

7. Algoritmo Genético

En el capítulo anterior se describió el procedimiento para la determinación de los parámetros del modelo de circuito del motor de inducción basado en los mínimos cuadrados que, como se vio, padecía de ciertas limitaciones. Mediante un método basado en algoritmos genéticos se quieren evitar tales inconvenientes y conseguir un método de identificación de los parámetros del modelo de circuito de las máquinas de inducción más robusto.

7.1. Introducción

Como se explicó en el Capítulo 3: *Algoritmos*, un algoritmo genético es un método de optimización basado en la selección natural de las especies. En esta técnica, un número inicial de individuos forman la población inicial que tendrá un cierto ajuste con la solución del problema. De esta población se eligen algunos individuos mediante un método que selecciona los mejores individuos para la reproducción con la esperanza de que se consigan mejores individuos que estén más cerca de la solución óptima.

Los algoritmos genéticos difieren de los principales métodos tradicionales de optimización en cuatro puntos fundamentales:

1. Los algoritmos genéticos trabajan con codificaciones de los puntos del espacio de búsqueda en lugar de con los puntos propiamente dichos.
2. La búsqueda se realiza a partir de una población de puntos en lugar de un solo punto.
3. No utilizan derivadas ni otras propiedades de la función objetivo, sino únicamente la función objetivo.
4. Se rigen mediante reglas de transición probabilísticas, no determinísticas.

Muchos de los métodos tradicionales utilizan la estrategia de moverse de un punto al siguiente mediante alguna regla de transición. Por ejemplo, los métodos tradicionales basados en la pendiente pasan del punto actual, x_n , al siguiente, x_{n+1} , mediante el incremento (la derivada o el gradiente), Δx , de forma que $x_{n+1} = x_n + \Delta x$. Esto trae consigo la posibilidad de caer en un óptimo local. Por el contrario, los algoritmos genéticos trabajan con una población de puntos simultáneamente. Además no se requiere información auxiliar como conocimientos de derivadas sino que simplemente se necesita la definición de la función objetivo. Finalmente, a diferencia de los métodos tradicionales, los algoritmos genéticos utilizan en el proceso de búsqueda reglas de

transición probabilísticas que se emplean para guiar el proceso hacia regiones del espacio en las que, con alta probabilidad, se encuentra el óptimo.

El hecho de que los métodos tradicionales pueden caer en mínimos locales y que necesitan de un punto de partida cercano a la solución óptima para converger hacia ella hace que sea interesante la opción de aplicar los algoritmos genéticos al problema de la determinación de los parámetros del modelo de circuito de un motor de inducción. Las ecuaciones a resolver son fuertemente no lineales y hay distintas combinaciones de parámetros que pueden encajar en el modelo de circuito de un motor de inducción. Además, no siempre es posible saber de antemano los valores típicos de los parámetros de un motor de inducción por lo que a veces no se dispone de un buen punto de partida para empezar a iterar. Algunos autores han utilizado con anterioridad los algoritmos genéticos para resolver el problema de la identificación de parámetros del motor de inducción.

7.2. Descripción de la implementación del algoritmo

Se ha utilizado la función “*ga*” incluida en Matlab [34], que permite particularizar el algoritmo mediante un determinado número de opciones. Se ha planteado como un problema de optimización con restricciones y por ello se ha creado una función de ajuste y otra función que contiene las restricciones.

La función de ajuste o función “*fitness*” se ha tomado como el error del par de arranque o la intensidad de arranque según bajo qué criterio se han determinado los parámetros, o en otras ocasiones se usado como función de ajuste la función objetivo, es decir, la suma de los errores rms de cada magnitud externa calculada. El algoritmo trata de minimizar la diferencia entre el valor de una magnitud del motor calculada a partir de los parámetros del modelo de circuito del motor y el mismo valor obtenido de los datos del catálogo del fabricante. Las funciones objetivo usadas han sido:

$$f_T = abs\left(\frac{T_{st} + T(1)}{T_{st}}\right) \quad (7.1)$$

$$f_T = abs\left(\frac{I_{st} + I(1)}{I_{st}}\right) \quad (7.2)$$

$$f = \left(\frac{T_{st} - T(1)}{T_{st}}\right)^2 + \left(\frac{T_{max} - T(s_{max})}{T_{max}}\right)^2 + \left(\frac{P_n - P(s_{FL})}{P_n}\right)^2 + \dots \quad (7.3)$$

Dónde T_{st} es el par de arranque de catálogo, I_{st} es la intensidad estatórica de arranque de catálogo, $T(1)$ es el par de arranque calculado e $I(1)$ es la intensidad estatórica durante el arranque calculada. En la tercera ecuación se omiten el resto de términos que

siguen puesto que varía en función del número de datos de catálogo disponibles. El objetivo ha sido que las funciones se acerquen a cero por lo que se han utilizado valores absolutos para evitar que tomen valores negativos.

Una de las ventajas de los algoritmos genéticos es que no es necesaria una buena solución de partida. Con un punto de partida aleatorio, el programa es capaz de converger. Esto puede ser atribuido al hecho de que el algoritmo genético usa múltiples puntos de partida al contrario que los métodos convencionales de optimización que sólo utilizan uno. Sin embargo, si estuviera disponible, es recomendable introducir una solución de partida cercana al óptimo, para poder reducir el tiempo de cálculo. Como soluciones iniciales se han empleado dos diferentes: una solución genérica, idéntica a la empleada para mínimos cuadrados y una solución dada por un modelo más sencillo. De esta forma, desde el principio se dispone de ciertos individuos (posibles soluciones del problema de identificación) cerca de la solución, que ayudan a la convergencia del algoritmo. Otra posibilidad para reducir el tiempo de cálculo es acotar el espacio de búsqueda. Si se conoce el rango en el que puede estar la solución óptima, puede limitarse la búsqueda a este espacio. De esta forma se desechan muchas soluciones que a priori se sabe que no son buenas como, por ejemplo, parámetros con valores negativos o demasiado pequeños. Para este estudio resulta más complicado acotar el espacio de búsqueda más allá de evitar valores negativos o cero, debido a la variabilidad de los valores de la resistencia del hierro. Un algoritmo genético funciona, en parte, probando soluciones al azar, por lo que restringir el número de posibles soluciones es de gran ayuda para la búsqueda del óptimo. El algoritmo penaliza a los individuos que salen del rango y así impide o dificulta que sean seleccionados para la reproducción. También ayuda en la creación de la población inicial, estando todos sus miembros dentro de un rango “lógico”. La no negatividad de los parámetros puede introducirse en forma de inecuaciones, pero no ha sido necesario hacerlo ya que el espacio de búsqueda quedaba acotado por debajo por los límites de búsqueda impuestos.

