de realizar la correlación en base a casos estacionarios es el ahorro en tiempo de cálculo. Su mayor inconveniente es que los casos estacionarios no permiten ajustar los valores de las MCs .

7.1.2. EL INSTRUMENTO TRIBOLAB

Durante la validación de la metodología de correlación desarrollada se han empleado dos TMMs basados en el instrumento TriboLAB. Uno de ellos es un modelo reducido formado por 7 nodos, y el otro un modelo detallado compuesto por 47 nodos. La utilización de los TMMs y casos de estudio basados en este instrumento permite validar el software desarrollado y la aplicabilidad de este tipo de metodología sobre el caso real de un instrumento espacial.

El TriboLAB es un instrumento específicamente diseñado para la realización de ensayos de tribología en condiciones de microgravedad. Los mecanismos presentes en los distintos equipos que se envían al espacio (transbordadores espaciales, satélites, sondas, etc.) han de operar en un medio hostil caracterizado por la presencia de la radiación espacial, el vacío, las temperaturas extremas, la ausencia de gravedad, el oxígeno atómico y las microvibraciones. La reproducción de todas estas condiciones ambientales en tierra no es posible a día de hoy, imposibilitando la realización de

experimentos en condiciones suficientemente representativas de la situación en órbita. Ello ha impulsado el desarrollo de instrumentos que permitan realizar la experimentación en plataformas espaciales.

Durante su misión en uno de los balcones exteriores de la ISS durante los años 2008 y 2009, su objetivo fue investigar con precisión el comportamiento tribológico de capas de un lubricante sólido de altas prestaciones, el disulfuro de molibdeno (MoS_2) dopado con carburo de tungsteno. Se pretendía cubrir la necesidad esencial de obtener funcionamientos fiables en el futuro de los sistemas de lubricación utilizados en los mecanismos espaciales. En las referencias (Serrano, Gómez-Elvira et ál., 2000, 2001; Garmendia, Landaberea et ál., 2003; Oñate, Brizuela et ál., 2003; Brizuela, García-Luis et ál., 2007; Garmendia, Anglada et ál., 2007; Brizuela, García-Luis et ál., 2009, 2010 ; Garmendia, Anglada et ál., 2012) de la bibliografía puede encontrarse información detallada sobre este experimento.

La misión STS-122 del transbordador espacial Atlantis de la NASA fue la encargada de poner en órbita el laboratorio Columbus de la ESA el 7 de Febrero de 2008. El laboratorio Columbus es uno de los módulos que conforma la ISS. Se trata de un módulo cilíndrico de 4.5 m de diámetro y 6.9 m de longitud, destinado a la realización de experimentos científicos tanto en su interior como en el espacio exterior. Los experimentos situados en el exterior están alojados en dos balcones espaciales donde se ubican las dos plataformas exteriores de experimentación del módulo: SOLAR y EuTEF, el cual puede observarse en la Figura 7-2. La plataforma EuTEF alojó 9 dispositivos tecnológicos desarrollados por diferentes empresas, universidades y centros de investigación europeos, entre los cuales se encontraba el TriboLAB. Tras 5 días en la bahía de carga del transbordador, la plataforma EuTEF fue instalada en el Columbus External Payload Adapter (CEPA), uno de los balcones exteriores del laboratorio europeo Columbus, dando comienzo así a la misión en órbita del TriboLAB.

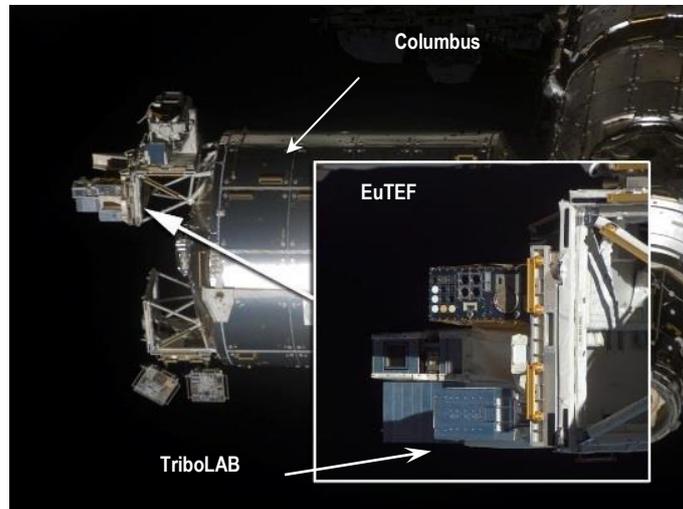


Figura 7-2. TribolAB en la plataforma EuTEF, en el balcón exterior de la ISS¹²

A continuación, se realiza una breve descripción del instrumento TribolAB con el objeto de familiarizar al lector con las características particulares de un instrumento espacial y de su diseño térmico, facilitando así la comprensión de los TMMs correspondientes. Para una información más detallada acerca de su sistema de control térmico, del diseño del mismo, de sus ensayos térmicos y de su comportamiento térmico en órbita puede consultarse la referencia (Garmendia y Anglada, 2018) escrita durante el desarrollo de esta tesis.

7.1.2.1. Configuración estructural y modos de operación

El TribolAB está dividido en dos módulos generales: el módulo de experimentación y el módulo de control (Figura 7-3). El módulo de experimentación es el área donde se realizan los ensayos y se encuentra ubicado en la parte superior del instrumento. Contiene las 4 celdas de experimentación, cada una de las cuales está compuesta por dos secciones: una para los ensayos de varilla sobre disco y otra para los ensayos de rodamientos (Figura 7-4).

¹² Fuente (NASA, 2016).

En el módulo de control se encuentran instalados todos los elementos auxiliares necesarios para ejecutar los experimentos (tarjetas electrónicas, drivers, motores, etc.). Además de estos dos módulos existe una estructura de soporte principal compuesta por cuatro patas, la cual sustenta el instrumento uniéndolo mecánicamente a EuTEF.

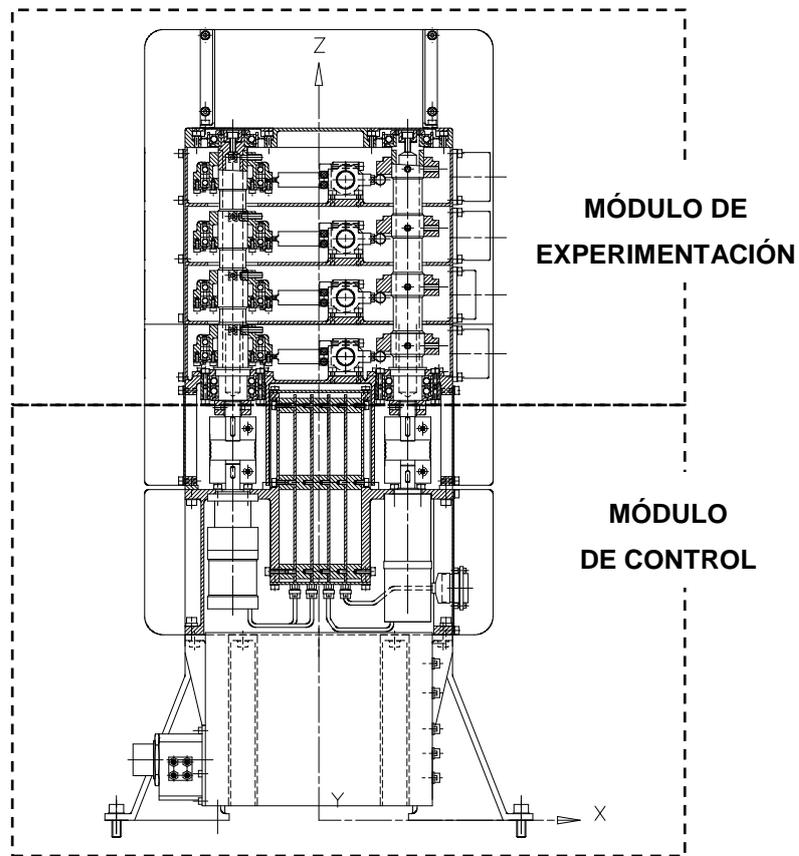


Figura 7-3. Configuración estructural del Tribolab



Figura 7-4. Celda de experimentos del TriboLAB

El TriboLAB dispone de distintos modos de operación, los cuales dependen de la alimentación eléctrica disponible, de la fase de la misión, de si se está o no realizando experimentos científicos, etc. El suministro de energía le llega a través de tres líneas de alimentación eléctrica diferentes: La línea A o Nominal, la línea B o Survival y la línea C o Stay Alive. Los modos de funcionamiento más críticos, en los cuales se ha basado el diseño del control térmico, son los cuatro descritos a continuación.

- **Modo Survival.** El instrumento está en modo Survival, cuando se encuentra ubicado en la ISS, pero únicamente dispone de alimentación de la línea B. El instrumento se encuentra apagado y únicamente el control térmico diseñado para este modo de operación está activo. Este modo de funcionamiento se ha considerado el caso frío durante el diseño del control térmico.
- **Modo de Investigación.** Este modo tiene lugar cuando el TriboLAB está ubicado en la ISS, la alimentación de las líneas A y B está disponible, y se están ejecutando los experimentos de tribología. Este modo de funcionamiento se ha considerado el caso caliente.
- **Modo Stay Alive.** Este modo tiene lugar durante la estancia del TriboLAB en la bahía de carga del transbordador. El instrumento está apagado y únicamente el control térmico diseñado para este modo de operación está en funcionamiento.

- **Fase de traslado.** Esta fase comprende el traslado del TriboLAB desde la bahía de carga del transbordador hasta la ISS. Durante el traslado el equipo no dispone de alimentación eléctrica, por lo que es necesario precalentarlo previamente de modo que sea capaz de soportar el enfriamiento que se produce durante su traslado (de una duración máxima de 5 horas), sin alcanzar temperaturas por debajo de su límite admisible.

7.1.2.2. El control térmico del instrumento

El TriboLAB está diseñado para soportar las extremas temperaturas a las que puede estar expuesto durante toda su vida, lo que incluye el transporte, la campaña de ensayos, el lanzamiento y la vida orbital.

La idea principal que ha guiado el diseño de su control térmico ha sido la de conseguir un TCS lo más simple posible, con el objeto de minimizar tanto el coste como las probabilidades de posibles fallos. Por este motivo, se ha optado por un control térmico de tipo pasivo basado en la disipación de calor a través del radiador hacia el espacio en las situaciones calientes, y el uso de calentadores para aumentar la temperatura del equipo en las situaciones frías.

El sistema de control térmico del TriboLAB está formado por el radiador, las mantas térmicas, los calentadores, los termostatos y el TRP. El TRP (Temperature Reference Point), es un punto del equipo considerado representativo de la temperatura global del mismo, cuya temperatura se ha medido utilizando un termistor y ha sido facilitada en la telemetría del instrumento. La misión del radiador es disipar hacia el espacio exterior el calor generado en el instrumento durante su funcionamiento. Está compuesto por todas las superficies existentes en la cara RAM¹³ del TriboLAB, las cuales están recubiertas con una cinta térmica especial para mejorar sus características termo-ópticas (Figura 7-5 (a)). La misión de las mantas térmicas, fabricadas en material aislante, es impedir la transmisión de calor a través del resto de las caras del TriboLAB (Figura 7-5 (b)). Los calentadores son unas resistencias eléctricas cuya misión es la de calentar el equipo en las situaciones frías. Su posición y potencia está definida de

¹³ La cara RAM del TriboLAB corresponde a la cara orientada hacia el vector de avance de la ISS.

acuerdo a las necesidades del control térmico y a la alimentación eléctrica disponible, resultando en tres circuitos de control térmico distintos. Los calentadores de Stay Alive, conectados a la alimentación C, operan cuando el TriboLAB está en modo Stay Alive. Su misión no es sólo mantener el instrumento en su rango de temperaturas de no operación durante su estancia en el transbordador, sino también precalentar el equipo convenientemente de modo que éste sea capaz de soportar la fase de traslado hasta la ISS. Los calentadores de Survival, están conectados a la alimentación B, y su misión es mantener el equipo dentro de su rango de temperaturas admisibles. Por último, los calentadores Nominales, conectados a la alimentación A, tienen dos misiones complementarias. Su función principal es asegurar las temperaturas adecuadas en las celdas de experimentos durante la ejecución de los mismos, pero también deben ser capaces de mantener el TriboLAB dentro de su rango de temperaturas de no operación en caso de que la alimentación B no esté disponible. El funcionamiento de los calentadores Nominales se encuentra controlado mediante software, mientras que los calentadores de Survival y Stay Alive son controlados mediante termostatos. Tanto la posición como las temperaturas de operación de los termostatos han sido definidas como parte del diseño del control térmico.

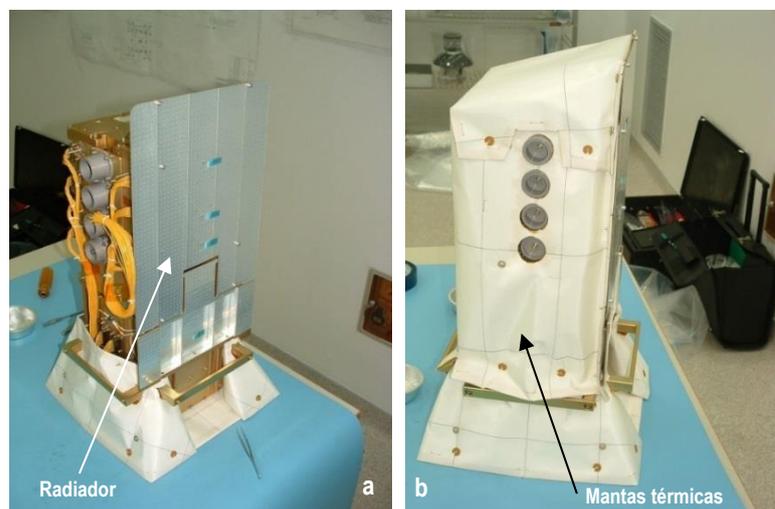


Figura 7-5. (a) Radiador. (b) Mantas térmicas

El diseño del TCS se ha realizado mediante TMMs siguiendo la metodología habitual aplicada en el diseño del control térmico de satélites. Así, en base a los entornos

térmicos esperados y a los distintos modos de operación del instrumento se han definido los dos casos críticos de diseño, el caso caliente y el caso frío. Posteriormente el diseño se ha refinado con la actualización de las condiciones de contorno y el estudio de otros casos de operación adicionales.

Durante las fases iniciales de diseño, el TMM empleado ha sido un simple pero efectivo modelo de 3 nodos. En este modelo, mostrado en la Figura 7-6, uno de los nodos representa el instrumento TriboLAB al completo, otro representa el espacio exterior y el restante representa a la ISS. El nodo representativo del TriboLAB está conectado con el nodo del espacio mediante una GR y con el nodo de la ISS mediante una GL .

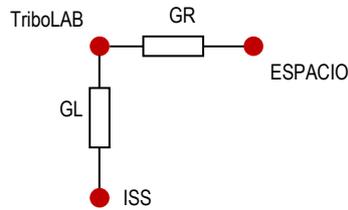


Figura 7-6. Modelo superreducido del TriboLAB (3 nodos)

Este modelo se ha empleado para realizar un primer dimensionamiento del sistema de control térmico durante las fases iniciales de diseño, a partir de la ecuación (69). En ella, q^d representa el calor disipado por el instrumento, A_{rad} el área del radiador, ϕ es un coeficiente de ponderación, α^s es la absorptividad, q^S el calor solar, q^A el calor del albedo, ε la emisividad, q^E el calor infrarrojo emitido por la Tierra, σ es la constante de Stefan-Boltzman, $F_{rad-esp}$ el factor de vista entre el radiador y el espacio, T_{rad} la temperatura del radiador, T_{sink} la temperatura del espacio y $q_{TriboLAB, ISS}$ el calor que va por conducción desde el TriboLAB hasta la ISS.

$$q^d + A_{rad} \cdot \phi [\alpha^s \cdot (q^S + q^A) + \varepsilon \cdot q^E] = \sigma \cdot A_{rad} \cdot F_{rad-esp} \cdot \varepsilon \cdot (T_{rad}^4 - T_{sink}^4) + q_{TriboLAB, ISS} \quad (69)$$

Posteriormente, a medida que el diseño del instrumento ha ido avanzado, este modelo se ha ido refinado hasta dar lugar al modelo de 47 nodos descrito en la sección 7.1.4

Como ocurre en cualquier sistema espacial, los distintos dispositivos mecánicos y electrónicos que forman el TriboLAB deben mantenerse entre ciertos límites de temperatura para su correcto funcionamiento. El intervalo de temperatura de no

operación del equipo es (-55 °C, +90 °C), la temperatura mínima de encendido es (-55 °C) y el intervalo de operación (-40 °C, +80 °C) con la excepción de los sensores montados en los experimentos cuyo intervalo de operación es (0 °C, +40 °C). Estas temperaturas son las que han guiado el diseño del sistema de control térmico siguiendo el criterio indicado en la Figura 3-1. El TriboLAB se desarrolló mediante una aproximación de modelo prototipo de vuelo (PFM), con un margen de cualificación de ± 10 °C y un margen de incertidumbre también de ± 10 °C.

Los datos correspondientes al entorno térmico esperado durante la misión para cada uno de los experimentos incluidos en EuTEF han sido proporcionados por Carlo Gavazzi Spazio (CGS), la compañía encargada de realizar la integración de los distintos instrumentos en la plataforma EuTEF. Inicialmente CGS ha proporcionado un entorno térmico de partida estimado en base a la posición del EuTEF en la ISS, la orientación de esta última, el ángulo beta de su órbita, etc., el cual ha sido incluido por cada uno de los experimentadores en sus propios modelos matemáticos. Posteriormente los modelos correspondientes a cada instrumento junto con sus resultados han sido enviados a CGS quien los ha integrado en su modelo matemático representativo de toda la plataforma EuTEF, junto con datos actualizados relativos a la órbita de la ISS, calculando así un nuevo entorno térmico para cada uno de los experimentos. De este modo, mediante sucesivas iteraciones, la predicción del entorno térmico se ha ido refinando junto con los modelos matemáticos de la plataforma y de cada uno de los experimentos.

Los datos proporcionados por CGS no corresponden a un único entorno sino a cuatro distintos: entorno caliente, frío y nominal, los cuales tienen lugar una vez los instrumentos han sido ubicados en la ISS; y un entorno adicional correspondiente a la situación en que los instrumentos están en el transbordador junto con el traslado posterior hasta la ISS. La órbita de la estación origina que las condiciones de estos entornos térmicos sean variables en el tiempo.

Cada uno de esos entornos térmicos definidos para el TriboLAB está determinado fundamentalmente por los flujos de calor que inciden sobre él, y por las temperaturas del entorno. Los flujos de calor se clasifican en tres tipos distintos en función de su procedencia: solar, correspondiente a la luz del sol que incide directamente sobre el

equipo; albedo, correspondiente a la luz del sol que es reflejada por la tierra e incide sobre el equipo; y por último infrarrojo, correspondiente al calor de infrarrojo emitido por la tierra. Las temperaturas del entorno corresponden a la de la plataforma EuTEF y a las temperaturas de sink.

7.1.2.3. Los ensayos térmicos

El TriboLAB, como cualquier equipo espacial, ha sido sometido a una campaña de ensayos térmicos consistente en un ensayo de ciclado térmico en vacío y un ensayo de balance térmico. Aunque desde el punto de vista de la correlación de los TMMs el ensayo de balance térmico es el único que resulta de interés, la Figura 7-7 muestra a título ilustrativo el registro completo de temperaturas a lo largo del ensayo completo.

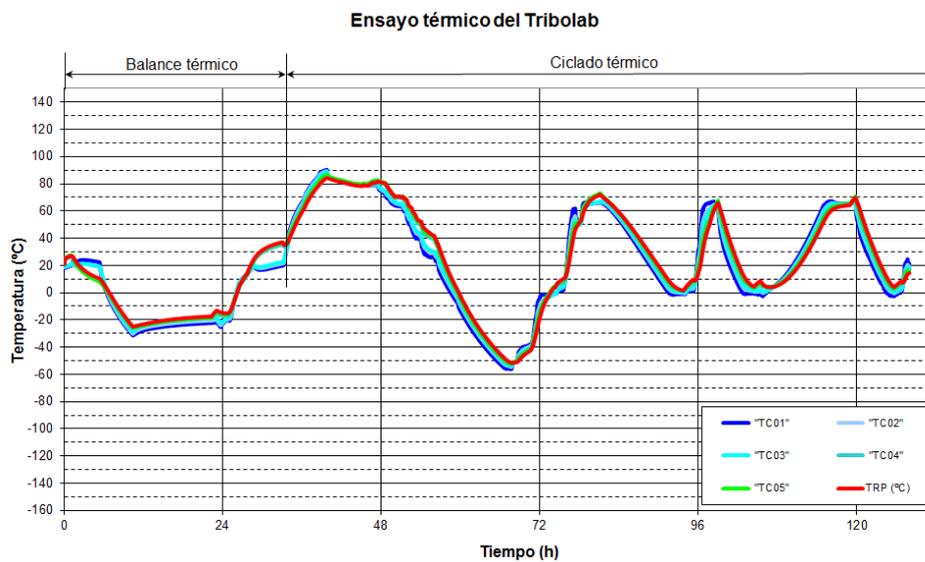


Figura 7-7. Temperaturas registradas en el Tribolab durante los ensayos.

Las condiciones de entorno térmico empleadas en los TMMs utilizados durante el diseño del sistema de control térmico corresponden a las situaciones esperadas en órbita. Aunque el ensayo de balance térmico debe llevarse a cabo reproduciendo en la medida de lo posible la situación ambiental esperada en órbita, lo cierto es que resulta necesario realizar algunas simplificaciones para poder llevarlo a cabo.

La primera de ellas, consiste en emplear condiciones ambientales constantes a pesar de que en la realidad éstas sean variables. Por ello, en cada uno de los casos se han utilizado los valores promedio correspondientes a la órbita. En segundo lugar, la cámara térmica de vacío utilizada en los ensayos no dispone de un sistema de fijación de flujos de calor, por lo que la temperatura de los shrouds debe fijarse de modo que el ambiente térmico sea lo más similar posible a la situación esperada en órbita.

La metodología empleada para el cálculo de las temperaturas que deben fijarse en los shrouds durante los ensayos térmicos ha sido la descrita previamente en el capítulo 3.2.2 dedicado a los ensayos de balance térmico de sistemas espaciales. Los valores preliminares obtenidos mediante esta metodología han sido posteriormente refinados por medio de simulaciones. Finalmente, las condiciones de entorno térmico definidas para los casos caliente y frío durante el ensayo de balance térmico son las mostradas en la Tabla 7-1.

Tabla 7-1. Condiciones de entorno térmico en el ensayo de balance térmico (°C)

TEMPERATURAS	HOT CASE	COLD CASE
T_{shroud}	-5.00	-100.00
$T_{\text{base plate}}$	48.61	-26.81

Durante el ensayo de balance térmico se ha puesto a prueba el comportamiento del instrumento en los distintos modos de funcionamiento bajo las distintas condiciones de entorno térmico con resultados satisfactorios. Su duración fue de unas 33 horas aproximadamente, en parte debido a la elevada inercia térmica del TriboLAB que limita la velocidad de variación de su temperatura.

Las mediciones de temperatura realizadas durante el ensayo se obtuvieron a través del TRP y de 5 termopares fijados sobre la superficie del radiador (TC01 a TC05, junto con un termopar de reserva TC01 bis). La localización de los termopares se indica en la Figura 7-8 y la del TRP en la Figura 7-9.

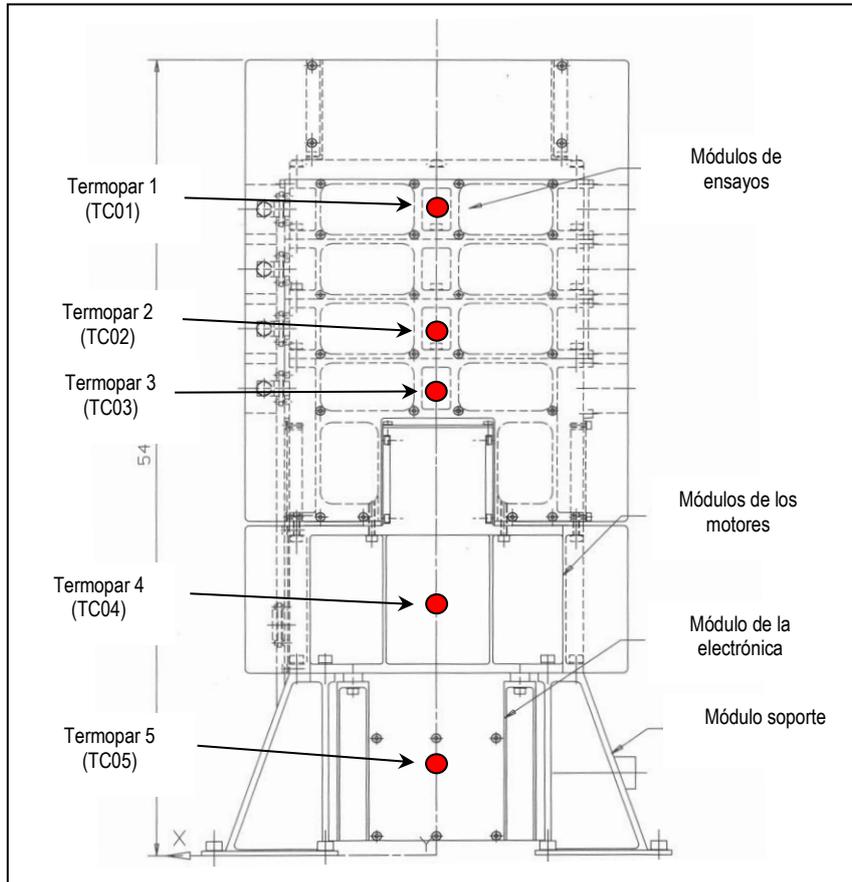


Figura 7-8. Posición de los termopares durante los ensayos térmicos

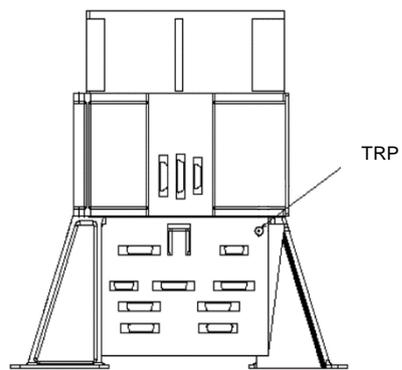


Figura 7-9. Posición del TRP

7.1.3. MODELO REDUCIDO (7 NODOS)

El modelo super-reducido de 3 nodos empleado en las fases preliminares de diseño del control térmico es demasiado simple para una correcta evaluación de GAC-TM. El otro modelo disponible, el de 47 nodos, resulta demasiado complejo para estudiar algunos aspectos del funcionamiento del algoritmo implementado. Por este motivo, se ha decidido re-adaptar estos modelos dando lugar a un nuevo TMM del TriboLAB formado por 7 nodos. Este nuevo modelo reducido de 7 nodos, el cual puede observarse en la Figura 7-10, resulta más apropiado para el estudio del algoritmo gracias a la reducción del tiempo de cálculo que conlleva y a que su mayor simplicidad facilita la interpretación de resultados.

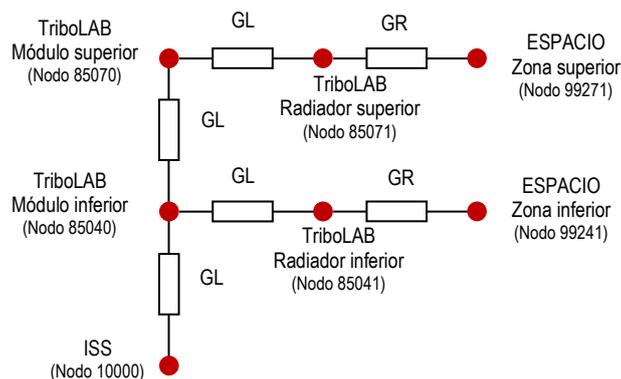


Figura 7-10. Modelo reducido del TriboLAB (7 nodos)

Con el objeto de facilitar la evaluación del comportamiento del algoritmo, en lugar de utilizar como temperaturas de referencia las registradas en los ensayos térmicos, se ha decidido seguir el procedimiento indicado en la sección 7.1.1 para cuando no se dispone de temperaturas experimentales de ensayos térmicos. Por ello, se ha utilizado el modelo original como referencia y se ha correlado un modelo base generado mediante la alteración del modelo de referencia. En este caso, todas las variables del modelo (*GLs*, *GRs* y *MCs*) han sido alteradas de modo aleatorio. Como resultado, las diferencias entre los valores asignados en los modelos base y de referencia a las *GLs*,

GRs y *MCs* oscilan entre el 17% y el 75%, calculado según la ecuación (70). Los valores detallados se muestran en la Tabla 7-2, en la Tabla 7-3 y en la Tabla 7-4.

$$Diferencia (\%) = \frac{|Valor_{Modelo\ base} - Valor_{Modelo\ Ref.}|}{Valor_{Modelo\ Ref.}} \cdot 100 \quad (70)$$

Tabla 7-2. Conductancias radiativas entre los nodos [*GRs* (m²)]

Nodo	Nodo	Modelo Ref.	Modelo Base	Diferencia (%)
85041	99241	3.83E-02	2.30E-02	40%
85071	99271	6.12E-02	9.66E-02	58%

Tabla 7-3. Conductancias lineales entre los nodos [*GLs* (W/°C)]

Nodo	Nodo	Modelo Ref.	Modelo Base	Diferencia (%)
10000	85040	3.33E-02	4.16E-02	25%
85040	85070	4.88E-01	8.01E-01	64%
85040	85041	3.22E+00	8.05E-01	75%
85070	85071	4.43E+00	7.09E+00	60%

Tabla 7-4. Capacidades térmicas de los nodos [*MCs* (J/°C)]

Nodo	Modelo Ref.	Modelo Base	Diferencia (%)
85040	4.96E+03	7.64E+03	54%
85070	4.85E+03	5.67E+03	17%
85041	1.82E+02	6.38E+01	65%
85071	3.66E+02	5.38E+02	47%

La correlación de este modelo reducido de 7 nodos se ha llevado a cabo para los dos casos tractores del diseño del control térmico: el caso frío y el caso caliente. La única diferencia existente entre los TMMs del caso frío y del caso caliente corresponde a las condiciones ambientales y a las disipaciones internas. Las conductancias lineales *GLs*, las conductancias radiativas *GRs* y las capacidades térmicas de los nodos *MCs*, son las mismas en ambos modelos. Por ello, para mayor simplicidad, de aquí en adelante

nos referiremos a ellos como a un único modelo TMM con dos casos de cálculo (caliente y frío).

Este modelo TMM con sus dos casos de cálculo se ha empleado para evaluar la capacidad del algoritmo para llevar a cabo la correlación de los casos caliente y frío en régimen estacionario de modo independiente y de modo simultáneo, y también en régimen transitorio.

En el caso de la correlación independiente de los casos caliente y frío en régimen estacionario, el número de variables sometido a correlación es igual a 6, las 4 *GLs* que forman el modelo junto con las 2 *GRs*. Los parámetros que definen la función de fitness empleada para un único caso estacionario son: $J = 1$, puesto que solo se considera un caso; $K = 1$, puesto que sólo se calculan las temperaturas del caso estacionario y $N = 4$ que corresponde a las temperaturas de los nodos 85040, 85041, 85070 y 85071. Las temperaturas de los nodos del espacio (99241 y 99271) y la temperatura de la ISS son condiciones de contorno ya conocidas. Por lo tanto, el número de errores que deben ser minimizados es igual a 4.

La correlación simultánea de los casos estacionarios caliente y frío asume que los valores de las *GLs* y las *GRs* son los mismos en los dos casos de cálculo del TMM, lo que es la situación habitual. Las variables sometidas a correlación son las mismas que en el caso anterior, 4 *GLs* y 2 *GRs*. Los parámetros que definen la función de fitness son iguales al caso anterior para K y N , pero en esta ocasión J es igual a 2, puesto que son dos los casos considerados en la correlación. Por lo tanto, el número de errores que deben ser minimizados es igual a 8.

La correlación de casos transitorios es mucho más ambiciosa que la de casos estacionarios, pero es necesaria para poder ajustar los valores de las *MCs*. No sólo los tiempos de cálculo son mayores, sino que también es más difícil alcanzar la convergencia. La resolución de los análisis térmicos transitorios, es decir, de los cálculos realizados por TK, se ha llevado a cabo para un periodo de 120 000 segundos (33.3 horas) con un paso de tiempo de 100 segundos. Esto proporciona un total de 1200 instantes de tiempo en los que se han calculado las temperaturas de los nodos. La inclusión de todos ellos ($K = 1200$) en la optimización, implicaría minimizar 9 600

errores ($J = 2, N = 4,$) lo que es una cifra demasiado elevada para las capacidades de cálculo disponibles. Por ello, con el objeto de reducir el número de errores que minimizar, se ha decidido fijar el valor de K en 12, esto es, cada 10 000 segundos (2.8 horas) aprovechando la ventaja de que el comportamiento térmico no presenta bruscos cambios de temperatura (ver la Figura 7-11). De este modo, el total de errores por minimizar es 96. El número de variables sujetas a correlación en este caso es igual a 10 (4 GLs , 2 GRs y 4 MCs).

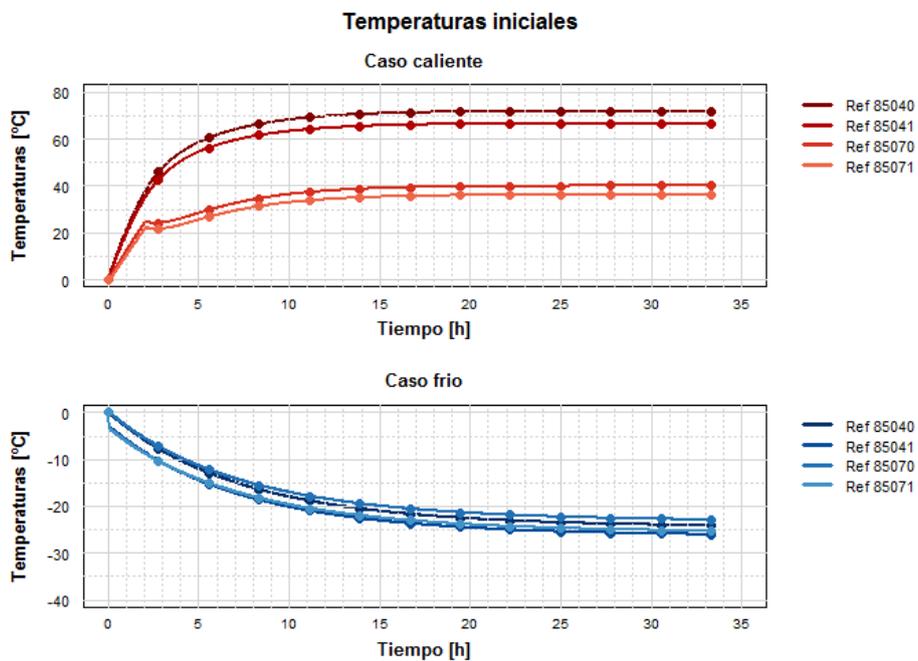


Figura 7-11. Instantes de referencia (K) considerados en la correlación

7.1.4. MODELO DETALLADO (47 NODOS)

La estructura modular del TriboLAB ha permitido alcanzar la discretización mostrada en la Figura 7-12, donde las líneas discontinuas representan los planos de corte imaginarios que dividen el instrumento en distintos volúmenes.

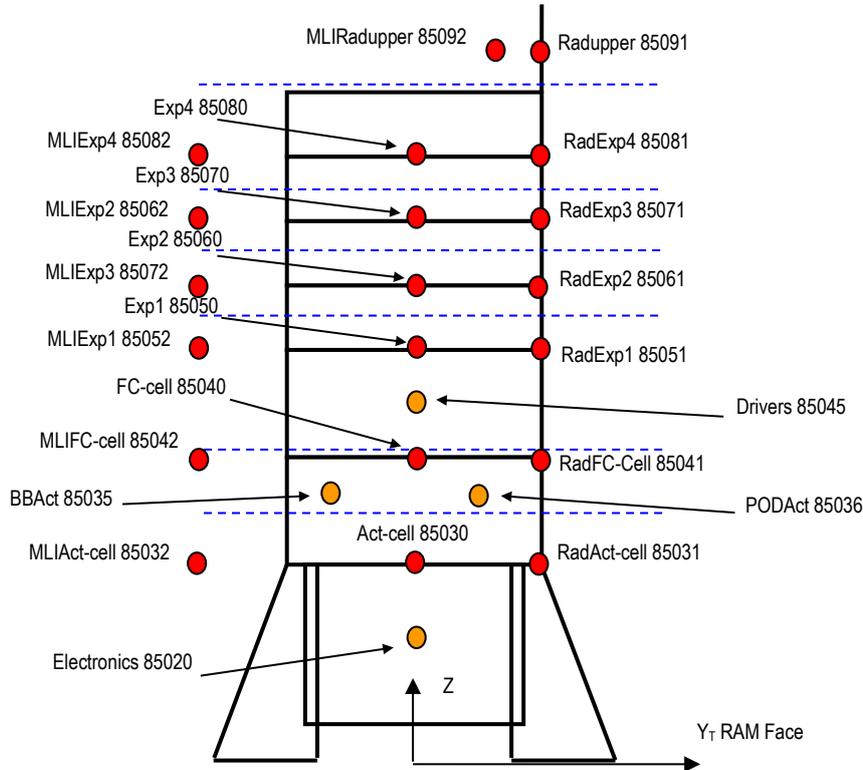


Figura 7-12. Discretización nodal del TriboLAB utilizada en los TMMs¹⁴

Cada volumen está representado por 3 nodos numerados según el siguiente criterio.

- 850x0. Cada uno de estos nodos representa uno de los volúmenes en que se ha dividido el instrumento, con la excepción de la pared del radiador.
- 850x1. Cada uno de estos nodos representa la pared de radiador asociada a su volumen correspondiente.
- 850x2. Son nodos aritméticos. Cada uno de ellos representa el MLI que cubre la superficie asociada a cada uno de los volúmenes mencionados.

La razón de esta distribución radica en que el interés principal es la estimación de la temperatura en cada celda de experimentos, la cual puede considerarse casi isoterma.

¹⁴ El nodo representativo del EuTEF y los nodos representativos de las temperaturas de sink no se han incluido en la figura para mayor claridad.

También hay algunos nodos adicionales que representan los componentes con altas disipaciones (motores, electrónica, etc.). Por último, hay algunos nodos de contorno: el nodo 10 000 que representa a EuTEF y los nodos 992x1 y 992x2 correspondientes a las temperaturas de sink de los nodos 850x1 y 850x2 respectivamente.

De los 47 nodos que conforman el TMM del TriboLAB, 21 son nodos difusivos (inercia térmica finita) que representan el instrumento en sí mismo. Los restantes 26 se dividen entre 7 nodos aritméticos (inercia térmica cero) representativos del MLI y 19 nodos de contorno (inercia térmica infinita) que representan las temperaturas de sink.

Las inercias térmicas (MCs) de los nodos difusivos han sido calculadas mediante cálculo manual a partir de su geometría y propiedades de material según la ecuación (8), obteniendo un valor de 10 444.8 J/°C para el conjunto del instrumento.

El TMM está formado además por 42 conductancias lineales (GLs) y 54 conductancias radiativas (GRs). Las conductancias lineales (GLs) entre los nodos del modelo se han obtenido mediante cálculo manual en los casos correspondientes a configuraciones geométricas simples. Las configuraciones más complejas se han calculado mediante el método Mid-Section o mediante el método de los elementos finitos combinado con el método del nodo auxiliar. Todas estas metodologías de cálculo han sido previamente introducidas en el apartado 4.3. La Figura 7-13 representa esquemáticamente la red conductiva (GLs) entre los nodos del TMM del Tribolab.

Las conductancias radiativas con el espacio exterior han sido calculadas inicialmente de modo manual, siguiendo la ecuación (9). Posteriormente, los modelos correspondientes a cada instrumento junto con sus resultados han sido enviados a CGS quien los ha integrado en su modelo matemático representativo de toda la plataforma EuTEF. Tras varias iteraciones estas GRs han sido refinadas y los valores finalmente proporcionados por CGS han sido incorporados al TMM del TriboLAB.

La equivalencia entre la posición del TRP y los termopares de control empleados durante el ensayo de balance térmico, con los nodos correspondientes de los modelos térmicos matemáticos, se muestra en la Tabla 7-5.

Tabla 7-5. Nodos correspondientes a los puntos de medición

Termopar	TC01	TC01 bis	TC02	TC03	TC04	TC05	TRP
Nodo de los TMMs	85091	85091	85061	85051	85041	85031	85030

El entorno térmico, proporcionado por el integrador durante el desarrollo del proyecto, está formado por los flujos de calor a que está expuesto el TriboLAB, la temperatura de EuTEF y las temperaturas de sink. Se dispone de los valores a lo largo de toda la órbita particularizados para cada uno de los nodos.

El objetivo principal del estudio de la correlación del modelo de 47 nodos es comprobar el comportamiento del algoritmo frente a un caso más complejo que el modelo reducido de 7 nodos. En este caso, el análisis se ha centrado directamente en la correlación simultánea de los casos caliente y frío en régimen transitorio, ya que implica un mayor nivel de dificultad de la correlación.

Al igual que en el caso del TMM reducido de 7 nodos, la única diferencia existente entre los casos frío y caliente corresponde a las condiciones ambientales y a las disipaciones internas. Las conductancias lineales *GLs*, las conductancias radiativas *GRs* y las capacidades térmicas de los nodos *MCs* son las mismas en ambos casos. Por ello, también en este caso nos referiremos a un único modelo TMM con dos casos de cálculo (caliente y frío).

La correlación de este TMM con los resultados de los ensayos térmicos presenta una dificultad adicional. Únicamente se dispone de las temperaturas de referencia en 6 nodos del modelo, por lo tanto, no existe la certeza de si las temperaturas proporcionadas por la correlación para el resto del modelo son correctas. Lógicamente tampoco se conocen los valores de referencia de las variables, por lo que tampoco puede comprobarse cómo de correctos son los valores obtenidos en la correlación.