El problema ha sido codificado usando variables reales. Las funciones de ajuste y las restricciones se han programado para buscar los parámetros en por unidad o normalizados. De esta forma se reduce el espacio de búsqueda, ya que los valores de casi todos los parámetros están en un rango entre cero y uno. En consecuencia, el tiempo utilizado por el algoritmo se ha reducido notablemente con respecto a la búsqueda de parámetros en unidades del sistema internacional. Posteriormente se han multiplicado los valores normalizados de parámetros por sus valores base para convertirlos a unidades físicas del S.I.

Las restricciones en forma de igualdad usadas han sido de nuevo los errores en algunas magnitudes. El algoritmo penaliza el incumplimiento de las restricciones multiplicando el valor de la función objetivo (“*fitness*”) del individuo por un factor dado. Las restricciones usadas han sido las descritas en el Capítulo 5: *Ecuaciones*.

El principal inconveniente de este algoritmo es el elevado número de parámetros que es necesario ajustar para su funcionamiento óptimo. El rendimiento del algoritmo genético puede verse afectado por los valores de las constantes necesarias para su implementación como puede ser la tasa de mutación. Las constantes que configuran el algoritmo genético se deben escoger de forma que se logre un equilibrio entre tiempo de computación y precisión de la solución. Cada constante puede tener efectos contradictorios en esos factores. La elección depende del factor que sea más conveniente para el objetivo buscado. En este trabajo se ha buscado evitar caer en óptimos locales, como le puede suceder a los métodos tradicionales, por lo que se ha primado la precisión. Para ello es necesario disponer de una población diversificada, lo que conlleva mayor tiempo de cálculo. Una población diversa permite explorar gran cantidad de soluciones lo que hace más probable encontrar el óptimo global.

Se han llevado a cabo numerosas pruebas con los diferentes operadores: selección, mutación y cruce, así como con diferentes valores de las constantes del algoritmo, como tamaño de la población o tasa de mutación. A continuación se explican algunas de las pruebas realizadas en el proceso de selección de la configuración del algoritmo.

El tamaño de la población es uno de los parámetros más determinantes para el buen funcionamiento del algoritmo y tiene gran influencia en la diversidad de la población y en el tiempo de computación. Una población pequeña resta diversidad pero da la posibilidad de poder generar, en un corto espacio de tiempo, una gran cantidad de generaciones. Por otra parte, una población grande mantiene una gran diversidad, por lo que hay mayores posibilidades de encontrar el óptimo pero, por el contrario, necesita mucho tiempo de cálculo. Se han probado diferentes tamaños de población, para hacer la comparación. En la Figura 7.1 se muestra el ajuste del mejor individuo y el de la media de la población para una población de 25 individuos y en la Figura 7.2 para una población de 100 individuos. Se observa que el ajuste globalmente tiende a bajar, pero entre dos iteraciones puede suceder que se incremente su valor. Esto es debido a que la función de ajuste se utiliza para determinar cuál es la mejor solución pero, además, las soluciones deben cumplir las restricciones. Por tanto, sucede que un individuo puede tener un mejor ajuste pero no cumple bien las restricciones y por ello otro individuo con peor ajuste, pero que cumple mejor con las restricciones, es elegido como la mejor solución. En la Tabla 7.1 se muestran los resultados numéricos de cada una de las poblaciones utilizadas para el mismo motor tras 50 generaciones. Se ha escogido una población de 100 individuos ya que, aunque todas las poblaciones lograron resultados más o menos similares, ésta demostró ser más robusta que poblaciones más pequeñas. Las poblaciones mayores de cien individuos no han presentado ventajas significativas. El tiempo de cálculo ha resultado ser proporcional al número de individuos, como cabe esperar. Aproximadamente, ha sido necesario un segundo de cálculo por individuo para las cincuenta iteraciones.

Para fijar los parámetros del algoritmo que mejores resultados producen se han empleado grupos de 10 motores de cada catálogo.

A continuación se muestran los procesos de ajuste para diferentes tamaños de la población. Para estas figuras se ha empleado un motor de tipo IEC de 160 kW, 400 V, 2 polos, de alto rendimiento.

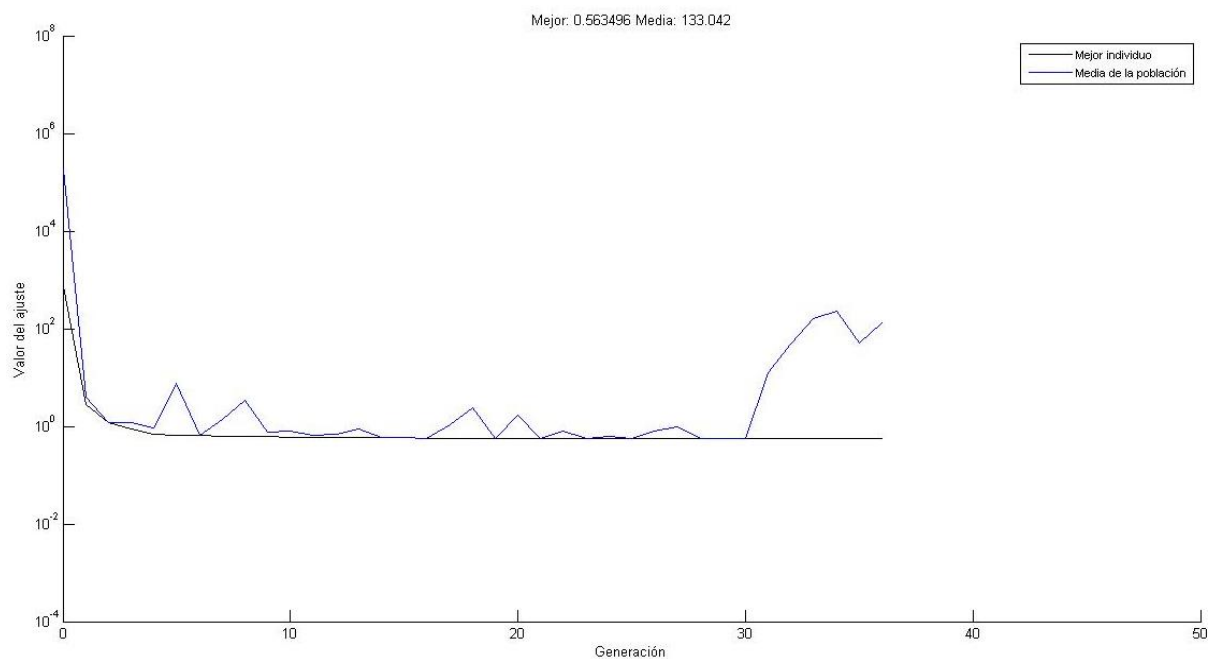


Figura 7.1. Progreso del ajuste para una población de 25 individuos

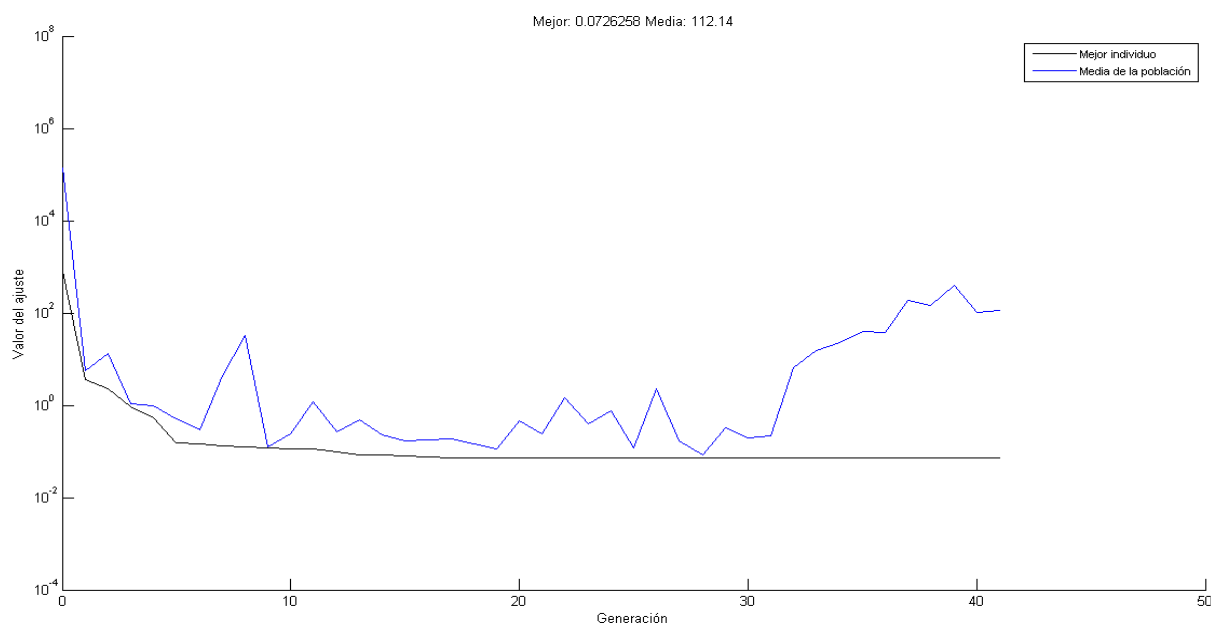


Figura 7.2. Progreso del ajuste para una población de 100 individuos

Población	25	50	75	100	150
R_1 [pu]	10^{-5}	0.06078	0.05799	0.06083	0.05888
X_1 [pu]	0.20654	0.00234	$1.31 \cdot 10^{-5}$	10^{-5}	$1 \cdot 10^{-5}$
R_{20} [pu]	0.17945	0.01314	0.01357	0.01319	0.01344
X_{20} [pu]	10^{-5}	0.00044	0.00058	0.00048	0.00054
R_{Fe} [pu]	14.473	160.95	76.65	163.3	90.51
X_m [pu]	2.863	1.506	1.525	1.509	1.52
P_{mec} [pu]	0.001	0.00104	0.00101	0.001	0.001
$s_{75\%}$	0.01625	0.01182	0.01191	0.01185	0.01188
$s_{50\%}$	0.01354	0.00839	0.00847	0.00838	0.00843
s_{max}	-	-	-	-	-
Tiempo [s]	42.372	89.348	123.04	130.07	222.67
Error T_{st}	0.01675	0.15728	0.27685	0.16076	0.23837
Error T_{max}	-0.36445	0.23702	0.29768	0.23764	0.27823
Error P_n	-0.58395	0.09524	0.10811	0.09836	0.10437
Error $\eta_{n,FL}$	-0.00486	0.01219	0.01275	0.01248	0.0125
Error $\cos\varphi_{n,FL}$	-0.43213	0.08958	0.091	0.09077	0.09089
Error I_{st}	-0.66115	0.31145	0.3557	0.31061	0.34151

Tabla 7.1. Valores de los parámetros y errores para distintos tamaños de población

La operación de cruce permite generar nuevas soluciones a partir de otras dos potenciales soluciones. Es el operador que generación tras generación va mejorando a la población (posibles soluciones), guiándola hacia el óptimo. La tasa de cruce ejerce una gran influencia en la convergencia del algoritmo. Una tasa de cruce elevada hace que el algoritmo tienda a perder diversidad en pocas generaciones. Es conveniente dejar una parte de la población sin cruzar para conservar la diversidad y evitar una convergencia precoz hacia un óptimo local. Se han ensayado distintas tasas de cruce sobre los mismos grupos de 10 motores empleados en el análisis del tamaño de la población. En la Tabla 7.2 se muestran los resultados para el mismo motor de ejemplo empleado más arriba. En la Figura 7.3 se muestra la evolución del ajuste para una tasa de cruce de 0.4 y en Figura 4 para una tasa de cruce de 0.9.

Otro factor que aporta diversidad es la mutación ya que introduce soluciones con nuevas características que pueden sacar a la población de un óptimo local. Sin embargo, los individuos mutados rara vez tienen un buen ajuste, ya que la mutación no tiene en cuenta la historia del resto de generaciones. Una elevada tasa de mutaciones introduce demasiados individuos no deseados, por lo que son recomendables valores reducidos de este parámetro. Se ha escogido una tasa de mutación de un 1%.

Tasa de Cruce	0.4	0.6	0.7	0.8	0.9
R_1 [pu]	0.05321	0.05531	0.06141	0.06083	0.06083
X_1 [pu]	$1,29 \cdot 10^{-5}$	0.04885	10^{-5}	10^{-5}	$1 \cdot 10^{-5}$
R_{20} [pu]	0.01432	0.01347	0.01312	0.01319	0.01319
X_{20} [pu]	0.0007	10^{-5}	0.00046	0.00048	0.00048
R_{Fe} [pu]	34.24	23.63	199.26	163.3	163.28
X_m [pu]	1.55	1.491	1.506	1.509	1.509
P_{mec} [pu]	0.001	0.00104	0.00101	0.001	0.001
$s_{75\%}$	0.01198	0.00715	0.01182	0.01185	0.01185
$s_{50\%}$	0.00867	0.009	0.00836	0.00838	0.00838
s_{max}	-	-	-	-	-
Tiempo [s]	137.1	153.7	156.84	130.07	129.92
Error T_{st}	0.51216	-0.08971	0.13859	0.16076	0.16078
Error T_{max}	0.41311	0.14273	0.22604	0.23764	0.23764
Error P_n	0.12097	0.06583	0.09582	0.09836	0.09837
Error $\eta_{n,FL}$	0.00961	-0.00577	0.01214	0.01248	0.01248
Error $\cos\varphi_{n,FL}$	0.09162	0.06995	0.09067	0.09077	0.09077
Error I_{st}	0.43684	0.149	0.30174	0.31061	0.3106

Tabla 7.2. Valores de los parámetros y errores para distintas tasas de cruce

Hay que recordar que los resultados mostrados pertenecen a un motor individual y que, por lo tanto, podría no representar a la mayoría de motores, como es el caso particular.