Por ello, en una primera aproximación, se ha llevado a cabo la correlación siguiendo el procedimiento indicado en la sección 7.1.1 aplicable cuando no se dispone de temperaturas experimentales de ensayos térmicos. De este modo se dispone de un conjunto completo de temperaturas de referencia para todos los nodos, así como de los valores de referencia de las variables, lo que permite una mejor evaluación del comportamiento del algoritmo.

La alteración del modelo de referencia se ha realizado de modo aleatorio obteniendo un modelo base donde el porcentaje de variables que han resultado modificadas ha sido del 80 %. En aquellas variables que han sido modificadas, su valor ha variado entre ± 100 %. Este porcentaje de variación tan importante se ha realizado de modo intencionado con el fin de aumentar la dificultad de la convergencia.

El número total de parámetros sometidos a modificación durante la correlación de este modelo base de 47 nodos ha sido 117 (21 *MCs*, 42 *GLs* y 54 *GRs*). De los 47 nodos del modelo, 19 son nodos de sink cuyas temperaturas son condiciones de contorno ya conocidas, por lo tanto $N = 28$. La resolución de los análisis térmicos transitorios, es decir, de los cálculos realizados por TK se ha llevado a cabo para un periodo igual a la duración de los ensayos térmicos, 18 000 segundos (5 horas) para el caso caliente y 39 600 segundos (11 horas) para el caso frío, con un paso de tiempo de 200 segundos. Esto proporciona un total de 90 instantes de tiempo en los que se han calculado las temperaturas de los nodos en el caso caliente y 198 en el caso frío. La inclusión de todos ellos en la optimización implicaría minimizar 8064 errores ($K = (90 + 198)$, $N = 28$) lo que es una cifra demasiado grande para las capacidades de cálculo disponibles. Por ello, al igual que en el caso del modelo de 7 nodos, se ha reducido el número de errores por minimizar fijando el valor de K en 10 para el caso caliente (esto es, cada 1 800 segundos) y 11 para el caso frío (cada 3 600 segundos), aprovechando la ventaja de que el comportamiento térmico no presenta bruscos cambios de temperatura (ver la Figura 7-14 y la Figura 7-15). De este modo, el total de errores por minimizar es 588.

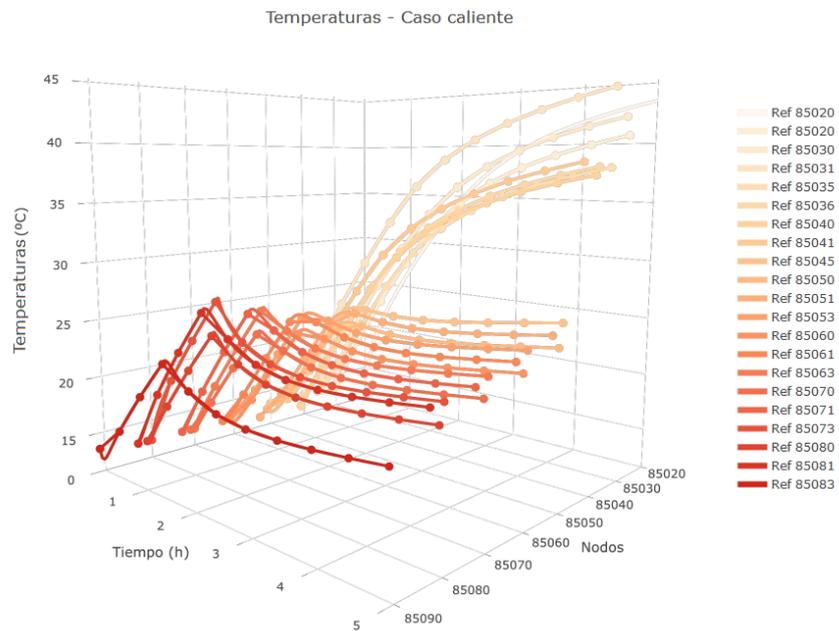


Figura 7-14. Instantes de referencia (K) considerados en la correlación

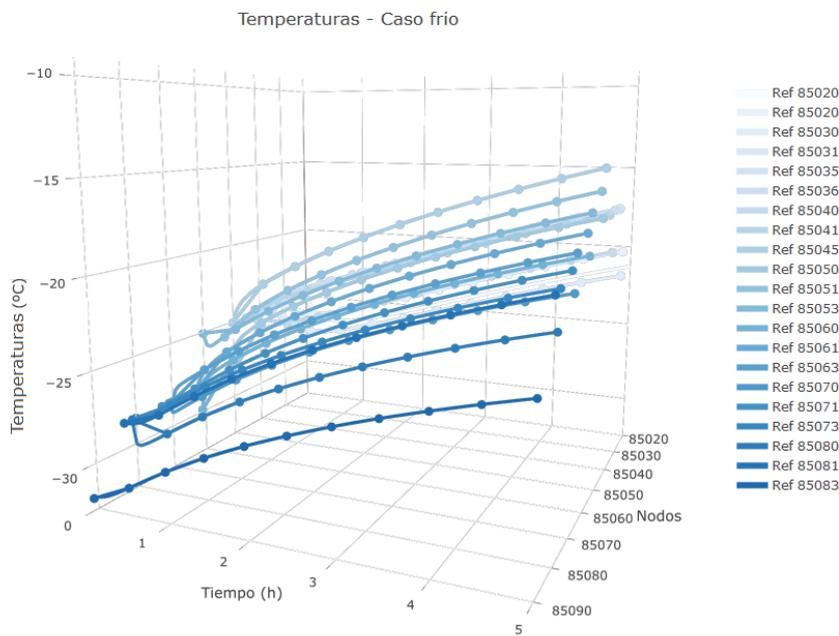


Figura 7-15. Instantes de referencia (K) considerados en la correlación

Posteriormente, se ha procedido a realizar la correlación del caso real, es decir, la correlación del TMM original del TriboLAB en base a las temperaturas registradas durante sus ensayos térmicos. En esta ocasión también el número total de variables modificables es de 117 (21 *MCs*, 42 *GLs* y 54 *GRs*) y también se ha empleado un valor de $K = 10$ para el caso caliente y $K = 11$ para el caso frío. Ahora bien, únicamente se dispone de los valores de temperatura de referencia en 6 nodos (5 termopares y el TRP), por lo que $N = 6$. Por lo tanto, el número de errores por minimizar es 126.

7.2. RESULTADOS

La mayor parte de los resultados aquí presentados han sido hechos públicos en las siguientes referencias bibliográficas (Anglada y Garmendia, 2015; Garmendia y Anglada, 2016; Klement, Anglada y Garmendia, 2016; Anglada, Martinez-Jimenez y Garmendia, 2017).

Los resultados correspondientes a las diferencias de temperaturas, en general, se han cuantificado mediante la expresión de error medio mostrada en la ecuación (71), donde N corresponde al número de temperaturas de referencia.

$$Error = \frac{\sum_{i=1}^N \sqrt{(T_{referencia} - T_{calculada})^2}}{N} \quad (71)$$

$$N = n^{\circ} \text{ nodos} \cdot n^{\circ} \text{ instantes de tiempo} \cdot n^{\circ} \text{ de casos}$$

Si bien el objetivo de la correlación es lograr la minimización de la diferencia entre las temperaturas calculadas y las de referencia, se ha considerado de interés estudiar también los valores obtenidos para los parámetros del modelo que son modificados durante la correlación. El motivo es la conocida problemática presente en la correlación de los TMMs. La no existencia de una solución única, sino la co-existencia de distintas combinaciones de parámetros capaces de proporcionar las temperaturas deseadas.

En una situación real es suficiente con encontrar una solución, es decir, una combinación de valores de los parámetros que proporcione el resultado buscado, que no es sino una diferencia entre las temperaturas calculadas y las de referencia menor de un valor determinado. Ahora bien, en este estudio el algoritmo se ha ejecutado más

de una vez, entre 5 y 10 veces dependiendo del modelo, obteniéndose varias soluciones. El motivo por el que se ha realizado más de una ejecución del algoritmo es doble. Por una parte, ello ha permitido evaluar el porcentaje de éxito del algoritmo comprobando el número de veces que ha conseguido alcanzar la correlación deseada. Por otra parte, los distintos resultados obtenidos han permitido estudiar la problemática de la existencia de múltiples soluciones, analizando los valores obtenidos para los parámetros en las distintas ejecuciones del algoritmo.

Los resultados mostrados a continuación corresponden a los obtenidos con la configuración de GAC-TM que ha proporcionado una mayor eficacia. La mayor parte de ellos se han obtenido con la configuración denominada Tipo 1. Esta configuración corresponde al uso de un mecanismo de selección proporcional con fitness ponderado, un muestreo aleatorio con remplazo mediante ruleta; un operador de cruce simple aritmético, un operador de mutación aleatoria variable y una función de fitness basada en el criterio del error acumulado. La población intermedia está formada por la descendencia y el mejor de los individuos de la población anterior. En algunos casos los resultados se han obtenido empleando la configuración denominada Tipo 2. Esta configuración emplea un mecanismo de selección proporcional, un muestreo aleatorio universal mediante ruleta con dos marcadores y un operador de cruce simple. El resto de características son iguales a las empleadas en la configuración Tipo 1.

El tamaño de población empleado habitualmente en los algoritmos genéticos suele ser elevado. Ahora bien, en el caso de la correlación de TMMs el coste de computación de la función objetivo es muy elevado comparado con otros tipos de aplicaciones por lo que es recomendable restringir las poblaciones a números más pequeños. El criterio general utilizado para definir el tamaño de la población ha sido emplear un número de individuos similar al número de genes con un mínimo de 10 individuos. En los modelos más grandes, modelos de 47 nodos, el criterio empleado ha sido utilizar un número de individuos algo superior al doble del número de variables sometidas a la correlación con el fin de facilitar la convergencia. De este modo el tamaño de la población se ha aumentado hasta los 250 individuos.

El resto de valores empleados dependen del modelo correlado y se indican en cada caso.

7.2.1. CASOS BASADOS EN EL TMM DE 5 NODOS

La configuración de GAC-TM empleada en la correlación de los casos basados en el TMM de 5 nodos es la Tipo 1. Los valores empleados están recogidos en la Tabla 7-6.

El valor empleado como objetivo de correlación, $1 \cdot 10^{-5}$ °C, es tremendamente restrictivo comparado con los valores típicos manejados en los proyectos espaciales, pero su uso permite evaluar el algoritmo bajo criterios de convergencia extremadamente exigentes con el objeto de determinar sus limitaciones. En cada caso de estudio, el algoritmo se ha ejecutado 5 veces obteniéndose 5 TMMs correlados distintos denominados Try 1 a Try 5.

Tabla 7-6. Configuración de GAC-TM. Casos basados en el TMM de 5 nodos

CRITERIO	VALOR
Objetivo de correlación	$1 \cdot 10^{-5}$
Iteraciones máximas	2000
Tamaño de la población	10
Probabilidad de cruce (p_c)	0.2
Probabilidad de mutación (p_m)	0.8
Coficiente de variación de (p_m)	1.1
Coficiente de variación máxima (λ) [%].	20

7.2.1.1. Situación inicial

Las diferencias existentes entre los modelos base y el modelo de referencia lógicamente originan diferencias en los resultados de temperatura (ver Figura 7-16). El error medio de los modelos, calculado según la ecuación (71), es de 2.13 °C en el modelo 5A, 1.64 °C en el 5B y 1.65 °C en el 5C.

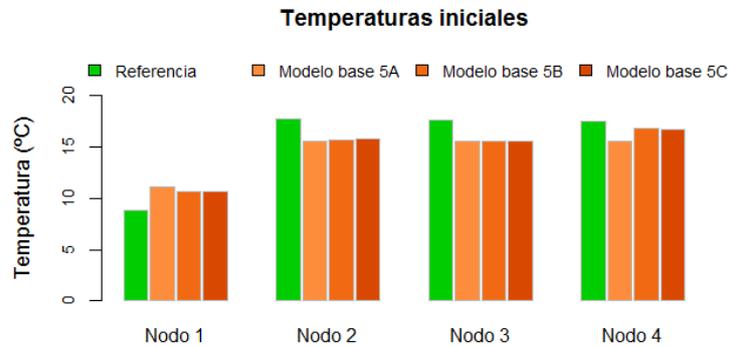


Figura 7-16. Temperaturas iniciales de los modelos base de 5 nodos

7.2.1.2. Resultados de las correlaciones

En los casos correspondientes a los modelos base 5A y 5B se ha logrado alcanzar la correlación en todas las ejecuciones del algoritmo, es decir, la diferencia entre las temperaturas de referencia y las predicciones de los modelos correlados es inferior al objetivo de correlación ($1 \cdot 10^{-5}$ °C). Por lo tanto, la eficacia del algoritmo ha sido del 100 %. Los resultados de temperatura encajan bien con los de referencia, véase la Figura 7-17, puesto que de otro modo no se hubiese alcanzado el objetivo de correlación. En la Figura 7-18 puede observarse cómo la evolución de la función de fitness es muy similar para ambos modelos. Aunque el número de iteraciones necesario es elevado, entre 1067 y 1783, el tiempo de cálculo es muy rápido lográndose cada correlación en menos de 1 minuto¹⁵.

En el caso del modelo 5C no se ha logrado alcanzar el objetivo de correlación, tal y como era esperable debido al valor erróneo asignado de forma intencionada a la GL_5 . En la Figura 7-18 puede observarse cómo para este caso, una vez alcanzado un valor determinado de la función de fitness, el algoritmo ya no ha sido capaz de continuar minimizándola. A pesar de ello, el error medio del modelo se ha disminuido de forma muy significativa logrando alcanzar valores inferiores a 0.015 °C en todos los casos,

¹⁵ En todos los casos mostrados en este documento, excepto en aquellos en que se especifica lo contrario, se ha empleado un equipo CPU Intel® Core™ i7-6700HQ @ 2.60 GHz, 16GB RAM

por lo que los resultados de temperatura obtenidos también encajan muy bien con los valores de referencia (Figura 7-17).

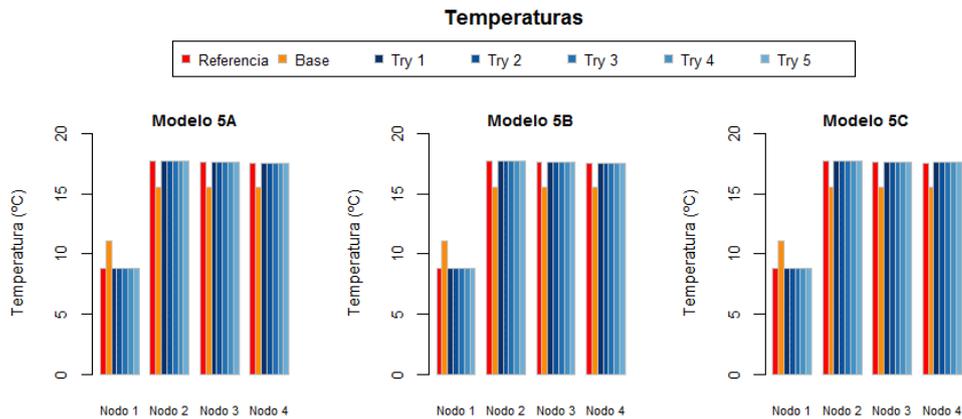


Figura 7-17. Resultados de temperatura de los modelos de 5 nodos correlados

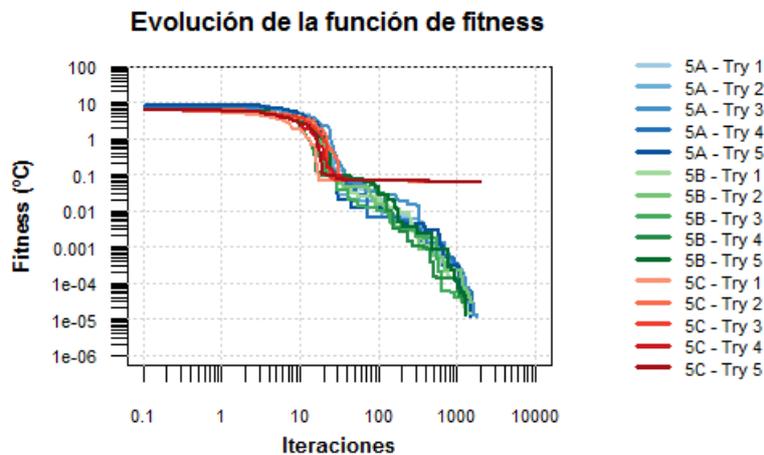


Figura 7-18. Evolución de la función de fitness

Los resultados correspondientes a los valores obtenidos para cada uno de los parámetros tras la correlación de los modelos se muestran en la Figura 7-19, en la Figura 7-20 y en la Figura 7-21.

Los valores obtenidos para las variables GL_1 y GL_2 son buenos en todos los casos, presentan poca dispersión y son cercanos al valor de referencia (los obtenidos para la

GL_3 en el primer caso también, en los restantes su valor estaba ya fijado). En cambio, los valores obtenidos para la variable GL_4 presentan una dispersión importante en todos los casos y en ninguno se aproximan al valor de referencia. Los valores obtenidos para la variable GL_6 tampoco son buenos, aunque en este caso solo se han calculado en el modelo 5A. Finalmente, los valores obtenidos para la GL_5 son malos en el caso del modelo 5A y buenos en el caso del modelo 5B.

Es un hecho conocido que en este tipo de problemas no existe una solución única, sino que existen distintas combinaciones de parámetros capaces de proporcionar las mismas temperaturas. Por ello, resulta esperable obtener una cierta dispersión en los valores de los parámetros proporcionados por el algoritmo. Ahora bien, resulta llamativo el hecho de que los valores obtenidos en la correlación coincidan con los de referencia en unos casos y no en otros. Con el objeto de analizar el motivo de este comportamiento se han llevado a cabo algunos análisis adicionales los cuales se incluyen en la sección 7.2.4.

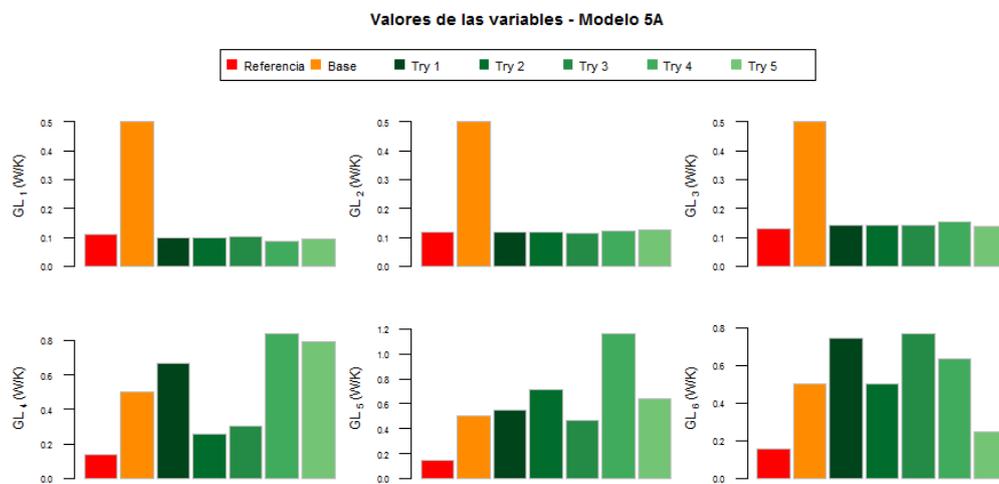


Figura 7-19. Valores obtenidos para las variables. Modelo 5A

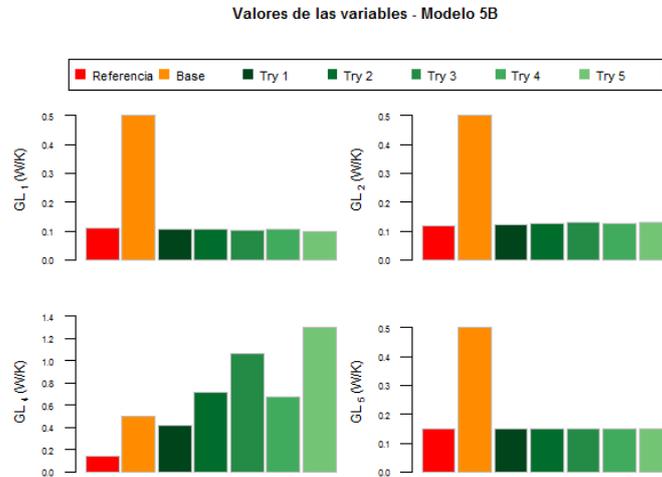


Figura 7-20. Valores obtenidos para las variables. Modelo 5B

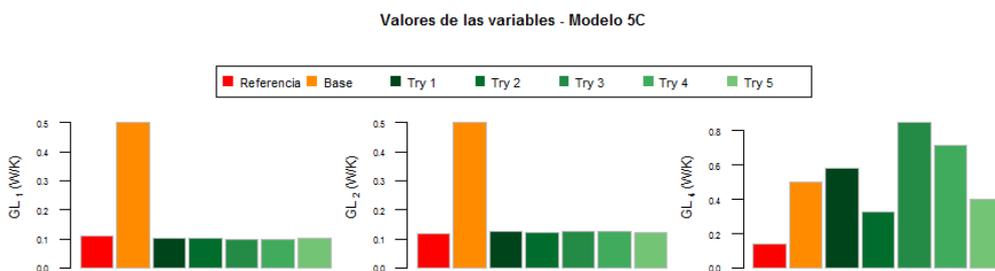


Figura 7-21. Valores obtenidos para las variables. Modelo 5C

7.2.2. CASOS BASADOS EN EL MODELO REDUCIDO (7 NODOS)

7.2.2.1. Situación inicial

Las diferencias existentes entre el modelo base y el modelo de referencia originan diferencias entre sus resultados de temperatura, tanto en el caso caliente como en el frío. En los casos estudiados en régimen estacionario, el error medio calculado según la ecuación (71), es de 9.31 °C en el caso frío y de 8.07 °C en el caliente. En los casos estudiados en régimen transitorio, el error medio es de 5.78 °C en el caso frío y 7.93 °C en el caliente. Las diferencias de temperatura en cada nodo pueden observarse en la Figura 7-22 para el caso estacionario y en la Figura 7-23 para el transitorio.

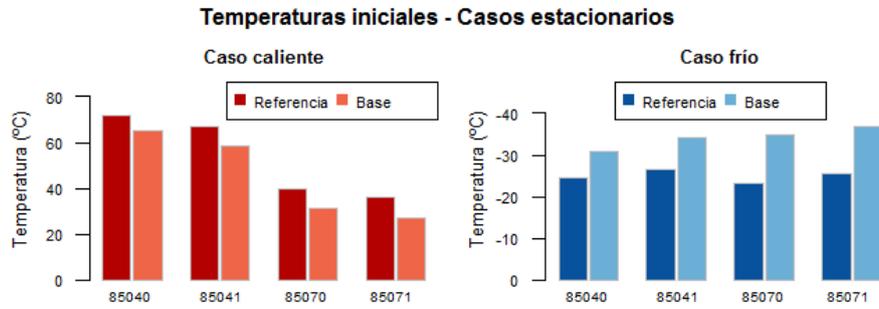


Figura 7-22. Situación inicial. Resultados de temperatura

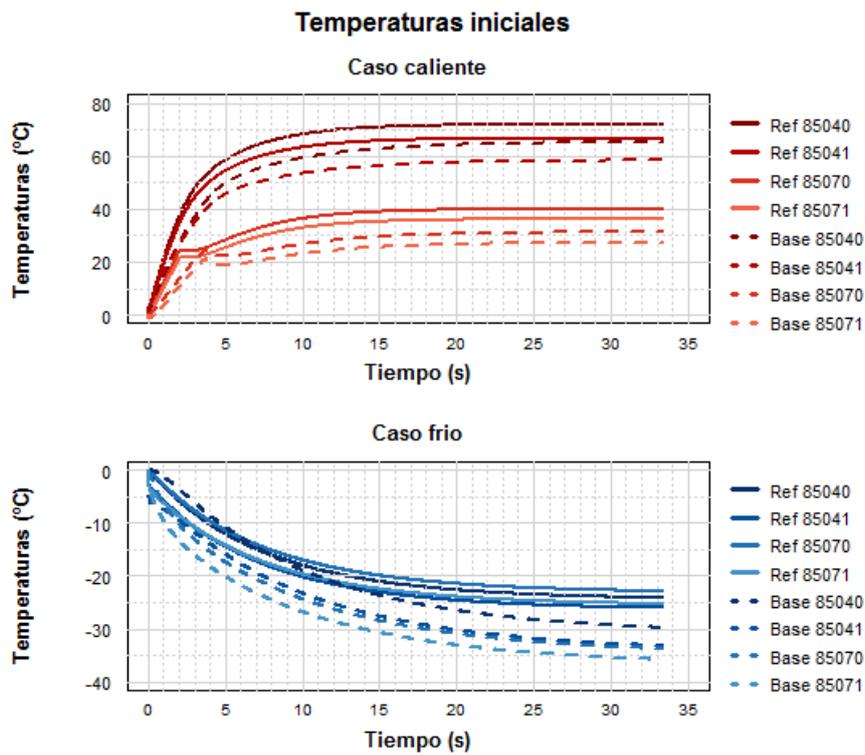


Figura 7-23. Temperaturas iniciales. Modelo de Referencia vs Base

7.2.2.2. Casos caliente y frío en régimen estacionario

Las correlaciones de los casos caliente y frío en régimen estacionario se han llevado a cabo con la configuración Tipo 1 de GAC-TM. Los valores empleados están recogidos en la Tabla 7-7.

Tabla 7-7. Configuración de GAC-TM. Casos caliente y frío (7 nodos)

PARÁMETRO	VALOR
Objetivo de correlación	0.5
Iteraciones máximas	2000
Tamaño de la población	10
Probabilidad de cruce (p_c)	0.2
Probabilidad de mutación (p_m)	0.8
Coefficiente de variación de (p_m)	1.1
Coefficiente de variación máxima (λ) [%].	20

El valor empleado como objetivo de correlación en este caso ha sido de 0.5 °C. Este valor no es tan extremadamente bajo como el empleado en el modelo de 5 nodos, pero sigue siendo muy restrictivo comparado con los valores típicos manejados en los proyectos espaciales. Su uso permite evaluar el algoritmo frente al TMM de un caso real, bajo criterios de convergencia muy exigentes, con el objeto de determinar sus limitaciones. En cada caso de estudio el algoritmo se ha ejecutado 5 veces obteniéndose 5 TMMs correlados distintos, denominados Try 1 a Try 5.

La correlación se ha alcanzado en todas las ejecuciones realizadas tanto para el caso caliente como para el caso frío, 5 ejecuciones por cada caso. Por lo tanto, la eficacia del algoritmo ha sido del 100 %. El número de iteraciones necesarias para alcanzar el objetivo de correlación ha oscilado entre las 10 y las 204 en el caso caliente y las 57 y las 402 en el caso frío, necesitándose menos de 1 minuto por cada una de las ejecuciones. La Figura 7-24 muestra la evolución de la función de fitness, donde puede observarse que el comportamiento es muy similar en ambos casos.

Evolución de la función de fitness

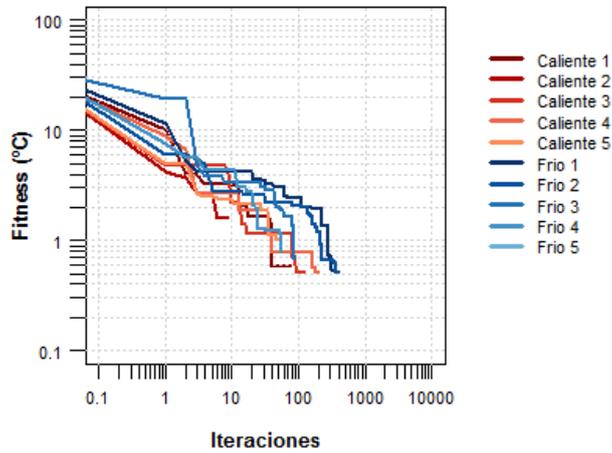


Figura 7-24. Evolución de la función de fitness. Casos estacionarios

La Figura 7-25 muestra la comparación entre los resultados de temperatura obtenidos para los modelos de referencia, base y correlados. Como puede observarse, los valores obtenidos para los modelos correlados (denominados Try 1 a Try 5) encajan bien con las temperaturas del modelo de referencia puesto que de otro modo no se hubiese cumplido el objetivo de la correlación. El error medio entre las temperaturas del modelo base y de referencia, era igual a 8.1 °C en el caso caliente y 9.3 °C en el frío. Tras la correlación el error medio se ha reducido a valores por debajo de 0.37 °C tanto en los casos fríos como en los calientes.

Temperaturas - Casos estacionarios

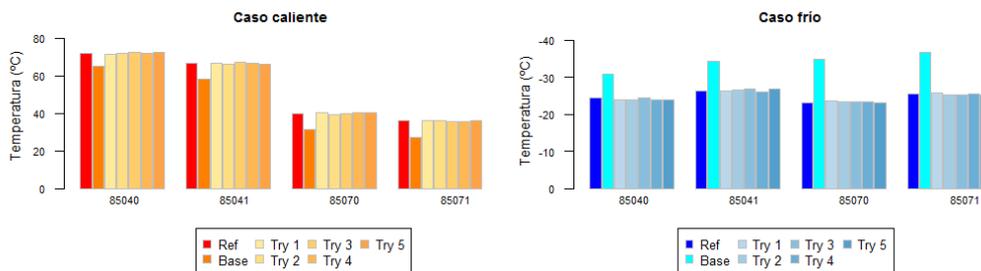


Figura 7-25. Resultados de temperatura de los casos correlados

La Figura 7-26 muestra los valores obtenidos para las variables sujetas a correlación, esto es, las 4 *GLs* y las 2 *GRs* que forman el TMM. Al igual que se ha observado en el modelo de 5 nodos también aquí los valores obtenidos en las distintas ejecuciones del algoritmo para un mismo caso, por ejemplo, el caso caliente, presentan una cierta dispersión que en algunos casos es elevada y en otros es más baja. Además, en general, los valores obtenidos para las variables no se aproximan a los valores de referencia. Todas las ejecuciones del algoritmo han proporcionado valores de temperatura que encajan bien con los de referencia (Figura 7-25) a pesar de las diferencias en los valores obtenidos para las variables, demostrando una vez más la existencia de distintas combinaciones de variables que proporcionan temperaturas correctas.

Resulta muy interesante observar cómo los resultados obtenidos para las variables en la correlación del caso caliente y en la del caso frío, en general, son diferentes. Esto plantea la cuestión de si los valores obtenidos en la correlación del caso caliente son apropiados para el caso frío y viceversa.

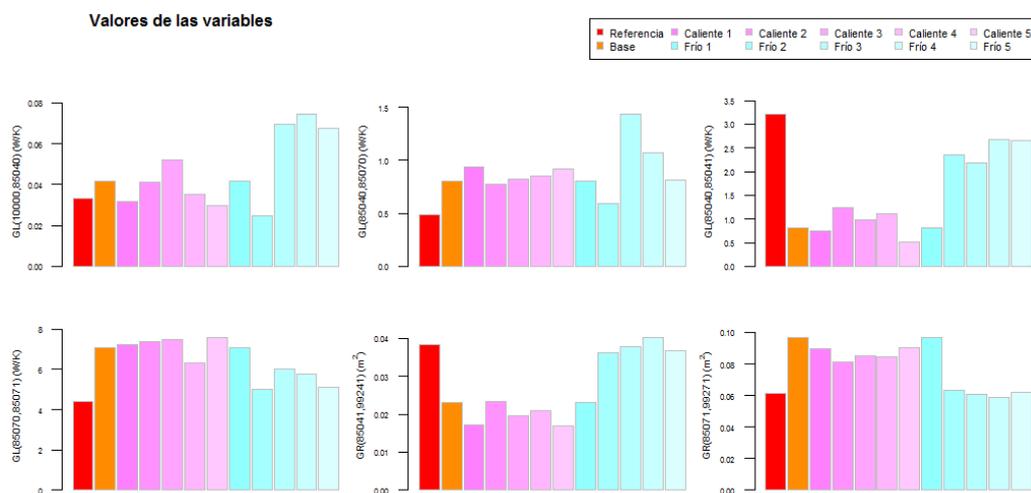


Figura 7-26. Valores obtenidos para las variables

La Figura 7-27 muestra, junto con las temperaturas de los modelos base y de referencia, las temperaturas obtenidas para el caso frío utilizando los valores de las variables (*GLs* y *GRs*) obtenidas en la correlación del caso caliente. Las referencias

Try 1 a Try 5 corresponden a casos fríos donde se han empleado los valores de las variables obtenidos en las 5 ejecuciones del algoritmo realizadas para correlar el caso caliente. La referencia *promedio* corresponde a un caso frío donde el valor de las variables corresponde al promedio de los valores obtenidos en las 5 ejecuciones de correlación del caso caliente. Como puede observarse, los valores de temperatura, aunque mejoran los obtenidos con el modelo base, no encajan suficientemente bien con los valores de referencia. Por lo tanto, una buena correlación basada en un caso de diseño no implica necesariamente una buena correlación para el resto de casos de diseño. Esta dificultad ya había sido detectada por Kim y Teti en su artículo (Kim y Teti, 2015) sobre la correlación del TMM de la misión MMS (Magnetospheric Multiscale).

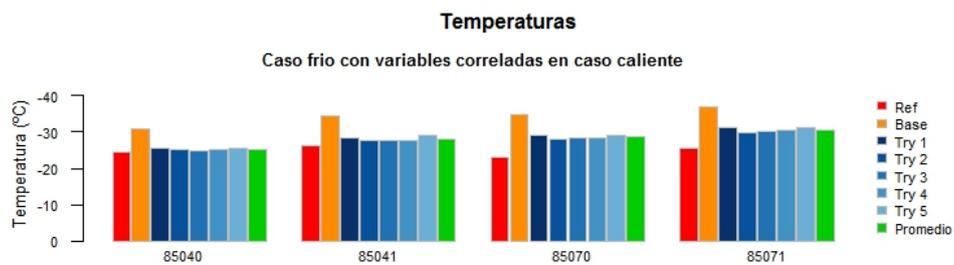


Figura 7-27. Caso frío estacionario. Variables de la correlación del caso caliente

7.2.2.3. Casos caliente y frío simultáneos en régimen estacionario

Una vez comprobado que una muy buena correlación basada en un caso de diseño no implica necesariamente una buena correlación para el resto de casos de diseño, se ha decidido abordar la correlación simultánea de los casos caliente y frío de cara a solventar esta dificultad.

Esta correlación se ha llevado a cabo con la configuración Tipo 1 del algoritmo y los valores mostrados en la Tabla 7-8.

Tabla 7-8. Configuración de GAC-TM. Caso caliente y frío simultáneos (7 nodos)

PARÁMETRO	VALOR
Objetivo de correlación	0.5
Iteraciones máximas	2000
Tamaño de la población	10
Probabilidad de cruce (p_c)	0.2
Probabilidad de mutación (p_m)	0.8
Coefficiente de variación de (p_m)	1.1
Coefficiente de variación máxima (λ) [%].	20

En las 5 ejecuciones del algoritmo realizadas se ha conseguido alcanzar el nivel de correlación deseado, por lo que la eficacia del algoritmo ha sido del 100 %. El número de iteraciones necesario ha variado entre 358 y 1001 necesitándose menos de 1 minuto por cada una de las ejecuciones. La Figura 7-28 muestra la evolución de la función de fitness, cuyo comportamiento es similar al observado en la correlación independiente de los casos caliente y frío.

Evolución de la función de fitness

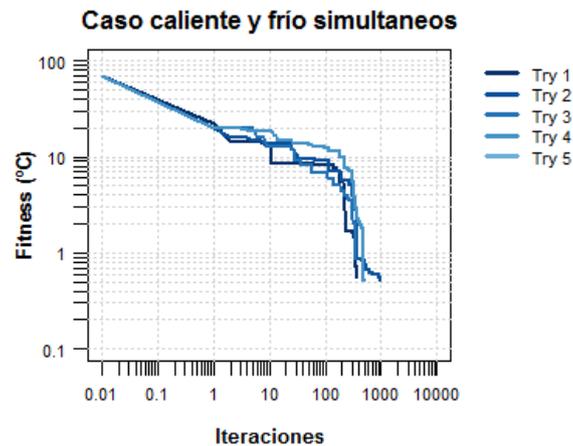


Figura 7-28. Evolución de la función de fitness. Correlación simultanea

La Figura 7-29 muestra las temperaturas obtenidas para los casos caliente y frío tras la correlación simultanea de ambos casos. Como era esperable los resultados

obtenidos encajan bien con las temperaturas de referencia puesto que se ha alcanzado la correlación en todos los casos. Los valores de error medio han disminuido desde los 8.36 °C hasta valores por debajo de 0.33 °C para el caso caliente y desde los 5.98 °C hasta valores por debajo de 0.41 °C para el caso frío. Así pues, la correlación de ambos casos de modo simultaneo ha permitido obtener valores para las variables que proporcionan buenos resultados tanto para el caso caliente como para el caso frío.

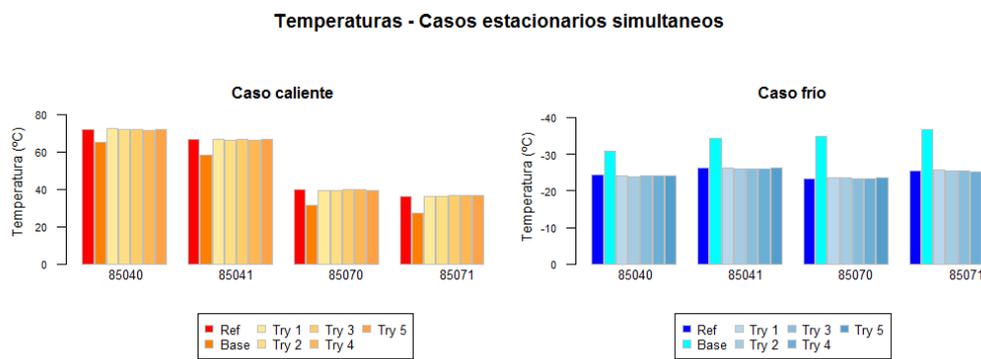


Figura 7-29. Temperaturas de los casos estacionarios. Correlación simultánea

La Figura 7-30 muestra los valores obtenidos para las variables sometidas a correlación (*GLs* y *GRs*). Tal y como puede observarse no encajan del todo bien con los valores de referencia, pero en general son más cercanos a ellos que los valores empleados en el modelo base, salvo algunas excepciones. Aunque continúa existiendo una cierta dispersión, especialmente en los casos en los que valores obtenidos están más alejados de los valores de referencia, es inferior a la obtenida con las correlaciones independientes. Por lo tanto, la correlación simultánea de ambos casos también ha permitido mejorar este aspecto.

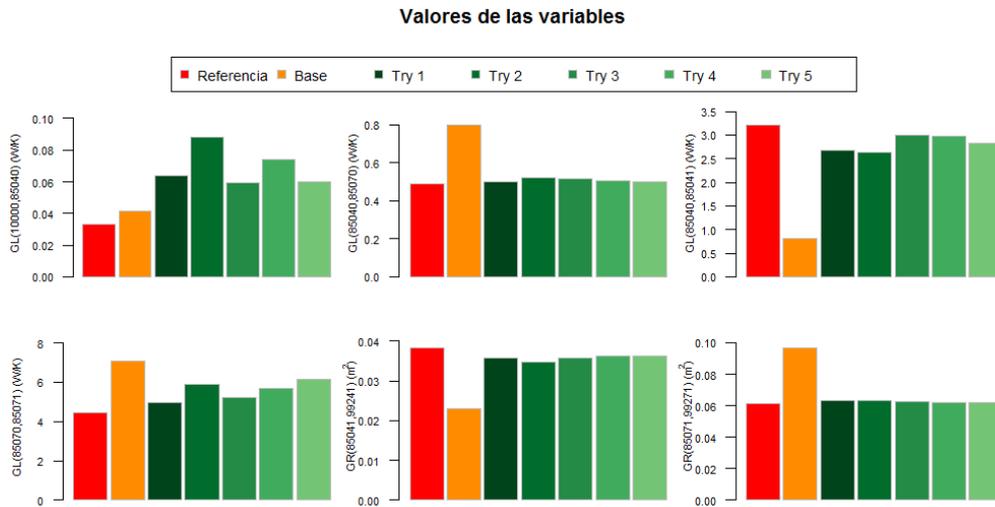


Figura 7-30. Valores de las variables sometidas a correlación

7.2.2.4. Correlación para los casos transitorios caliente y frío

Una vez confirmada la habilidad del algoritmo para correlar los casos estacionarios de modo independiente y simultaneo, se ha procedido a estudiar su capacidad para la correlación de casos transitorios. En vista de los resultados obtenidos con los casos estacionarios, se ha decidido trabajar directamente con la correlación simultánea de los casos caliente y frío. La configuración del algoritmo empleada ha sido la Tipo 1 y los valores correspondientes los recogidos en la Tabla 7-9.

Tabla 7-9. Configuración de GAC-TM. Casos transitorios (7 nodos)

PARÁMETRO	VALOR
Objetivo de correlación	0.5
Iteraciones máximas	2000
Tamaño de la población	20
Probabilidad de cruce (p_c)	0.2
Probabilidad de mutación (p_m)	0.8
Coeficiente de variación de (p_m)	1.1
Coeficiente de variación máxima (λ) [%].	20

La correlación se ha logrado en las 5 ejecuciones realizadas por lo que la efectividad del algoritmo ha sido del 100 %. El número de iteraciones necesario ha oscilado entre 318 y 1560. El tiempo de cálculo necesario para cada una de esas 5 ejecuciones ha continuado siendo bajo, menos de 10 minutos. La Figura 7-31 muestra la evolución de la función de fitness.

Evolución de la función de fitness
Casos caliente y frío transitorios simultaneos

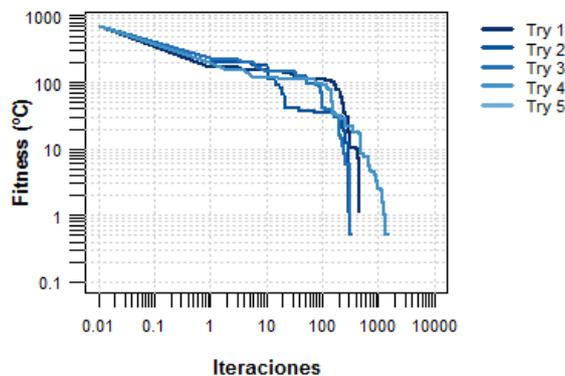


Figura 7-31. Función de fitness durante la correlación de los casos transitorios

El error medio se ha reducido desde 7.2 °C a valores por debajo de 0.26 °C. La Figura 7-32 muestra las temperaturas obtenidas para los casos caliente y frío tras la correlación, comparadas con los valores de referencia. Concretamente los resultados mostrados pertenecen a los mejores resultados obtenidos, la ejecución Try 3 donde el error medio se ha reducido hasta 0.18 °C. Como puede observarse los resultados encajan muy bien con los valores de referencia.

La Figura 7-33 muestra los valores obtenidos para las variables sometidas a correlación (*GLs*, *GRs* y *MCs*). Los valores correspondientes a las *GLs* y *GRs* son similares a los obtenidos en la correlación en régimen estacionario con la excepción de la *GL*(10 000, 85040). Los valores de las *MCs* correspondientes a los nodos 85040 y 85070, nodos más masivos, son cercanos a los valores de referencia. En cambio, los valores obtenidos para las *MCs* de los nodos 85041 y 85071, menos masivos, presentan mucha mayor dispersión y están más alejados de los valores de referencia.

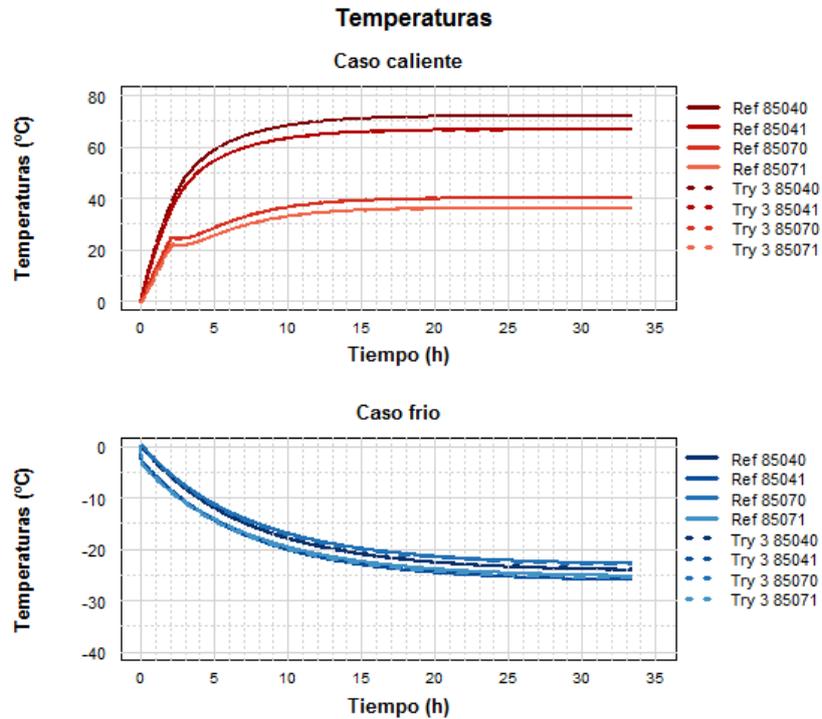


Figura 7-32. Temperaturas para los casos transitorios. Correlación simultánea.

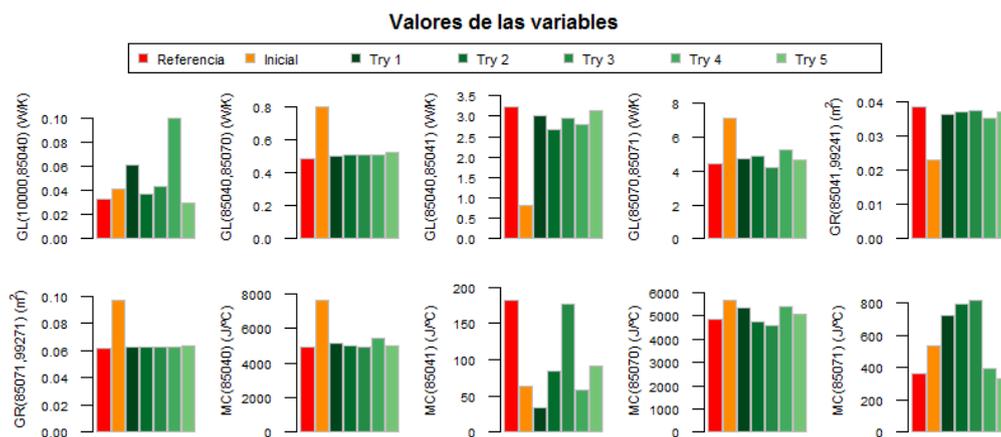


Figura 7-33. Valores de las variables sometidas a correlación

7.2.3. CASOS BASADOS EN EL MODELO DETALLADO (47 NODOS)

7.2.3.1. Situación inicial

En el caso de estudio correspondiente a la correlación del modelo modificado aleatoriamente (modelo base) con las temperaturas obtenidas del TMM de referencia, el error medio es igual a 3.16 °C, siendo el error máximo en un nodo e instante particular igual a 11.7 °C. La Figura 7-34 y la Figura 7-35 muestran la comparación entre las temperaturas de ambos modelos.

En el caso del estudio basado en la correlación del caso real, es decir, del TMM de TriboLAB con los resultados de los ensayos térmicos, el error medio es igual a 2.4 °C, siendo el error máximo en un nodo e instante particular igual a 6.41 °C. Las temperaturas correspondientes se muestran en la Figura 7-36.

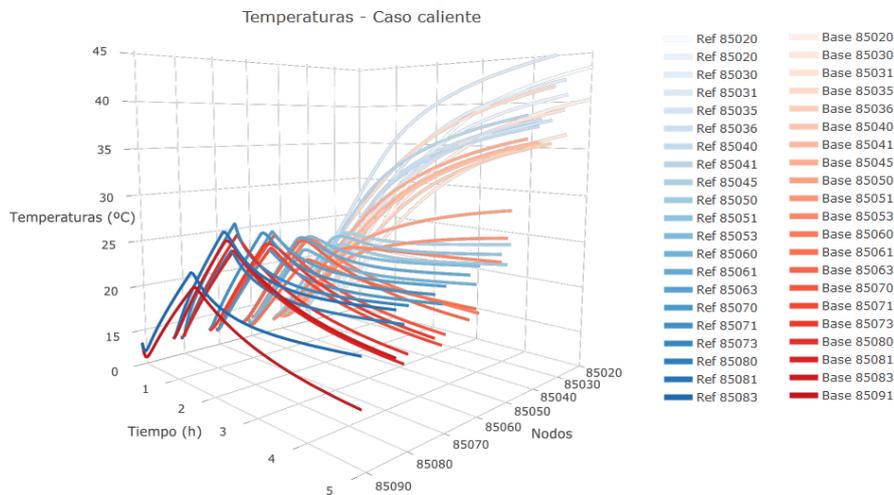


Figura 7-34. Temperaturas de los nodos difusivos. Caso caliente. Situación inicial

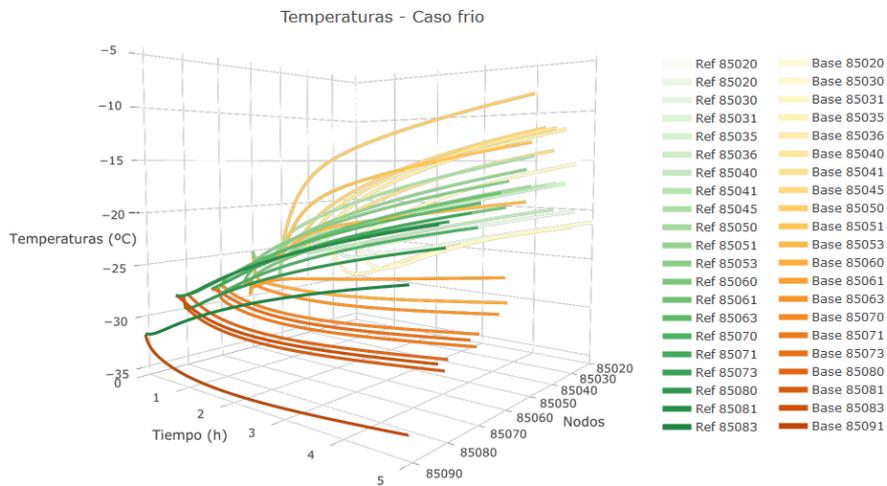


Figura 7-35. Temperaturas de los nodos difusivos. Caso frío. Situación inicial

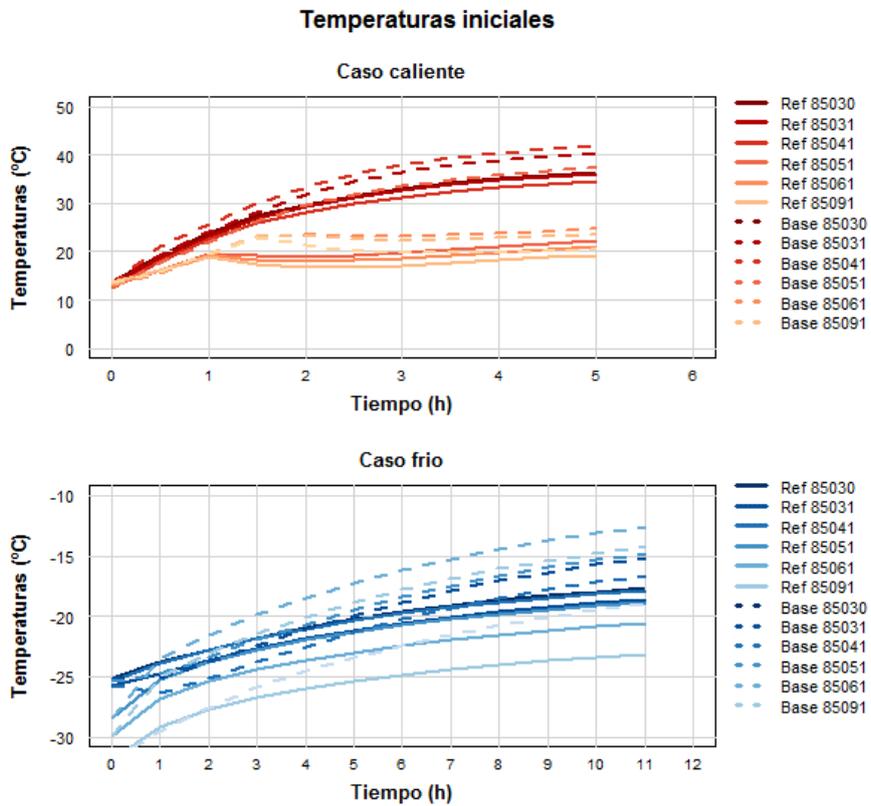


Figura 7-36. Temperaturas de los nodos de referencia en la situación inicial

7.2.3.2. Correlación del modelo base

La configuración de GAC-TM empleada en la correlación simultánea del caso caliente y el caso frío en régimen transitorio del modelo base de 47 nodos con el modelo de referencia es la configuración Tipo 1. Los valores correspondientes están recogidos en la Tabla 7-10. También en este caso se ha empleado como objetivo de correlación el restrictivo valor de 0.5 °C, con el objetivo de evaluar el algoritmo frente a un TMM de tamaño medio, bajo criterios de convergencia muy exigentes.

Tabla 7-10. Configuración de GAC-TM. Modelo base de 47 nodos

PARÁMETRO	VALOR
Objetivo de correlación	0.5
Iteraciones máximas	2000
Tamaño de la población	250
Probabilidad de cruce (p_c)	0.8
Probabilidad de mutación (p_m)	0.8
Coefficiente de variación de (p_m)	1.1
Coefficiente de variación máxima (λ) [%].	20

Inicialmente se trató de llevar a cabo la correlación empleando un valor de probabilidad de cruce igual a 0.2, el mismo empleado en las correlaciones realizadas con los modelos de 5 y 7 nodos, pero únicamente se logró alcanzar la correlación para 2 de las 5 ejecuciones realizadas. Este nivel de eficacia del algoritmo, 40 %, se ha considerado demasiado bajo por lo que se ha procedido a modificar la configuración del mismo para lograr aumentar su eficiencia. Finalmente empleando un valor de probabilidad de cruce igual a 0.8, se ha logrado alcanzar el objetivo de correlación en 8 de 10 ejecuciones, es decir un 80 % de eficacia.

El número de iteraciones necesarias para alcanzar la correlación ha oscilado entre las 652 y las 1805, y los tiempos de cálculo para cada una de las 10 ejecuciones han sido de entre 2 y 6 horas aproximadamente. La Figura 7-37 muestra la evolución de la función de fitness.

Evolución de la función de fitness

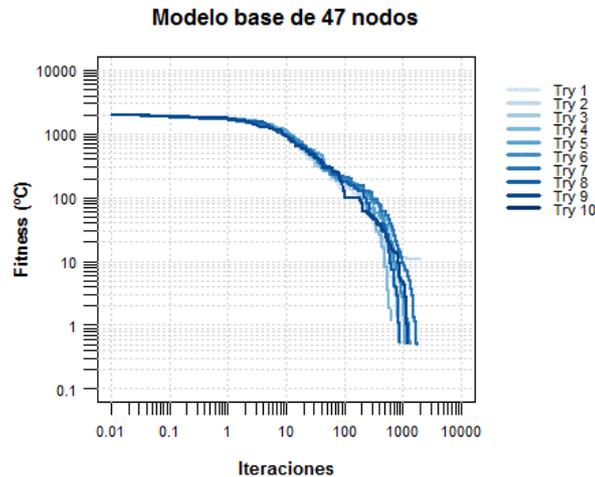


Figura 7-37. Evolución de la función de fitness

En aquellos casos en que se ha logrado la correlación, el error medio del modelo se ha reducido desde los 3.16 °C a valores por debajo de 0.17 °C. En los casos en que la correlación no ha sido alcanzada el error medio obtenido es prácticamente igual de bajo, 0.175 °C, sólo que este caso la diferencia de temperaturas en algunos nodos es superior al objetivo de correlación, con un valor máximo de 0.71 °C. Lo que es un buen resultado, a pesar no de haberse logrado el objetivo de correlación. La Figura 7-38 y la Figura 7-39 muestran las temperaturas obtenidas para los casos caliente y frío tras la correlación, comparadas con los valores de referencia. Concretamente las temperaturas mostradas pertenecen a los mejores resultados obtenidos, la ejecución 7, donde el error medio se ha reducido hasta 0.14 °C. Como puede observarse las temperaturas encajan muy bien con los valores de referencia.

La Figura 7-40 muestra los valores obtenidos para las variables en las distintas ejecuciones del algoritmo. Tal y como puede observarse existe una cierta dispersión entre los resultados obtenidos en las distintas ejecuciones, confirmando una vez más la existencia de distintas soluciones al problema. Los valores obtenidos para las *MCs* son los que presentan una menor dispersión mientras que los obtenidos para las *GRs* presentan la mayor variabilidad. Los resultados correspondientes a las ejecuciones donde no se ha logrado alcanzar el objetivo de correlación no proporcionan valores

peores que los obtenidos en los casos en que se ha logrado, es decir, aunque no se ha logrado alcanzar el objetivo de correlación parece que la búsqueda del óptimo iba bien encaminada.

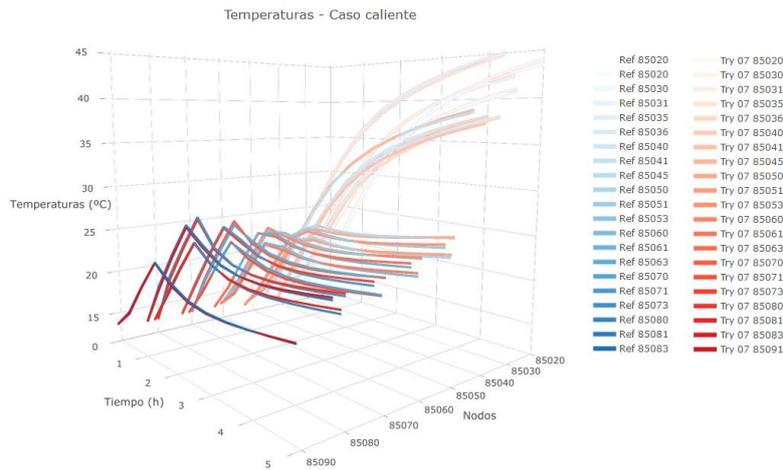


Figura 7-38. Temperaturas de los nodos difusivos. Caso caliente correlado

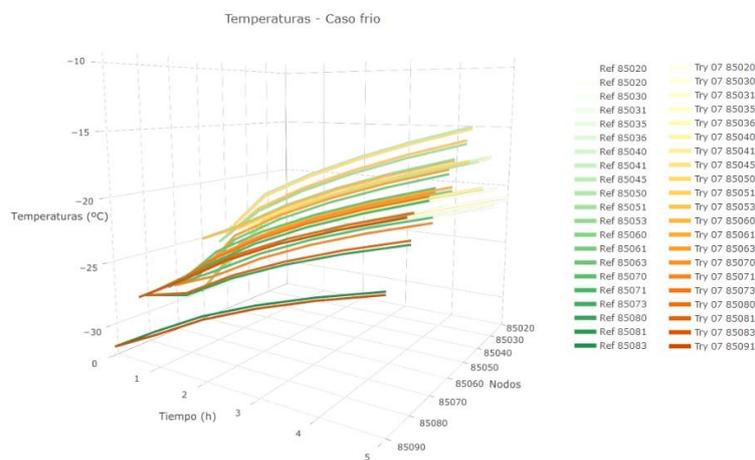


Figura 7-39. Temperaturas de los nodos difusivos. Caso frío correlado

Los resultados obtenidos para las variables en la correlación simultánea de los casos caliente y frío en régimen transitorio con el modelo de 7 nodos, en general presentaban mucha menor dispersión y una mayor proximidad con los valores de referencia. Parece que la mayor complejidad de este modelo de 47 nodos origina que exista un mayor

número de posibles soluciones, distintas combinaciones de *GLs*, *GRs* y *MCs*, lo que causa la mayor dispersión observada en los valores obtenidos.

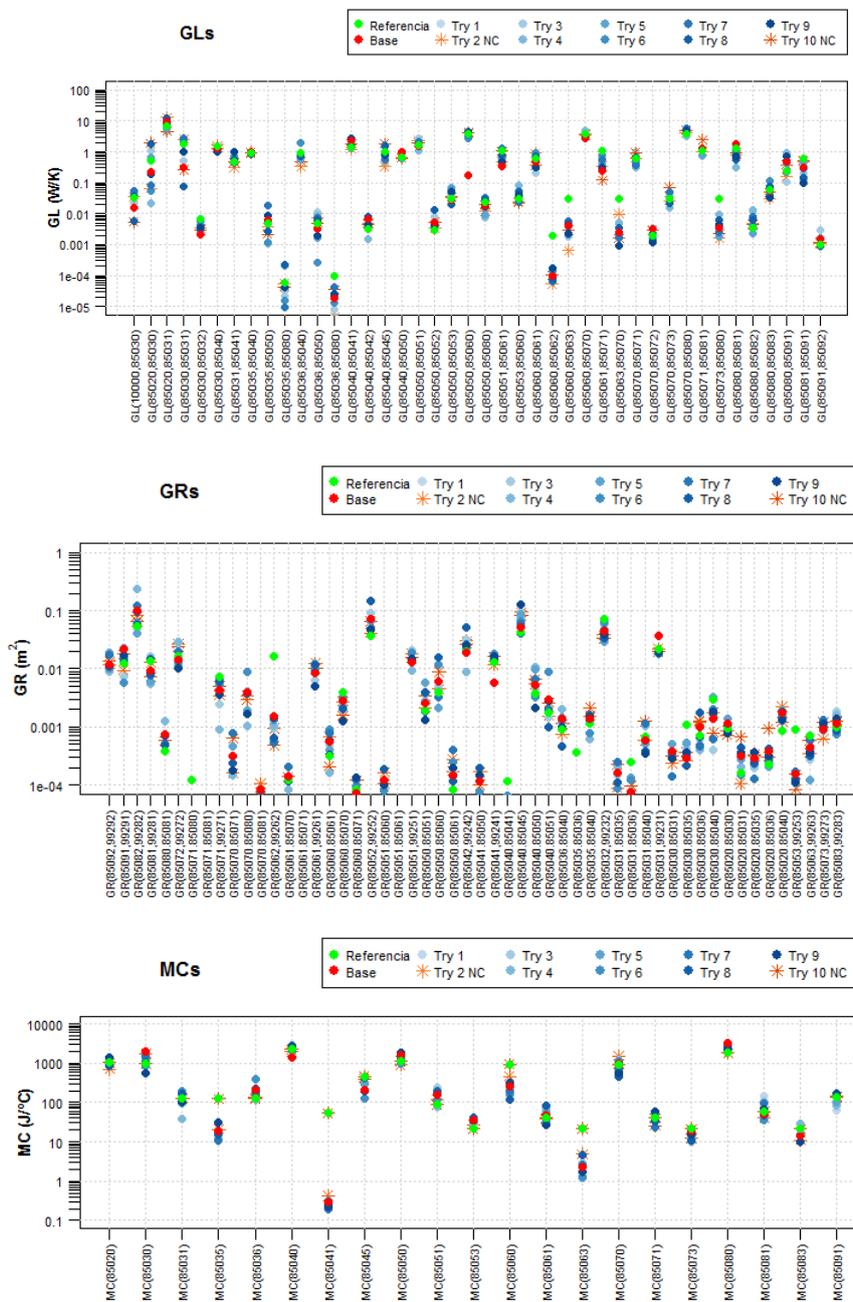


Figura 7-40. Valores obtenidos para las variables tras la correlación

7.2.3.3. Correlación del TMM con los ensayos térmicos. Caso real

La correlación se ha llevado a cabo para los casos caliente y frío en régimen transitorio de modo simultáneo. También en este caso se ha empleado como objetivo de correlación el restrictivo valor de 0.5 °C, con el objetivo de evaluar el algoritmo frente al TMM de un caso real bajo criterios de convergencia muy exigentes.

Inicialmente se trató de llevar a cabo la correlación empleando la misma configuración del algoritmo utilizada en la correlación del modelo base de 47 nodos, es decir, una configuración Tipo 1 con un valor de probabilidad de cruce igual a 0.8. Pero no se logró alcanzar el objetivo de correlación en ninguna de las 5 ejecuciones realizadas. Modificando el valor de la probabilidad de cruce a 0.2 se consiguió alcanzar la correlación en el 60 % de las ejecuciones. Finalmente, utilizando la configuración del algoritmo Tipo 2, junto con los valores indicados en la Tabla 7-11, se ha alcanzado la correlación en 7 de las 10 ejecuciones realizadas, es decir, un 70 % de efectividad.

Tabla 7-11. Configuración de GAC-TM. Correlación con los ensayos térmicos

PARÁMETRO	VALOR
Objetivo de correlación	0.5
Iteraciones máximas	2000
Tamaño de la población	250
Probabilidad de cruce (p_c)	0.2
Probabilidad de mutación (p_m)	0.8
Coefficiente de variación de (p_m)	1.1
Coefficiente de variación máxima (λ) [%].	20

El número de iteraciones necesario ha oscilado entre las 846 y las 1444 y los tiempos de cálculo entre las 2.5 y las 4.5 horas para cada una de las 10 ejecuciones realizadas. En el caso de los modelos en los que se ha alcanzado el número máximo de iteraciones, el tiempo de cálculo ha sido del orden de 6 horas. La Figura 7-41 muestra la evolución de la función de fitness. Esta configuración Tipo 2 del algoritmo es algo más lenta que la utilizada previamente. Con la configuración Tipo 1 y $P_c = 0.2$, el número de iteraciones variaba entre 659 y 1105 y los tiempos de cálculo entre las 2 y

las 3.5 horas, pero a cambio en este caso se consigue una mayor efectividad del algoritmo, 70 % vs 60 %.

Evolución de la función de fitness

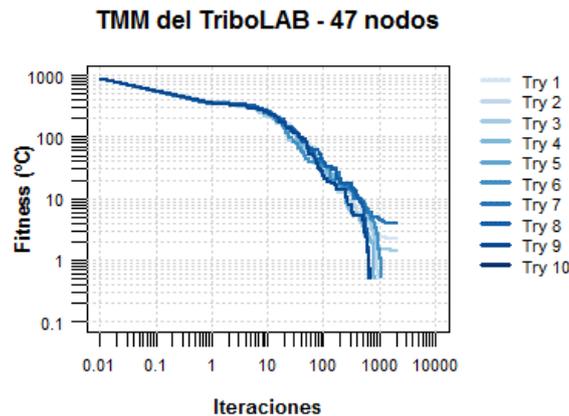


Figura 7-41. Evolución de la función de fitness

En este escenario real únicamente se dispone de valores de referencia para 6 nodos, pero no para el resto de los nodos ni para las *GLs*, *GRs* y *MCs*. Por lo tanto, solo es posible evaluar los resultados en base a las temperaturas obtenidas para los 6 nodos de referencia.

Las temperaturas obtenidas en estos nodos, lógicamente encajan bien con los valores de referencia, puesto que de otro modo no se hubiese alcanzado el objetivo de correlación. El error medio del modelo ha disminuido desde los 2.41 °C hasta valores por debajo de los 0.27 °C. En los casos en que no se ha logrado la correlación, se ha logrado una importante reducción del error medio disminuyéndolo hasta valores por debajo de los 0.32 °C. La Figura 7-42 muestra las temperaturas obtenidas para los casos caliente y frío tras la correlación, comparadas con los valores de referencia. Concretamente las temperaturas mostradas pertenecen a los mejores resultados obtenidos, la ejecución 5, donde el error medio se ha reducido hasta 0.18°C.

La efectividad del algoritmo en este caso real ha sido menor que la lograda en el caso del modelo base, 70 % vs 80 %, a pesar de que en este caso el número de errores que minimizar es menor, 126 vs 588, y de que el error inicial era también inferior, 2.4 °C

vs 3.16 °C. Esta diferencia en la efectividad puede estar causada por 2 motivos. Por una parte, el menor número de temperaturas de referencia disponibles da una mayor libertad al algoritmo, pero puede dificultarle encontrar el camino correcto hacia el óptimo. Por otra parte, en el caso del modelo base existe la certeza de que la única diferencia con el modelo de referencia radica en los valores de las *GLs*, *GRs* y *MCs*, por lo tanto modificando estas variables es posible llegar a obtener las temperaturas de referencia. En cambio, en el caso real, la diferencia inicial presente en las temperaturas frente a los valores de referencia puede estar influenciada por otro tipo de circunstancias además de los valores de las *GLs*, *GRs* y *MCs*, como por ejemplo que la discretización no sea suficientemente precisa o la existencia de posibles errores en las mediciones experimentales.

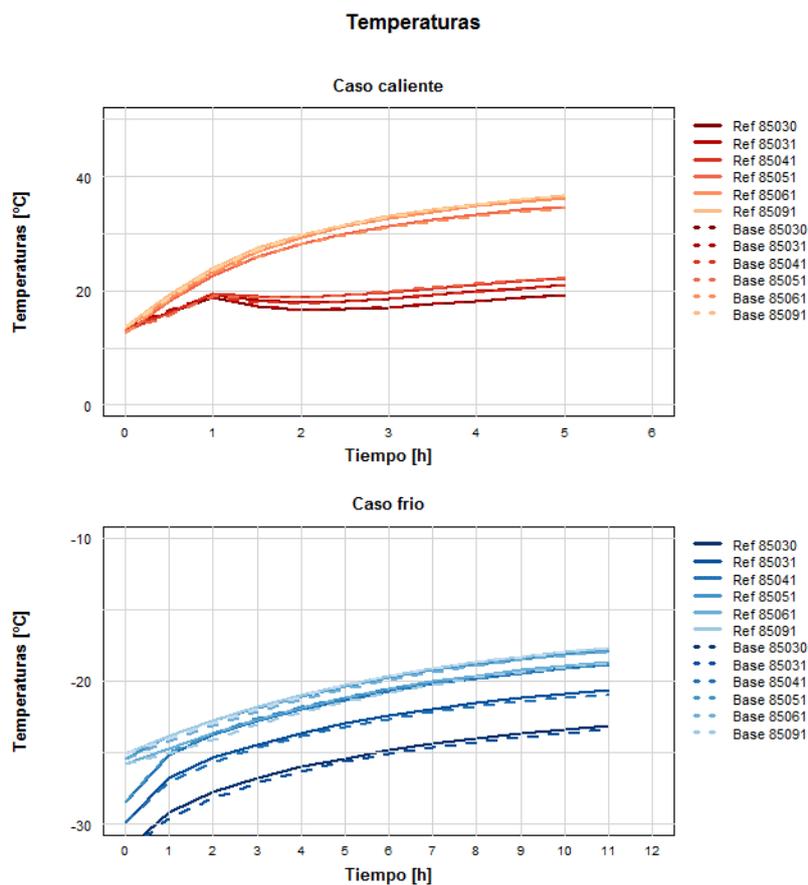


Figura 7-42. Temperaturas tras la correlación

7.2.4. ANÁLISIS COMPLEMENTARIOS

Una vez comprobada la capacidad del algoritmo para realizar la correlación de los ejemplos de validación, se ha procedido a realizar algunos análisis complementarios para estudiar distintos aspectos de su comportamiento.

7.2.4.1. Influencia del número de temperaturas de referencia disponibles

La problemática mostrada en la correlación del TMM del TriboLAB con sus ensayos térmicos referente a la disponibilidad de temperaturas de referencia en un número limitado de nodos es algo habitual. Debido a las características de los ensayos térmicos las temperaturas disponibles suelen estar restringidas a unos cuantos puntos del sistema espacial ensayado. Por ello, se ha considerado de interés estudiar la influencia que el número de temperaturas de referencia disponibles tiene en el comportamiento del algoritmo.

Este estudio se ha llevado a cabo empleando el modelo base de 47 nodos. Su utilización presenta la ventaja de disponer de un número de nodos suficientemente elevado, además de conocer todas las temperaturas y variables de referencia, permitiendo así una mejor evaluación de los resultados del algoritmo.

7.2.4.1.1. Caso 1: 117 variables y 6 temperaturas de referencia

Se ha decidido reproducir la misma situación encontrada en la correlación del TMM del TriboLAB con sus ensayos térmicos, 117 variables por correlar en base a 6 temperaturas de referencia, pero utilizando los modelos base y de referencia de 47 nodos. Los nodos cuyas temperaturas se han utilizado como referencia son los mismos empleados en la correlación del caso real, los cuales se recogen en la Tabla 7-5. Dado que se han utilizado las temperaturas de referencia de solo 6 nodos y de que se ha empleado un valor de $K = 10$ para el caso caliente y $K = 11$ para el caso frío, el número de errores a minimizar es 126. El número total de variables modificables es 117 (21 *MCs*, 42 *GLs* y 54 *GRs*). La correlación se ha llevado a cabo con la configuración Tipo 1 de GAC-TM, y los valores mostrados en la Tabla 7-12.

Se ha alcanzado la correlación en las 5 ejecuciones realizadas, por lo que la eficacia del algoritmo ha sido del 100 %. El número de iteraciones necesarias ha oscilado entre las 203 y las 379, y los tiempos de cálculo entre 1 y 2 horas aproximadamente para cada ejecución. La Figura 7-43 muestra la evolución de la función de fitness.

Tabla 7-12. Configuración de GAC-TM

PARÁMETRO	VALOR
Objetivo de correlación	0.5
Iteraciones máximas	2000
Tamaño de la población	250
Probabilidad de cruce (p_c)	0.2
Probabilidad de mutación (p_m)	0.8
Coficiente de variación de (p_m)	1.1
Coficiente de variación máxima (λ) [%].	20

Evolución de la función de fitness

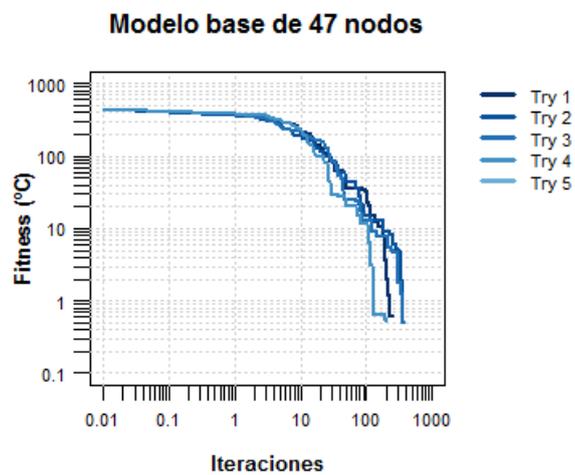


Figura 7-43. Evolución de la función de fitness

En este caso, utilizando de la configuración Tipo 1 y $P_c = 0.2$ se ha logrado una eficacia del algoritmo del 100 %. En cambio, en el caso del TMM de TriboLAB, con esta misma configuración únicamente se ha logrado una efectividad del 60 %. Esto confirma que

el motivo por el cual el algoritmo ha mostrado una menor efectividad en la correlación del caso real no se debe a la disponibilidad de pocas temperaturas de referencia, sino a que ese resultado está influenciado por otro tipo de circunstancias, como por ejemplo que la discretización sea poco precisa. Perellon et ál. en su artículo sobre la misión Sentinel-1 (Perellon, Alvarez et ál., 2015) y Damasio et ál., en su artículo sobre el diseño del escudo térmico de la sonda Solar Orbiter (Damasio, Defilippis et ál., 2015) ya se encontraron con esta problemática, puesto que ambos indican que para alcanzar la correlación de sus modelos necesitaron refinar la modelización empleada.

Por otra parte, cuando este mismo modelo base se ha correlado con la misma configuración del algoritmo, pero utilizando 28 temperaturas de referencia, la efectividad del algoritmo ha sido tan solo del 40 % en vez del 100 %. Ello demuestra que para un número de variables determinado, cuanto menor sea el número de temperaturas de referencia mayor libertad tiene el algoritmo para encontrar el óptimo (mayor número de posibles soluciones) y, por lo tanto, le resulta más sencillo alcanzar el objetivo de correlación.

El error medio del modelo ha disminuido desde los 3.16 °C hasta valores entre 0.74 °C y 1.99 °C dependiendo de la ejecución. Lógicamente en los 6 nodos cuyas temperaturas de referencia han sido empleadas en la correlación, las diferencias con las mismas son inferiores a 0.5 °C. La Figura 7-44 y la Figura 7-45 muestran los resultados de temperatura obtenidos tras la correlación para todos los nodos difusivos del modelo. Concretamente, los resultados de temperatura corresponden a la ejecución número 4, que es la que ha logrado un error medio de 0.74 °C. Puede observarse cómo las temperaturas en algunos nodos encajan bien, pero en otros presentan ciertas diferencias con los valores de referencia.

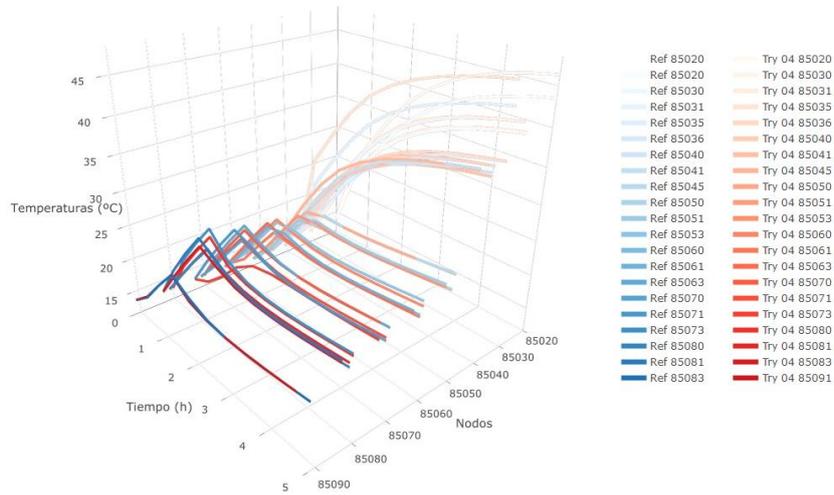


Figura 7-44. Temperaturas tras la correlación. Caso caliente

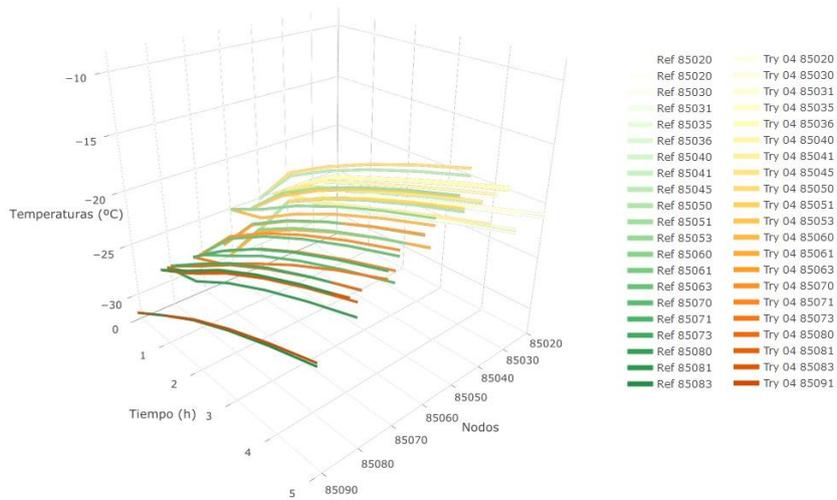


Figura 7-45. Temperaturas tras la correlación. Caso frío

La Figura 7-46 muestra el error medio en cada nodo, calculado según la ecuación (70), obtenido en las distintas ejecuciones del algoritmo junto con el error medio que presentaba en la situación inicial.

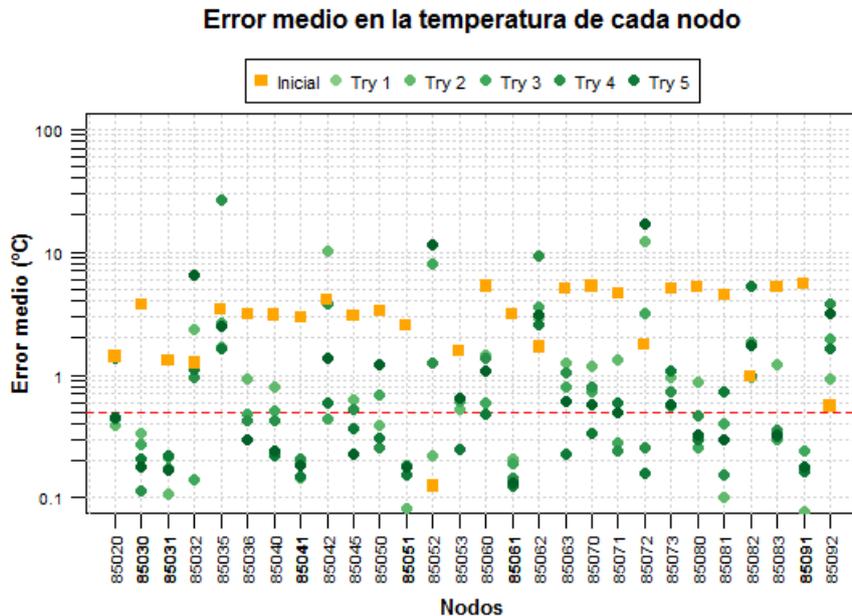


Figura 7-46. Error medio en cada uno de los nodos

Los errores medios obtenidos en las distintas ejecuciones del algoritmo son inferiores al existente en la situación inicial para todos los nodos del modelo, salvo algunas excepciones. En los nodos 85032, 85042, 85052, 85062, 85072, 85082 y 85092 el error medio no solo no ha disminuido, sino que incluso ha aumentado en algunas ejecuciones del algoritmo. Estos nodos son nodos aritméticos, es decir, nodos sin inercia térmica asociada. Además, únicamente están conectados al resto del TMM mediante una única *GL*. Ello origina que pequeñas modificaciones de esta conductancia puedan causar grandes diferencias en sus temperaturas y producir ese mal resultado. Dichos nodos representan el MLI, el cual no forma parte del instrumento propiamente dicho. Por ello, los valores de temperatura obtenidos en los mismos no tienen demasiada importancia. Otra excepción es el nodo 85035 donde el error medio obtenido en una de las ejecuciones del algoritmo alcanza un valor de 26.4 °C. Dicho nodo representa uno de los motores del instrumento, por lo que en el caso caliente genera una disipación de calor. Además, está conectado al modelo por una única *GL*. Esta conductancia ha podido verse drásticamente alterada por el algoritmo en su esfuerzo por lograr la optimización, lo que, unido a la disipación de calor en dicho nodo, ha podido influenciar este mal resultado.

Con la salvedad de estas excepciones, los resultados en el resto de los nodos han mejorado la situación inicial, aunque la reducción del error no haya sido tan importante como en los nodos en que se disponía de temperaturas de referencia. Así pues, puede considerarse que la correlación ha sido capaz de disminuir el error del modelo de forma global. El error medio del modelo tras la correlación basada en 6 temperaturas está comprendido entre los 0.74 °C y los 1.99 °C dependiendo de la ejecución, mientras que cuando la correlación ha estado basada en 28 temperaturas de referencia el error se ha reducido a valores por debajo de los 0.17 °C.

Los valores obtenidos para las *GLs*, las *GRs* y las *MCs* se muestran en la en la Figura 7-47, comparados con los valores de referencia. Una vez más, tampoco en este caso los valores obtenidos coinciden con los de referencia, existiendo una cierta dispersión en los valores obtenidos en las distintas ejecuciones del algoritmo. En algunos casos los valores obtenidos son más próximos al valor de referencia que los valores iniciales, pero no en todos los casos. Comparados con los valores obtenidos utilizando 28 temperaturas de referencia, no se han encontrado diferencias significativas.

Debido a los malos resultados obtenidos para el nodo 85035 se ha diseñado un segundo caso de estudio para analizar qué ocurriría si se dispusiese de temperaturas de referencia en nodos que presentan una disipación de calor importante. El hecho de disponer de temperaturas de referencia en dichos nodos en el caso real, requeriría que durante los ensayos se insertasen termopares en zonas cercanas a las fuentes de calor que representan.