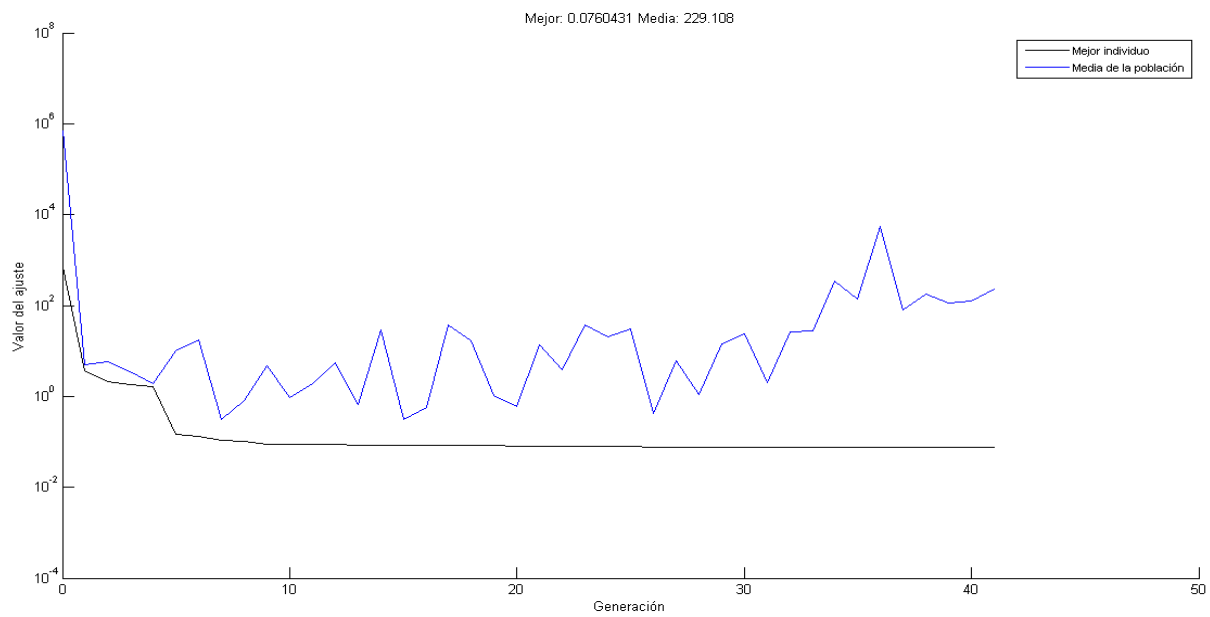


Figura 7.3. Progreso del ajuste para una tasa de cruce de 0.4

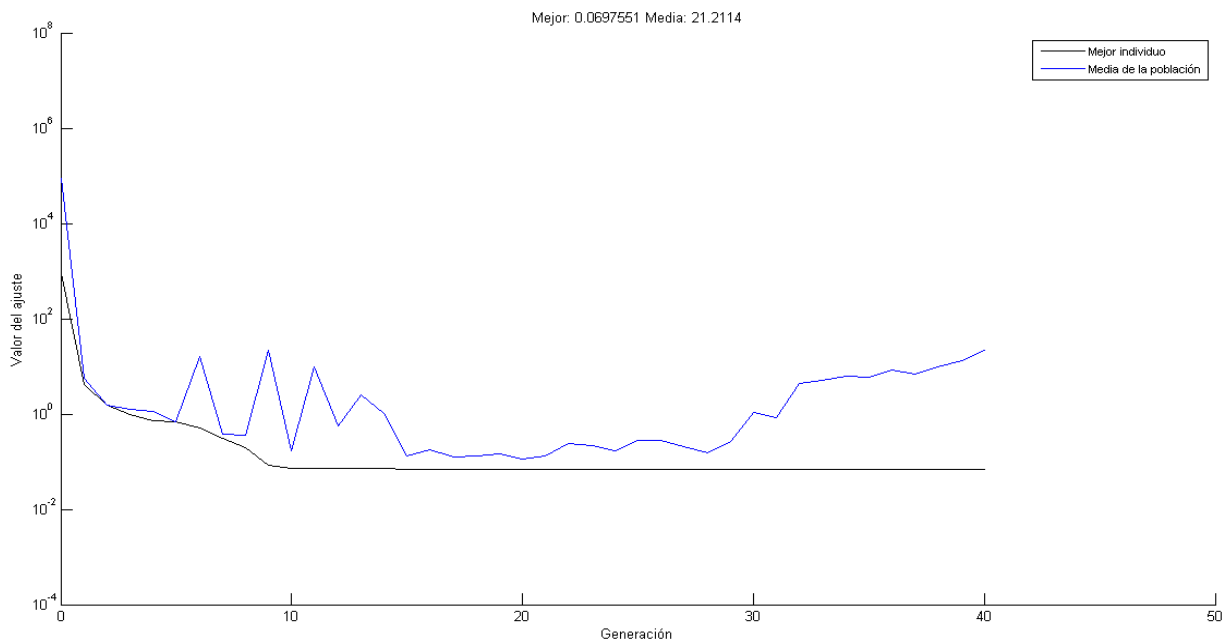


Figura 7.4. Progreso del ajuste para una tasa de cruce de 0.9

Tras numerosas pruebas con diferentes funciones de selección, cruce y mutación, la configuración que mejores resultados ha proporcionado para la identificación del modelo de la mayoría de los motores ha sido:

- Población: 100 individuos

- Operador de selección: Estocástico uniforme
- Elitismo: 2 individuos por iteración
- Tasa de cruce: 0.8
- Tasa de mutación: 0.01
- Operador de mutación: Multipunto
- Operador de cruce: Heurístico
- Criterios de parada: Ajuste = $1 \cdot 10^{-16}$, límite de 75 generaciones o no mejora durante 8 generaciones seguidas.

7.3. Resultados

7.3.1. Modelo de circuito de jaula simple con parámetros ajustados con el deslizamiento

En este apartado se realizarán los mismo análisis que se llevaron a cabo para el algoritmo de mínimos cuadrados y que se aplicarán sobre el resto de algoritmos en los capítulos siguientes, con el fin de mantener un mismo criterio que permita comparar de forma justa todos los algoritmos.