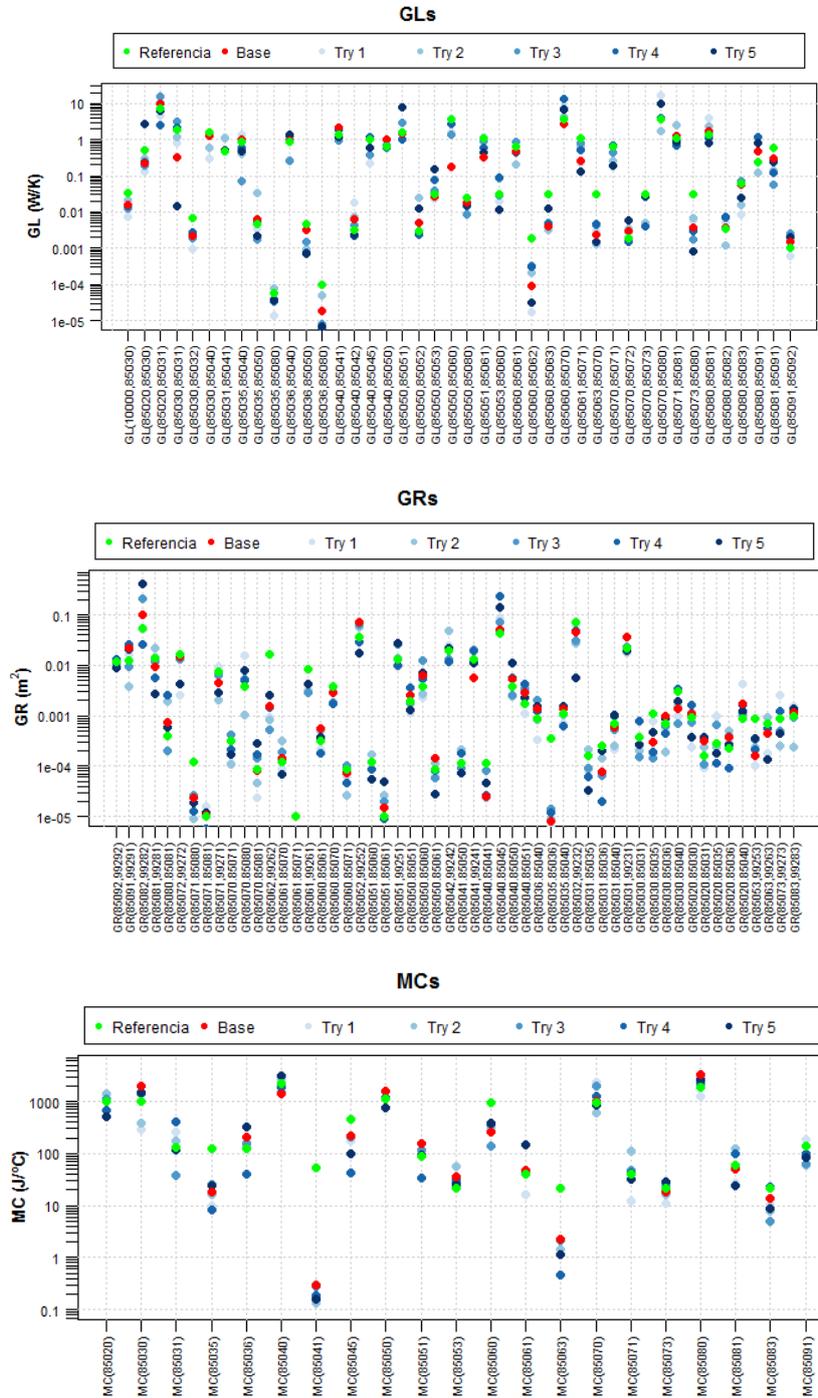


Figura 7-47. Valores obtenidos para las variables

7.2.4.1.2. Caso 2: 117 variables y 8 temperaturas de referencia

Este caso de estudio también se ha llevado a cabo utilizando los modelos base y de referencia de 47 nodos, por lo que el número de variables continúa siendo 117. Además de utilizar las temperaturas de referencia de los mismos 6 nodos empleados en el caso real, Tabla 7-5, se han utilizado las correspondientes a los nodos 85020 y 85035. El nodo 85020 representa la electrónica del equipo, por lo que tiene asociada una disipación de calor significativa. El nodo 85035 representa uno de los motores del equipo, como ya se ha introducido previamente, y también presenta una importante disipación de calor en el caso caliente.

Puesto que el número de temperaturas de referencia es 8 y se ha empleado un valor de $K = 10$ para el caso caliente y $K = 11$ para el caso frío, el número de errores a minimizar es 168. La correlación se ha llevado a cabo con la configuración Tipo 1 de GAC-TM, y los valores mostrados en la Tabla 7-13.

La correlación se ha alcanzado en las 5 ejecuciones del algoritmo realizadas, por lo que la efectividad del algoritmo ha sido del 100 %. El número de iteraciones necesario ha oscilado entre las 341 y las 551 y el tiempo de cálculo entre 1 y las 2 horas en cada ejecución. El aumento del número de temperaturas de referencia de 6 a 8 ha implicado un aumento del número de iteraciones necesario para lograr la convergencia (con 6 temperaturas el número de iteraciones estaba entre 203 y 379). La Figura 7-48 muestra la evolución de la función de fitness comparada con la del caso donde el número de temperaturas de referencia era de 6.

Tabla 7-13. Configuración de GAC-TM.

PARÁMETRO	VALOR
Objetivo de correlación	0.5
Iteraciones máximas	2000
Tamaño de la población	250
Probabilidad de cruce (p_c)	0.2
Probabilidad de mutación (p_m)	0.8
Coefficiente de variación de (p_m)	1.1
Coefficiente de variación máxima (λ) [%].	20

Evolución de la función de fitness

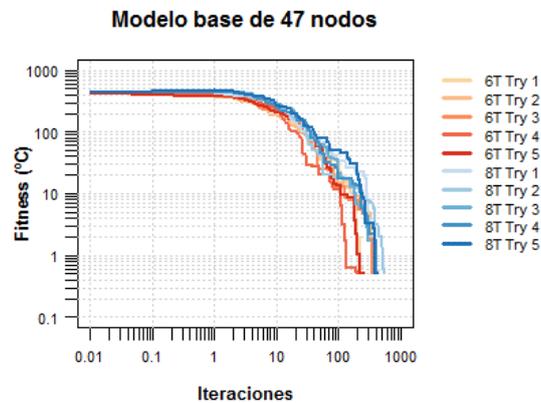


Figura 7-48. Evolución de la función de fitness

Las diferencias de temperatura tan significativas detectadas en los nodos 85020 y 85035 desaparecen en este caso, siendo inferiores a 0.5 °C, puesto que de otro modo no se hubiese logrado la correlación. El error medio del modelo ha disminuido hasta valores entre 0.81 °C y 1.32 °C dependiendo de la ejecución. Cabe recordar que el error medio en la situación inicial era de 3.16 °C, y en la correlación en base a 6 temperaturas se había reducido hasta valores comprendidos entre los 0.74 °C y los 1.99 °C. La Figura 7-49 y la Figura 7-50 muestran cómo las temperaturas en algunos nodos encajan bien, pero en otros presentan ciertas diferencias con los valores de referencia.

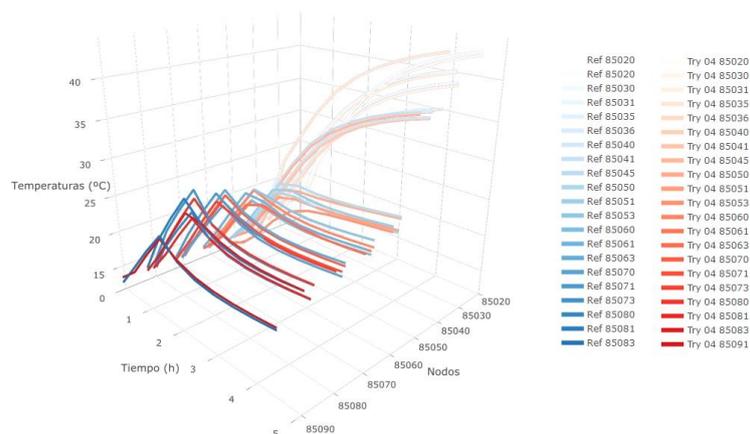


Figura 7-49. Temperaturas tras la correlación. Caso caliente

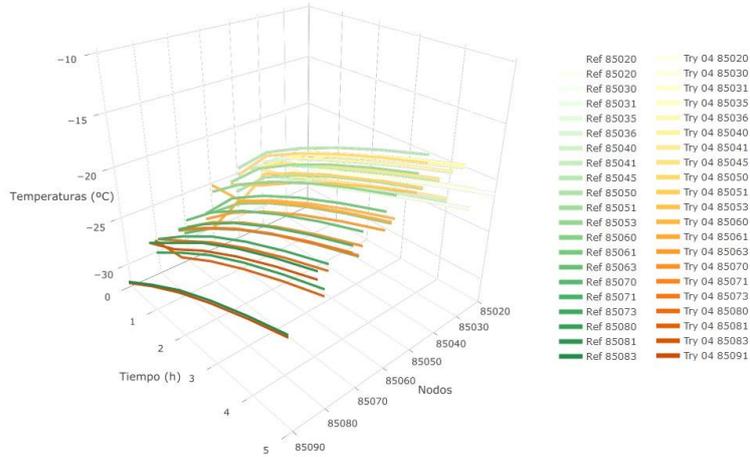


Figura 7-50. Temperaturas tras la correlación. Caso frío

La Figura 7-51 muestra el error medio en cada nodo, calculado según la ecuación (70), obtenido en las distintas ejecuciones del algoritmo junto con el error medio que presentaba en la situación inicial. En este caso, con la excepción de los nodos aritméticos representativos del MLI (85032, 85042, 85052, 85062, 85072, 85082 y 85092), el error medio disminuye en todos los nodos del modelo.

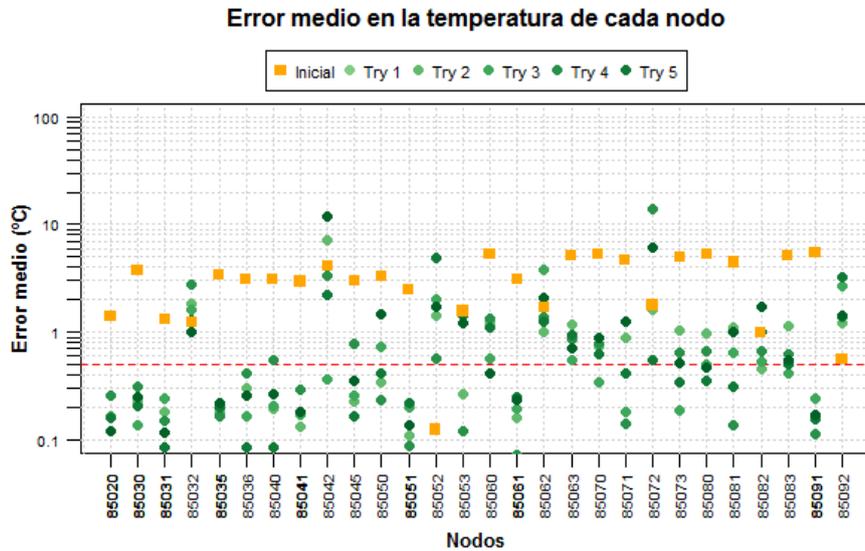


Figura 7-51. Error medio en cada uno de los nodos

Por lo tanto, la medición durante los ensayos térmicos de los valores de temperatura en aquellas zonas donde se producen disipaciones de calor importantes, resulta altamente recomendable para la posterior correlación de los modelos. Así mismo, la realización de un ejercicio como el llevado a cabo aquí, correlación de un modelo base generado a partir del TMM del vehículo espacial, puede ser muy interesante como paso previo a los ensayos térmicos para decidir la localización de los puntos de medición donde es más interesante registrar las temperaturas de referencia.

Los valores obtenidos para las *GLs*, las *GRs* y las *MCs*, continúan mostrando una dispersión similar a la obtenida en los casos previos, tal y como puede observarse en la Figura 7-52 y en la Figura 7-53.

Estos resultados confirman que cuanto mayor es el número de temperaturas de referencia más difícil es lograr la correlación, pero a cambio se consigue una mayor reducción del error medio del modelo.

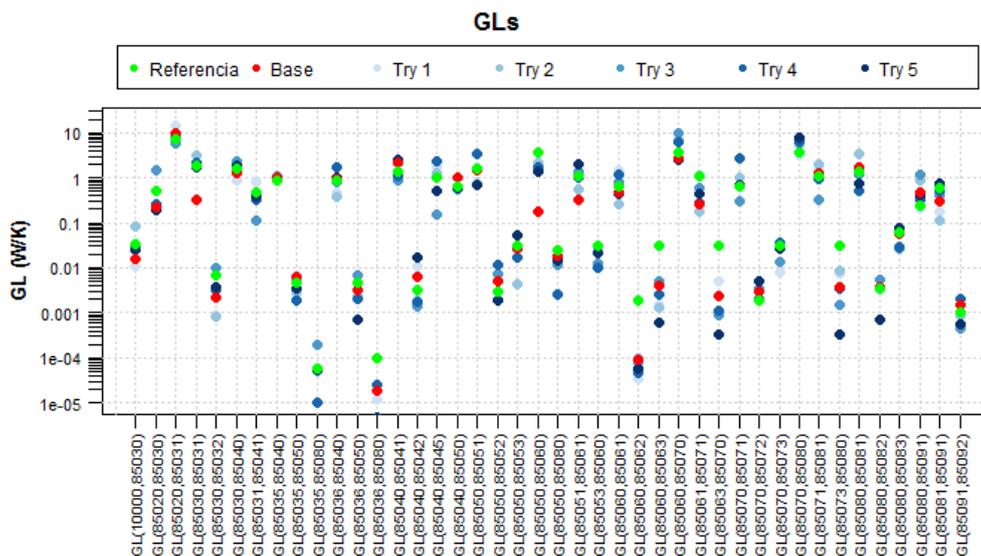


Figura 7-52. Valores obtenidos para las *GLs* y *GRs*

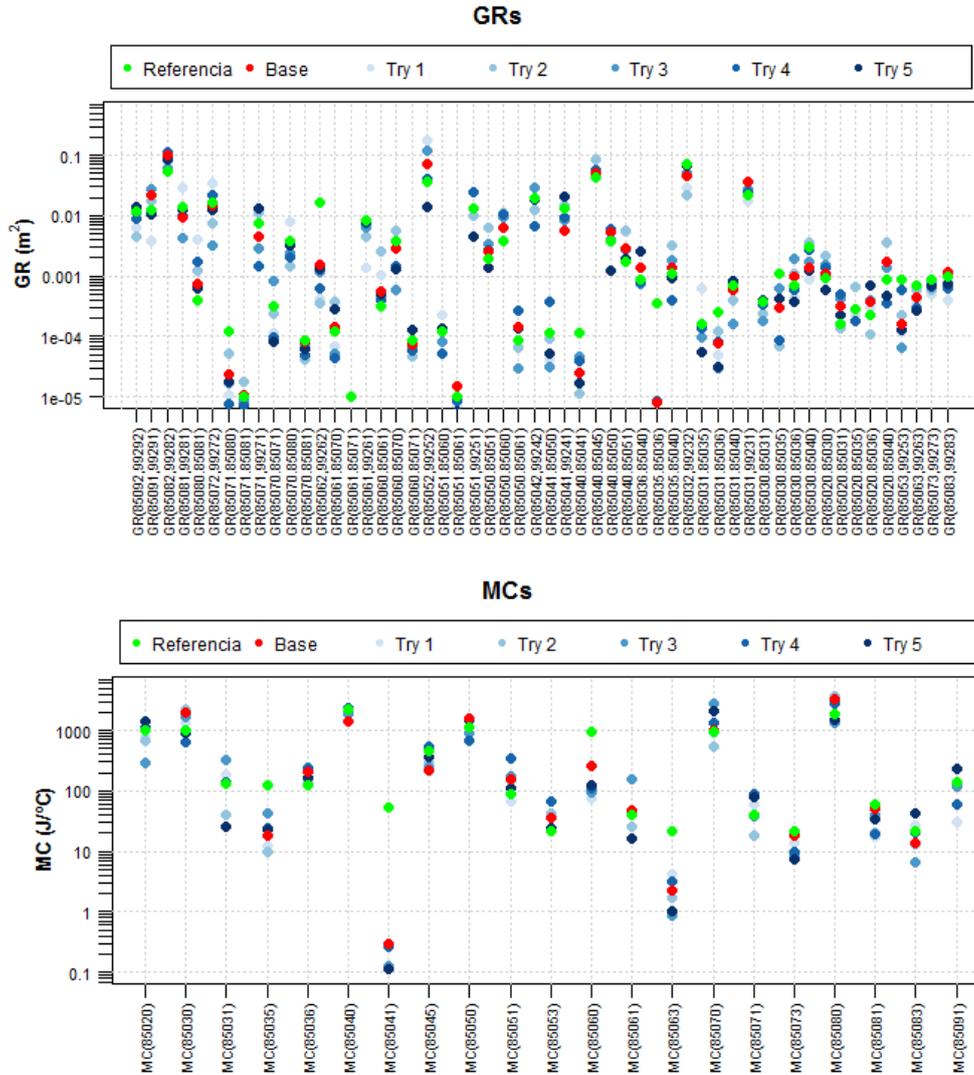


Figura 7-53. Valores obtenidos para las MCs

7.2.4.2. Influencia del número de variables que se desea correlar

Otro aspecto interesante es la determinación del número de variables (*GLs*, *GRs* y *MCs*) que deben ser incluidas en la correlación para lograr la convergencia. Por ejemplo, únicamente aquellos parámetros que presentan incertidumbres en su cálculo,

un número medio de parámetros para dotar de una cierta flexibilidad al algoritmo o incluso todos los parámetros del modelo para dejarle libertad total.

Paris et ál., en su artículo sobre el control térmico de los sistemas de propulsión del Mars Science Laboratory (Paris, Dudik et ál., 2011) seleccionan las variables que incluyen en la correlación en base a su nivel de incertidumbre. Agrupan los parámetros del modelo en 3 tipos distintos: valores bien conocidos, valores que pueden aproximarse de una forma relativamente precisa y valores con mayor nivel de incertidumbre. La correlación la llevan a cabo modificando principalmente los parámetros de este último grupo, pero también necesitan modificar algunos parámetros de los otros dos grupos. Con esta metodología, finalmente alcanzan una correlación con errores inferiores a 5 °C.

Cheng et ál. en su artículo sobre la correlación de TMMs de naves espaciales (Cheng, Liu et ál., 2011) avanzan en la correlación mediante una estrategia de capas. Agrupan los parámetros del modelo en parámetros globales, aquellos cuya modificación afecta a gran parte del modelo, y parámetros locales, aquellos cuya modificación solo afecta a los nodos directamente relacionados con dichos parámetros. Con esta metodología obtienen una correlación con errores del orden de ± 3 °C.

En el caso del TMM de TriboLAB el nivel de incertidumbre de los parámetros térmicos puede ser considerado igual en todo el modelo, es decir, no hay motivos especiales para concluir que un parámetro en particular sea de mala calidad. Es cierto que algunas características del modelo son más difíciles de estimar, como por ejemplo las conductancias de contacto, pero sus valores no están integrados en el modelo como *GLs* individuales, sino que las *GLs* que aparecen en el TMM combinan otras muchas características del modelo además de las conductancias de contacto. Por ello se ha descartado emplear una selección de variables similar a la empleada por Paris et. ál.

Finalmente se ha decidido aplicar un criterio inspirado en el de Cheng et. ál. pero diferente. Se ha adoptado una aproximación de tipo geométrico. Aquellas *GLs*, *GRs* y *MCs* en contacto con los nodos en que se dispone de temperaturas de referencia se han seleccionado como *parámetros con nivel de proximidad 1*. Ambos, los parámetros de proximidad 1 junto con los parámetros en contacto con ellos, forman los *parámetros con nivel de proximidad 2* y así sucesivamente. La lógica aquí es que los parámetros

térmicos más cercanos a los nodos de referencia tendrán más influencia en sus cambios de temperatura que los parámetros más alejados.

Este estudio se ha llevado a cabo empleando el modelo base de 47 nodos, puesto que la disponibilidad de las temperaturas de referencia de todos sus nodos junto con la de los valores de las variables, permiten una mejor evaluación de los resultados. Las temperaturas de referencia consideradas, en base a las cuales se han definido los criterios de proximidad, son las correspondientes a los nodos empleados en la correlación del caso real, mostrados en la Tabla 7-5. Teniendo en cuenta estos 6 nodos, se han identificado 3 niveles de proximidad formados por 45, 103 y 117 parámetros respectivamente. El caso de 117 parámetros es análogo a la correlación previa mostrada en la sección 7.2.4.1.1.

7.2.4.2.1. Caso 1: Nivel de proximidad 1, 45 variables

El número total de variables modificables es 45 (15 *GLs* y 24 *GRs*, 6 *MCs*) y el número de errores a minimizar es 126 (6 temperaturas de referencia, $K = 10$ para el caso caliente y $K = 11$ para el caso frío). La correlación se ha llevado a cabo con la configuración Tipo 1 de GAC-TM, y los valores mostrados en la Tabla 7-14.

Tabla 7-14. Configuración de GAC-TM. Nivel de proximidad 1

PARÁMETRO	VALOR
Objetivo de correlación	0.5
Iteraciones máximas	2000
Tamaño de la población	100
Probabilidad de cruce (p_c)	0.2
Probabilidad de mutación (p_m)	0.8
Coefficiente de variación de (p_m)	1.1
Coefficiente de variación máxima (λ) [%].	20

En ninguna de las 5 ejecuciones del algoritmo realizadas se ha logrado alcanzar la correlación. Podría haberse aumentado el número máximo de iteraciones para tratar de alcanzarla, pero lo cierto es que la evolución de la función de fitness, mostrada en

la Figura 7-54, hace prever que tampoco de ese modo se logrará alcanzar el objetivo de correlación. A pesar de ello, el error medio del modelo ha disminuido desde los 3.16 °C hasta valores por debajo de los 1.3 °C. La conclusión es que el modelo es demasiado *rígido* para alcanzar el estricto objetivo de correlación fijado en 0.5 °C.

Evolución de la función de fitness

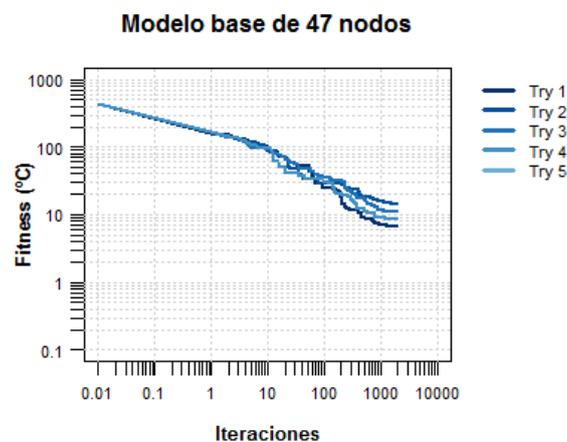


Figura 7-54. Evolución de la función de fitness

7.2.4.2.2. Caso 2: Nivel de proximidad 2, 103 variables

El número total de variables modificables en este caso es de 103 (42 *GLs*, 45 *GRs* y 16 *MCs*) y el número de errores a minimizar 126 (6 temperaturas de referencia, $K = 10$ para el caso caliente y $K = 11$ para el caso frío). La correlación se ha llevado a cabo con la configuración Tipo 1 de GAC-TM, y los valores mostrados en la Tabla 7-15.

En este caso sí se ha logrado alcanzar la correlación en las 5 ejecuciones realizadas, por lo que la eficacia del algoritmo ha resultado del 100 %. El número de iteraciones necesarias ha oscilado entre las 296 y las 441, y los tiempos de cálculo entre 1 y 2 horas. Este número de iteraciones es ligeramente superior al requerido incluyendo en la correlación las 117 variables del modelo, entre 203 y 379 iteraciones, por lo que parece que el algoritmo ha tenido más dificultades para lograr alcanzar el objetivo de correlación. Aunque la diferencia en ambos casos es muy pequeña tal y como puede observarse en la Figura 7-55, donde se muestra la evolución de la función de fitness.

Tabla 7-15. Configuración de GAC-TM. Nivel de proximidad 2

PARÁMETRO	VALOR
Objetivo de correlación	0.5
Iteraciones máximas	2000
Tamaño de la población	250
Probabilidad de cruce (p_c)	0.2
Probabilidad de mutación (p_m)	0.8
Coefficiente de variación de (p_m)	1.1
Coefficiente de variación máxima (λ) [%].	20

Evolución de la función de fitness

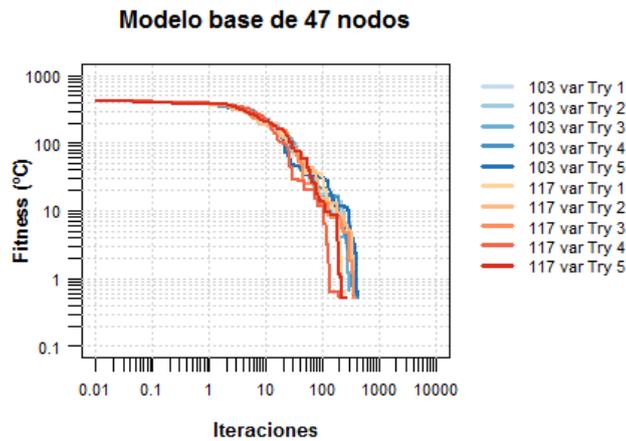


Figura 7-55. Evolución de la función de fitness

El error medio del modelo ha disminuido desde los 3.16 °C hasta valores entre 0.71 °C y 1.64 °C dependiendo de la ejecución. Estos valores son muy similares a los obtenidos incluyendo las 117 variables del modelo, error medio entre 0.74 °C y 1.99 °C. Lógicamente en los 6 nodos cuyas temperaturas de referencia han sido empleadas en la correlación, las diferencias con las mismas son inferiores a 0.5 °C. La Figura 7-56 y la Figura 7-57 muestran los resultados de temperatura obtenidos tras la correlación, para todos los nodos difusivos. Concretamente los resultados de temperatura correspondientes a la ejecución número 1, que es la que ha logrado un error medio de

0.71 °C. Puede observarse como las temperaturas en algunos nodos encajan bien, pero en otros presentan ciertas diferencias con los valores de referencia.

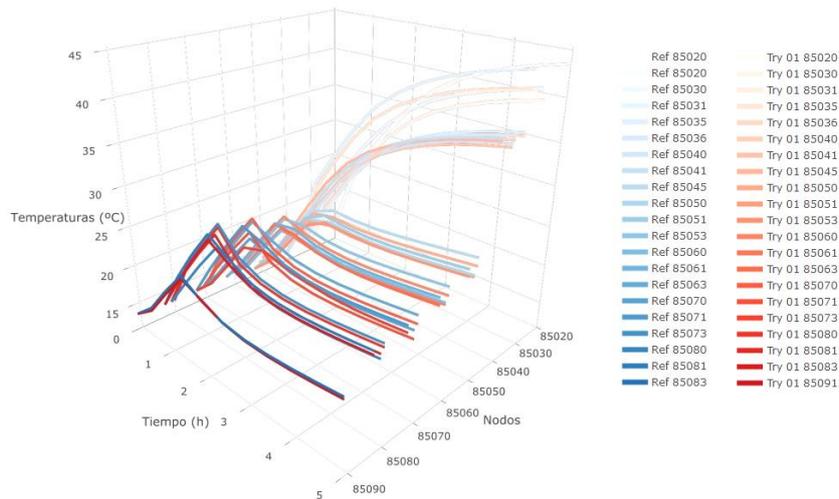


Figura 7-56. Temperaturas tras la correlación. Caso caliente

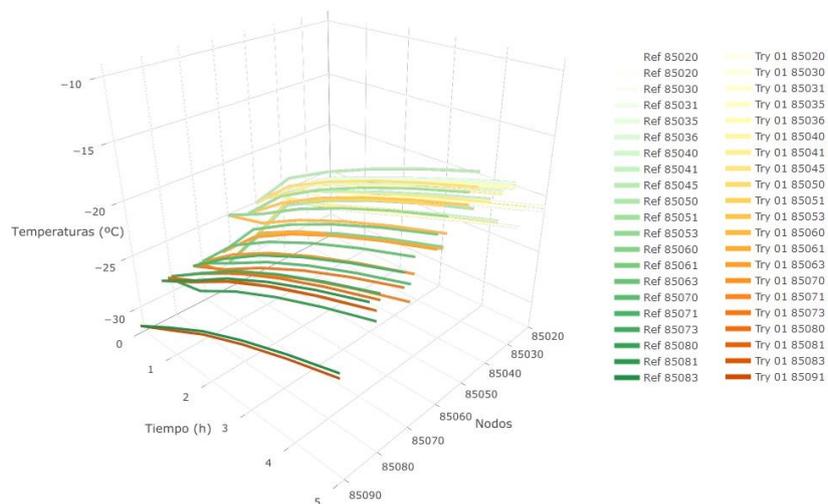


Figura 7-57. Temperaturas tras la correlación. Caso frío

La Figura 7-58 muestra el error medio en cada nodo obtenido en las distintas ejecuciones del algoritmo, calculado según la ecuación (70), junto con el error medio que presentaba en la situación inicial. También en este caso el error medio en los

nodos aritméticos correspondientes al MLI (85032, 85042, 85052, 85062, 85072, 85082 y 85092) es superior al error inicial, pero es inferior a los valores obtenidos incluyendo las 117 variables en la correlación. En el nodo 85035 también se produce un aumento del error medio en alguna de las ejecuciones, pero de menor magnitud que en el caso de las 117 variables. En el resto de los nodos, tanto los niveles de error medio como su dispersión son similares a los obtenidos con las 117 variables.

En lo que respecta a los valores de las variables, los resultados obtenidos para las 103 variables incluidas en la correlación presentan un nivel de dispersión similar al obtenido en la correlación con 117 variables. Lógicamente las 14 variables que no han sido modificadas durante la correlación mantienen el mismo valor que en el modelo de partida. Los resultados se muestran en la Figura 7-59.

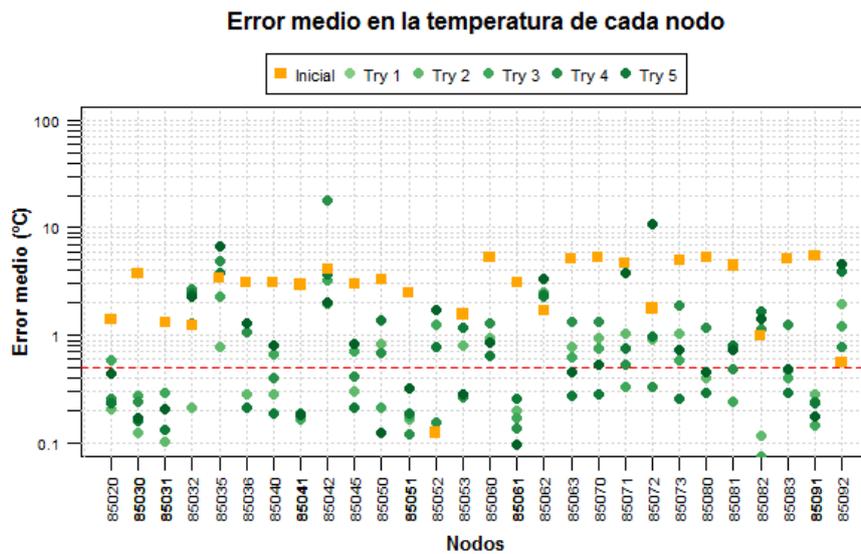


Figura 7-58. Error medio en cada uno de los nodos

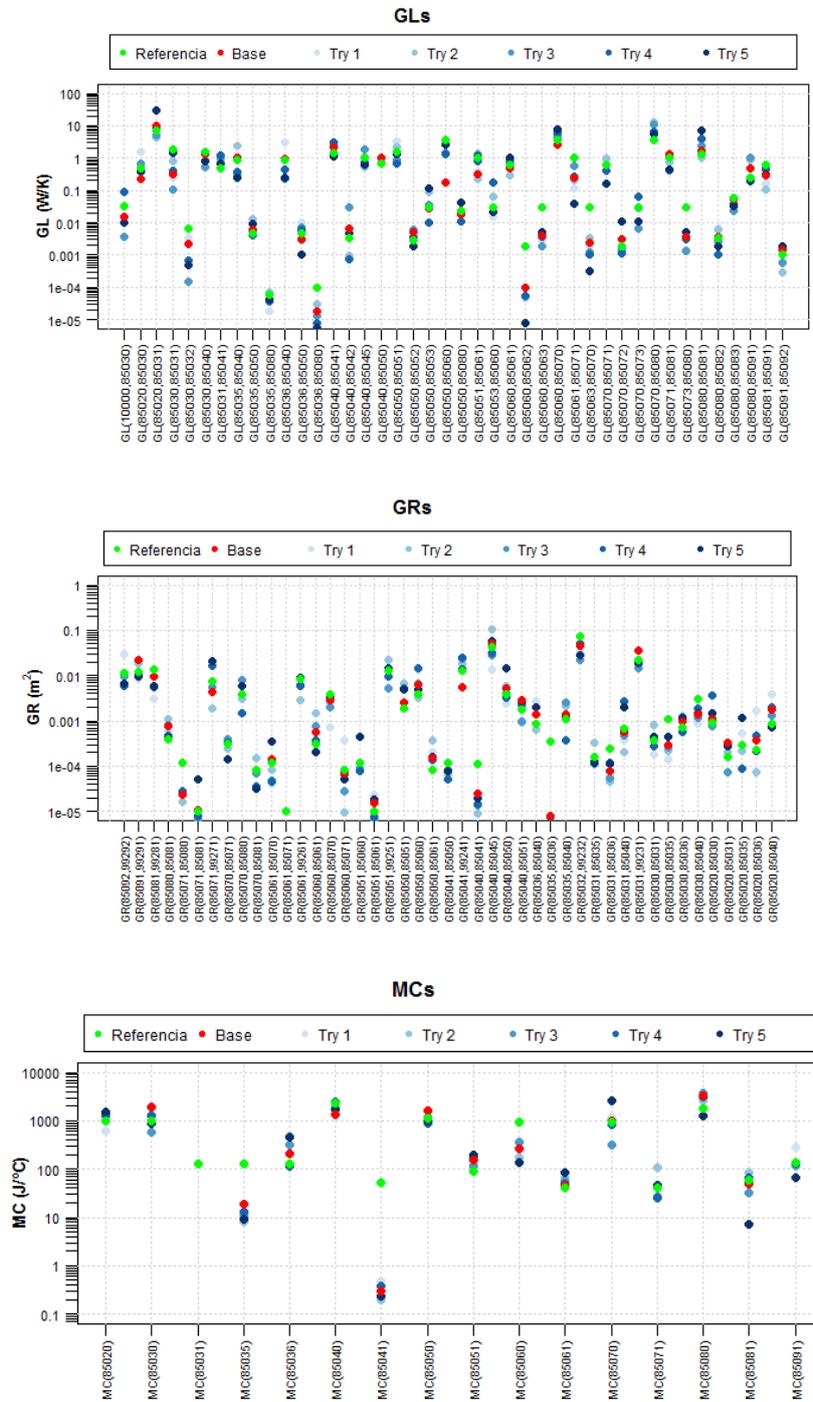


Figura 7-59. Valores obtenidos para las variables

7.2.4.3. Correlación con aproximación secuencial

Otro aspecto interesante es la posibilidad de emplear una aproximación secuencial, tal y como hacen (Cheng, Liu et ál., 2011) y (Paris, Dudik et ál., 2011), es decir, correlar en primer lugar el TMM en régimen estacionario ajustando así los valores de las *GLs* y las *GRs* y posteriormente utilizar el régimen transitorio para ajustar las *MCs*.

7.2.4.3.1. Modelo reducido de 7 nodos

En primer lugar, se ha llevado a cabo este estudio empleando el modelo reducido de 7 nodos, con el objeto de limitar los tiempos de cálculo. Para ello, en el modelo base de 7 nodos se han sustituido los valores de las *GLs* y las *GRs* por los obtenidos en la correlación simultánea de los casos caliente y frío en régimen estacionario (sección 7.2.2.3), concretamente por los obtenidos en el Try 1. Este nuevo modelo se ha sometido a correlación en régimen transitorio considerando modificables únicamente las variables correspondientes a las *MCs*. Por lo tanto, en este caso el número de errores a minimizar es de 96 ($N = 4$, $K = 12$ y $J = 2$). La correlación se ha llevado a cabo con la configuración Tipo 1 de GAC-TM, y los valores mostrados en la Tabla 7-16.

Tabla 7-16. Configuración de GAC-TM. Aproximación secuencial (7 nodos)

PARÁMETRO	VALOR
Objetivo de correlación	0.5
Iteraciones máximas	2000
Tamaño de la población	20
Probabilidad de cruce (p_c)	0.2
Probabilidad de mutación (p_m)	0.8
Coficiente de variación de (p_m)	1.1
Coficiente de variación máxima (λ) [%].	20

La correlación se ha alcanzado en las 5 ejecuciones realizadas, por lo que la eficacia del algoritmo ha sido del 100 %. Se han necesitado tan solo entre 5 y 27 iteraciones para alcanzar la convergencia, por lo que los tiempos de cálculo han sido de menos de 1 minuto para cada ejecución. El tiempo necesario para llevar a cabo la correlación

en régimen estacionario cuyos resultados se han tomado como punto de partida, ha sido de menos de 1 minuto por ejecución. Por lo tanto, el tiempo total realizando la correlación con esta aproximación secuencial es inferior a los 2 minutos, a los que habría que sumar el tiempo necesario para extraer los resultados de la correlación estacionaria y preparar los archivos para la transitoria. Los tiempos de cálculo necesarios para la correlación directa del modelo transitorio han sido de menos de 7 minutos (sección 7.2.2.4). Por lo tanto, en este caso, la mejora de tiempo que se consigue con la aproximación secuencial no es significativa. Sin embargo, en el caso de modelos de mayor tamaño donde los tiempos de cálculo son más largos, puede ser una opción interesante.

El error medio del modelo ha disminuido hasta valores inferiores a los 0.24 °C. La Figura 7-60 muestra los resultados de temperatura obtenidos tras la correlación. Puede observarse cómo lógicamente las temperaturas encajan muy bien.

La Figura 7-61 muestra los valores obtenidos para las *MCs*. Las series denominadas Try x ST+TR representan los valores obtenidos en este caso, correlación en régimen estacionario seguida de la correlación en régimen transitorio. Las series denominadas Try x TR representan los valores de las *MCs* obtenidas correlando el modelo directamente en régimen transitorio (sección 7.2.2.4). Como puede observarse no hay grandes diferencias en los valores obtenidos de uno y otro modo.

Por lo tanto, la única ventaja de la correlación de modo secuencial ha sido un cierto ahorro en tiempo de cálculo.

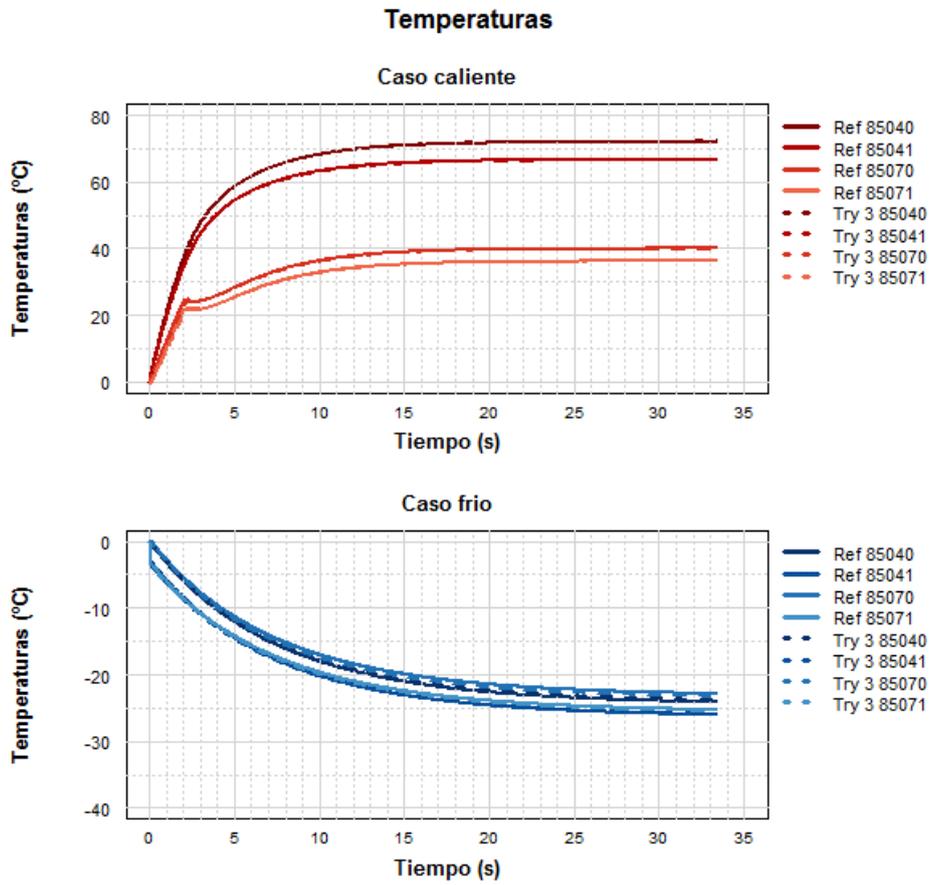


Figura 7-60. Temperaturas tras la correlación

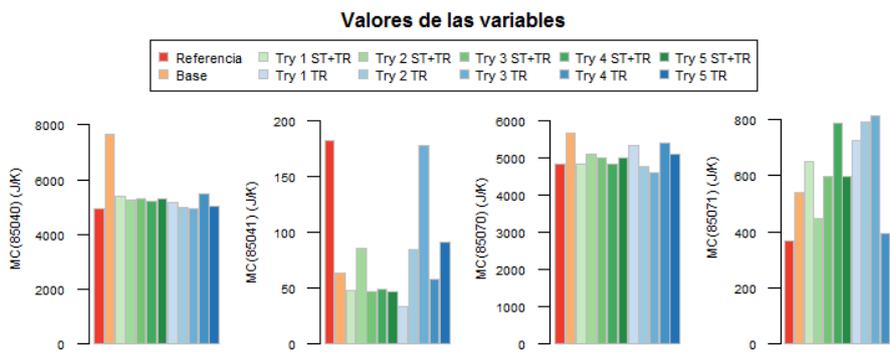


Figura 7-61. Valores obtenidos para las MCs

7.2.4.3.2. Modelo detallado de 47 nodos

Una vez estudiado el comportamiento de la correlación secuencial con el modelo de 7 nodos, se ha procedido a realizar el mismo estudio con el modelo base de 47 nodos. El objeto de realizar este segundo caso es comprobar si con este modelo de mayor tamaño se repiten los mismos resultados.