Antes de empezar con el análisis es necesario introducir una variación del cálculo introducida en este capítulo. Debido a los errores obtenidos en el cálculo de los parámetros para el modelo de jaula simple, se han estudiado todas las posibilidades a fin de mejorar la actuación del algoritmo. Entre éstas, está el empleo de una expresión alternativa para los parámetros auxiliares: β_r y β_x . Se ha estudiado el empleo de unas expresiones alternativas a las expuestas en el Capítulo 5: *Ecuaciones*, empleadas en [40], que son:

$$1 - \beta_r = \beta_{rr} = \sqrt{(1 - 2 \cdot \beta_r + \beta_r^2) \cdot s_{max}} \quad (7.4)$$

$$1 - \beta_x = \beta_{xx} = \sqrt{\frac{(1 - 2 \cdot \beta_x + \beta_x^2)}{s_{max}}} \quad (7.5)$$

Con estas expresiones se mejora en algunos aspectos, como demuestra la tabla siguiente:

Criterio	Error T_{st}	Error T_{max}	Error P_n	Error $\eta_{n,FL}$	Error $\cos\varphi_{n,FL}$	Error I_{st}
$1 - \beta_r$ y $1 - \beta_x$	0.3877	0.19963	0.18241	0.06413	0.11983	0.20508
β_{rr} y β_{xx}	0.1964	0.23304	0.22665	0.11462	0.16385	0.27397

Tabla 7.3. Comparación de errores según la expresión de los parámetros auxiliares

Si bien con las expresiones clásicas se obtienen mejores resultados en algunas magnitudes, el incremento del error del par de arranque es muy acusado, por lo que se han empleado estas nuevas expresiones.

En primer lugar se estudia el efecto que tiene sobre los resultados el punto de partida del algoritmo. Se han analizado dos soluciones iniciales diferentes. En primer lugar una solución dada por un modelo más simple, solución calculada empleando el algoritmo de Mínimos Cuadrados. Al partir de esta solución, se está empleando un algoritmo que combina dos subalgoritmos. Este método se llama Híbrido, y está compuesto por una primera fase en la que el algoritmo de Mínimos Cuadrados produce una solución que está muy cerca del óptimo, si hay convergencia, para que en una segunda fase, el Algoritmo Genético parta de esa solución y alcance el óptimo. La segunda alternativa estudiada parte de una solución genérica, al igual que en el caso de Mínimos Cuadrados, tal y como se explicó en el Capítulo 5: *Ecuaciones*.

Antes de estudiar los resultados es necesario comentar la convergencia presentada por el algoritmo. Si bien a primera vista puede parecer que la convergencia es total, cuando se analizan los resultados cuidadosamente se aprecia que esto no es así. Gracias a los análisis de sensibilidad, que se explicarán más adelante, se descubrió que aquellos motores para los que el algoritmo converge hacia una solución errónea presentaban valores anormalmente grandes de la resistencia del estator. Además los parámetros auxiliares β_r y β_x presentan valores prácticamente la unidad. Observando más detenidamente se descubrió que si alguno de los parámetros internos del motor presentaba un valor casi cero, los parámetros auxiliares tenían valores prácticamente la unidad, y los errores asociados a estos resultados eran enormes. Sin embargo, también se descubrió que había motores para los que uno de los parámetros auxiliares presenta un valor unidad, pero que el resto de parámetros tenían valores normales, y los errores estaban dentro del rango de aceptabilidad. Así pues con la investigación realizada no se puede establecer el hecho de que los parámetros auxiliares tomen valor unidad como

criterio para considerar una solución como errónea. Para poder aplicar dicho criterio sería necesaria una mayor investigación con motores reales, y empleando datos de máquinas reales, para poder comparar los resultados con mayor precisión.

De este modo, a partir de aquí se analizarán únicamente los motores que han convergido a una solución válida. Es decir, tras la eliminación de aquellos resultados que presentaban valores demasiado pequeños de alguno de sus parámetros internos, o con errores superiores al 100%.

La convergencia obtenida para cada catálogo ha sido: entre el 40 y el 100 % para el catálogo IEC de alta tensión de 9 datos, 50 % para catálogo NEMA de baja tensión de carcasa de protección especial de 11 datos, en torno al 50% para el catálogo NEMA de baja tensión de 12 datos, en torno al 50 % para el catálogo IEC de alto rendimiento de 12 datos y entre un 28 y un 42 % para el catálogo NEMA de alta/baja tensión de 12 datos.

	Error T_{st}	Error T_{max}	Error P_n	Error $\eta_{n,FL}$	Error $\cos\phi_{n,FL}$	Error I_{st}	Tiempo cálculo	Nº Gener.	Nº Eval.
1	0.00258	0.00645	0.0017	0.00413	0.00346	0.0859 9	97,93	35.45	182115
1*	0.0823	0.28176	0.0734 6	0.0257	0.02745	0.4904 4	97.15	36.85	193490
2	0.25119	0.24233	0.1843 2	0.04435	0.11636	-	131.96	40.74	234269
2*	0.23713	0.24952	0.1584 1	0.03596	0.10754	-	142.37	40.76	236582
3	0.15739	0.21221	0.2249 8	0.07152	0.13331	0.2457 8	137.24	40.73	234146
3*	0.16003	0.22323	0.2580 3	0.10762	0.16818	0.2682 7	143.22	40.62	233912
4	0.1964	0.23304	0.2266 5	0.11462	0.16385	0.2739 7	138.97	40.77	235364
4*	0.17967	0.2201	0.2277 9	0.07808	0.17129	0.2730 6	139.45	40.64	234983
5	0.30351	0.37969	0.3373 8	0.09114	0.17614	0.7143 6	134.73	39.11	205641
5*	0.42593	0.38026	0.3239 5	0.08086	0.15499	0.6079 2	138.59	40.53	230653

Tabla 7.4. Comparación de resultados al partir de distintas soluciones iniciales

En la Tabla 7.4, la columna izquierda hace referencia al catálogo, siendo:

1. IEC de 9 datos.
2. NEMA baja tensión con carcasa de protección especial de 11 datos.
3. NEMA baja tensión de 12 datos.
4. IEC alto rendimiento de 12 datos.
5. NEMA alta/baja tensión de 12 datos.

El “*” hace referencia a los resultados obtenidos partiendo de una solución genérica.

La primera conclusión que se extrae de la Tabla 7.4 es que en general los errores son inadmisibles, excepto para el catálogo 1. Si bien hay que recordar que estos errores suponen la media de los errores rms de todos los motores para cada catálogo.

En referencia a las soluciones obtenidas empleando los dos criterios expuestos con anterioridad en este proyecto, hay que decir que los resultados bajo el criterio de intensidad de arranque son mucho peores que bajo el de par de arranque. Esto ya sucedía en Mínimos Cuadrados, aunque para el Algoritmo Genético los errores son más graves.

Criterio	Error T_{st}	Error T_{max}	Error P_n	Error $\eta_{n,FL}$	Error $\cos\phi_{n,FL}$	Error I_{st}
T_{st}	0.00258	0.00645	0.0017	0.00413	0.00346	0.08599
I_{st}	0.52439	0.72017	0.06866	0.0055	0.05953	0.37986

Tabla 7.5. Comparación de resultados del catálogo IEC de alta tensión de 9 datos bajo distintos criterios

En esta ocasión, en general, bajo el criterio de intensidad de arranque no se obtienen mejores resultados, que si se usa el criterio de par de arranque, incluso para la propia intensidad de arranque.

Para los análisis de sensibilidad se han empleado los mismos motores usados para los análisis de sensibilidad estudiados con el algoritmo de Mínimos Cuadrados. Éstos son: del catálogo IEC de alta tensión de 9 datos se ha tomado un motor de 180 kW, 6000 V y 8 polos; para el catálogo NEMA baja tensión con carcasa de protección especial un motor de 30 Hp, 575 V y 4 polos; para el catálogo NEMA de baja tensión de 12 datos se ha elegido un motor de 20 Hp, 575 V y 2 polos; para el catálogo IEC de alto rendimiento de 12 datos se ha tomado un motor de 18.5 kW, 400 V y 12 polos; para el catálogo NEMA de alta/baja tensión de 12 datos se ha elegido un motor 400 Hp, 4000 V y 4 polos.

A continuación se muestran las gráficas correspondientes.

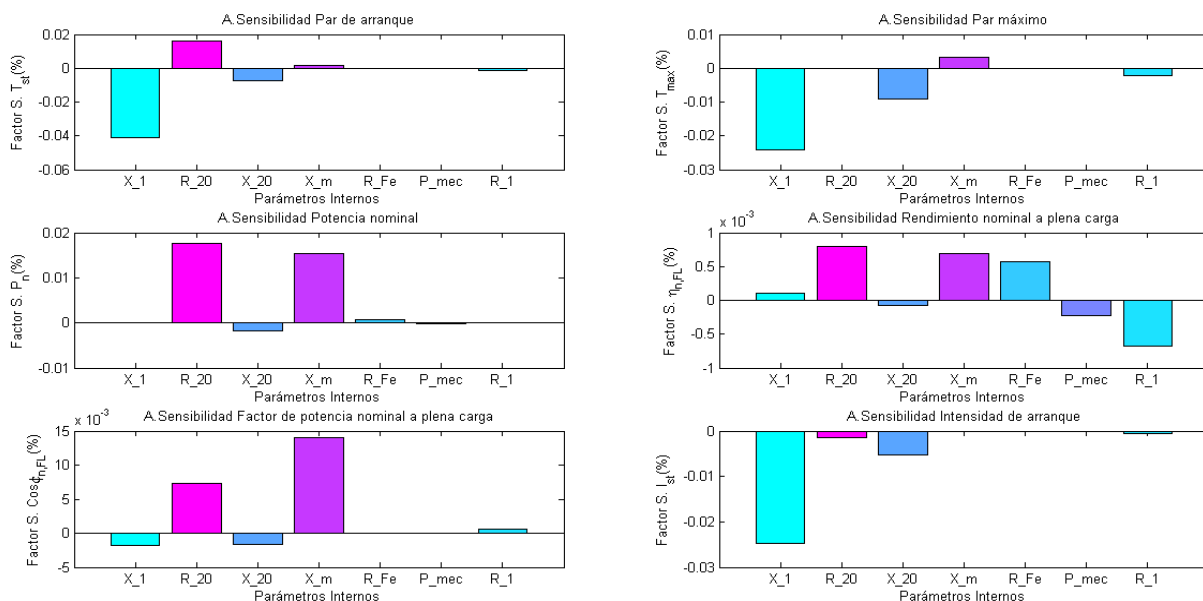


Figura 7.5. Análisis de sensibilidad para catálogo IEC alta tensión de 9 datos

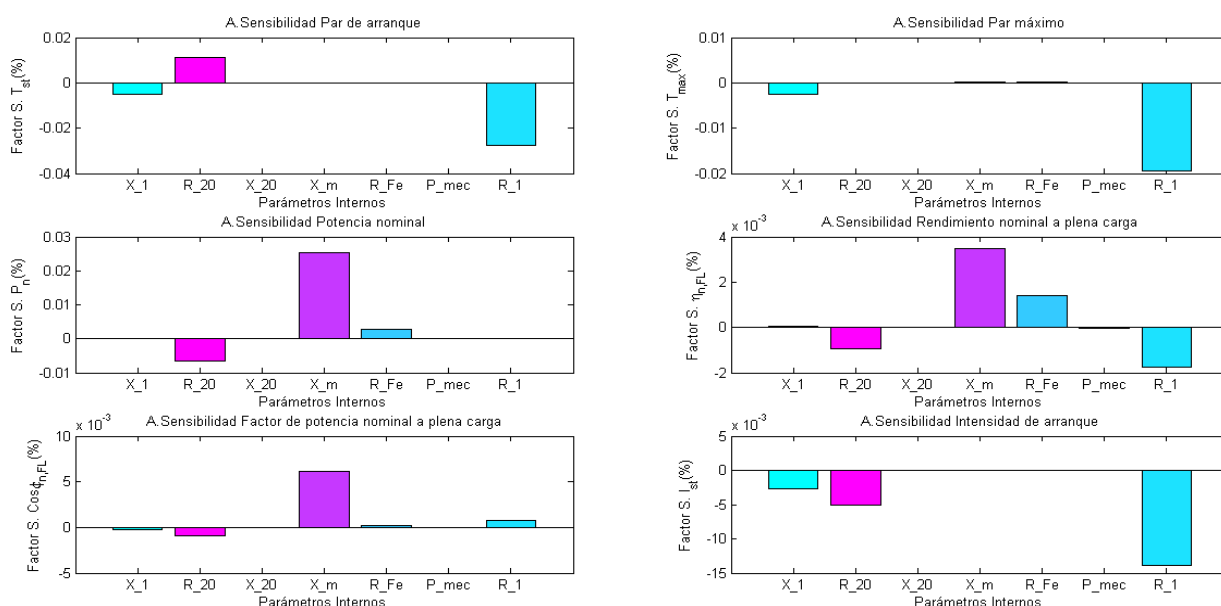


Figura 7.6. Análisis de sensibilidad para catálogo NEMA baja tensión carcasa de protección especial de 11 datos

Gracias a resultados como los mostrados en las Figura 7.6 y Figura 7.7, se pudo descubrir las características de los parámetros erróneos. Se puede observar que la resistencia del estator presenta una mayor influencia que la resistencia del rotor, lo cuál no suele ser cierto, pero el dato más destacable es que la resistencia estatórica sea más relevante que la rotórica para el par de arranque. Analizando los motores que

presentaban gráficas similares se descubrió que alguno de sus parámetros era prácticamente cero, al mismo tiempo que sus parámetros auxiliares β_r y β_x eran la unidad.