En primer lugar, se ha llevado a cabo la correlación del modelo base de 47 nodos en régimen estacionario. En este caso los parámetros sometidos a modificación durante la correlación son 96, las 42 *GLs* y las 54 *GRs* que forman el modelo, y el número de errores a minimizar es 56 ($N = 28$, $K = 1$ y $J = 2$). Se ha empleado la misma configuración que en la correlación del modelo base de 47 nodos (sección 7.2.3.2). Es decir, la configuración Tipo 1 de GAC-TM y los valores mostrados en la Tabla 7-17.

Tabla 7-17. Configuración de GAC-TM.

PARÁMETRO	VALOR
Objetivo de correlación	0.5
Iteraciones máximas	2000
Tamaño de la población	250
Probabilidad de cruce (p_c)	0.8
Probabilidad de mutación (p_m)	0.8
Coefficiente de variación de (p_m)	1.1
Coefficiente de variación máxima (λ) [%].	20

La correlación se ha alcanzado en 4 de las 5 ejecuciones realizadas, por lo que la eficacia del algoritmo ha sido del 80 %. Se han necesitado entre 452 y 905 iteraciones para alcanzar la convergencia y los tiempos de cálculo han sido de entre 1 y 2 horas.

A continuación, se ha llevado a cabo la correlación del modelo en régimen transitorio. Para ello, en el modelo base de 47 nodos se han sustituido los valores de las *GLs* y las *GRs* por los obtenidos en la correlación simultánea de los casos caliente y frío en régimen estacionario, concretamente por los obtenidos en la ejecución número 3. Este nuevo modelo se ha sometido a correlación en régimen transitorio considerando modificables únicamente las variables correspondientes a las 21 *MCs* del modelo. Al

igual que en la correlación transitoria del modelo base de 47 nodos realizada previamente (sección 7.2.3.2) se ha utilizado un valor de $K = 10$ en el caso caliente y $K = 11$ en el caso frío, y puesto que $N = 28$, el número de errores a minimizar es 588. La correlación se ha llevado a cabo con la configuración Tipo 1 de GAC-TM, y los valores mostrados en la Tabla 7-18.

Únicamente se ha logrado alcanzar la correlación en 1 de las 10 ejecuciones realizadas, por lo que la eficacia del algoritmo ha sido del 10 %. Por lo tanto, en este caso la realización de la correlación de modo secuencial ha proporcionado resultados peores que en el caso de abordar la correlación transitoria de forma directa.

Tabla 7-18. Configuración de GAC-TM.

PARÁMETRO	VALOR
Objetivo de correlación	0.5
Iteraciones máximas	2000
Tamaño de la población	250
Probabilidad de cruce (p_c)	0.2
Probabilidad de mutación (p_m)	0.8
Coefficiente de variación de (p_m)	1.1
Coefficiente de variación máxima (λ) [%].	20

7.2.4.4. Configuración del algoritmo

Es un hecho conocido que la utilización de métodos heurísticos, como es el caso de los algoritmos genéticos, requiere ajustar los parámetros del algoritmo al problema estudiado. La obtención de un GA eficiente para un problema concreto se basa en alcanzar el mejor compromiso entre la exploración del dominio y la optimización de las soluciones ya identificadas, pero eso no es algo sencillo de conseguir.

Durante la realización de las correlaciones de los modelos de 47 nodos, ha sido necesario modificar algunos parámetros del algoritmo para mejorar su efectividad. El parámetro con mayor influencia ha sido la probabilidad de cruce (p_c). Por ello, se ha considerado de interés realizar un análisis acerca de su influencia.

Por otra parte, la definición de la función de fitness también puede afectar de forma importante al comportamiento del algoritmo, puesto que afecta directamente al proceso de selección. Por ello, se ha decidido evaluar la influencia de los distintos criterios implementados en GAC-TM para la definición de la función de fitness.

7.2.4.4.1. Influencia de la probabilidad de cruce

Se han llevado a cabo las correlaciones del modelo base de 47 nodos y del TMM del TriboLAB con una configuración Tipo 1 y una probabilidad de cruce de 0.2 y 0.8. Tal y como se observa en los resultados recogidos en la Tabla 7-19, la influencia de la probabilidad de cruce en estos modelos es drástica, pero además el comportamiento de ambos modelos es inverso. En uno de los casos funciona mejor una probabilidad de cruce baja y en el otro una más alta.

Tabla 7-19. Influencia de la probabilidad de cruce

MODELO	Probabilidad de cruce (p_c)	Convergencia (%)
Modelo base de 47 nodos	0.2	40
Modelo base de 47 nodos	0.8	80
Modelo TMM de TriboLAB	0.2	60
Modelo TMM de TriboLAB	0.8	0

La correlación de ambos modelos se ha llevado a cabo con 117 variables, aunque en el caso del modelo base el número de temperaturas de referencia es 28 y en el caso del TMM de TriboLAB es de solo 6. Por lo tanto, cuando el número de temperaturas de referencia es elevado ha funcionado mejor una probabilidad de cruce elevada y viceversa. Esta conclusión se ve confirmada en el caso de la correlación del modelo base empleando solo 6 temperaturas de referencia, sección 7.2.4.1.1, donde se ha logrado una eficacia del 100% con un valor de $p_c = 0.2$.

La evolución de la función de fitness es similar en todos los casos, tal y como puede observarse en la Figura 7-62, salvo en aquellos donde una vez alcanzado un cierto valor el algoritmo ya no ha sido capaz de seguir minimizándola.

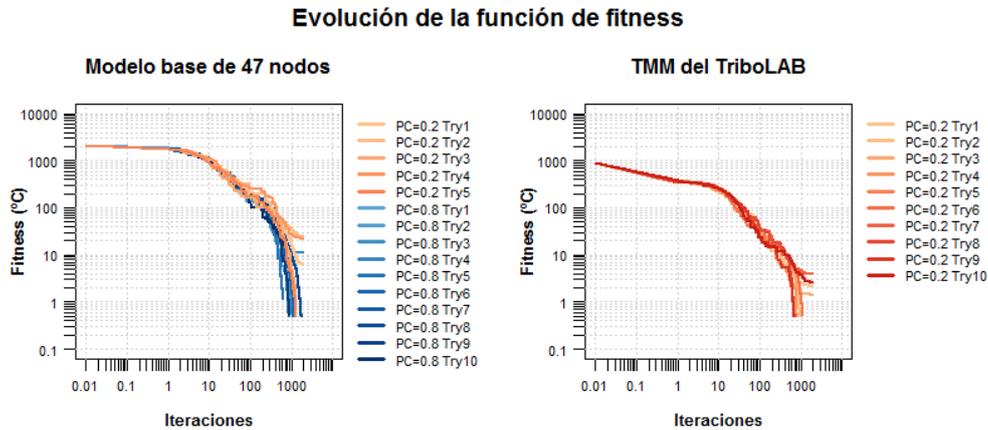


Figura 7-62. Evolución de la función de fitness

7.2.4.4.2. Influencia de la función de fitness

Otro aspecto que se ha considerado interesante es la evaluación de la influencia que tiene en los resultados el criterio empleado para definir la función de fitness. Concretamente se ha comparado el comportamiento del algoritmo empleando el criterio del error acumulado (ecuación (57)), del RMS (ecuación (33)) y del error relativo (ecuación (60)).

Este estudio se ha llevado a cabo con el modelo reducido de 7 nodos, considerando la correlación simultánea de los casos caliente y frío en régimen estacionario.

La configuración del algoritmo empleada es la Tipo 1, excepto por el criterio empleado para definir la función de fitness. Los valores correspondientes al resto de parámetros del algoritmo son los mostrados en la Tabla 7-20. En el caso del criterio de error relativo, un objetivo de correlación de 0.5 es demasiado relajado. Por ello, con el fin de lograr un nivel de correlación que presente un valor de error medio equivalente a los obtenidos con los criterios del error acumulado y el RMS, en el caso del error relativo se ha utilizado un objetivo de correlación igual $1 \cdot 10^{-3}$.

Tabla 7-20. Configuración de GAC-TM. Influencia de la función de fitness

PARÁMETRO	VALOR
Objetivo de correlación	$0.5 / 1 \cdot 10^{-3}$ (*)
Iteraciones máximas	2000
Tamaño de la población	10
Probabilidad de cruce (p_c)	0.2
Probabilidad de mutación (p_m)	0.8
Coefficiente de variación de (p_m)	1.1
Coefficiente de variación máxima (λ) [%].	20

(*) Error acumulado y RMS, 0.5. Error relativo $1 \cdot 10^{-3}$

La correlación se ha alcanzado en las 15 ejecuciones realizadas, 5 ejecuciones por cada 1 de los 3 criterios considerados, por lo que la efectividad del algoritmo ha sido del 100 %. La Figura 7-66 muestra la evolución de la función de fitness durante las correlaciones realizadas. Tal y como puede observarse, el número de iteraciones necesario para alcanzar el objetivo de correlación es muy similar con los tres criterios. El valor de la función de fitness es diferente debido a los criterios utilizados para definirla.

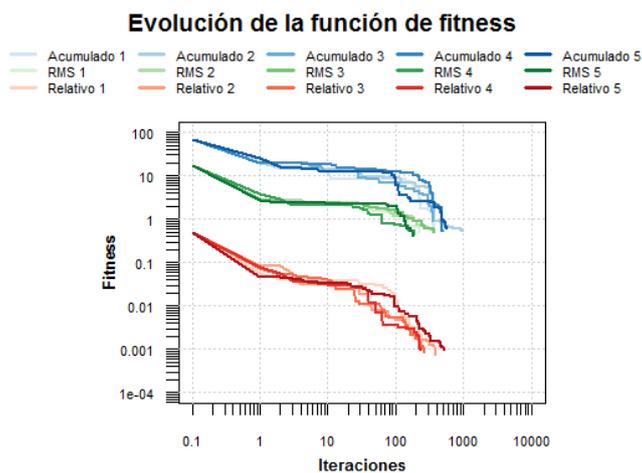


Figura 7-63. Evolución de la función de fitness

La Tabla 7-21 recoge el error medio obtenido con cada uno de los criterios de fitness. Los mejores resultados se han obtenido empleando el criterio del error acumulado. Los errores medios obtenidos con el criterio de error RMS y relativo son muy similares.

Tabla 7-21. Error medio

Fitness Error acumulado	Fitness RMS	Fitness Error relativo
0.29559	0.38461	0.34259

En lo que respecta a los valores obtenidos para las variables, Figura 7-64, los resultados en general son muy similares independientemente del criterio empleado para la función de fitness.

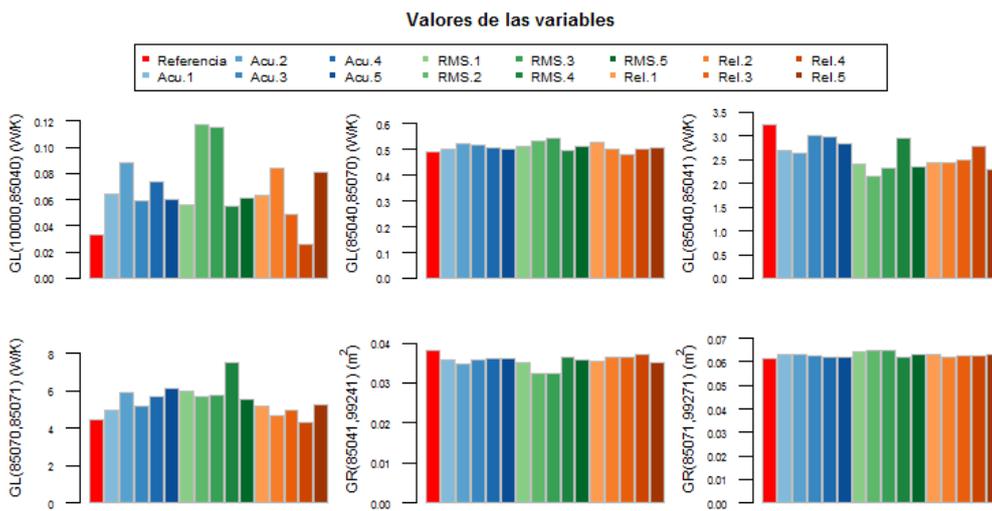


Figura 7-64. Valores de las variables

7.2.5. CORRELACIÓN MEDIANTE MÉTODOS CLÁSICOS

A priori, los métodos clásicos de optimización no parecen los más adecuados para afrontar la correlación de los TMMs de sistemas espaciales, como demuestra la escasa bibliografía existente al respecto. Pero dado que este tipo de métodos se han utilizado con éxito en otros ámbitos, se ha decidido prestarles atención y realizar un breve análisis comparativo con los resultados proporcionados por GAC-TM.

Una de las limitaciones de este tipo de métodos es su tendencia a encontrar el mínimo local. Ahora bien, puesto que las variables incluidas en el TMM (*GLs*, *GRs* y *MCs*) suelen ser calculadas con gran cuidado por parte de los ingenieros térmicos, se podría asumir que sus valores no estarán muy alejados de los valores *correctos*. Por lo tanto, el modelo inicial podría representar un buen punto de partida para el algoritmo, permitiéndole encontrar los valores buscados.

Los trabajos de Klement basados en algoritmos de tipo Broyden (Klement, 2014a, 2014b), aunque presentan algunas limitaciones, han proporcionado resultados razonablemente buenos al menos para modelos sencillos como el modelo teórico de 5 nodos. Por ello, éste es uno de los métodos que ha sido considerado en el estudio comparativo aquí presentado.

Por otra parte, el extensivo trabajo realizado por el profesor M.J.D. Powell, presentado en las referencias (HSL, 1969 ; Powell, 1989, 2006, 2009, 2015), así como la disponibilidad de las subrutinas donde se ha implementado dicho trabajo en lenguaje Fortran, ha sido crucial en la decisión de seleccionar también estos algoritmos para el análisis comparativo realizado.

7.2.5.1. Algoritmos de tipo Broyden

El comportamiento de GAC-TM se ha comparado con el de los cuatro algoritmos de tipo Broyden (método de quasi-newton) descritos a continuación, a los cuales se ha denominado Broyden 1, 2, 3 y 4. Estos algoritmos han sido desarrollados por J. Klement y sus características detalladas pueden consultarse en la referencia (Klement, Anglada y Garmendia, 2016).

- **Broyden 1:** Se trata de un algoritmo basado en el método conocido como *buen método de Broyden*. El *buen método de Broyden* se caracteriza por actualizar directamente el inverso de la aproximación del jacobiano por una aproximación de diferencia finita.
- **Broyden 2:** Este algoritmo, también denominado K2014, realiza una aproximación lineal del modelo desde un punto de inicio, basándose en los gradientes obtenidos mediante la variación de parámetros. Mediante la

evaluación de las diferencias entre los valores deseados y los obtenidos, obtiene una nueva aproximación y repite el procedimiento iterativamente hasta alcanzar la convergencia.

- **Broyden 3:** Se trata de un algoritmo igual al aquí denominado Broyden 1, pero que resuelve el sistema de ecuaciones mediante el algoritmo Nelder Mead Simplex.
- **Broyden 4:** Se trata de un algoritmo igual al aquí denominado Broyden 2, pero que utiliza el algoritmo Nelder Mead Simplex para resolver el sistema de ecuaciones.

Este estudio se ha llevado a cabo con los 3 casos de estudio del modelo teórico de 5 nodos (modelos base 5A, 5B y 5C) y con el modelo reducido de 7 nodos.

Se ha empleado como objetivo de correlación el restrictivo valor de $1 \cdot 10^{-5}$ °C, al igual que en la sección 7.2.1, con el fin de evaluar los algoritmos bajo criterios de convergencia muy exigentes con el objeto de determinar sus limitaciones. En el caso del modelo de 7 nodos, se ha empleado un objetivo de correlación de 0.5 °C, al igual que en la sección 7.2.2, también muy restrictivo, pero un poco más cercano a los valores habituales en proyectos espaciales.

La comparación de estos cuatro algoritmos con GAC-TM no ha sido sencilla. Debido a que no se dispone ni del código ni del software correspondiente a estos cuatro algoritmos de tipo Broyden, no ha sido posible llevar a cabo un estudio detallado de su comportamiento analizando por ejemplo los valores asignados a las variables. La comparativa se ha limitado por ello a su capacidad para alcanzar la correlación y a su rapidez para conseguirlo. Ahora bien, las ejecuciones de los algoritmos se han llevado a cabo en equipos diferentes¹⁶ lo que dificulta la utilización de los tiempos de cálculo como parámetro de evaluación. El número de resoluciones del TMM tampoco es una variable de control muy representativa puesto que los algoritmos utilizan solvers de cálculo térmico diferentes¹⁷ que pueden implicar importantes diferencias en el tiempo de cálculo. Además, los algoritmos de tipo Broyden empleados necesitan calcular la

¹⁶ Equipo GAC-TM: 1 CPU Intel® Core™ i7-6700HQ @ 2.60 GHz, 16 Gb RAM.

Equipo algoritmos tipo Broyden: Estación de trabajo con 1 CPU AMD Quad-core Opteron @ 2.7GHz, 16 Gb RAM.

¹⁷ TK en el caso de GAC-TM y ©Thermica en el caso de los algoritmos tipo Broyden.

matriz jacobiana al menos en la primera iteración lo que puede resultar computacionalmente costoso. Finalmente, el criterio de comparación empleado se ha basado en una combinación del número de veces que el TMM es resuelto por el solver térmico y en el tiempo de cálculo, obteniendo así una impresión general de las diferencias entre ambos métodos. Además, GAC-TM y los algoritmos tipo Broyden empleados utilizan distintas definiciones de la función de fitness, lo que dificulta aún más la comparación de su rendimiento. Por ello, el criterio utilizado para comparar la evolución de la convergencia ha sido el valor del error RMS, en lugar del valor de la función de fitness.

La configuración de GAC-TM empleada es la Tipo 1 junto con los parámetros de la Tabla 7-22.

Tabla 7-22. Parámetros de GAC-TM.

PARÁMETRO	VALOR
Objetivo de correlación	$1 \cdot 10^{-5} / 0.5$ (*)
Iteraciones máximas	10 000
Tamaño de la población casos estacionarios	10
Tamaño de la población casos transitorios	20
Probabilidad de cruce (p_c)	0.2
Probabilidad de mutación (p_m)	0.8
Coefficiente de variación de (p_m)	1.1
Coefficiente de variación máxima (λ) [%].	20

(*) Casos basados en el modelo teórico de 5 nodos: $1 \cdot 10^{-5}$ °C. Modelo de 7 nodos: 0.5 °C

La Figura 7-65 y la Figura 7-66 muestran la evolución del error RMS en función del número de cálculos del solver térmico realizados por los distintos algoritmos, para los casos de estudio basados en el modelo teórico de 5 nodos. Prácticamente no se observan diferencias en el comportamiento de los algoritmos dependiendo de si se trata del modelo 5A o el 5B. En todos los casos se ha logrado alcanzar un valor de RMS igual a $1 \cdot 10^{-5}$ °C excepto con el algoritmo Broyden 3 en el caso del modelo 5B. En el caso del modelo 5C ninguno de los algoritmos ha logrado alcanzar un valor RMS de $1 \cdot 10^{-5}$ °C, aunque todos ellos han logrado reducirlo hasta valores por debajo de

0.025. En general, se observa claramente que los algoritmos de tipo Broyden han necesitado muchos menos cálculos para alcanzar el valor RMS buscado, aunque muestran algunas inestabilidades.

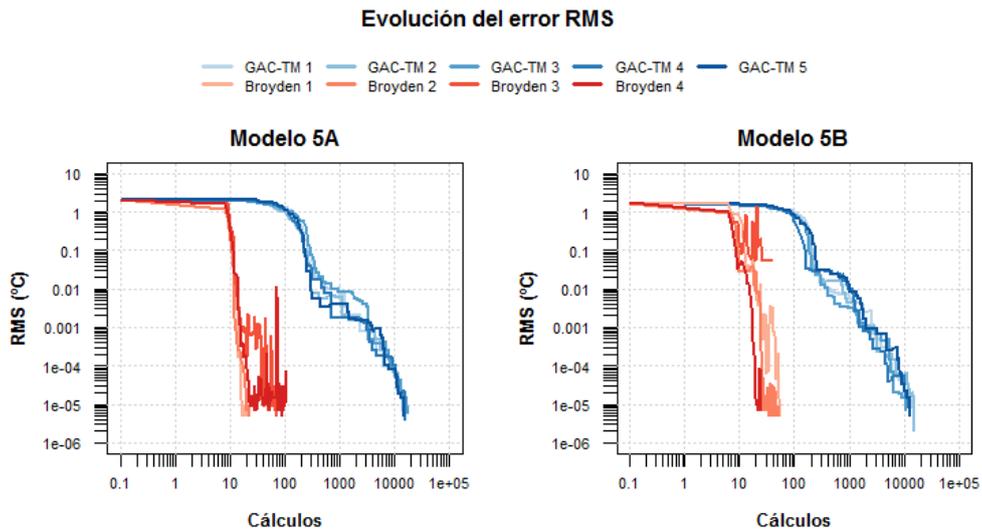


Figura 7-65. Evolución del error RMS

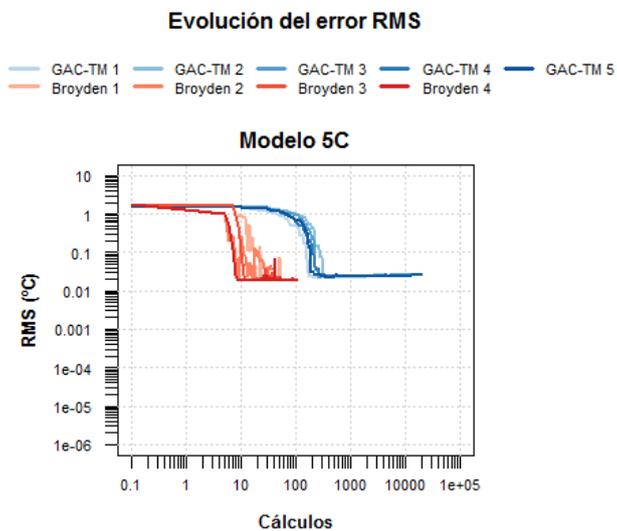


Figura 7-66. Evolución del error RMS

La Figura 7-67 muestra la evolución del error RMS para la correlación del TMM reducido de 7 nodos en régimen transitorio, incluyendo el caso caliente y el caso frío. Todos los algoritmos han logrado disminuir el error RMS del modelo por debajo de 0.5 °C. También en este caso los algoritmos tipo Broyden han necesitado un menor número de iteraciones, aunque dos de ellos (Broyden 1 y Broyden 3) han mostrado inestabilidades para valores de error RMS inferiores a 1 °C.

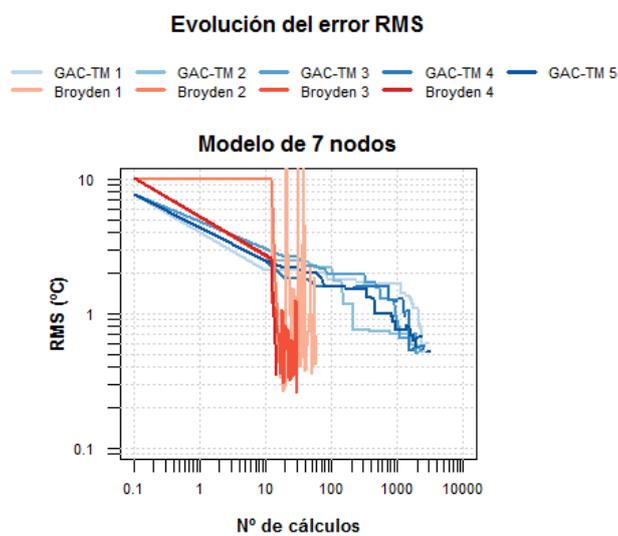


Figura 7-67. Evolución del error RMS

La Figura 7-68 muestra los tiempos de cálculo requeridos por los distintos algoritmos. Estos resultados deben tomarse con cautela, debido a que han sido ejecutados en equipos diferentes, pero permiten obtener una imagen aproximada del comportamiento de los distintos algoritmos. En el caso de los modelos 5A y 5B, los tiempos de cálculo mostrados corresponden al tiempo requerido hasta alcanzar un valor RMS igual a $1 \cdot 10^{-4}$ °C, debido a las inestabilidades mostradas por los algoritmos de tipo Broyden por debajo de dicho valor. En el caso del modelo 5C, los valores mostrados corresponden al tiempo de cálculo hasta alcanzar un valor RMS igual a 0.03 °C. Los valores mostrados para GAC-TM corresponden al tiempo medio requerido en las 5 ejecuciones realizadas en cada caso. Estos resultados muestran que la velocidad de cálculo de GAC-TM ha sido mucho mayor que la de los otros algoritmos estudiados

por lo que, a pesar del mayor número de cálculos, los tiempos globales han sido iguales o incluso inferiores que con los algoritmos tipo Broyden utilizados.

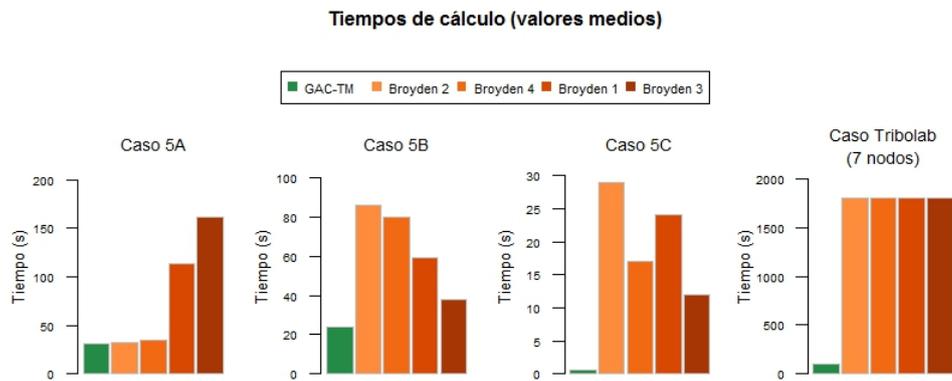


Figura 7-68. Tiempos de cálculo

7.2.5.2. Algoritmos de Powell

Puesto que no ha sido posible llevar a cabo un estudio más detallado del comportamiento de los algoritmos de tipo Broyden debido a la limitación de la información disponible, se ha decidido estudiar el comportamiento de otros cuatro algoritmos de tipo clásico. Concretamente de los algoritmos TOLMIN, NEWUOA, BOBYQA y LINCOA, desarrollados por el profesor M.J.D. Powell y cuya descripción se ha realizado en la sección 5.2.3.

La adaptación de estos algoritmos para su aplicación a la correlación de los TMMs ha sido llevada a cabo por L. Martínez-Jiménez (Martínez-Jiménez, 2017). Este estudio comparativo se ha llevado a cabo empleando el modelo reducido de 7 nodos y el modelo detallado de 47 nodos. La mayor parte de los resultados obtenidos han sido hechos públicos en la referencia (Anglada, Martínez-Jiménez y Garmendia, 2017).

7.2.5.2.1. Modelo reducido de 7 nodos

En primer lugar, se ha llevado a cabo la correlación independiente de los casos caliente y frío en modo estacionario. Se ha comprobado que con GAC-TM, la correlación de ambos casos debe llevarse a cabo de modo simultáneo para obtener un conjunto de variables (*GLs* y *GRs*) válido para ambos casos. De otro modo, los valores obtenidos

para uno de los casos no tienen porqué ser adecuados para el otro caso. El objeto de realizar de nuevo la correlación de ambos casos de modo independiente es comprobar si con los algoritmos de Powell también existe esta misma problemática.

La Tabla 7-23 muestra el error, calculado según la ecuación (71), entre las temperaturas de referencia y las calculadas tras la correlación. Los resultados obtenidos son muy buenos, especialmente para el caso caliente donde los resultados de los cuatro pueden considerarse exactos. En el caso frío, NEWUOA también proporciona resultados que pueden considerarse exactos.

Tabla 7-23. Errores de temperatura. Correlación estacionaria independiente

	TOLMIN	NEWUOA	BOBYQA	LINCOA
Hot case (°C)	0.000	0.000	0.000	0.000
Cold case (°C)	0.351	0.000	0.442	0.351

Tal y como puede observarse en la Figura 7-69, los resultados obtenidos para las variables (*GLs* y *GRs*) presentan la misma problemática detectada con el algoritmo genético. Los valores obtenidos con el caso caliente y el caso frío son muy diferentes.

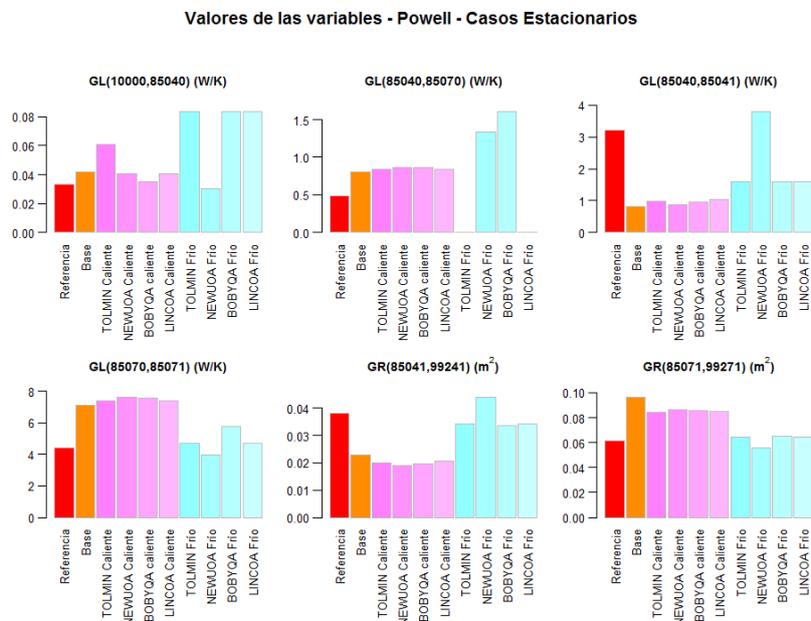


Figura 7-69. Valores de las variables obtenidos con los algoritmos de Powell

En el caso caliente, los resultados obtenidos para cada una de las variables con los cuatro algoritmos de Powell son bastante similares entre sí, es decir, los cuatro algoritmos tienden a encontrar la misma solución. La excepción es la $GL(10000,85040)$ donde TOLMIN proporciona un valor significativamente diferente al resto. En general, los valores obtenidos son cercanos a los valores iniciales, es decir, los algoritmos tienden a encontrar un mínimo local.

En el caso frío los resultados obtenidos son peores. TOLMIN y LINCOA proporcionan valores cercanos a cero para la $GL(85040,85070)$ lo que claramente es un mal resultado. NEWUOA y BOBYQA encuentran valores muy diferentes, siendo los proporcionados por NEWUOA más cercanos a los valores de referencia.

Una vez comprobado que estos métodos de Powell tampoco solventan la dificultad de que la correlación independiente de los casos caliente y frío proporcione valores diferentes para las variables, se ha procedido a realizar la correlación simultánea de ambos casos tanto en régimen estacionario como transitorio.

La Tabla 7-24 muestra el error entre las temperaturas calculadas y las de referencia tras la correlación. Los resultados obtenidos con NEWUOA son claramente los mejores. El resto de los algoritmos logran una reducción importante del error medio inicial (7.2 °C), aunque no logran reducirlo a valores por debajo de los 0.5 °C.

Tabla 7-24. Errores de temperatura tras la correlación simultánea

	TOLMIN	NEWUOA	BOBYQA	LINCOA
Estacionario Hot & cold case (°C)	0.773	0.000	0.799	0.773
Transitorio Hot & cold case (°C)	0.737	0.136	0.667	0.645

Los valores que proporciona cada uno de los algoritmos para las GLs y las GRs en el caso estacionario, Figura 7-70, y transitorio, Figura 7-71, son muy similares. TOLMIN falla claramente en la obtención de los valores de la $MC(85041)$ y la $MC(85071)$ asignándoles valores próximos a cero. Los obtenidos con BOBYQA y LINCOA en general son bastante similares entre sí, y en algunos casos, por ejemplo la $GL(10000,85040)$ y la $MC(85071)$, proporcionan valores bastante alejados de lo

esperado. Los resultados obtenidos con NEWUOA son los que mejor encajan con los valores de referencia.

Valores de las variables - Caso estacionario

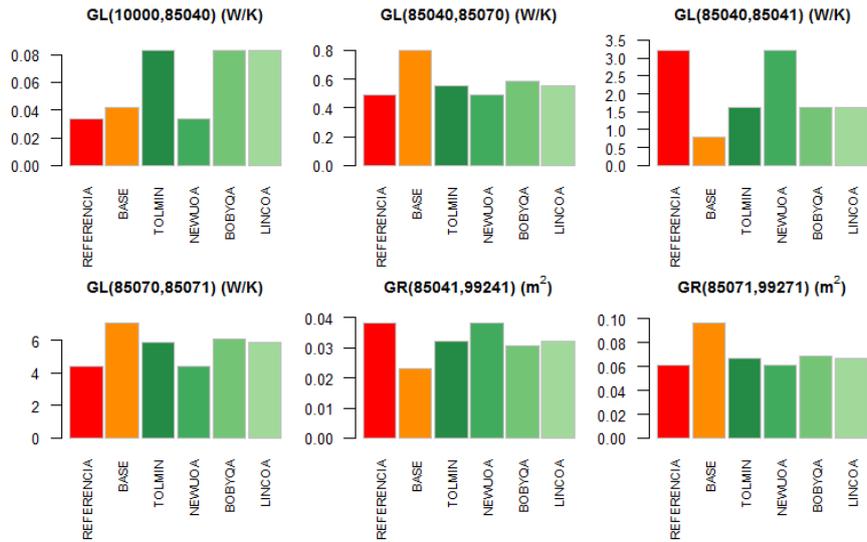


Figura 7-70. Valores de las variables del estudio simultáneo casos caliente y frío

Valores de las variables - Caso transitorio

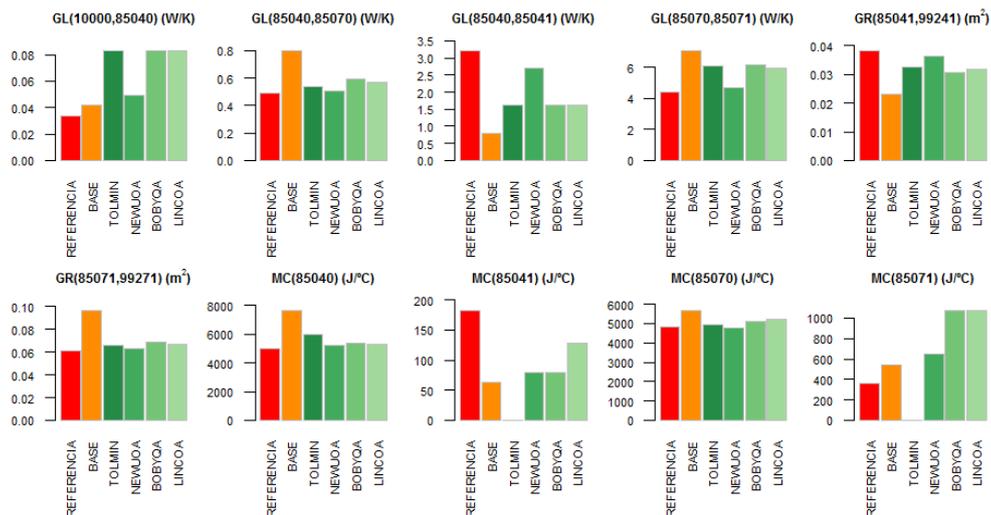


Figura 7-71. Valores de las variables del estudio transitorio casos caliente y frío

La Tabla 7-25 muestra la comparación entre los errores logrados por NEWUOA y los obtenidos con GAC-TM. Los resultados de GAC-TM corresponden a los obtenidos previamente en los ejemplos de validación del modelo de 7 nodos, los cuales se han presentado en la sección 7.2.2. Tal y como puede observarse los errores medios proporcionados por NEWUOA son muy buenos, siendo incluso mejores que los obtenidos con GAC-TM.

Tabla 7-25. Errores de temperatura tras la correlación simultánea

	NEWUOA	GAC-TM 1	GAC-TM 2	GAC-TM 3	GAC-TM 4	GAC-TM 5
Estacionario (°C)	0.000	0.263	0.3457	0.234	0.351	0.284
Transitorio (°C)	0.136	0.179	0.219	0.181	0.264	0.230

En lo que respecta a los resultados de las variables, Figura 7-72, en general los valores proporcionados por GAC-TM son similares a los obtenidos con NEWUOA. Los valores obtenidos con el algoritmo genético en las distintas ejecuciones presentan una cierta dispersión que es más acusada en aquellos casos en que los valores están más alejados de los valores de referencia, como por ejemplo la *GL(10000,85040)*, la *MC(85041)* o la *MC(85071)*.

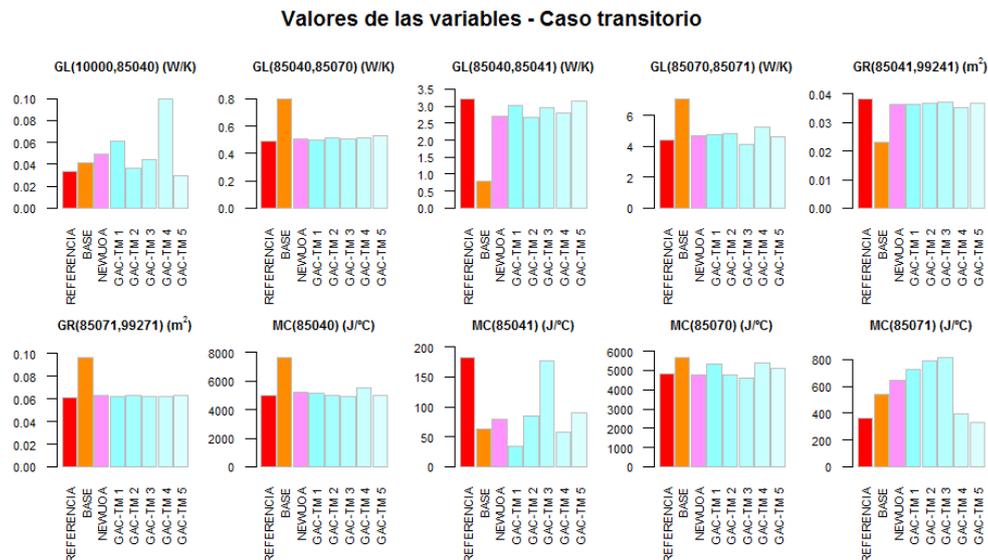


Figura 7-72. Valores de las variables

Los tiempos de cálculo con NEWUOA comparados con GAC-TM son más rápidos en el caso estacionario y más lentos en el caso transitorio, Figura 7-73.

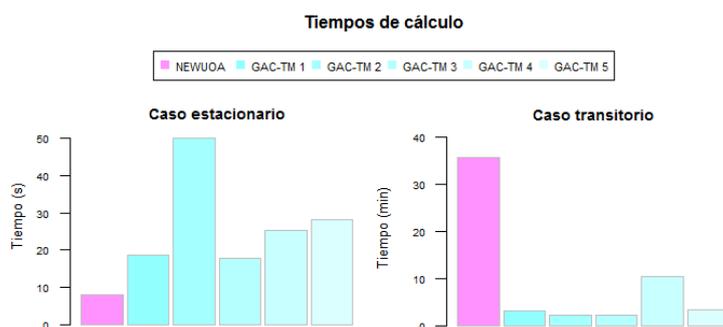


Figura 7-73. Tiempos de cálculo

7.2.5.2.2. Modelo detallado de 47 nodos

Una vez analizado el comportamiento de estos cuatro algoritmos de tipo clásico con un modelo pequeño, 7 nodos, se ha procedido a estudiar su comportamiento con un modelo de tamaño medio como es el modelo detallado de 47 nodos.

7.2.5.2.2.1. Correlación del TMM con los ensayos térmicos.

En primer lugar, se ha abordado el caso de estudio correspondiente a la correlación del TMM del TriboLAB con los resultados de los ensayos térmicos.

La Tabla 7-26 recoge los errores obtenidos tras la correlación, donde puede observarse que los mejores resultados corresponden a los casos NEWUOA y LINCOA. Los errores obtenidos con estos dos algoritmos son similares a los logrados por GAC-TM, véase la Tabla 7-27.

Tabla 7-26. Errores de temperatura tras la correlación

	TOLMIN	NEWUOA	BOBYQA	LINCOA
TMM de TriboLAB	0.973	0.243	1.286	0.215

Tabla 7-27. Errores de temperatura tras la correlación (GAC-TM)

	TRY 1	TRY 2	TRY 4	TRY 5	TRY 7	TRY 8	TRY 9
TMM de TriboLAB	0.235	0.270	0.250	0.182	0.268	0.235	0.235

Si bien el encaje de las curvas en el caso frío es similar para NEWUOA, LINCOA y GAC-TM¹⁸, en el caso caliente los resultados de GAC-TM¹⁸ encajan mejor que los de NEWUOA y LINCOA, tal y como puede observarse en la Figura 7-74, la Figura 7-75 y la Figura 7-76.