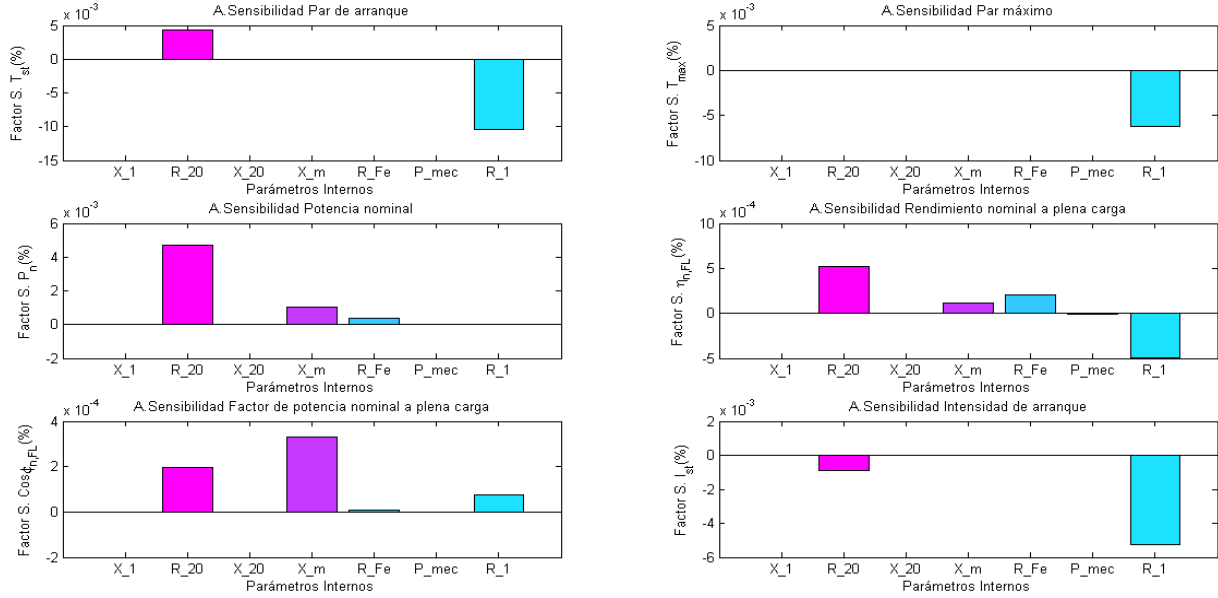


Figura 7.7. Análisis de sensibilidad para catálogo NEMA baja tensión de 12 datos

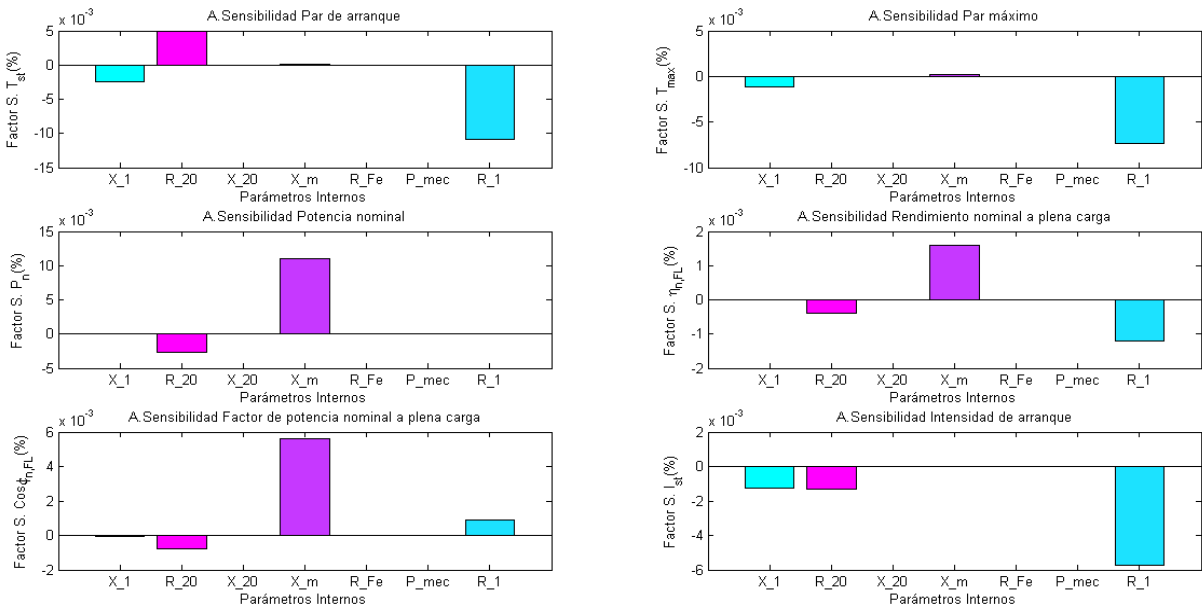


Figura 7.8. Análisis de sensibilidad para catálogo IEC de alto rendimiento de 12 datos

Estos resultados muestran principalmente que el hecho de que el algoritmo de Mínimos Cuadrados converja a una solución válida no implica que otros algoritmos también lo hagan, como en este caso. Para el motor para el que sí ha convergido a una solución válida, Figura 5, se obtiene la misma gráfica que cuando se analizó el algoritmo de Mínimos Cuadrados.

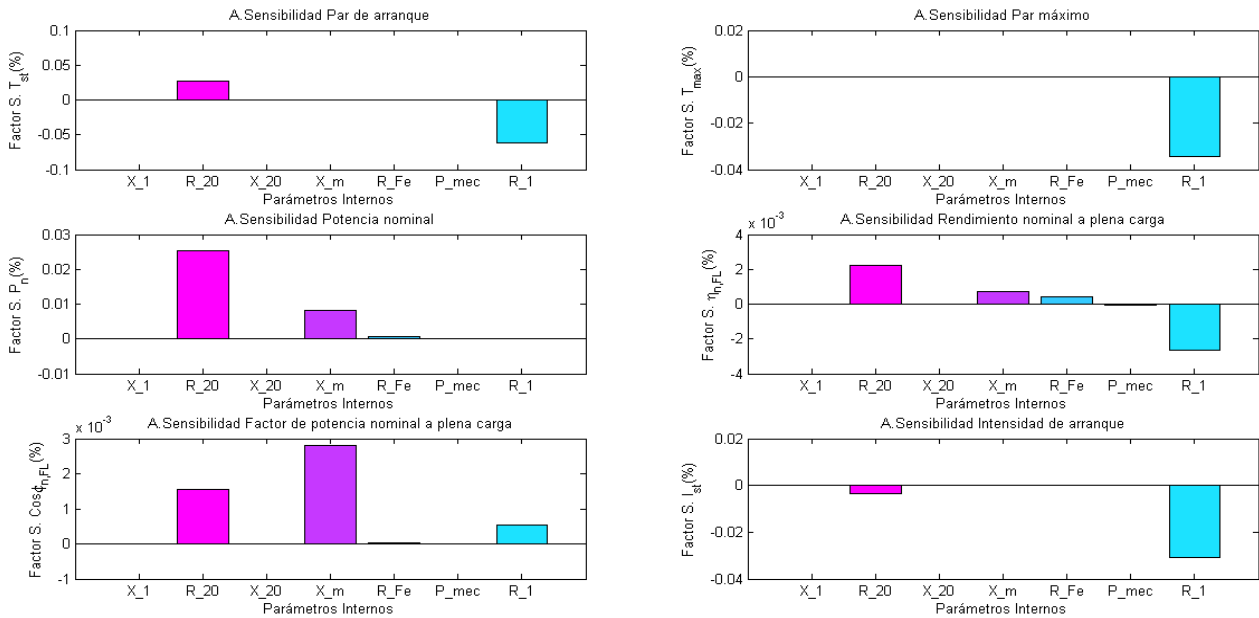


Figura 7.9. Análisis de sensibilidad para catálogo NEMA alta/baja tensión de 12 datos

A continuación se muestra el análisis del comportamiento del algoritmo al determinar los parámetros de motores de alta y baja tensión, así como de tipo NEMA e IEC.