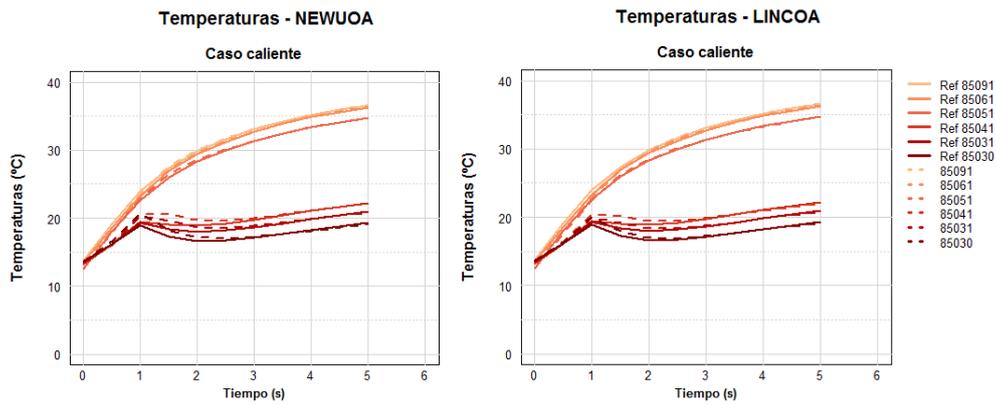


Figura 7-74. Temperaturas del caso caliente (NEWUOA y LINCOA)

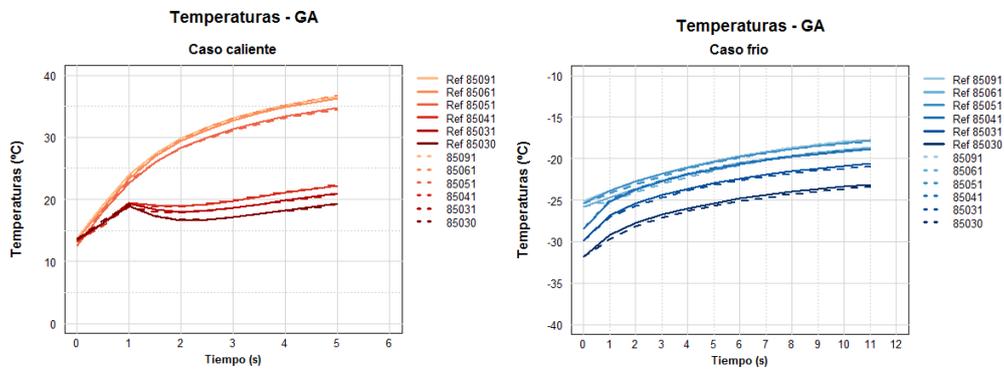


Figura 7-75. Temperaturas del caso caliente y frío (GAC-TM)

¹⁸ Los resultados de GAC-TM empleados son los mismos obtenidos previamente en los ejemplos de validación, los cuales se han presentado en la sección 7.2.3.3

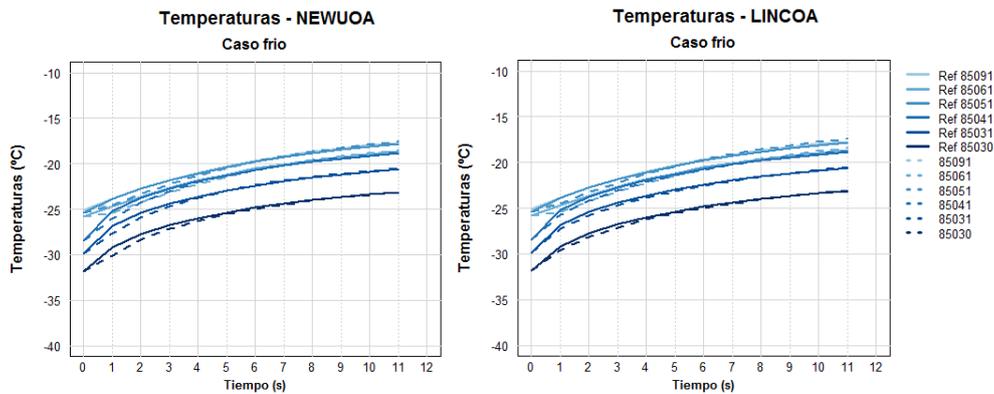


Figura 7-76. Temperaturas del caso frío (NEWUOA y LINCOA)

En lo que respecta a los tiempos de cálculo, mostrados en la Figura 7-77, el tiempo requerido por NEWUOA y LINCOA es inferior al de GAC-TM.

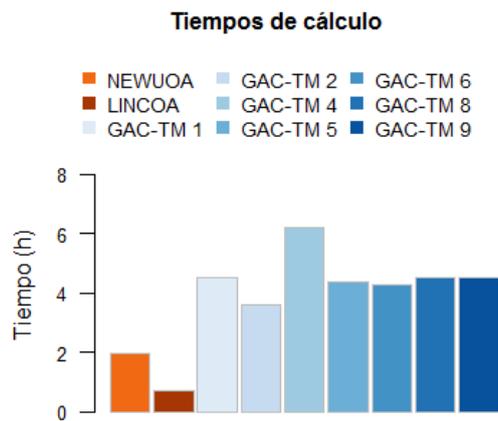


Figura 7-77. Tiempos de cálculo

En este caso de estudio no es posible evaluar si los valores asignados a las variables durante la correlación son o no apropiados, puesto que los valores reales se desconocen. Por ello, para poder estudiar los valores asignados a las variables, se ha considerado de interés llevar a cabo la correlación del modelo base de 47 nodos. La utilización del modelo base de 47 nodos permite además evaluar el comportamiento de los algoritmos de Powell en el caso de un modelo cuyos resultados de temperatura iniciales están más alejados de los de referencia (error medio 3.16°C vs 2.4°C) y donde además el número de temperaturas de referencia es mucho mayor (28 vs 6).

7.2.5.2.2.2. Modelo base de 47 nodos

En este caso los algoritmos TOLMIN y NEWUOA no han logrado converger. Únicamente BOBYQA y LINCOA han logrado alcanzar la correlación reduciendo el error hasta los valores mostrados en la Tabla 7-28. Estos valores de error son claramente mayores que los obtenidos con GAC-TM, mostrados en la Tabla 7-29.

Tabla 7-28. Errores de temperatura tras la correlación

	BOBYQA	LINCOA
Modelo base 47 nodos	0.462	0.764

Tabla 7-29. Errores de temperatura tras la correlación (GAC-TM)

	TRY 1	TRY 2	TRY 3	TRY 4	TRY 5	TRY 6	TRY 7	TRY 8	TRY 9	TRY 10
Modelo base de 47 nodos	0.151	0.158	0.150	0.171	0.150	0.163	0.138	0.145	0.169	0.175

La comparación de las curvas de temperatura también muestra claramente como la correlación obtenida con BOBYQA y LINCOA es peor que la obtenida con GAC-TM, véanse la Figura 7-78, la Figura 7-80 y la Figura 7-79 ¹⁹.

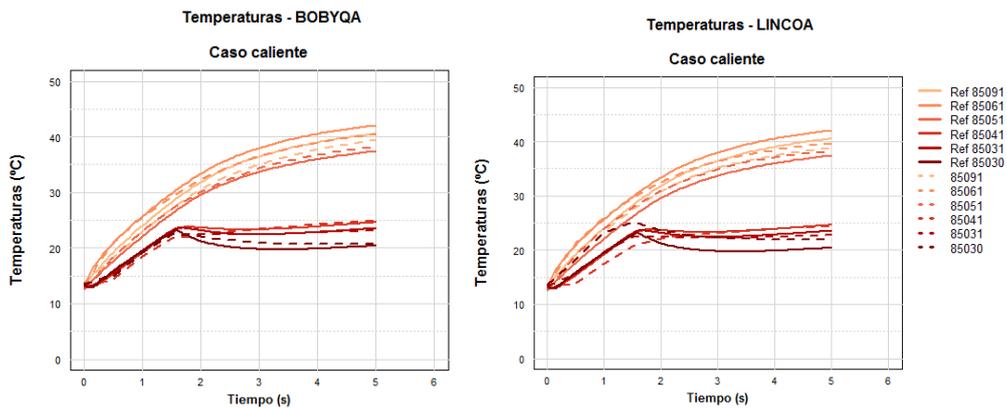


Figura 7-78. Temperaturas del caso caliente (BOBYQA y LINCOA)

¹⁹ Se muestran únicamente las temperaturas de los 6 nodos de referencia empleados previamente para mayor claridad.

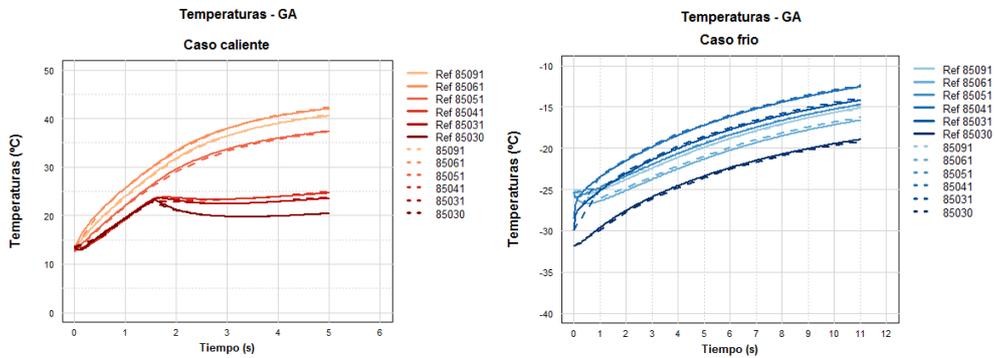


Figura 7-79. Temperaturas del caso caliente y frío (GAC-TM)

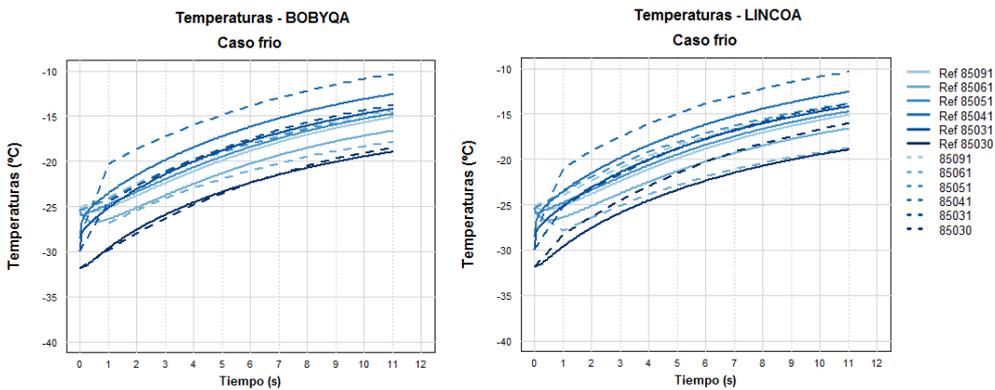


Figura 7-80. Temperaturas del caso frío (BOBYQA y LINCOA)

Los resultados obtenidos en esta correlación del modelo base de 47 nodos no son demasiado buenos. Únicamente han convergido BOBYQA y LINCOA y además el ajuste logrado es claramente peor que el de GAC-TM. En la correlación del TMM de 47 nodos con los ensayos térmicos mostrada en la sección previa, los resultados eran mucho mejores. Los cuatro algoritmos lograban converger y además los resultados proporcionados por NEWUOA y LINCOA eran similares a los obtenidos con GAC-TM. El motivo de los peores resultados obtenidos en este caso puede deberse al hecho de que el error inicial del modelo era mayor o al mayor número de temperaturas de referencia.

Teniendo en cuenta estos resultados de los modelos detallados de 47 nodos, LINCOA parece la mejor opción ya que es el único que ha convergido en ambos casos. Ahora

bien, en el caso del modelo reducido de 7 nodos, LINCOA no ha logrado alcanzar el objetivo de correlación (error de 0.773 °C en el caso estacionario y 0.645 °C en el transitorio) y además ha fallado en la correlación del caso frío asignando valores próximos a cero para una de las variables.

Considerando estos resultados, el estudio de los valores asignados a las variables no reviste mayor interés puesto que los buenos resultados de temperatura son el requerimiento fundamental de la correlación. Aún así se ha procedido a su estudio a título informativo. Tal y como puede observarse en la Figura 7-81, en la Figura 7-82 y en la Figura 7-83, los valores obtenidos también presentan una dispersión importante.

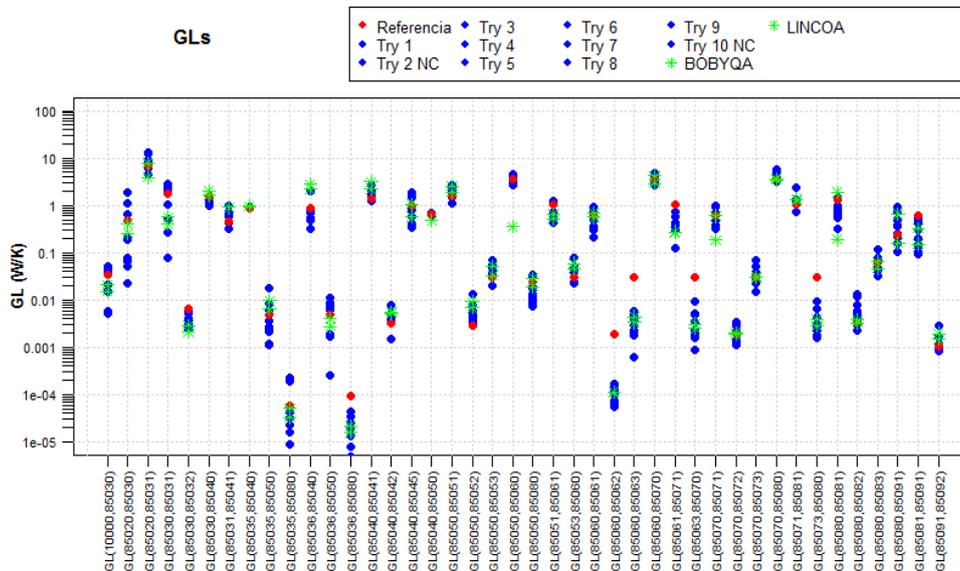


Figura 7-81. Valores asignados a las GLs

7.2.6. CONVERGENCIA DE LAS VARIABLES

El principal objetivo de la correlación es la obtención de un modelo que reproduzca correctamente las temperaturas de referencia y que sea válido para otras situaciones no estudiadas. Ahora bien, resulta deseable que los valores asignados a las variables del modelo para lograr la correlación, no pierdan su sentido físico. Por ello, se ha considerado de interés estudiar con mayor detalle el aspecto de la convergencia de los resultados obtenidos para las variables (*GLs*, *GRs* y *MCs*). Entendiendo por convergencia al hecho de que los valores proporcionados por GAC-TM sean próximos a los de referencia y no presenten una dispersión importante.

7.2.6.1. Efecto de la correlación simultánea

Durante las pruebas realizadas, se ha observado cómo la realización de la correlación de los casos caliente y frío de modo simultáneo ha proporcionado valores mejores, más cercanos a los de referencia, que la correlación independiente de ambos casos.

Con el objeto de estudiar mejor esta circunstancia se ha definido un nuevo modelo, más sencillo que los empleados hasta el momento, denominado modelo complementario 4A. Este nuevo modelo, mostrado en la Figura 7-84, está formado por 4 nodos conectados mediante conductancias lineales (*GLs*). La temperatura del nodo 4 está fijada en 20 °C ($T_4 = 20\text{ °C}$) y en el nodo 3 hay aplicada una fuente de calor de 80 W ($q_3 = 80W$), lo que podría corresponder por ejemplo a un caso frío. Este modelo 4A se ha considerado el caso de referencia. A continuación, se ha definido un modelo base 4A' alterando de forma aleatoria el valor de las *GLs*. Los valores correspondientes a las *GLs* de ambos modelos se muestran en la Tabla 7-30 y la distribución de temperaturas resultante en la Tabla 7-31.

La correlación de este modelo base 4A' con GAC-TM ha proporcionado los valores de las *GLs* mostrados en la parte superior de la Figura 7-85. Tal y como puede observarse, los resultados obtenidos no encajan con los valores de referencia y además existe una dispersión importante en los valores proporcionados por el algoritmo en las distintas ejecuciones.

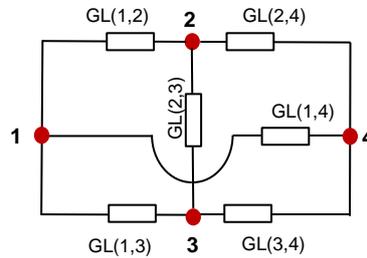


Figura 7-84. Modelo complementario 4A

Tabla 7-30. Valores de las GLs

MODELO	GL(1,2)	GL(1,3)	GL(1,4)	GL(2,3)	GL(2,4)	GL(3,4)
Modelo complementario 4A	8.00	6.00	5.00	4.00	8.00	3.00
Modelo complementario 4A'	2.00	1.00	4.00	3.00	5.00	8.00

Tabla 7-31. Resultados de temperatura (°C)

MODELO	Nodo 1	Nodo 2	Nodo 3
Modelo complementario 4A	24.5	23.7	29.4
Modelo complementario 4A'	21.81	22.60	27.47

A continuación, se ha añadido un caso adicional (un posible caso caliente) en el cual la temperatura del nodo 4 continúa fijada en 20 °C ($T_4 = 20\text{ °C}$) pero en el nodo 1 hay aplicada una fuente de calor de 120 W ($q_1 = 120\text{ W}$). La correlación simultánea de estos dos casos (frío y caliente) ha proporcionado los valores mostrados en la parte media de la Figura 7-85. Estos resultados son mejores que los obtenidos con la correlación del caso frío, en especial para la $GL(1,2)$ y la $GL(2,4)$, pero en general los valores obtenidos no son próximos a los de referencia y además sigue existiendo una dispersión importante.

Por último, se ha añadido un tercer caso adicional (un posible caso nominal). En este caso la temperatura del nodo 4 también continúa fijada en 20 °C ($T_4 = 20\text{ °C}$) y se aplica una fuente de calor de 100 W en el nodo 2 ($q_2 = 100\text{ W}$). Los resultados obtenidos con la correlación simultánea de estos 3 casos (frío, caliente y nominal) encajan perfectamente con los valores de referencia en todas las ejecuciones del algoritmo, tal y como puede observarse en la parte inferior de la Figura 7-85.



Figura 7-85. Valores obtenidos para las GLs del modelo 4A

Con el objeto de analizar el motivo de este comportamiento se ha desarrollado la ecuación (7), correspondiente a la aplicación del método TLP explicado previamente, para el caso frío de este modelo obteniendo las ecuaciones (72) a (75). Puesto que en este caso se conocen las temperaturas de referencia en todos los nodos y puesto que $GL(i, j) = GL(j, i)$, existen 7 incógnitas (6 GLs y q_{4f} , señaladas en azul) y tan sólo 4 ecuaciones. Por lo tanto, el sistema de ecuaciones es indeterminado y el número de soluciones posibles es infinito.

$$0 = GL(1,2) \cdot (T_{1f} - T_{2f}) + GL(1,3) \cdot (T_{1f} - T_{3f}) + GL(1,4) \cdot (T_{1f} - T_{4f}) \quad (72)$$

$$0 = GL(2,1) \cdot (T_{2f} - T_{1f}) + GL(2,3) \cdot (T_{2f} - T_{3f}) + GL(2,4) \cdot (T_{2f} - T_{4f}) \quad (73)$$

$$q_{3f} = GL(3,1) \cdot (T_{3f} - T_{1f}) + GL(3,2) \cdot (T_{2f} - T_{2f}) + GL(3,4) \cdot (T_{3f} - T_{4f}) \quad (74)$$

$$q_{4f} = GL(4,1) \cdot (T_{4f} - T_{1f}) + GL(4,2) \cdot (T_{4f} - T_{2f}) + GL(4,3) \cdot (T_{4f} - T_{3f}) \quad (75)$$

Al realizar la correlación simultánea de los casos caliente y frío de este modelo, se añaden al sistema las ecuaciones (76) a (79). Por lo que se dispone de un sistema de 8 ecuaciones y 8 incógnitas (6 GLs , q_{4f} y q_{4c} , señaladas en azul). Pero algunas de ellas son combinación lineal, por lo que el sistema sigue siendo indeterminado. A pesar de ello el algoritmo dispone de mayor información sobre el sistema y los resultados obtenidos son mejores.

$$q_{1c} = GL(1,2) \cdot (T_{1c} - T_{2c}) + GL(1,3) \cdot (T_{1c} - T_{3c}) + GL(1,4) \cdot (T_{1c} - T_{4c}) \quad (76)$$

$$0 = GL(2,1) \cdot (T_{2c} - T_{1c}) + GL(2,3) \cdot (T_{2c} - T_{3c}) + GL(2,4) \cdot (T_{2c} - T_{4c}) \quad (77)$$

$$0 = GL(3,1) \cdot (T_{3c} - T_{1c}) + GL(3,2) \cdot (T_{2c} - T_{2c}) + GL(3,4) \cdot (T_{3c} - T_{4c}) \quad (78)$$

$$q_{4c} = GL(4,1) \cdot (T_{4c} - T_{1c}) + GL(4,2) \cdot (T_{4c} - T_{2c}) + GL(4,3) \cdot (T_{4c} - T_{3c}) \quad (79)$$

Finalmente, al añadir el caso nominal a la correlación simultánea, añadimos las ecuaciones (80) a (83). De este modo, se dispone de un sistema de 12 ecuaciones y 9 incógnitas (6 GLs , q_{4f} , q_{4c} y q_{4n} , señaladas en azul). En el caso de este modelo concreto algunas de ellas son combinación lineal, resultando un sistema determinado y por lo tanto una única solución del sistema, un único conjunto de valores de las GLs .

$$0 = GL(1,2) \cdot (T_{1n} - T_{2n}) + GL(1,3) \cdot (T_{1n} - T_{3n}) + GL(1,4) \cdot (T_{1n} - T_{4n}) \quad (80)$$

$$q_{2n} = GL(2,1) \cdot (T_{2n} - T_{1n}) + GL(2,3) \cdot (T_{2n} - T_{3n}) + GL(2,4) \cdot (T_{2n} - T_{4n}) \quad (81)$$

$$0 = GL(3,1) \cdot (T_{3n} - T_{1n}) + GL(3,2) \cdot (T_{3n} - T_{2n}) + GL(3,4) \cdot (T_{3n} - T_{4n}) \quad (82)$$

$$q_{4n} = GL(4,1) \cdot (T_{4n} - T_{1n}) + GL(4,2) \cdot (T_{4n} - T_{2n}) + GL(4,3) \cdot (T_{4n} - T_{3n}) \quad (83)$$

Al realizar la correlación de un único caso (caso frío) el algoritmo se ha enfrentado a una situación donde existe un gran número de posibles soluciones, conjuntos de valores para las *GLs*, y ha encontrado algunas de ellas. Al realizar la correlación simultánea de dos casos (caso frío y caso caliente) aunque siguen existiendo distintas soluciones posibles, los resultados encontrados por el algoritmo son mejores. El caso frío y el caso caliente *activan* aspectos diferentes del modelo por lo que se proporciona mayor información al algoritmo conduciéndolo hacia soluciones más similares entre sí, con menor dispersión, y algo más cercanas a los valores de referencia. Por último, en la correlación simultánea de los 3 casos, únicamente existe un conjunto de valores válido para las *GLs*, y el algoritmo lo ha encontrado sin dificultad en todas las ejecuciones. Ello explica por qué los valores obtenidos para las variables en las correlaciones simultáneas han sido mejores.

El comportamiento observado en este modelo concreto, obtención de un problema determinado mediante la combinación 3 casos de diseño, no puede generalizarse. Dependiendo de la topología del modelo, del número de variables incluidas en la correlación, del número de temperaturas de referencia y de las características de los distintos casos de diseño, será necesario combinar un mayor o menor número de casos hasta lograr eliminar la indeterminación del sistema. En el caso de disponer de un número de casos de ensayo y de temperaturas registradas suficientemente elevado para eliminar dicha indeterminación, el algoritmo sería capaz de encontrar los valores *correctos* de las variables.

Cabe pensar que la utilización de casos transitorios en la correlación puede ayudar a que los valores obtenidos para las variables sean más cercanos a los de referencia, puesto que los casos transitorios añaden más información en los pasos intermedios. Ahora bien, ello también implica incluir las *MCs* en la correlación aumentando el

número de incógnitas. De hecho, la correlación del modelo reducido de 7 nodos en régimen transitorio no ha proporcionado valores mejores que los obtenidos en régimen estacionario.

7.2.6.2. Efecto de la presencia de GRs

Otro aspecto que podría afectar a la convergencia de las variables es la presencia de GRs, debido a su no linealidad. Para evaluar su influencia se ha realizado el mismo estudio que con el modelo 4A, pero utilizando un modelo denominado 4B mostrado en la Figura 7-86, en el cual los nodos se encuentran conectados mediante GRs. También en este caso se ha empleado un caso frío ($T_4 = 20^\circ\text{C}$, $q_3 = 80\text{W}$), un caso caliente ($T_4 = 20^\circ\text{C}$, $q_1 = 120\text{W}$) y un caso nominal ($T_4 = 20^\circ\text{C}$, $q_2 = 100\text{W}$). La Tabla 7-32 muestra los valores de las GRs del modelo de referencia y del modelo base.

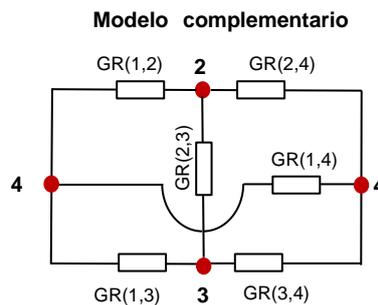


Figura 7-86. Modelo complementario 4B

Tabla 7-32. Valores de las GRs

MODELO	GR(1,2)	GR(1,3)	GR(1,4)	GR(2,3)	GR(2,4)	GR(3,4)
Modelo complementario 4B	8.0·E-02	6.0·E-02	5.0·E-02	4.0·E-02	8.0·E-02	3.0·E-02
Modelo complementario 4B'	2.0·E-02	1.0·E-02	4.0·E-02	3.0·E-02	5.0·E-02	8.0·E-02

El comportamiento de las correlaciones efectuadas es el mismo que el mostrado con el modelo 4A, tal y como puede observarse en la Figura 7-87 y la Figura 7-88. Malos resultados cuando se correla un solo caso (caso frío), algo mejores al correlar dos de forma simultánea (caso frío y caliente) y buenos al correlar los tres casos simultáneamente (frío, caliente y nominal).

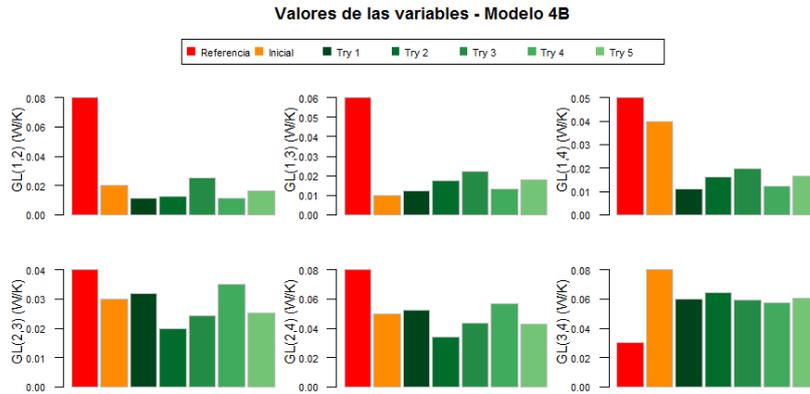


Figura 7-87. Valores obtenidos para las GRs del modelo 4B



Figura 7-88. Valores obtenidos para las GRs del modelo 4B

Por lo tanto, la presencia de *GRs* no ha afectado de manera significativa al comportamiento del algoritmo.

7.2.6.3. Efecto de otras características del modelo

En las correlaciones llevadas a cabo con los modelos de 5 nodos (sección 7.2.1), donde no se han realizado correlaciones simultáneas, se ha observado cómo los valores proporcionados por el algoritmo para algunas variables coinciden con los de referencia en unos casos, pero no en otros.

Para estudiar el motivo de este comportamiento, se ha desarrollado una vez más la ecuación correspondiente a la aplicación del método TLP, obteniendo las ecuaciones (84) a (88). En el caso del modelo 5A las incógnitas de este sistema de 5 ecuaciones son las 7 indicadas en azul.

$$Q_1 = GL_1(T_1 - T_2) + GL_2(T_1 - T_3) + GL_3(T_1 - T_4) + GL_7(T_1 - T_5) + GR_1(T_1^4 - T_5^4) \quad (84)$$

$$Q_2 = GL_1(T_2 - T_1) + GL_4(T_2 - T_3) + GL_5(T_2 - T_4) + GR_2(T_2^4 - T_5^4) \quad (85)$$

$$Q_3 = GL_2(T_3 - T_1) + GL_4(T_3 - T_2) + GL_6(T_3 - T_4) + GR_3(T_3^4 - T_5^4) \quad (86)$$

$$Q_4 = GL_3(T_4 - T_1) + GL_5(T_4 - T_2) + GL_6(T_4 - T_3) + GR_4(T_4^4 - T_5^4) \quad (87)$$

$$Q_5 = GL_7(T_5 - T_1) + GR_1(T_5^4 - T_1^4) + GR_2(T_5^4 - T_2^4) + GR_3(T_5^4 - T_3^4) + GR_4(T_5^4 - T_4^4) \quad (88)$$

El estudio de las temperaturas de referencia ($T_1 = 8.851^\circ\text{C}$, $T_2 = 17.671^\circ\text{C}$, $T_3 = 17.591^\circ\text{C}$ y $T_4 = 17.516^\circ\text{C}$) permite observar que las temperaturas de los nodos 2, 3 y 4 son muy similares entre si. Asumiendo que $T_2 = T_3 = T_4$, el sistema de ecuaciones resulta en las ecuaciones (89) a (93), donde los valores de la GL_1 , GL_2 y GL_3 son determinados. Por este motivo, los valores proporcionados por el algoritmo para estas variables encajan razonablemente bien con los de referencia mientras que los valores de las otras tres GLs presentan mucha mayor dispersión.

$$Q_1 = GL_1(T_1 - T_2) + GL_2(T_1 - T_3) + GL_3(T_1 - T_4) + GL_7(T_1 - T_5) + GR_1(T_1^4 - T_5^4) \quad (89)$$

$$Q_2 = GL_1(T_2 - T_1) + GR_2(T_2^4 - T_5^4) \quad (90)$$

$$Q_3 = GL_2(T_3 - T_1) + GR_3(T_3^4 - T_5^4) \quad (91)$$

$$Q_4 = GL_3(T_4 - T_1) + GR_4(T_4^4 - T_5^4) \quad (92)$$

$$Q_5 = GL_7(T_5 - T_1) + GR_1(T_5^4 - T_1^4) + GR_2(T_5^4 - T_2^4) + GR_3(T_5^4 - T_3^4) + GR_4(T_5^4 - T_4^4) \quad (93)$$

En el caso del modelo 5B, los valores de la GL_3 y la GL_6 son conocidos, por lo que el sistema de ecuaciones correspondiente está formado por las ecuaciones (94) a (98), donde las incógnitas son las 5 indicadas en azul. La ecuación (97) permite obtener directamente el único valor posible de la GL_5 , por lo que el algoritmo es capaz de hallarlo correctamente. Respecto al resto de variables, ocurre lo mismo que en el caso previo, asumiendo que $T_2 = T_3 = T_4$ pueden obtenerse la GL_1 y la GL_2 .

$$Q_1 = GL_1(T_1 - T_2) + GL_2(T_1 - T_3) + GL_3(T_1 - T_4) + GL_7(T_1 - T_5) + GR_1(T_1^4 - T_5^4) \quad (94)$$

$$Q_2 = GL_1(T_2 - T_1) + GL_4(T_2 - T_3) + GL_5(T_2 - T_4) + GR_2(T_2^4 - T_5^4) \quad (95)$$

$$Q_3 = GL_2(T_3 - T_1) + GL_4(T_3 - T_2) + GL_6(T_3 - T_4) + GR_3(T_3^4 - T_5^4) \quad (96)$$

$$Q_4 = GL_3(T_4 - T_1) + GL_5(T_4 - T_2) + GL_6(T_4 - T_3) + GR_4(T_4^4 - T_5^4) \quad (97)$$

$$Q_5 = GL_7(T_5 - T_1) + GR_1(T_5^4 - T_1^4) + GR_2(T_5^4 - T_2^4) + GR_3(T_5^4 - T_3^4) + GR_4(T_5^4 - T_4^4) \quad (98)$$

Por último en el modelo 5C, los valores de la GL_3 , la GL_6 y la GL_5 son conocidos. Por lo que el sistema queda definido por las ecuaciones (99) a (103), donde las incógnitas son las 4 indicadas en azul. Al igual que en los casos previos asumiendo que $T_2 = T_3 = T_4$ pueden obtenerse la GL_1 y la GL_2 .

$$Q_1 = GL_1(T_1 - T_2) + GL_2(T_1 - T_3) + GL_3(T_1 - T_4) + GL_7(T_1 - T_5) + GR_1(T_1^4 - T_5^4) \quad (99)$$

$$Q_2 = GL_1(T_2 - T_1) + GL_4(T_2 - T_3) + GL_5(T_2 - T_4) + GR_2(T_2^4 - T_5^4) \quad (100)$$

$$Q_3 = GL_2(T_3 - T_1) + GL_4(T_3 - T_2) + GL_6(T_3 - T_4) + GR_3(T_3^4 - T_5^4) \quad (101)$$

$$Q_4 = GL_3(T_4 - T_1) + GL_5(T_4 - T_2) + GL_6(T_4 - T_3) + GR_4(T_4^4 - T_5^4) \quad (102)$$

$$Q_5 = GL_7(T_5 - T_1) + GR_1(T_5^4 - T_1^4) + GR_2(T_5^4 - T_2^4) + GR_3(T_5^4 - T_3^4) + GR_4(T_5^4 - T_4^4) \quad (103)$$

Estos resultados sugieren que el motivo por el cual el algoritmo es capaz de proporcionar para algunas *GLs* valores próximos a los de referencia y para otras no, es debido a las características propias del modelo (topología y temperaturas de referencia).

7.2.6.4. Validez de los modelos correlados

Tal y como se ha comprobado, si se dispone de un número de casos de ensayo y de un número de temperaturas registradas suficientemente elevado para eliminar la indeterminación del sistema de ecuaciones que define el problema inverso, el algoritmo sería capaz de encontrar los valores *correctos* de las variables.

Ahora bien, en el caso general de la correlación de satélites o naves espaciales, lo habitual es que el número de casos estudiados en los ensayos térmicos sea reducido (en ocasiones tan solo el caso frío y el caso caliente) y además el número de temperaturas de referencia sea limitado. Ello origina que los sistemas de ecuaciones sean altamente indeterminados (aunque ello también dependerá del número de variables incluidas en la correlación) y por lo tanto el número de posibles soluciones (conjuntos de valores para dichas variables) muy elevado.

Así pues, la existencia de numerosas combinaciones distintas de variables que pueden producir los mismos resultados de temperatura, obliga a plantearse cómo podría el algoritmo de optimización distinguir entre los valores *correctos* de las variables de los que no lo son, más aún cuando en las situaciones reales los valores *correctos* son desconocidos.

Asumiendo pues que la correlación de los TMMs muy probablemente no va a proporcionar los valores *correctos*, se ha decidido estudiar la validez de los conjuntos de variables *incorrectos* capaces de proporcionar la distribución correcta de temperaturas.

Generalmente la correlación se lleva a cabo en base a unos pocos casos de diseño (habitualmente el caso frío y el caso caliente) asumiendo que el modelo correlado resultante es válido para otras situaciones no ensayadas. El hecho de asumir que el conjunto de valores obtenido durante la correlación probablemente no represente los

valores *correctos* puede hacernos dudar de la validez de los modelos correlados para reproducir situaciones distintas a aquellas empleadas en la correlación.

Validez de la correlación frente al cambio de condiciones de contorno

En general la única diferencia existente entre los TMMs representativos de los distintos casos de diseño (caso frío, caliente, nominal, etc.) es el conjunto de condiciones de contorno de cada caso. Por ello se ha decidido evaluar la validez de los modelos correlados frente a modificaciones en sus condiciones de contorno.

Este estudio se ha llevado a cabo con un nuevo caso de los modelos 4A y 4B presentados previamente. En este nuevo caso, las condiciones aplicadas han sido $T_4 = 20\text{ }^\circ\text{C}$ y $q_1 = 80\text{W}$. Además, se ha empleado un nuevo modelo denominado 4C. Este nuevo modelo es idéntico al modelo 4A con la única diferencia de que la potencia se ha aplicado en los nodos 1 y 2 ($q_1 = q_2 = 80\text{W}$).

Sobre cada uno de estos modelos se han generado 2 casos de estudio. En el primer caso, caso 1, los valores de las variables (*GLs* o *GRs* dependiendo del modelo) se han asignado de modo aleatorio. Este primer caso representa el modelo de referencia. En el segundo caso de estudio, caso 2, el valor de las variables se ha estimado de modo que sus valores sean diferentes a los del caso 1 pero proporcionen la misma distribución de temperaturas. Este segundo caso representa el resultado de una posible correlación, donde se ha logrado un conjunto de valores *incorrecto* que proporciona resultados de temperatura correctos. La Tabla 7-33 muestra los valores asignados a las *GLs* en los casos 1 y 2 de los modelos complementarios 4A y 4C. La Tabla 7-33 muestra el valor de las *GRs* de los casos 1 y 2 del modelo complementario 4B. La Tabla 7-35 muestra los resultados de temperatura de todos ellos.

Tabla 7-33. Valores de las *GLs*. Caso 1 y 2. Modelos 4A y 4C ($\text{W}/^\circ\text{C}$)

MODELO	CASO	GL(1,2)	GL(1,3)	GL(1,4)	GL(2,3)	GL(2,4)	GL(3,4)
Modelo comp. 4A	Caso 1	8.00	6.00	5.00	4.00	8.00	3.00
Modelo comp. 4A	Caso 2	2.74	4.34	8.11	2.1	2.88	2.30
Modelo comp. 4C	Caso 1	8.00	6.00	5.00	4.00	8.00	3.00
Modelo comp. 4C	Caso 2	1.83	4.84	5.84	5.22	7.18	2.88

Tabla 7-34. Valores de las GRs para el caso 1 y 2 del modelo 4B (m²)

CASO	GR(1,2)	GR(1,3)	GR(1,4)	GR(2,3)	GR(2,4)	GR(3,4)
Caso 1	8.00E-02	6.00E-02	5.00E-02	4.00E-02	8.00E-02	3.00E-02
Caso 2	2.98E-02	3.77E-01	8.23E-02	1.45E-01	2.97E-02	2.05E-02

Tabla 7-35. Resultados de temperatura (°C)

MODELO	Caso	Nodo 1	Nodo 2	Nodo 3	Nodo 4
Modelo comp. 4A	Caso 1	27.23	23.79	24.50	20.00
Modelo comp. 4A	Caso 2	27.23	23.79	24.51	20.00
Modelo comp. 4B	Caso 1	103.55	71.28	78.71	20.00
Modelo comp. 4B	Caso 2	103.55	71.28	78.72	20.00
Modelo comp. 4C	Caso 1	31.02	30.04	28.18	20.00
Modelo comp. 4C	Caso 2	31.02	30.04	28.18	20.00

Todos estos casos permiten confirmar una vez más como dos conjuntos de variables distintos pueden proporcionar la misma distribución de temperaturas en un modelo dado. Cabe mencionar que a pesar de que la distribución de temperaturas es la misma en los dos casos de estudio de cada modelo, los flujos de calor son diferentes, tal y como puede observarse por ejemplo para el modelo complementario 4A en la Tabla 7-36.

Tabla 7-36. Flujos de calor (W) del caso 1 y 2 del modelo complementario 4A

Modelo	Caso	$q_{1 \rightarrow 2}$	$q_{1 \rightarrow 3}$	$q_{1 \rightarrow 4}$	$q_{2 \rightarrow 3}$	$q_{2 \rightarrow 4}$	$q_{3 \rightarrow 4}$
Modelo comp. 4A	Caso 1	27.50	16.35	36.15	-2.84	30.34	13.51
Modelo comp. 4A	Caso 2	9.44	11.85	58.70	-1.49	10.93	10.37

A continuación, se ha procedido a modificar el valor de la potencia aplicada en todos los modelos (4A, 4B y 4C). Su valor se ha aumentado a 120 W, obteniéndose una nueva distribución de temperaturas. Tal y como puede observarse en la Tabla 7-37, para cada uno de los modelos complementarios, no existen diferencias entre las temperaturas de los casos 1 y 2, por lo que los modelos continúan siendo equivalentes. Es decir, el modelo correlado cuyos valores son *incorrectos* continúa prediciendo las temperaturas correctamente, por lo que sigue siendo válido.

A priori, cabría pensar que la no-linealidad implícita en el proceso de transmisión de calor por radiación puede facilitar que la distribución de temperaturas varíe con las modificaciones de las condiciones de contorno. Pero los resultados obtenidos para el modelo complementario 4B muestran que, al menos cuando la variación corresponde al valor de la potencia, no ocurre así.

Tabla 7-37. Resultados de temperatura (°C)

MODELO	Caso	Nodo 1	Nodo 2	Nodo 3	Nodo 4
Modelo comp. 4A	Caso 1 ($q_1 = 120W$)	30.84	25.69	26.76	20.00
Modelo comp. 4A	Caso 2 ($q_1 = 120W$)	30.85	25.69	26.76	20.00
Modelo comp. 4B	Caso 1 ($q_1 = 120 W$)	130.36	90.14	99.58	20.00
Modelo comp. 4B	Caso 2 ($q_1 = 120 W$)	130.36	90.14	99.58	20.00
Modelo comp. 4C	Caso 1 ($q_1 = q_2 = 120 W$)	36.54	35.07	32.27	20.00
Modelo comp. 4C	Caso 2 ($q_1 = q_2 = 120 W$)	36.54	35.07	32.27	20.00

Una vez observado el efecto de la variación del valor de la potencia se ha procedido a estudiar el efecto de la modificación de la distribución de la misma. En los modelos complementarios 4A y 4B la potencia se ha aplicado en el nodo 2 ($q_2 = 80W$) y en el modelo complementario 4C en los nodos 1 y 3 ($q_1 = q_3 = 80W$). En este caso la distribución de temperaturas que se obtiene en cada modelo para los casos 1 y 2 sí que es diferente, tal y como puede observarse en la Tabla 7-38, por lo que los modelos han dejado de ser equivalentes. Es decir, los modelos correlados cuyos valores de las variables son *incorrectos* en este caso predicen mal las temperaturas, por lo que han dejado de ser válidos.

Tabla 7-38. Resultados de temperatura (°C)

MODELO	Caso	Nodo 1	Nodo 2	Nodo 3	Nodo 4
Modelo comp. 4A	Caso 1 ($q_2 = 80W$)	23.80	26.25	23.67	20.00
Modelo comp. 4A	Caso 2 ($q_2 = 80W$)	23.79	33.07	25.02	20.00
Modelo comp. 4B	Caso 1 ($q_2 = 80W$)	71.28	95.21	70.00.	20.00
Modelo comp. 4B	Caso 2 ($q_2 = 80W$)	71.29	145.50	79.67	20.00
Modelo comp. 4C	Caso 1 ($q_1 = q_3 = 80 W$)	31.73	27.47	33.87	20.00
Modelo comp. 4C	Caso 2 ($q_1 = q_3 = 80 W$)	32.61	26.60	33.57	20.00

A partir de estos resultados, cabe pensar que los modelos correlados serán plenamente válidos para otros casos no ensayados únicamente cuando sólo cambie la magnitud de las condiciones de contorno y no los nodos donde se aplican.

Para comprobarlo, se ha tomado como ejemplo el caso caliente del modelo base del TMM reducido de 7 nodos. A partir de este modelo se ha generado un nuevo modelo, denominado modelo complementario 7B, cuya única diferencia radica en el valor de las *GLs* y *GRs*. La Tabla 7-39 muestra los valores asignados a las variables de estos dos modelos. Ambos tienen las mismas condiciones de contorno y proporcionan los mismos resultados de temperatura, tal y como puede verse en la Tabla 7-40.

Tabla 7-39. Valores de las variables para los distintos modelos

	Modelo base de 7 nodos	Modelo 7B
<i>GL</i> (10000,85040) (W/K)	4.16E-02	1.20E+00
<i>GL</i> (85040,85070) (W/K)	8.01E-01	9.04E-02
<i>GL</i> (85040,85041) (W/K)	8.05E-01	1.33E+00
<i>GL</i> (85070,85071) (W/K)	7.09E+00	1.07E+00
<i>GR</i> (85041,99241) (m ²)	2.30E-02	2.93E-02
<i>GR</i> (8071,99271) (m ²)	9.66E-02	3.98E-02

Tabla 7-40. Temperaturas obtenidas. Modelo base 7n y 7B

CASO	T (85040)	T (85041)	T (85070)	T (85071)
Modelo Base 7n	65.30	58.44	31.43	27.43
Modelo 7B	65.30	58.44	31.43	27.43

A continuación, se ha reducido la potencia aplicada en los cuatro nodos a la mitad de su valor en ambos modelos. Los resultados de temperatura obtenidos son los mostrados en la Tabla 7-41, donde puede observarse que son muy diferentes entre sí.

Tabla 7-41. Temperaturas obtenidas. Modelo base 7n y 7B

CASO	T (85040)	T (85041)	T (85070)	T (85071)
Modelo Base 7n ($q' = q/2$)	13.59	11.02	-6.44	-8.78
Modelo 7B ($q' = q/2$)	50.19	43.08	4.62	0.19

Por lo tanto, queda comprobado cómo dos conjuntos de variables distintos pueden proporcionar la misma distribución de temperaturas en un modelo dado, pero proporcionar distribuciones diferentes si cambian las condiciones de contorno, aún cuando únicamente cambie el valor de la potencia.

Estos resultados sugieren que el motivo por el que en el caso del modelo de 7 nodos, los modelos dejan de ser equivalentes al modificar la magnitud de las condiciones de contorno y en el caso de los modelos 4A y 4B no, es debido a la topología propia de cada modelo.

Validez de la correlación dentro del rango de temperaturas ensayado

Los resultados obtenidos en este estudio previo hacen dudar de la validez de los modelos correlados para reproducir situaciones distintas a aquellas empleadas en la correlación. Ahora bien, la lógica que se sigue para asumirlos como válidos radica en que las situaciones utilizadas en la correlación son las más extremas (caso caliente y caso frío) por lo que el resto de situaciones quedan dentro del espacio limitado por estas y los modelos no se extrapolan fuera de ese rango de temperaturas.

Con el fin de comprobar este hecho se han estudiado dos casos adicionales, uno en el modelo reducido de 7 nodos y otro en el TMM de 47 nodos.

En el modelo reducido de 7 nodos se ha estudiado el caso nominal. Este caso de diseño, corresponde a la situación más esperable durante la misión. El entorno térmico es similar al del caso frío y el modo de funcionamiento es similar al del caso caliente pero con disipaciones inferiores. Por lo tanto, se encuentra dentro del intervalo térmico definido por los casos caliente y frío, tal y como puede observarse en la Figura 7-89.

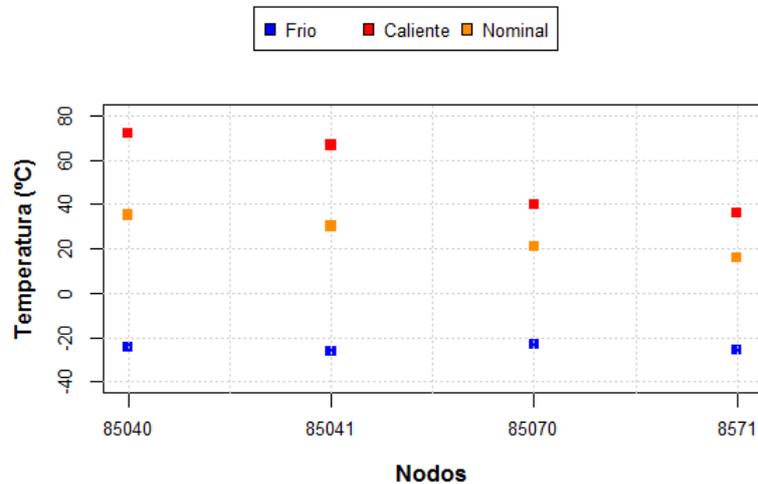


Figura 7-89. Temp. de referencia. Casos frío, caliente y nomina

Para comprobar la validez del modelo correlado se han tomado los valores de las *GLs* y *GRs* obtenidas en la correlación simultánea de los casos caliente y frío y se han calculado las temperaturas correspondientes al caso nominal. Los resultados muestran cómo este modelo (caso nominal con las variables obtenidas en la correlación de los casos frío y caliente), si bien no se ajusta a la perfección con los valores de referencia, es mucho más próximo que los valores proporcionados por el modelo base antes de la correlación, véase la Figura 7-90.

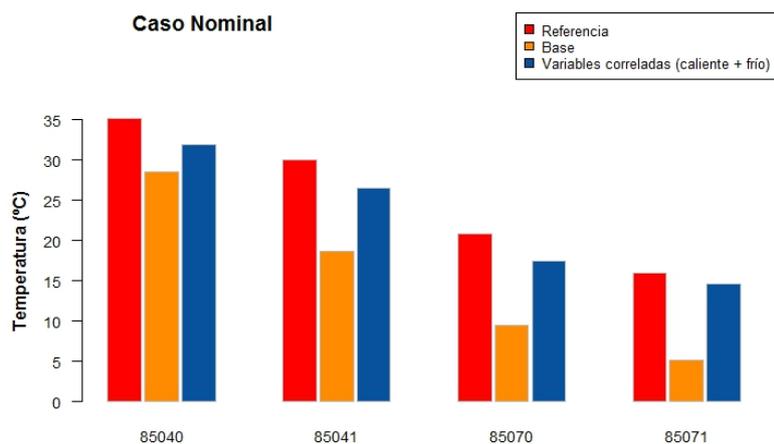


Figura 7-90. Temperaturas obtenidas para el caso nominal

Este mismo estudio se ha llevado a cabo con el modelo detallado de 47 nodos. El caso adicional estudiado corresponde a un modo de seguridad, el cual se activa en caso de que la alimentación B de Survival no este disponible cuando el equipo se encuentra ya instalado en la ISS. En esta situación, el control térmico corresponde a los calentadores Nominales, los cuales deben ser capaces de mantener el equipo dentro de su intervalo de temperaturas admisibles. Además de estos calentadores también la electrónica presenta una cierta disipación de calor. El entorno considerado corresponde al caso frío. Este caso de estudio también está dentro del intervalo térmico definido por los casos caliente y frío, aunque sus temperaturas son más cercanas a las del caso frío, tal y como puede observarse en la Figura 7-91.

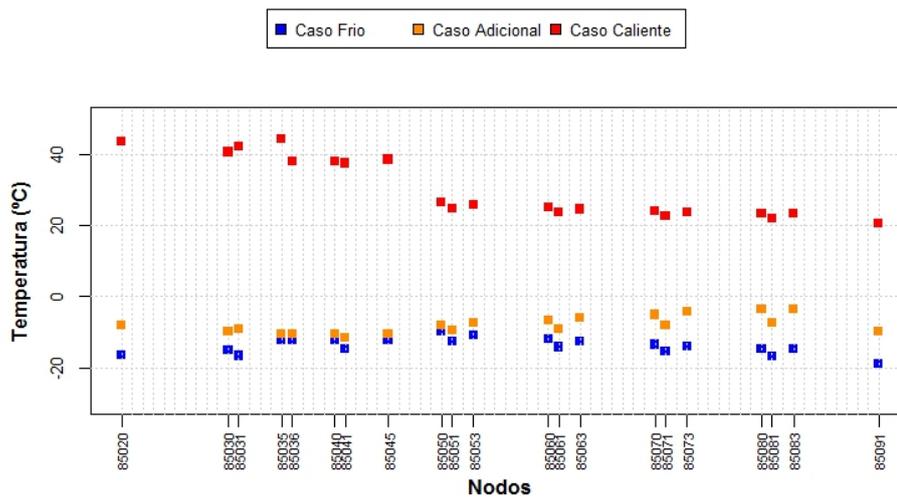


Figura 7-91. Temperaturas de referencia de los casos frío, caliente y adicional.

También en este caso la validez del modelo correlado se ha comprobado tomando los valores de las *GLs* y *GRs* obtenidas en la correlación simultánea de los casos caliente y frío y calculando las temperaturas correspondientes a este caso adicional. Al igual que en modelo de 7 nodos, también en este caso los resultados son mucho más próximos a los valores de referencia que los valores iniciales proporcionados por el modelo base, aunque como puede verse en la Figura 7-90 no se ajusten a la perfección.

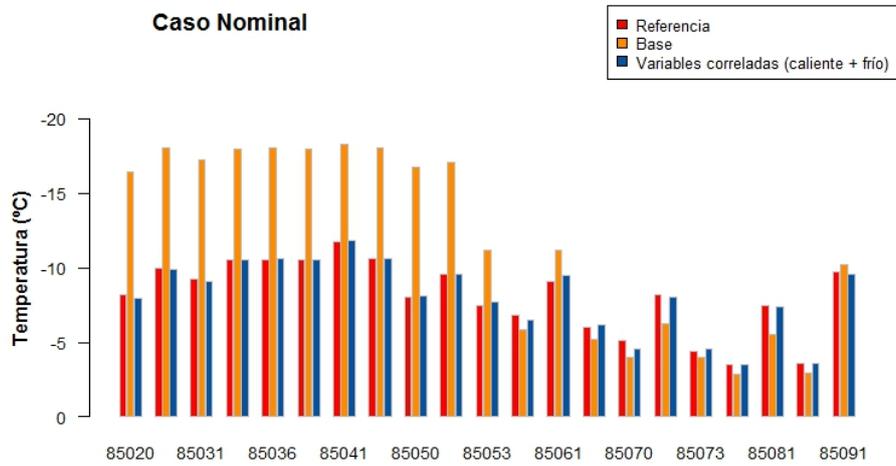


Figura 7-92. Temperaturas obtenidas para el caso nominal

Por lo tanto, los modelos correlados no sólo han demostrado ser válidos, sino que además han mejorado los resultados proporcionados por los modelos base antes de la correlación.

Capítulo 8

CONCLUSIONES

- La capacidad del algoritmo genético, y más concretamente del software desarrollado GAC-TM, para lograr la correlación de TMMs de dispositivos espaciales ha sido verificada sobre el caso real de un instrumento espacial, gracias a la utilización de los TMMs y casos de estudio basados en el instrumento TriboLAB.
- Se ha demostrado que GAC-TM permite llevar a cabo la correlación de los TMMs tanto en régimen estacionario como en régimen transitorio. Así mismo permite realizar la correlación simultánea de varios casos de diseño (caso caliente, frío, etc.), lo que proporciona un mismo conjunto de valores para las variables ajustadas válido para todos los casos incluidos en la correlación.
- A pesar de los restrictivos valores empleados como objetivo de correlación, la eficacia del algoritmo ha sido muy alta, del 100% en los modelos sencillos (5 y 7 nodos) y de entre el 70% y el 100% en los modelos de tamaño medio (47 nodos). Además, en aquellos casos en que no se ha logrado alcanzar el objetivo de correlación se ha logrado una reducción del error muy importante.
- La efectividad del algoritmo ha sido menor al abordar la correlación del caso real de 47 nodos (TMM inicial frente a ensayos térmicos) que al correlar el modelo base correspondiente. Ello parece deberse a motivos ajenos al comportamiento del

- algoritmo, como por ejemplo a que la discretización del modelo no sea lo suficientemente precisa para reproducir con mayor precisión la situación real.
- Los tiempos de cálculo han sido muy rápidos en los modelos sencillos (menos de 1 minuto en casos estacionarios y menos de 10 minutos en casos transitorios) y razonables en el caso del modelo de 47 nodos (entre 2 y 6 horas). Estos tiempos no son cortos, más aún cuando un TMM de un sistema espacial complejo puede estar formado por cientos o incluso miles de nodos, pero el ordenador empleado ha sido un equipo convencional. GAC-TM ha sido compilado aprovechando la capacidad de paralelización automática incluida en el compilador empleado, lo que permite aprovechar todos los procesadores presentes en un equipo. Por ello la utilización de un servidor de cálculo con un elevado número de procesadores puede acortar de forma importante estos tiempos de cálculo.
 - La correlación con aproximación secuencial, primero el caso estacionario y a continuación el transitorio, no ha resultado una opción válida. Si bien ha supuesto un ligero ahorro de tiempo en el caso del modelo de 7 nodos, en el de 47 nodos la eficacia del algoritmo se ha reducido hasta tan solo el 10%.
 - Dado un determinado número de variables incluidas en la correlación, cuanto mayor es el número de temperaturas de referencia más difícil le resulta al algoritmo lograr la correlación, aunque a cambio se logra una mayor reducción del error medio del modelo.
 - La medición durante los ensayos térmicos de los valores de temperatura en aquellas zonas donde se producen disipaciones de calor importantes, resulta altamente recomendable para la posterior correlación de los modelos. De otro modo la predicción de temperaturas en los nodos de esas zonas tras la correlación puede presentar errores importantes. En el resto de nodos, aunque no se disponga de la temperatura de referencia de todos ellos, el error tiende a reducirse con la correlación. Así pues, puede considerarse que salvo en las excepciones mencionadas, la correlación ha sido capaz de disminuir el error del modelo de forma global.

- La correlación de un modelo base generado a partir del TMM del vehículo espacial, puede ser muy interesante como paso previo a los ensayos térmicos para decidir la localización de los puntos de medición donde es más interesante registrar las temperaturas de referencia.
- Un valor de probabilidad de cruce elevado ha resultado más apropiado cuando el número de temperaturas de referencia es alto. Un valor de probabilidad de cruce bajo ha resultado más apropiado cuando el número de temperaturas de referencia es bajo.
- La conocida problemática de la correlación de TMMs que supone la existencia de más de una solución, ha sido comprobada. Se ha verificado la existencia de distintas combinaciones del valor de las variables que proporcionan temperaturas correctas.
- Una buena correlación para un caso de diseño, no implica necesariamente una buena correlación para el resto de casos de diseño. Esta dificultad se solventa realizando la correlación simultánea de los diferentes casos de diseño (caliente y frío, al menos) lo que proporciona un conjunto de parámetros válidos, es decir que proporcionan buenos resultados de temperatura, para todos los casos incluidos en la correlación simultánea.
- La correlación simultánea reduce la dispersión obtenida en las distintas ejecuciones para el valor de las variables, proporcionando valores más cercanos a los de referencia.
- Incluyendo en la correlación el suficiente número de casos de diseño y de temperaturas de referencia, sería posible reducir el número de posibles soluciones a una sola, un único conjunto de valores válido para las variables. Al realizar la correlación de un único caso, el algoritmo se enfrenta a una situación donde existe un gran número de posibles soluciones, conjuntos de valores para las variables, y encuentra algunas de ellas. Al añadir más casos a la correlación simultánea, se va reduciendo el número de posibles soluciones, lo que reduce la variabilidad de los resultados encontrados por el algoritmo y éstos se aproximan más a los valores de referencia. Los distintos casos *activan* aspectos diferentes del modelo, por lo que el algoritmo dispone de mayor información.

- La utilización de casos transitorios en la correlación no ayuda a que los valores obtenidos para las variables sean más cercanos a los de referencia. Si bien los casos transitorios añaden más información en los pasos intermedios, ello también implica incluir las *MCs* en la correlación aumentando el número de incógnitas.
- Cuanto mayor es la complejidad del modelo (mayor número de nodos), mayor es el número de posibles soluciones, distintas combinaciones de *GLs*, *GRs* y *MCs*, lo que causa una mayor dispersión en los valores obtenidos para las variables.
- Dado un modelo y un determinado número de temperaturas de referencia, cuanto mayor es el número de variables incluidas en la correlación, más sencillo es para el algoritmo lograr la correlación. Ello es debido a que el número de posibles soluciones es mayor. Si el número de variables incluidas en la correlación es demasiado bajo, el modelo puede resultar demasiado *rígido* para que el algoritmo sea capaz de lograr la correlación.
- Los métodos de optimización de tipo clásico estudiados (tipo Broyden y Powell) en algunos casos han proporcionado buenos resultados, pero en general, éstos no han sido mejores que los obtenidos con GAC-TM. Estos algoritmos tampoco han logrado solventar la dificultad de que la correlación independiente de los casos caliente y frío proporcione valores diferentes para las variables.
- El número de cálculos que han necesitado los algoritmos de tipo Broyden estudiados es mucho menor que los que ha necesitado GAC-TM. A pesar de ello, el tiempo que ha necesitado GAC-TM para alcanzar las correlaciones ha sido igual o incluso menor, gracias a su mayor rapidez de cálculo. Algunos de estos algoritmos de tipo Broyden han mostrado inestabilidades importantes en la evolución de la función de fitness.
- Los métodos de Powell han mostrado resultados dispares. LINCOA es el único que ha convergido en todos los casos estudiados (TMM de 7 nodos, caso real de 47 nodos y modelo base de 47 nodos). Pero el ajuste de las curvas de temperatura logrado en los TMMs de 47 nodos es claramente peor que el obtenido por GAC-TM. Además, ha fallado en la correlación del caso frío del TMM de 7 nodos, asignando valores próximos a cero para una de las variables. El resto de algoritmos

(BOBYQUA, NEWUOA y TOLMIN) han mostrado buenos resultados en algunos casos, pero en otros no han logrado alcanzar la correlación.

- La presencia de *GRs* no ha afectado de manera significativa al comportamiento del algoritmo, a pesar de la no linealidad que implican.
- Se ha comprobado cómo dos conjuntos de variables distintos pueden proporcionar la misma distribución de temperaturas en un modelo dado, pero proporcionar distribuciones diferentes si cambian las condiciones de contorno. Los cambios en las condiciones de contorno que hacen que los modelos dejen de ser equivalentes dependen de la topología propia de cada modelo.
- Se ha comprobado la validez de los modelos correlados para reproducir otras situaciones distintas de las empleadas en la correlación, siempre y cuando se encuentren dentro del rango de temperaturas empleado. Si bien las temperaturas proporcionadas por el modelo no incluido en la correlación, no se ajustan a la perfección con los valores de referencia, estos resultados son mucho más cercanos que los valores iniciales. Por lo tanto, el modelo correlado no solo ha demostrado ser válido para otras situaciones, sino que además ha mejorado los resultados obtenidos antes de la correlación.

Capítulo 9

LÍNEAS FUTURAS

Comportamiento del algoritmo genético

Un aspecto de interés para futuros trabajos en esta área es la mejora del algoritmo desarrollado, con el objeto de alcanzar el objetivo de correlación más rápidamente.

Durante la realización de esta tesis se han llevado a cabo pruebas con distintas configuraciones del algoritmo hasta lograr resultados suficientemente buenos, pero no se ha llevado a cabo un análisis sistemático de la influencia de los distintos parámetros y operadores del algoritmo. Un estudio más detallado acerca de su influencia puede contribuir a reducir el número de iteraciones necesario para alcanzar la correlación.

Otra posibilidad es la utilización de un algoritmo híbrido que combine el algoritmo genético con un método de búsqueda local. En algunos de los casos estudiados la evolución de la función de fitness muestra una caída importante en las primeras iteraciones, seguida de una convergencia más lenta. Este comportamiento al final de la convergencia es típico cuando por ejemplo la mayor parte de la población ha sido aglomerada cerca de un extremo de la función y/o cuando casi todos los individuos presentan un valor de fitness similar. La utilización de un método de búsqueda local en la última etapa puede acelerar la obtención de la correlación.

La problemática de las múltiples soluciones

Otro aspecto de interés es la selección de los parámetros a correlar, lo que asegura que al menos las variables no modificadas no presentarán valores sin sentido físico. La aproximación geométrica realizada no ha mostrado grandes ventajas en este caso, pero sería interesante comprobar el resultado de este tipo de aproximación en distintos TMMs con el objeto de poder generalizar los resultados obtenidos.

Así mismo, la aproximación de seleccionar los parámetros a correlar en función de su nivel de incertidumbre, podría evaluarse aplicándola sobre el modelo base del TMM de 47 nodos asumiendo como parámetros con mayor nivel de incertidumbre aquellos que presentan una mayor distancia con los valores del modelo referencia.

También podría realizarse un estudio para detectar qué parámetros tienen mayor influencia en la variación de las temperaturas de referencia, y en función de ello seleccionar los parámetros a incluir en la correlación.

Sería muy deseable realizar una profundización matemática rigurosa en las causas por las que la correlación simultánea de varios casos conlleva una mejor correlación de los modelos.

Estudios posteriores del instrumento TriboLAB

La correlación realizada, además de estudiar la aplicabilidad de los algoritmos genéticos a la correlación de TMMs, ha permitido obtener una mejor correlación de los modelos térmicos matemáticos del TriboLAB. Lo que abre la puerta a mejorar el análisis del comportamiento en órbita del instrumento en estudios posteriores. Ello puede resultar de interés para el diseño de los sistemas de control térmico de otros instrumentos científicos que puedan ser ubicados en los balcones exteriores de la ISS.

Capítulo 10

PUBLICACIONES REALIZADAS

Durante el desarrollo de esta tesis se han llevado a cabo distintas publicaciones conteniendo parte de los resultados obtenidos en la misma. A continuación, se muestra un listado de las mismas.

Artículos en revistas indexadas en el Journal Citation Report (JCR)

- ANGLADA, E. y GARMENDIA, I. 2015. Correlation of thermal mathematical models for thermal control of space vehicles by means of genetic algorithms. *Acta Astronautica*, **108**, (2015), 1-17. ISSN 0094-5765. DOI [10.1016/j.actaastro.2014.11.042](https://doi.org/10.1016/j.actaastro.2014.11.042).
Posición JCR (2015): Q1 (7/30) Engineering, Aerospace. IF=1.095
- GARMENDIA, I. y ANGLADA, E. 2016. Thermal mathematical model correlation through genetic algorithms of an experiment conducted on board the International Space Station. *Acta Astronautica*, **122**, (2016), 63-75. ISSN 0094-5765. DOI [10.1016/j.actaastro.2016.01.022](https://doi.org/10.1016/j.actaastro.2016.01.022).
Posición JCR (2016): Q2 (8/31); Engineering, Aerospace. IF=1.536
- GARMENDIA, I.; ANGLADA, E.; VALLEJO, H. y SECO, M. 2016. Accurate calculation of conductive conductances in complex geometries for spacecrafts thermal models. *Advances in Space Research*, **57**, (4), 1087-1097. ISSN 0273-1177. DOI [10.1016/j.asr.2015.12.027](https://doi.org/10.1016/j.asr.2015.12.027).
Posición JCR (2016): Q3 (41/63), Astronomy & Astrophysics. IF=1.401

- ANGLADA, E.; MARTINEZ-JIMENEZ, L. y GARMENDIA, I. 2017. Performance of Gradient-Based Solutions versus Genetic Algorithms in the Correlation of Thermal Mathematical Models of Spacecrafts. *International Journal of Aerospace Engineering*, **2017**, (2017), 1-12. ISSN 1687-5966. DOI [10.1155/2017/7683457](https://doi.org/10.1155/2017/7683457).

Posición JCR (2016): Q2 (12/31) Engineering, Aerospace. IF=1.144

Contribuciones presentadas en congresos internacionales

- KLEMENT, J.; ANGLADA, E. y GARMENDIA, I. 2016. Advances in automatic thermal model to test correlation in space industry. En: *46th International Conference on Environmental Systems, ICES 2016*, Vienna, Austria, 10-14 Jul. 2016. [en línea]. ICES STEERING COMMITTEE (ed.). Lubbock (TX), USA: Texas Tech University, pp. 1-11. [Consulta: 8 agosto 2017]. ICES-2016-54. Disponible en: hdl.handle.net/2346/67496.

Capítulos de libros

- GARMENDIA, I. y ANGLADA, E. 2018. Thermal control of Tribolab, a materials experiment on board the International Space Station. En: M.C. WYTHERS (ed.), *Advances in Materials Science Research. Volume 32*. New York, USA: Nova Science Publishers, pp. 65-142. ISBN 978-1-53613-329-5.

REFERENCIAS

- AKITA, T.; TAKAKI, R. y SHIMA, E. 2012. A new adaptive estimation method of spacecraft thermal mathematical model with an ensemble Kalman filter. *Acta Astronautica*, **73**, (2012), 144-155. ISSN 0094-5765. DOI 10.1016/j.actaastro.2011.11.003.
- ALARY, C. y LAPENSÉE, S. 2010. Thermal Design of the ExoMars Rover Module. En: *40th International Conference on Environmental Systems, ICES 2010*, Barcelona, Spain, 11-15 Jul., 2010. AIAA (ed.). Reston (VA), USA: American Institute of Aeronautics and Astronautics, pp. 1-20. AIAA 2010-6188. ISBN 978-1-60086-957-0. DOI 10.2514/6.2010-6188.
- AMADIEU, P.; BECKWITH, G.; DORE, B.; BOUCHERY, J.P. y PERY, V. 2002. Automated Transfer Vehicle (ATV) Structural and Thermal Model Testing at ESTEC. *ESA bulletin*, **111**, (Aug. 2002), 95-104. ISSN 0376-4265.
- AMUNDSEN, R.M.; DEC, J.A. y GEORGE, B.E. 2003. Aeroheating Thermal Model Correlation for Mars Global Surveyor (MGS) Solar Array. En: *36th AIAA Thermophysics Conference*, Orlando (Florida), USA, 23-26 Jun. 2003. AIAA (ed.). Reston (VA), USA: American Institute of Aeronautics and Astronautics, pp. 1-12. AIAA 2003-3765. ISBN 978-1-62410-097-0. DOI 10.2514/6.2003-3765.
- ANGLADA, E. y GARMENDIA, I. 2015. Correlation of thermal mathematical models for thermal control of space vehicles by means of genetic algorithms. *Acta Astronautica*, **108**, (2015), 1-17. ISSN 0094-5765. DOI 10.1016/j.actaastro.2014.11.042.
- ANGLADA, E.; MARTINEZ-JIMENEZ, L. y GARMENDIA, I. 2017. Performance of Gradient-Based Solutions versus Genetic Algorithms in the Correlation of Thermal Mathematical Models of Spacecrafts. *International Journal of Aerospace Engineering*, **2017**, (2017), 1-12. ISSN 1687-5966. DOI <https://doi.org/10.1155/2017/7683457>.
- APPEL, S.; PATRICIO, R.; DE KONING, H.P. y PIN, O. 2004. Automatic Conductor Generation for Thermal Lumped Parameter Models. En: *34th International Conference on Environmental Systems, ICES 2004*, Colorado Springs (CO), USA, 19-22 Jul., 2004. SAE INTERNATIONAL (ed.). Warrendale (PA), USA: SAE International, pp. 1-11. SAE Technical Paper 2004-01-2397. ISSN 0148-7191. DOI 10.4271/2004-01-2397.
- ARABACI, S. y DIRGIN, E. 2015. Thermal Mathematical Model Correlation of an Earth Observation Satellite. En: *7th International Conference on Recent Advances in Space Technologies, RAST 2015*, Istanbul, Turkey, 16-19 Jun., 2015. A. HACIOGLU (ed.). S.I., USA: IEEE, pp. 439-442. ISBN 978-1-4673-7760-7. DOI 10.1109/RAST.2015.7208385.

- BATTEN, A.H. 1981. Aristarchos of Samos. *Journal of the Royal Astronomical Society of Canada*, **75**, (1), 29-35. ISSN 0035-872X.
- BECK, T.; BIELER, A. y THOMAS, N. 2012. Numerical thermal mathematical model correlation to thermal balance test using adaptive particle swarm optimization (APSO). *Applied Thermal Engineering*, **38**, (2012), 168-174. ISSN 1359-4311. DOI 10.1016/j.applthermaleng.2012.01.027.
- BORSINI, S.; BERTUCCI, B.; CASCIOLI, V.; DI MASSO, L.; MOLINA, M.; FRANZOSO, A. y VETTORE, C. 2007. The AMS-TOF and ECAL thermal tests in vacuum at SERMS. En: *37th International Conference on Environmental Systems, ICES 2007*, Chicago (IL), USA, 9 - 12 Jul., 2007. SAE INTERNATIONAL (ed.). Warrendale (PA), USA: SAE International, pp. 1-17. SAE Technical Paper 2007-01-3023. ISSN 0148-7191. DOI 10.4271/2007-01-3023.
- BRIZUELA, M.; GARCÍA-LUIS, A.; OÑATE, J.I. y GARMENDIA, I. 2009. Tribolab: An experiment on space tribology. In-orbit data at the ISS. En: *13th European Space Mechanisms and Tribology Symposium, ESMATS 2009*, Vienna (Austria), 23-25 Sep., 2009. H. LACOSTE (ed.). Noordwijk, Netherlands: ESA Publications Division, pp. 1-5. ESA-SP-670. ISBN 978-92-9221-234-6. ISSN 0379-6566.
- BRIZUELA, M.; GARCÍA-LUIS, A.; OÑATE, J.I. y GARMENDIA, I. 2010. In orbit tribological tests of alloyed MoSx film at the International Space Station. En: *12th International Conference on Plasma Surface Engineering, PSE 2010*, Garmisch-Partenkirchen (Germany), 13 - 17 Sep., 2010. p. 1.
- BRIZUELA, M.; GARCÍA-LUIS, A.; OÑATE, J.I.; GARMENDIA, I.; MARTÍNEZ-FERNÁNDEZ, C. y ENCINAS, J.M. 2007. Tribolab: Un experimento de tribología espacial. En: *Congreso Ibérico de Tribología, IBERTRIB 2007*, Bilbao, Spain: 21-22 Jun., 2007. p. 1.
- CASSINI, A. 2004. Cassini and Saturn. En: *Proceedings of the International Conference «Titan - from discovery to encounter»*, ESTEC, Noordwijk, Netherlands, 13-17 Apr. 2004. K. FLETCHER (ed.). Noordwijk, Netherlands: ESA Publications Division, pp. 31-41. ESA SP-1278. ISBN 92-9092-997-9. ISSN 0379-6566.
- CHAPMAN, A.J. 1984a. Apendice E. En: *Transmisión del calor*. 3 ed. Madrid, Spain: Bellisco, pp. 719-728. ISBN 84-85.198-42-5.
- CHAPMAN, A.J. 1984b. Transmisión del calor por radiación. En: *Transmisión del calor*. 3 ed. Madrid, Spain: Bellisco, pp. 443-531. ISBN 84-85.198-42-5.
- CHAPRA, S.C. y CANALE, R.P. 2010. Parabolic interpolation. En: *Numerical methods for engineers*. 6 ed. New York, USA: McGraw-Hill, pp. 359-361. ISBN 978-0-07-340106-5.
- CHENG, W.; LIU, N.; LI, Z.; ZHONG, Q.; WANG, A.; ZHANG, Z. y HE, Z. 2011. Application study of a correction method for a spacecraft thermal model with a Monte-Carlo hybrid algorithm. *Chinese Science Bulletin*, **56**, (13), 1407-1412. ISSN 2095-9273. DOI 10.1007/s11434-010-4053-z.
- COLACO, M.J.; ORLANDE, H.R.B. y DULIKRAVICH, G.S. 2006. Inverse and Optimization Problems in Heat Transfer. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, **28**, (1), 1-24. ISSN 1678-5878.
- CORDON, O.; HERRERA, F. y STÜTZLE, T. 2002. A Review on the Ant Colony Optimization Metaheuristics: Basis, Models and New Trends. *Mathware & Soft Computing*, **9**, (2002), 1-35. ISSN 1134-5632.

- DAMASIO, C.; DEFILIPPIS, P.; DRAPER, C. y WILD, D. 2015. Thermal design and thermal verification tests of the Solar Orbiter Heat Shield STM. En: *45th International Conference on Environmental System, ICES 2015*, Bellevue (WA), USA, 12-16 Jul. 2015. [en línea]. ICES STEERING COMMITTEE (ed.). Lubbock (TX), USA: Texas Tech University, pp. 1-14. [Consulta: 10 octubre 2017]. ICES-2015-76. Disponible en: <http://hdl.handle.net/2346/64363>.
- DE PALO, S.; BUFANO, G.; SZIGETVARI, Z. y PERSSON, J. 2014. Six Years of Columbus TCS flight activity. En: *44th International Conference on Environmental Systems, ICES 2014*, Tucson (AZ), USA, 13-17 Jul. 2014. [en línea]. ICES STEERING COMMITTEE (ed.). Lubbock (TX), USA: Texas Tech University, pp. 1-9. [Consulta: 10 octubre 2017]. ICES-2014-280. Disponible en: <http://hdl.handle.net/2346/59627>.
- DE PALO, S.; MALOSTI, T. y FILIDDANI, G. 2011. Thermal Correlation of BepiColombo MOSIF 10 Solar Constants Simulation Test. En: *25th European Workshop on Thermal and ECLS Software*, ESA/ESTEC, Noordwijk, The Netherlands, 8-9 Nov. 2011. ESA (ed.). Noordwijk, The Netherlands: ESA Publications Division, pp. 271-284. ESA-WPP-327. ISSN 1022-6656.
- DEFISE, J.M. y ROCHUS, P. 1997. Lessons learned from the thermal design of an instrument (EIT, the Extreme-UV Imaging Telescope) on board SOHO. En: *27th International Conference on Environmental Systems, ICES 1997*, Lake Tahoe (NV), USA, 14-17 Jul. 1997. SAE INTERNATIONAL (ed.). Warrendale (PA), USA: SAE International, pp. 1-17. SAE Technical Paper 972528. ISSN 0148-7191. DOI 10.4271/972528.
- DREYER, J.L.E. 1953a. The early greek philosophers. En: *A history of astronomy from Thales to Kepler*. 2ª ed. Mineola (NY), USA: Dover Publications, pp. 9-34. ISBN 9780486600796.
- DREYER, J.L.E. 1953b. The pythagorean school. En: *A history of astronomy from Thales to Kepler*. 2 ed. Mineola (NY), USA: Dover Publications Inc., pp. 35-52. ISBN 9780486600796.
- DREYER, J.L.E. 1953c. The theory of Epicycles. En: *A history of astronomy from Thales to Kepler*. 2 ed. Mineola (NY), USA: Dover Publications, pp. 424. ISBN 9780486600796.
- DUDON, J.P. y PASQUIER, H.M. 2011. Evaluation of stochastic & statistics methods for spacecraft thermal analysis. En: *25th European Workshop on Thermal and ECLS Software*, ESA/ESTEC, Noordwijk, The Netherlands, 8-9 Nov. 2011. ESA (ed.). Noordwijk, The Netherlands: ESA Publications Division, pp. 319-335. ESA-WPP-327. ISSN 1022-6656.
- ECSS TECHNICAL AUTHORITY. 2008. *ECSS-E-ST-31C. Space Engineering. Thermal control general requirements*. Noordwijk, Netherlands: ESA Requirements and Standards Division. ECSS-E-ST-31C.
- ECSS TECHNICAL AUTHORITY. 2012. *ECSS-E-ST-10-03C. Space Engineering. Testing*. Noordwijk, Netherlands: ESA Requirements and Standards Division. ECSS-E-ST-10-03C.
- EUROPEAN SPACE AGENCY. 2008a. *Invitation to Tender AO/1-5937/08/NL/SFe Innovative Analysis Methods for Improved Thermal Testing*. Noordwijk, The Netherlands: European Space Agency. CL-AO/1-5937/07/NL/SFe.
- EUROPEAN SPACE AGENCY. 2008b. *Statement of Work - Innovative Analysis Methods for Improved Thermal Testing Reference: TEC-MCV/2008/3354/In/HPDK*. Noordwijk: TEC-MCV/2008/3354/In/HPDK.
- EUROPEAN SPACE AGENCY. 2011a. *Proceedings of the 24th European Workshop on Thermal and ECLS Software*. Noordwijk, The Netherlands: European Space Agency. ESA-WPP-315.

- EUROPEAN SPACE AGENCY. 2011b. *Research Announcement for ISS Experiments relevant to study Global Climate Change. Annex 1: Additional technical Information on ISS capabilities and background information* [en línea]. Noordwijk, The Netherlands: European Space Agency. [Consulta: 10 octubre 2017]. Disponible en: <http://wsn.spaceflight.esa.int/docs/201107/Annex1-ESA-ISS-CC-AO-Climate-Change.pdf>.
- FREY, B.; TRINOVA, M.; HOPPE, M. y EBELING, W.D. 2015. Development of an Automated Thermal Model Correlation Method and Tool. En: *45th International Conference on Environmental Systems, ICES 2015*, Bellevue (WA), USA, 12-16 Jul. 2015. [en línea]. ICES STEERING COMMITTEE (ed.). Lubbock (TX), USA: Texas Tech University, pp. 1-14. ICES-2015-61. Disponible en: <http://hdl.handle.net/2346/64458>.
- GADALA, M.S. y VAKILI, S. 2011. Assesment of Various Methods in Solving Inverse Heat Conduction Problems. En: V. VIKHRENKO (ed.), *Heat Conduction - Basic Research*. Rijeka, Croatia: InTech, pp. 37-62. ISBN 978-953-307-404-7.
- GARMENDIA, I. y ANGLADA, E. 2016. Thermal mathematical model correlation through genetic algorithms of an experiment conducted on board the International Space Station. *Acta Astronautica*, **122**, (2016), 63-75. ISSN 0094-5765. DOI <http://dx.doi.org/10.1016/j.actaastro.2016.01.022>.
- GARMENDIA, I. y ANGLADA, E. 2018. Thermal control of Tribolab, a materials experiment on board the International Space Station. En: M.C. WYTHERS (ed.), *Advances in Materials Science Research. Volume 32*. New York, USA: Nova Science Publishers, Advances in Materials Science Research, pp. In press. ISBN 978-1-53613-329-5.
- GARMENDIA, I.; ANGLADA, E.; LANDABEREA, A.; VALLEJO, H.; BRIZUELA, M.; MARTÍNEZ, C. y FERNÁNDEZ, R. 2007. TriboLAB: Características de un Tribómetro para un Experimento de Tribología Espacial en la ISS. En: *Congreso Ibérico de Tribología, IBERTRIB 2007*, Bilbao, Spain: 21-22 Jun., 2007. p. 6.
- GARMENDIA, I.; ANGLADA, E.; VALLEJO, H.; BRIZUELA, M. y INSAUSTI, N. 2012. Thermal Control of Tribolab, a materials experiment in the International Space Station. En: *50th Anniversary Conference. Engineering: Science and Technology*, Donostia - San Sebastián, Spain, 31 May - 1 Jun. 2012. TECNUN – ESCUELA DE INGENIEROS DE LA UNIVERSIDAD DE NAVARRA (ed.). Pamplona, Spain: Servicio de Publicaciones de la Universidad de Navarra, ISBN 978-84-8081-290-0.
- GARMENDIA, I.; ANGLADA, E.; VALLEJO, H. y SECO, M. 2016. Accurate calculation of conductive conductances in complex geometries for spacecrafts thermal models. *Advances in Space Research*, **57**, (4), 1087-1097. ISSN 0273-1177. DOI [10.1016/j.asr.2015.12.027](https://doi.org/10.1016/j.asr.2015.12.027).
- GARMENDIA, I.; LANDABEREA, A.; ANGLADA, E.; FERNANDEZ-SANZ, R.; SANTIAGO, R.; HERRADA, F. y ENCINAS, J.M. 2003. The vacuum tribology model (VTM) of TriboLAB. En: *10th European Space Mechanisms and Tribology Symposium, SMATS 2003*, San Sebastián, Spain, 24-26 Sep. 2003. R.A. HARRIS (ed.). Noordwijk, The Netherlands: ESA Publications Division, pp. 67-70. ESA SP-524. ISBN 92-9092-834-4. ISSN 0379-6566.
- GILMORE, D.G. y COLLINS, R.L. 2002. Thermal Design Analysis. En: D.G. GILMORE (ed.), *Spacecraft thermal control handbook*. 2 ed. El Segundo (CA), USA: The Aerospace Press, pp. 523-597. ISBN 1-884989-11-X.
- GLEICK, J. 2003. *Isaac Newton*. New York, USA: Vintage Books. ISBN 978-0-307-42643-7.
- GOLDBERG, D. 1989. *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. 13 ed. New York, USA: Addison-Wesley Publishing Company. ISBN 9780201157673.
- GOLDSTEIN, B.R. 2002. Copernicus and the origin of his heliocentric system. *Journal for the History of Astronomy*, **33**, (3), 219-235. ISSN 0021-8286. DOI [10.1177/002182860203300301](https://doi.org/10.1177/002182860203300301).

- HERNÁNDEZ, A.; BUCKLES, B.P. y COELLO, C.A. 1998a. Estrategias Evolutivas: La Versión Alemana del Algoritmo Genético (Parte I). *Soluciones Avanzadas*, **7**, (64), 38-45. ISSN 0188-8048.
- HERNÁNDEZ, A.; BUCKLES, B.P. y COELLO, C.A. 1998b. Estrategias Evolutivas: La Versión Alemana del Algoritmo Genético (Parte II). *Soluciones Avanzadas*, **7**, (64), 47-53. ISSN 0188-8048.
- HERRERA, F.; LOZANO, M. y VERDEGAY, J.L. 1998. Tackling Real-Coded Genetic Algorithms: Operators and Tools for Behavioural Analysis. *Artificial Intelligence Review*, **12**, (4), 265-319. ISSN 0269-2821. DOI 10.1023/A:1006504901164.
- HERRERA, F. y SEPÚLVEDA, A. 2000. Stochastic approach to spacecraft thermal control subsystem. En: *30th International Conference on Environmental Systems, ICES 2000*, Toulouse, Francia, 10-13 Jul. 2000. SAE INTERNATIONAL (ed.). Warrendale (PA), USA: SAE International, pp. 1-11. SAE Technical Paper 2000-01-2484. DOI 10.4271/2000-01-2484.
- HOWELL, J.R. 1998. The Monte Carlo Method in Radiative Heat Transfer. *Journal of Heat Transfer*, **120**, (3), 547-560. ISSN 0022-1481. DOI 10.1115/1.2824310.
- HSL. 1969. *Subroutine VA05* [en línea]. Oxford, UK: HSL. A collection of Fortran codes for large scale scientific computation. [Consulta: 8 agosto 2017]. Disponible en: <http://www.hsl.rl.ac.uk/>.
- HUBBLE, E. 1922. A general study of diffuse galactic nebulae. *Astrophysical Journal*, **56**, (1922), 162-199. ISSN 0004637X. DOI 10.1086/142698.
- JACQUES, L. 2009. *Thermal Design of the Oufiti-1 Nanosatellite* [en línea]. Master Thesis, University of Liège, Applied Sciences Faculty, Centre Spatial de Liège. [Consulta: 8 agosto 2017]. Disponible en: http://www.leodium.ulg.ac.be/cmsms/uploads/08-09_Jacques.pdf.
- JOUFFROY, F. y DURAND, N. 2007. Thermal model correlation using Genetic Algorithms. En: *21st European Workshop on Thermal and ECLS Software*, ESA/ESTEC, Noordwijk, The Netherlands, 30-31 Oct. 2007. ESA (ed.). Noordwijk, Netherlands: European Space Agency, pp. 1-14. ESA-WPP-275. ISSN 1022-6656.
- JOUFFROY, F.; TOCHON, D. y CAPITAINÉ, A. 2006a. *Bibliographical study of optimisation methods with focus on Genetic Algorithm techniques w.r.t post-test thermal model correlation problem* [en línea]. S.I.: THCOR-ASF-005-TN. Disponible en: <https://exchange.esa.int/restricted/model-correlation/>.
- JOUFFROY, F.; TOCHON, D. y CAPITAINÉ, A. 2006b. *Test plan & test models for verification of post-test thermal model correlation by using a stochastic global optimization method* [en línea]. S.I.: THCOR-ASF-006-TN. Disponible en: <https://exchange.esa.int/restricted/model-correlation/>.
- JOUFFROY, F.; TOCHON, D. y CAPITAINÉ, A. 2007. *Verification of feasibility of post-test thermal model correlation by using Genetic Algorithm: analysis of test plan results* [en línea]. S.I.: THCOR-ASF-013-TN. Disponible en: <https://exchange.esa.int/restricted/model-correlation/>.
- K&K ASSOCIATES. 2000. *Thermal Network Modeling Handbook* [en línea]. Westminster (CO), USA: K&K Associates. Disponible en: <http://www.tak2000.com/data/handbookx.pdf>.
- KARAM, R.D. 1998. *Satellite Thermal Control for Systems Engineers*. Reston (VA), USA: American Institute of Aeronautics and Astronautics. Progress in astronautics and aeronautics. ISBN 1-56347-276-7.

- KIM, J.S. y TETI, N.M. 2015. Thermal Testing and Model Correlation of the Magnetospheric Multiscale (MMS) Observatories. En: *45th International Conference on Environmental System, ICES 2015*, Bellevue (WA), USA, 12-16 Jul. 2015. [en línea]. ICES STEERING COMMITTEE (ed.). Lubbock (TX), USA: Texas Tech University, pp. 1-18. ICES-2015-331. Disponible en: <http://hdl.handle.net/2346/64553>.
- KINCAID, D.; RESPESS, J.R.; YOUNG, D.M. y GRIMES, R.G. 1982. Algorithm 586: ITPACK 2C: A FORTRAN Package for Solving Large Sparse Linear Systems by Adaptive Accelerated Iterative Methods. *ACM Transactions on Mathematical Software*, **8**, (3), 302-322. ISSN 1557-7295. DOI 10.1145/356004.356009.
- KIRTLEY, C.J.; STOCK, N.J.; DE KONING, H.P. y APPEL, S. 2005. Automatic Linear Conductor Generation Solution for Lumped Parameter Models. En: *35th International Conference On Environmental Systems, ICES 2005*, Rome, Italy, 11 - 14 Jul. 2005. SAE INTERNATIONAL (ed.). Warrendale (PA), USA: SAE International, SAE Technical Paper 2005-01-3059. ISSN 0148-7191. DOI 10.4271/2005-01-3059.
- KLEMENT, J. 2014a. On Using Quasi-Newton Algorithms of the Broyden Class for Model-to-Test Correlation. *Journal of Aerospace Technology and Management*, **6**, (4), 407-414. ISSN 2175-9146. DOI 10.5028/jatm.v6i4.373.
- KLEMENT, J. 2014b. On using quasi Newton algorithms of the Broyden class for model-to-test correlation. En: *28th European Space Thermal Analysis Workshop*, ESA/ESTEC, Noordwijk, The Netherlands, 14–15 Oct. 2014. ESA (ed.). Noordwijk, The Netherlands: ESA Publications Division, pp. 213-228. ESA-WPP-343. ISSN 1022-6656.
- KLEMENT, J.; ANGLADA, E. y GARMENDIA, I. 2016. Advances in automatic thermal model to test correlation in space industry. En: *46th International Conference on Environmental Systems, ICES 2016*, Vienna, Austria, 10-14 Jul. 2016. [en línea]. ICES STEERING COMMITTEE (ed.). Lubbock (TX), USA: Texas Tech University, pp. 1-11. [Consulta: 8 agosto 2017]. ICES-2016-54. Disponible en: <http://hdl.handle.net/2346/67496>.
- LEMAÎTRE, G. 1931. The Expanding Universe. *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*, **91**, 490-501. DOI 10.1093/mnras/91.5.490.
- MARTÍNEZ-JIMÉNEZ, L. 2017. *Identificación de parámetros en ensayos térmicos de componentes espaciales*. Trabajo Fin de Grado, Universidad del País Vasco / Euskal Herriko Unibertsitatea.
- MEJÍA, A. 2010. Pedro Paulet: Peruvian Pioneer of the Space Age. En: *SpaceOps 2010 Conference*, Huntsville (AL), USA, 25-30 Apr. 2010. AIAA (ed.). Reston (VA), USA: American Institute of Aeronautics and Astronautics, pp. 1-8. AIAA 2010-2217. ISBN 978-1-62410-164-9. DOI 10.2514/6.2010-2217.
- MESEGUER, J.; PÉREZ-GRANDE, I. y SANZ-ANDRÉS, A. 2012. *Spacecraft Thermal Control*. Cambridge (UK): Woodhead Publishing. ISBN 978-0-84569-996-3.
- MUÑOZ, M.A.; LÓPEZ, J.A. y CAICEDO, E.F. 2008. Inteligencia de enjambres: sociedades para la solución de problemas (una revisión). *Revista Ingeniería e Investigación*, **28**, (2), 119-130. ISSN 2248-8723.
- MUSEO NACIONAL DE CIENCIA Y TECNOLOGÍA. 2010. *Galileo Galilei, Noticiero Sideral* [en línea]. Madrid, Spain: Elecé Industria Gráfica. [Consulta: 1 diciembre 2016]. M-47156-2010. Disponible en: http://www.muncyt.es/stfls/MUNCYT/Publicaciones/sidereus_castellano.pdf.
- NASA. 2010a. Hermann Oberth. [en línea]. [Consulta: 22 septiembre 2017]. Disponible en: <https://www.nasa.gov/audience/foreducators/rocketry/home/hermann-oberth.html>.
- NASA. 2010b. Konstantin E. Tsiolkovsky. [en línea]. [Consulta: 22 septiembre 2017]. Disponible en: <https://www.nasa.gov/audience/foreducators/rocketry/home/konstantin-tsiolkovsky.html>.

- NASA. 2016. European Technology Exposure Facility (EuTEF). [en línea]. [Consulta: 9 mayo 2017]. Disponible en: https://www.nasa.gov/mission_pages/station/research/experiments/EuTEF3.jpg.
- NASA. 2017. Dr. Robert H. Goddard, American Rocketry Pioneer. [en línea]. [Consulta: 2 septiembre 2017]. Disponible en: https://www.nasa.gov/centers/goddard/about/history/dr_goddard.html.
- NATIONAL SPACE SOCIETY. 2015. *Position Paper: Next Generation Space Stations* [en línea]. S.l.: [Consulta: 8 agosto 2017]. Disponible en: http://www.nss.org/legislative/positions/NSS_Position_Paper_Next_Generation_Space_Stations_2015.pdf.
- OÑATE, J.; BRIZUELA, M.; BAUSA, M.; GARCIA-LUIS, A. y BRACERAS, I. 2003. Vacuum tribology testing of alloyed MoS₂ films at VTM model of TriboLAB. En: *10th European Space Mechanisms and Tribology Symposium, SMATS 2003*, . R.A. HARRIS (ed.). Noordwijk, Netherlands: ESA Publications Division, pp. 333-336. ESA-SP-524. ISBN 92-9092-834-4. ISSN 0379-6566.
- OPPENHEIM, A.K. 1956. Radiation Analysis by the Network Method. *Transactions of the ASME*, **78**, (4), 725-735.
- PANCHENKO, D. 1994. Thales's prediction of a solar eclipse. *Journal for the History of Astronomy*, **25**, (4), 275-288. ISSN 00218286. DOI 10.1177/002182869402500402.
- PARIS, A.D.; DUDIK, B.A.; FISHER, M.L.; KELLY, F.P.; KEMPENAAR, J.E.; KRYLO, J.R.; BHANDARI, P. y LYRA, J.C. 2011. Thermal Control of the Mars Science Laboratory Spacecraft Propellant Lines - Design Architecture and Analytical Modeling. En: *41st International Conference on Environmental Systems, ICES 2011*, Portland (Oregon), USA, 17-21 Jul. 2011. AIAA (ed.). Reston (VA), USA: American Institute of Aeronautics and Astronautics, AIAA-2011-5117. ISBN 978-1-60086-948-8. DOI <http://dx.doi.org/10.2514/6.2011-5117>.
- PERELLON, M.; ALVAREZ, R.; PETRINI, P.; SAUER, A. y DOLCE, S. 2015. Sentinel 1 – Spacecraft and SAR antenna thermal design, analysis, verification and flight performances. En: *45th International Conference on Environmental Systems, ICES 2015*, Bellevue (WA), USA, 12-16 Jul. 2015. [en línea]. ICES STEERING COMMITTEE (ed.). Lubbock (TX), USA: Texas Tech University, ICES-2015-18. Disponible en: <http://hdl.handle.net/2346/64291>.
- PETRINI, P. y FABIANI, G.P. 1997. SSB Antenna thermal balance test and correlation. En: *6th European Symposium on Space Environmental Control Systems*, ESTEC, Noordwijk, Netherlands, 20-22 May. 1997. ESA (ed.). Noordwijk, The Netherlands: ESA Publications Division, pp. 215-223. ESA-SP-400. ISBN 92-9092-283-4.
- PICKOVER, C. 2008. Kepler's Laws of Planetary Motion. En: *Archimedes to Hawking*. New York: Oxford University Press, pp. 52-64. ISBN 978-0-19-533611-5.
- POWELL, M.J.D. 1989. A tolerant algorithm for linearly constrained optimization calculations. *Mathematical Programming*, **45**, (1-3), 547-566. ISSN 0025-5610. DOI 10.1007/BF01589118.
- POWELL, M.J.D. 2006. The NEWUOA software for unconstrained optimization with derivatives. En: G. DI PILLO y M. ROMA (ed.), *Large-Scale Nonlinear Optimization*. New York, USA: Springer, pp. 255-297. ISBN 978-0387-30063-4.
- POWELL, M.J.D. 2009. *The BOBYQA algorithm for bound constrained optimization without derivatives*. Report DAMTP/2009/NA06. Cambridge (UK): University of Cambridge.
- POWELL, M.J.D. 2015. On fast trust region methods for quadratic models with linear constraints. *Mathematical Programming Computation*, **7**, (3), 237-267. ISSN 1867-2949. DOI 10.1007/s12532-015-0084-4.

- RICHMOND, J.A. 2010. *Adaptive Thermal Modeling Architecture For Small Satellite Applications* [en línea]. Master thesis, Massachusetts Institute of Technology, Department of Aeronautics and Astronautics. Disponible en: <http://hdl.handle.net/1721.1/59689>.
- RICKMAN, S.L. 2012. Form Factors, Grey Bodies and Radiation Conductances (Radks). En: *Thermal and Fluids Analysis Workshop, TFAWS 2012*, Pasadena (CA), USA, 13 - 17, Aug. 2012. p. 179.
- SEMA. 1976a. *ESATEST I - Selection d'une méthode de correction des paramètres*. Paris, Francia: s.n. I.
- SEMA. 1976b. *ESATEST II - User's manual*. Paris, Francia: s.n.
- SEMA. 1976c. *ESATEST III - Traitement de mesure et éditions (Reference manual)*. Paris, Francia: s.n.
- SEMA. 1976d. *ESATEST IV - Correction des paramètres (Reference manual)*. Paris, Francia: s.n.
- SERRANO, J.; GÓMEZ-ELVIRA, J.; OÑATE, J.I.; RODRÍGUEZ, A. y GARMENDIA, I. 2000. Tribolab. A facility for tribological tests in the International Space Station. En: *8th International Symposium on Materials in a Space Environment and 5th International Conference on Protection of Materials and Structures from LEO Space Environment*, Arcachon, France, 5 - 9 Jun. 2000. p. 3.
- SERRANO, J.; GÓMEZ-ELVIRA, J.; SANTIAGO, R.; PAZOS, J.; OÑATE, J.I.; GARMENDIA, I. y RODRÍGUEZ, A. 2001. Tribolab: a space tribometer. En: *9th European Space Mechanisms and Tribology Symposium, ESMATS 2001*, Liege, Belgium, 19 - 21 Sep. 2001. R.A. HARRIS (ed.). Noordwijk, The Netherlands: ESA Publications Division, pp. 281-284. ESA-SP-480. ISBN 92-9092-761-5. ISSN 0379-6566.
- SHAUGHNESSY, B. 2010. Genetic algorithm shape optimisation of radiant heaters. En: *24th European Workshop on Thermal and ECLS Software, ESA/ESTEC*, Noordwijk, The Netherlands, 16 - 17 Nov. 2010. ESA (ed.). Noordwijk, The Netherlands: ESA Publications Division, pp. 74. ESA-WPP-315. ISSN 1022-6656.
- SIEGEL, R. y HOWELL, J. 2002. The Unit-Sphere and Hemicube Methods. En: *Thermal Radiation Heat Transfer*. 4 ed. New York, USA: Taylor & Francis, pp. 187-189. ISBN 1-56032-839-8.
- SORIANO, T. 2010. THERMICA-THERMISOL 4.3.4. En: *24th European Workshop on Thermal and ECLS Software, ESA/ESTEC*, Noordwijk, The Netherlands, 16-17 Nov. 2010. ESA (ed.). Noordwijk, Netherlands: ESA Publications Division, ESA-WPP-315. ISSN 1022-6656.
- STERKEN, C. 2005. Ole Roemer and the Light-Time Effect. En: *Proceedings of ASP Conference Series*, Brussels, Belgium, 19-22 Jul. 2004. C. STERKEN (ed.). San Francisco, USA: Astronomical Society of the Pacific, pp. 181-190. ASP Conference Series, vol. 335. ISBN 1-58381-200-8.
- STRUTT, J.; STOCK, N. y KIRTLEY, C. 2014. Lumped Parameter Thermal Conductor Generation for 3D Geometry. En: *44th International Conference on Environmental Systems, ICES 2014*, Tucson (AZ), USA, 13-17 Jul. 2014. [en línea]. ICES STEERING COMMITTEE (ed.). Lubbock (TX), USA: Texas Tech University, [Consulta: 10 octubre 2017]. ICES-2014-297. ISBN 978-0-692-38220-2. Disponible en: <http://hdl.handle.net/2346/59630>.
- THE EDITORS OF ENCYCLOPAEDIA BRITANNICA. 2017. Sir William Herschel. *Encyclopaedia Britannica* [en línea]. [Consulta: 20 septiembre 2017]. Disponible en: <https://www.britannica.com/biography/William-Herschel>.

- THOMPSON, L.A. 2013. V. M. Slipher and the Development of the Nebular Spectrograph. En: *Origins of the Expanding Universe: 1912-1932*, Flagstaff (AZ), USA, 13-15 Sep. 2012. M. WAY y D. HUNTER (ed.). San Francisco (CA), USA: Astronomical Society of the Pacific, pp. 1-7. ASP Conference Series, vol. 471. ISBN 978-1-58381-826-8.
- TRINOVA, M. 2014. Development of an automated thermal model correlation tool. En: *28th European Space Thermal Analysis Workshop*, ESA/ESTEC, Noordwijk, The Netherlands, 14-15 Oct. 2014. ESA (ed.). Noordwijk, The Netherlands: ESA Publications Division, pp. 201-212. ESA-WPP-343. ISSN 1022-6656.
- VAN DEN HEUVEL, E. y DOORNINK, J. 2001. Thermal balance testing of the european robotic arm. En: *4th International Symposium on Environmental Testing for Space Programmes*, Liège, Belgium, 12-14 Jun. 2001. B. SCHÜRMAN (ed.). Noordwijk, The Netherlands: ESA Publications Division, pp. 439-444. ESA-SP-467. ISBN 92-9092-7097. ISSN 0379-6566.
- VAN MAANEN, A. 1926. REVIEW: Oeuvres Complètes de Christiaan Huygens, Vol. XV. *Astrophysical Journal*, **63**, 375-376. ISSN 0004637X. DOI 10.1086/142985.
- VAN ZIJL, N.; ZANDBERGEN, B. y BENTHEM, B. 2013. Correlating thermal balance test results with a thermal mathematical model using evolutionary algorithms. En: *27th European Space Thermal Analysis Workshop*, ESA/ESTEC, Noordwijk, The Netherlands, 3-4 Dec. 2013. ESA (ed.). Noordwijk, The Netherlands: ESA Publications Division, pp. 89-108. ESA-WPP-338. ISSN 1022-6656.
- WELCH, J.W. 2002. Thermal Testing. En: D.G. GILMORE (ed.), *Spacecraft thermal control handbook*. 2 ed. El Segundo (CA), USA: The Aerospace Press, pp. 713-758. ISBN 1-884989-11-X.
- WINKLER, M.G. y VAN HELDEN, A. 1993. Johannes Hevelius and the visual language of astronomy. En: J. V. FIELD y F.A.J.L. JAMES (ed.), *Renaissance and Revolution: Humanists, Scholars, Craftsmen and Natural Philosophers in Early Modern Europe*. Cambridge (UK): Cambridge University Press, pp. 97-116. ISBN 0521434270.
- ZAIKUN, Z. 2015. Software by Professor M. J. D. Powell. [en línea]. [Consulta: 1 enero 2017]. Disponible en: http://mat.uc.pt/~zhang/software.html#powell_software.
- ZANG, H.; ZHANG, S. y HAPESHI, K. 2010. A Review of Nature-Inspired Algorithms. *Journal of Bionic Engineering*, **7**, (Suplement), S232-S237. ISSN 1672-6529. DOI 10.1016/S1672-6529(09)60240-7

Anexo 1

MODELOS TÉRMICOS MATEMÁTICOS

Se ha considerado de interés incluir algunos de los modelos de TK empleados a modo de ejemplo de TMM. Debido a la longitud de algunos modelos, se ha optado por incluir únicamente los casos expuestos a continuación: Modelo de referencia de 5 nodos, caso caliente estacionario y transitorio del modelo de referencia de 7 nodos y caso caliente transitorio del modelo de referencia de 47 nodos.

A 1.1. MODELO DE REFERENCIA DE 5 NODOS

```
*****
* Unidades empleadas: SI;°C
*****
* Nombre de los nodos (5)
*****
NODO 1 Nodo_1
RMCP(1)=0.000000E+00
NODO 2 Nodo_2
RMCP(2)=0.000000E+00
NODO 3 Nodo_3
RMCP(3)=0.000000E+00
NODO 4 Nodo_4
RMCP(4)=0.000000E+00
NODO 5 Espacio
RMCP(5)=0.000000E+00
```

```
*****
* Conductancias lineales GL
*****
GL(1,2)=0.11
GL(1,3)=0.12
GL(1,4)=0.13
GL(2,3)=0.14
GL(2,4)=0.15
GL(3,4)=0.16
GL(1,5)=1.0
*****
** Conductancias radiativas GR (m2)
*****
GR(1,5)=0.1
GR(2,5)=0.1
GR(3,5)=0.1
GR(4,5)=0.1
*****
* Calor generado por el instrumento
*****
Q(1)=10.0
Q(2)=10.0
Q(3)=10.0
Q(4)=10.0
*****
* Temperaturas de sink (radiación)
*****
T(5)=0.0
*****
* Configuración del cálculo
*****
RESULTADOS ORDENADOS
PROBLEMA ESTACIONARIO
ITERMAX=9999
TOLER=10.E-8
*****
* Numero de nodos
*****
N=5
*****
* END
*****
```

A 1.2. MODELO DE REFERENCIA DE 7 NODOS

A 1.2.1. Caso caliente estacionario

```

*****
* Unidades empleadas: SI; °C
*****
* Nombre de los nodos (7)
*****
NODO 10000 EuTEF
RMCP(10000)=0.000000E+00
NODO 85040 TBL-LOWER
RMCP(85040)=4.96369E+03
NODO 85041 RAD-LOWER
RMCP(85041)=1.82350E+02
NODO 85070 TBL-UPPER
RMCP(85070)=4.84657E+03
NODO 85071 RAD-UPPER
RMCP(85071)=3.65710E+02
NODO 99241 SINK-RAD-LOWER
RMCP(99241)=0.000000E+00
NODO 99271 SINK-RAD-UPPER
RMCP(99271)=0.000000E+00
*****
* Conductancias lineales GL
*****
GL(10000,85040)=3.3270E-02
GL(85040,85070)=4.8830E-01
GL(85040,85041)=3.2190E+00
GL(85070,85071)=4.4309E+00
*****
** Conductancias radiativas GR (m²)
*****
GR(85041,99241)=3.8300E-02
GR(85071,99271)=6.1200E-02
*****
* Calor generado por los calentadores
*****
* Calor generado por el instrumento
*****
Q(85040)=33.39
Q(85070)=1.2
*****
* Calor absorbido por el radiador
*****
Q(85041)=7.61
Q(85071)=12.55

```

```

*****
* Temperaturas de sink (radiación)
*****
T(99241)=-61.28
T(99271)=-110.31
*****
* Temperaturas de sink (conducción hacia EUTEF/ISS)
*****
T(10000)=47.60
*****
* Configuración del cálculo
*****
RESULTADOS ORDENADOS
PROBLEMA ESTACIONARIO
ITERMAX=9999
TOLER=10.E-8
*****
* Numero de nodos
*****
N=7
*****
* END
*****

```

A 1.2.2. Caso caliente transitorio

```

*****
* Unidades empleadas: SI; °C
*****
* Nombre de los nodos (7)
*****
NODO 10000 EuTEF
RMCP(10000)=0.000000E+00
NODO 85040 TBL-LOWER
RMCP(85040)=4.96369E+03
NODO 85041 RAD-LOWER
RMCP(85041)=1.82350E+02
NODO 85070 TBL-UPPER
RMCP(85070)=4.84657E+03
NODO 85071 RAD-UPPER
RMCP(85071)=3.65710E+02
NODO 99241 SINK-RAD-LOWER
RMCP(99241)=0.000000E+00
NODO 99271 SINK-RAD-UPPER
RMCP(99271)=0.000000E+00
*****
* Conductancias lineales GL
*****
GL(10000,85040)=3.3270E-02
GL(85040,85070)=4.8830E-01
GL(85040,85041)=3.2190E+00
GL(85070,85071)=4.4309E+00

```

```

*****
* Conductancias radiativas GR (m²)
*****
GR(85041,99241)=3.8300E-02
GR(85071,99271)=6.1200E-02
*****
* Temperaturas iniciales
*****
T0(85040)=0.0
T0(85041)=0.0
T0(85070)=0.0
T0(85071)=0.0
*****
* Calor generado por los calentadores & termostatos
*****
Q(85070)=19.68 THERM=1
ITNODE(85070)=85070 THERM=1
TLI(85070)=15. THERM=1
TLS(85070)=25. THERM=1
*****
* Calor generado por el instrumento
*****
Q(85040)=33.39
Q(85070)=1.2
*****
* Calor absorbido por el radiador
*****
Q(85041)=7.61
Q(85071)=12.55
*****
* Temperaturas de sink (radiación)
*****
T(99241)=-61.28
T(99271)=-110.31
*****
* Temperaturas de sink (conducción hacia EUTEF/ISS)
*****
T(10000)=47.60
*****
* Configuración del cálculo
*****
RESULTADOS ORDENADOS
PROBLEMA TRANSITORIO
NSAVE=1
TOLER=10.E-5
ITERMAX=9999
TEND=120000.0
TSTAR=0.
DELTA=100.
TOLER=10.E-8
ITERMAX=9999
*****
* Numero de nodos
*****

```

```
N=7
*****
* END
*****
```

A 1.3. Modelo de referencia de 47 nodos

A 1.3.1. Caso caliente transitorio

```
*****
* Unidades empleadas: SI; °C
*****
* Nombre de los nodos (47)
NODO 10000 EuTEF
RMCP(10000)=0.000000E+00
NODO 85020 ELECTRONICS
RMCP(85020)=1.015560E+03
NODO 85030 ACT-CELL
RMCP(85030)=9.888800E+02
NODO 85031 RADACT-CELL
RMCP(85031)=1.285300E+02
NODO 85032 MLI-ACT-CELL
RMCP(85032)=0.000000E+00
NODO 85035 BB ACT
RMCP(85035)=1.256000E+02
NODO 85036 POD ACT
RMCP(85036)=1.256000E+02
NODO 85040 FC-CELL
RMCP(85040)=2.258050E+03
NODO 85041 RADFC-CELL
RMCP(85041)=5.382000E+01
NODO 85042 MLI-FC-CELL
RMCP(85042)=0.000000E+00
NODO 85045 DRIVERS
RMCP(85045)=4.500000E+02
NODO 85050 EXP1
RMCP(85050)=1.135050E+03
NODO 85051 RADEXP1
RMCP(85051)=8.748000E+01
NODO 85052 MLI-EXP1
RMCP(85052)=0.000000E+00
NODO 85053 EC-EXP1
RMCP(85053)=2.1620E+01
NODO 85060 EXP2
RMCP(85060)=9.337500E+02
NODO 85061 RADEXP2
RMCP(85061)=4.082000E+01
NODO 85062 MLI-EXP2
RMCP(85062)=0.000000E+00
NODO 85063 EC-EXP2
```

RMCP(85063)=2.1620E+01
NODO 85070 EXP3
RMCP(85070)=9.337500E+02
NODO 85071 RADEXP3
RMCP(85071)=4.082000E+01
NODO 85072 MLI-EXP3
RMCP(85072)=0.000000E+00
NODO 85073 EC-EXP3
RMCP(85073)=2.1620E+01
NODO 85080 EXP4
RMCP(85080)=1.844020E+03
NODO 85081 RADEXP4
RMCP(85081)=6.054000E+01
NODO 85082 MLI-EXP4
RMCP(85082)=0.000000E+00
NODO 85083 EC-EXP4
RMCP(85083)=2.1620E+01
NODO 85091 RADUPPER
RMCP(85091)=1.360500E+02
NODO 85092 MLI-RADUPPER
RMCP(85092)=0.000000E+00
NODO 99231 SINK-RADACT-CELL
RMCP(99231)=0.000000E+00
NODO 99232 SINK-MLI-ACT-CELL
RMCP(99232)=0.000000E+00
NODO 99241 SINK-RADFC-CELL
RMCP(99241)=0.000000E+00
NODO 99242 SINK-MLI-FC-CELL
RMCP(99242)=0.000000E+00
NODO 99251 SINK-RADEXP1
RMCP(99251)=0.000000E+00
NODO 99252 SINK-MLI-EXP1
RMCP(99252)=0.000000E+00
NODO 99253 SINK-EC-EXP1
RMCP(99253)=0.000000E+00
NODO 99261 SINK-RADEXP2
RMCP(99261)=0.000000E+00
NODO 99262 SINK-MLI-EXP2
RMCP(99262)=0.000000E+00
NODO 99263 SINK-EC-EXP2
RMCP(99263)=0.000000E+00
NODO 99271 SINK-RADEXP3
RMCP(99271)=0.000000E+00
NODO 99272 SINK-MLI-EXP3
RMCP(99272)=0.000000E+00
NODO 99273 SINK-EC-EXP3
RMCP(99273)=0.000000E+00
NODO 99281 SINK-RADEXP4
RMCP(99281)=0.000000E+00
NODO 99282 SINK-MLI-EXP4
RMCP(99282)=0.000000E+00
NODO 99283 SINK-EC-EXP4
RMCP(99283)=0.000000E+00
NODO 99291 SINK-RADUPPER

```
RMCP(99291)=0.000000E+00
NODO 99292 SINK-MLI-RADUPPER
RMCP(99292)=0.000000E+00
*****
* Conductancias lineales GL
*****
GL(10000,85030)=3.4000E-02
GL(85020,85030)=5.0000E-01
GL(85020,85031)=7.0000E+00
GL(85030,85031)=1.8320E+00
GL(85030,85032)=6.6800E-03
GL(85030,85040)=1.5440E+00
GL(85031,85041)=4.6400E-01
GL(85035,85040)=8.8800E-01
GL(85035,85050)=4.8600E-03
GL(85035,85080)=5.8900E-05
GL(85036,85040)=8.8800E-01
GL(85036,85050)=4.8200E-03
GL(85036,85080)=9.6400E-05
GL(85040,85041)=1.3870E+00
GL(85040,85042)=3.2700E-03
GL(85040,85045)=1.0000E+00
GL(85040,85050)=6.6600E-01
GL(85050,85051)=1.5920E+00
GL(85050,85052)=2.9100E-03
GL(85050,85053)=3.0000E-02
GL(85050,85060)=3.6600E+00
GL(85050,85080)=2.3900E-02
GL(85051,85061)=1.0630E+00
GL(85053,85060)=3.0000E-02
GL(85060,85061)=6.3000E-01
GL(85060,85062)=1.8600E-03
GL(85060,85063)=3.0000E-02
GL(85060,85070)=3.6600E+00
GL(85061,85071)=1.0630E+00
GL(85063,85070)=3.0000E-02
GL(85070,85071)=6.3000E-01
GL(85070,85072)=1.8600E-03
GL(85070,85073)=3.0000E-02
GL(85070,85080)=3.6600E+00
GL(85071,85081)=1.0630E+00
GL(85073,85080)=3.0000E-02
GL(85080,85081)=1.3330E+00
GL(85080,85082)=3.4300E-03
GL(85080,85083)=6.0000E-02
GL(85080,85091)=2.4590E-01
GL(85081,85091)=6.1100E-01
GL(85091,85092)=1.0300E-03
*****
* Conductancias radiativas GR (m2)
*****
GR(85092,99292)=0.0116
GR(85091,99291)=0.0125
GR(85082,99282)=0.0542
```

```

GR(85081,99281)=0.0138
GR(85080,85081)=3.8700E-04
GR(85072,99272)=0.0163
GR(85071,85080)=1.2090E-04
GR(85071,85081)=9.9320E-06
GR(85071,99271)=0.0075
GR(85070,85071)=3.1290E-04
GR(85070,85080)=3.8720E-03
GR(85070,85081)=8.4700E-05
GR(85062,99262)=0.0163
GR(85061,85070)=1.2090E-04
GR(85061,85071)=9.9320E-06
GR(85061,99261)=0.0086
GR(85060,85061)=3.1290E-04
GR(85060,85070)=3.8720E-03
GR(85060,85071)=8.4700E-05
GR(85052,99252)=0.0363
GR(85051,85060)=1.2090E-04
GR(85051,85061)=9.9320E-06
GR(85051,99251)=0.0129
GR(85050,85051)=1.9340E-03
GR(85050,85060)=3.8720E-03
GR(85050,85061)=8.4700E-05
GR(85042,99242)=0.0198
GR(85041,85050)=1.1750E-04
GR(85041,99241)=0.0131
GR(85040,85041)=1.1350E-04
GR(85040,85045)=4.2900E-02
GR(85040,85050)=3.8540E-03
GR(85040,85051)=1.7350E-03
GR(85036,85040)=8.8800E-04
GR(85035,85036)=3.6000E-04
GR(85035,85040)=1.1200E-03
GR(85032,99232)=0.0734
GR(85031,85035)=1.6000E-04
GR(85031,85036)=2.4600E-04
GR(85031,85040)=6.9100E-04
GR(85031,99231)=0.0215
GR(85030,85031)=3.7400E-04
GR(85030,85035)=1.1000E-03
GR(85030,85036)=7.0400E-04
GR(85030,85040)=3.0000E-03
GR(85020,85030)=9.2800E-04
GR(85020,85031)=1.6100E-04
GR(85020,85035)=2.8700E-04
GR(85020,85036)=2.2600E-04
GR(85020,85040)=8.7300E-04
GR(85053,99253)=9.0000E-04
GR(85063,99263)=7.0000E-04
GR(85073,99273)=9.0000E-04
GR(85083,99283)=1.0000E-03
*****
* Temperaturas iniciales
*****

```

T0 (85020)=13.67
 T0 (85030)=13.6700
 T0 (85031)=13.3880
 T0 (85032)=13.54
 T0 (85035)=13.67
 T0 (85036)=13.67
 T0 (85040)=13.67
 T0 (85041)=12.4984
 T0 (85042)=13.39
 T0 (85045)=13.67
 T0 (85050)=13.67
 T0 (85051)=13.1374
 T0 (85052)=12.50
 T0 (85053)=12.50
 T0 (85060)=13.67
 T0 (85061)=13.4104
 T0 (85062)=13.14
 T0 (85063)=13.14
 T0 (85070)=13.14
 T0 (85071)=13.14
 T0 (85072)=13.14
 T0 (85073)=13.14
 T0 (85080)=13.14
 T0 (85081)=13.14
 T0 (85082)=13.14
 T0 (85083)=13.14
 T0 (85091)=13.5783
 T0 (85092)=13.51

 * Temperaturas de sink (radiación)

TSINK 99231
 0.0 -4.0814
 196.2 -4.1038
 392.4 -4.0919
 588.6 -4.0842

...
*debido a la longitud de esta tabla de temperaturas (101 pares de datos)
 en este documento se han omitido los valores intermedios*

...
 19031.4 -4.0886
 19227.6 -4.0962
 19423.8 -4.1189
 19620.0 -4.1143

*
 TSINK 99241
 0.0 -4.0814
 196.2 -4.1038
 392.4 -4.0919
 588.6 -4.0842

...
*debido a la longitud de esta tabla de temperaturas (101 pares de datos)
 en este documento se han omitido los valores intermedios*

...

19031.4 -4.0886
 19227.6 -4.0962
 19423.8 -4.1189
 19620.0 -4.1143

*

TSINK 99251
 0.0 -4.0814
 196.2 -4.1038
 392.4 -4.0919
 588.6 -4.0842

...

*debido a la longitud de esta tabla de temperaturas (101 pares de datos)
 en este documento se han omitido los valores intermedios*

...

19031.4 -4.0886
 19227.6 -4.0962
 19423.8 -4.1189
 19620.0 -4.1143

*

TSINK 99261
 0.0 -4.0814
 196.2 -4.1038
 392.4 -4.0919
 588.6 -4.0842

...

*debido a la longitud de esta tabla de temperaturas (101 pares de datos)
 en este documento se han omitido los valores intermedios*

...

19031.4 -4.0886
 19227.6 -4.0962
 19423.8 -4.1189
 19620.0 -4.1143

*

TSINK 99271
 0.0 -4.0814
 196.2 -4.1038
 392.4 -4.0919
 588.6 -4.0842

...

*debido a la longitud de esta tabla de temperaturas (101 pares de datos)
 en este documento se han omitido los valores intermedios*

...

19031.4 -4.0886
 19227.6 -4.0962
 19423.8 -4.1189
 19620.0 -4.1143

*

TSINK 99281
 0.0 -4.0814
 196.2 -4.1038
 392.4 -4.0919
 588.6 -4.0842

...

*debido a la longitud de esta tabla de temperaturas (101 pares de datos)
en este documento se han omitido los valores intermedios*

...
19031.4 -4.0886
19227.6 -4.0962
19423.8 -4.1189
19620.0 -4.1143

*

TSINK 99291
0.0 -4.0814
196.2 -4.1038
392.4 -4.0919
588.6 -4.0842

...

*debido a la longitud de esta tabla de temperaturas (101 pares de datos)
en este documento se han omitido los valores intermedios*

...
19031.4 -4.0886
19227.6 -4.0962
19423.8 -4.1189
19620.0 -4.1143

*

TSINK 99232
0.0 -4.0814
196.2 -4.1038
392.4 -4.0919
588.6 -4.0842

...

*debido a la longitud de esta tabla de temperaturas (101 pares de datos)
en este documento se han omitido los valores intermedios*

...
19031.4 -4.0886
19227.6 -4.0962
19423.8 -4.1189
19620.0 -4.1143

*

TSINK 99242
0.0 -4.0814
196.2 -4.1038
392.4 -4.0919
588.6 -4.0842

...

*debido a la longitud de esta tabla de temperaturas (101 pares de datos)
en este documento se han omitido los valores intermedios*

...
19031.4 -4.0886
19227.6 -4.0962
19423.8 -4.1189
19620.0 -4.1143

*

TSINK 99252
0.0 -4.0814
196.2 -4.1038
392.4 -4.0919

588.6 -4.0842

...

*debido a la longitud de esta tabla de temperaturas (101 pares de datos)
en este documento se han omitido los valores intermedios*

...

19031.4 -4.0886
19227.6 -4.0962
19423.8 -4.1189
19620.0 -4.1143

*

TSINK 99262

0.0 -4.0814
196.2 -4.1038
392.4 -4.0919
588.6 -4.0842

...

*debido a la longitud de esta tabla de temperaturas (101 pares de datos)
en este documento se han omitido los valores intermedios*

...

19031.4 -4.0886
19227.6 -4.0962
19423.8 -4.1189
19620.0 -4.1143

*

TSINK 99272

0.0 -4.0814
196.2 -4.1038
392.4 -4.0919
588.6 -4.0842

...

*debido a la longitud de esta tabla de temperaturas (101 pares de datos)
en este documento se han omitido los valores intermedios*

...

19031.4 -4.0886
19227.6 -4.0962
19423.8 -4.1189
19620.0 -4.1143

*

TSINK 99282

0.0 -4.0814
196.2 -4.1038
392.4 -4.0919
588.6 -4.0842

...

*debido a la longitud de esta tabla de temperaturas (101 pares de datos)
en este documento se han omitido los valores intermedios*

...

19031.4 -4.0886
19227.6 -4.0962
19423.8 -4.1189
19620.0 -4.1143

*

TSINK 99292

```

0.0 -4.0814
196.2 -4.1038
392.4 -4.0919
588.6 -4.0842
...
debido a la longitud de esta tabla de temperaturas (101 pares de datos)
en este documento se han omitido los valores intermedios
...
19031.4 -4.0886
19227.6 -4.0962
19423.8 -4.1189
19620.0 -4.1143
*
TSINK 10000
0.0 48.1704
196.2 48.3109
392.4 48.4434
588.6 48.5609
...
debido a la longitud de esta tabla de temperaturas (101 pares de datos)
en este documento se han omitido los valores intermedios
...
19031.4 49.3853
19227.6 49.3674
19423.8 49.3250
19620.0 49.3889
*****
* Calor generado por el instrumento
*****
Q(85020)=12.475
Q(85035)=5.763
Q(85045)=0.659
Q(85050)=0.176
Q(85060)=0.176
Q(85070)=0.176
Q(85080)=0.176
*****
* Calor generado por los calentadores & termostatos
*****
Q(85080)=13.544 THERM=1
ITNODE(85080)=85060 THERM=1
TLI(85060)=15.0 THERM=1
TLS(85060)=25.0 THERM=1
*
Q(85070)=2.709 THERM=2
ITNODE(85070)=85060 THERM=2
TLI(85060)=15.0 THERM=2
TLS(85060)=25.0 THERM=2
*****
* Configuración del cálculo
*****
RESULTADOS ORDENADOS
TOLER=10.E-5
ITERMAX=9999

```

```
PROBLEMA TRANSITORIO
NSAVE=18
TEND=18000.0
TSTART=0.0
DELTA=100.0
*****
* Numero de nodos
*****
N=47
*****
* END
*****
```




Universidad del País Vasco Euskal Herriko Unibertsitatea

Departamento de Ingeniería
Mecánica / Ingeniaritza
Mekanikoa Saila