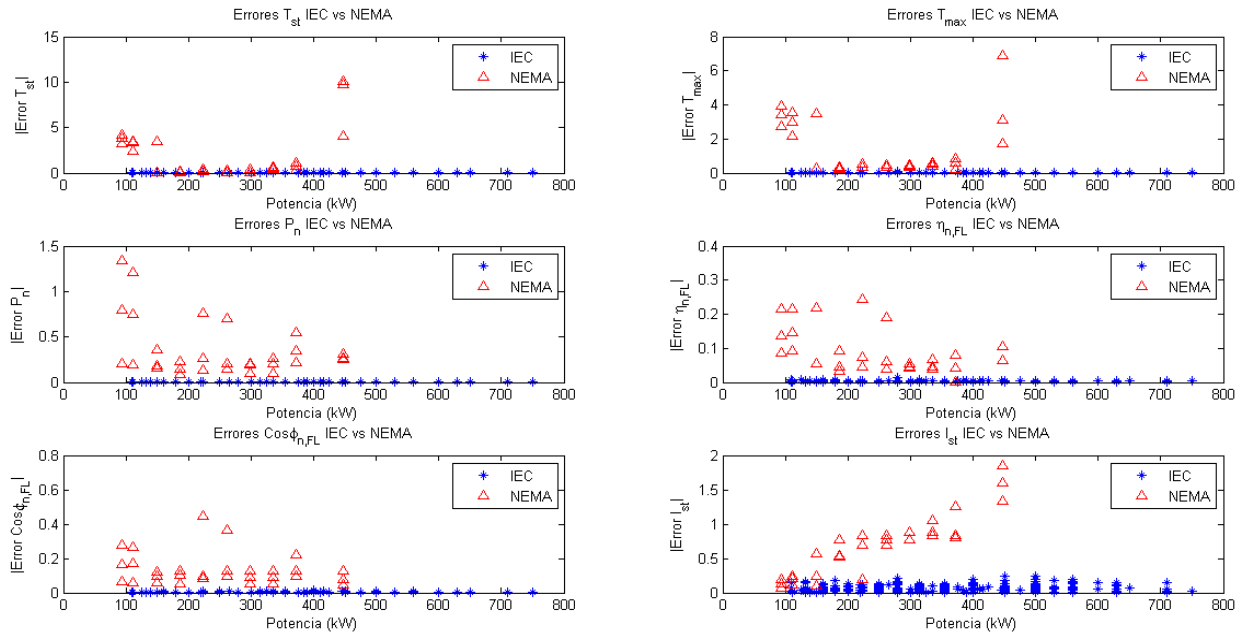


Figura 7.10. Comparación de errores entre motores de tipo IEC y NEMA de alta tensión

Los errores cometidos al calcular los parámetros de los motores de tipo NEMA para alta tensión son mayores que para sus homólogos de tipo IEC. En la Figura 7.10 se han representados los mismos conjuntos de motores empleados en el análisis de Mínimos Cuadrados, catálogo IEC de alta tensión de 9 datos y motores de alta tensión del catálogo NEMA de alta/baja tensión de 12 datos.

Para baja tensión, sin embargo, el comportamiento es similar entre ambos tipos de motores. En este caso hay que destacar que los motores de tipo IEC representados tiene un rendimiento superior (IE3, premium) al de los motores NEMA, que presentan un rendimiento estándar, catalogado como IE2 bajo normativa IEC o Eff 2 bajo normativa NEMA.

Resultan destacables los grandes errores cometidos en el cálculo de la potencia nominal y de la intensidad de arranque.

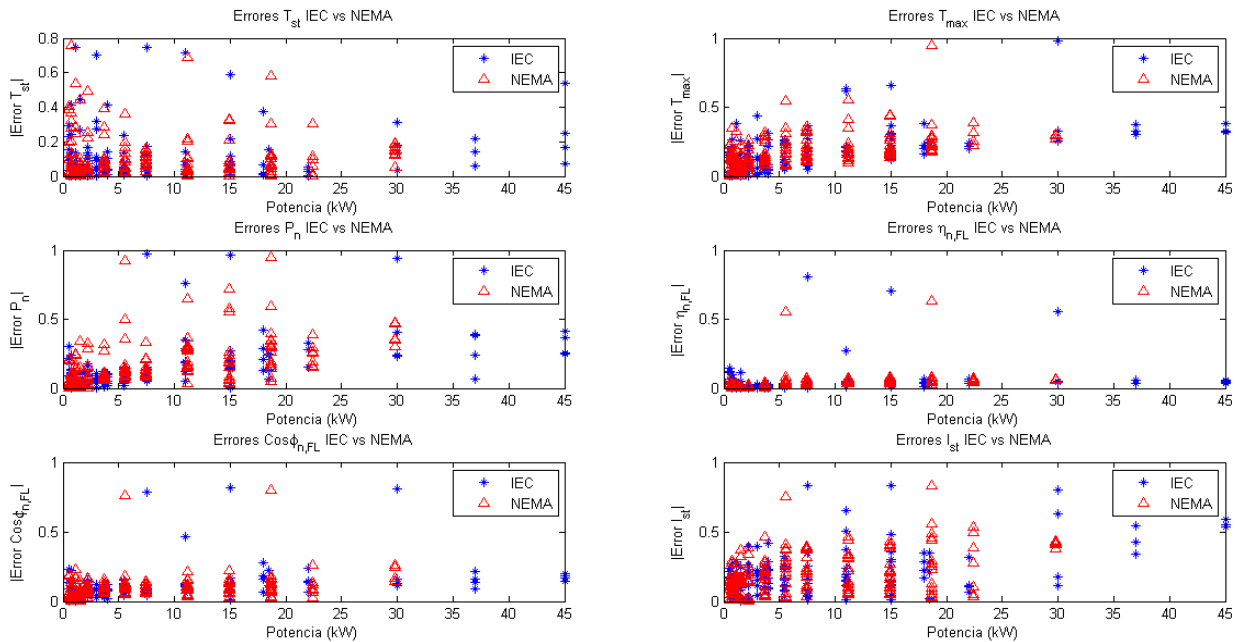


Figura 7.11. Comparación de errores entre motores de tipo IEC y NEMA de baja tensión

En la Figura 7.12 se muestran los errores cometidos al estimar el par máximo frente a la potencia de cada motor para cada catálogo empleado.

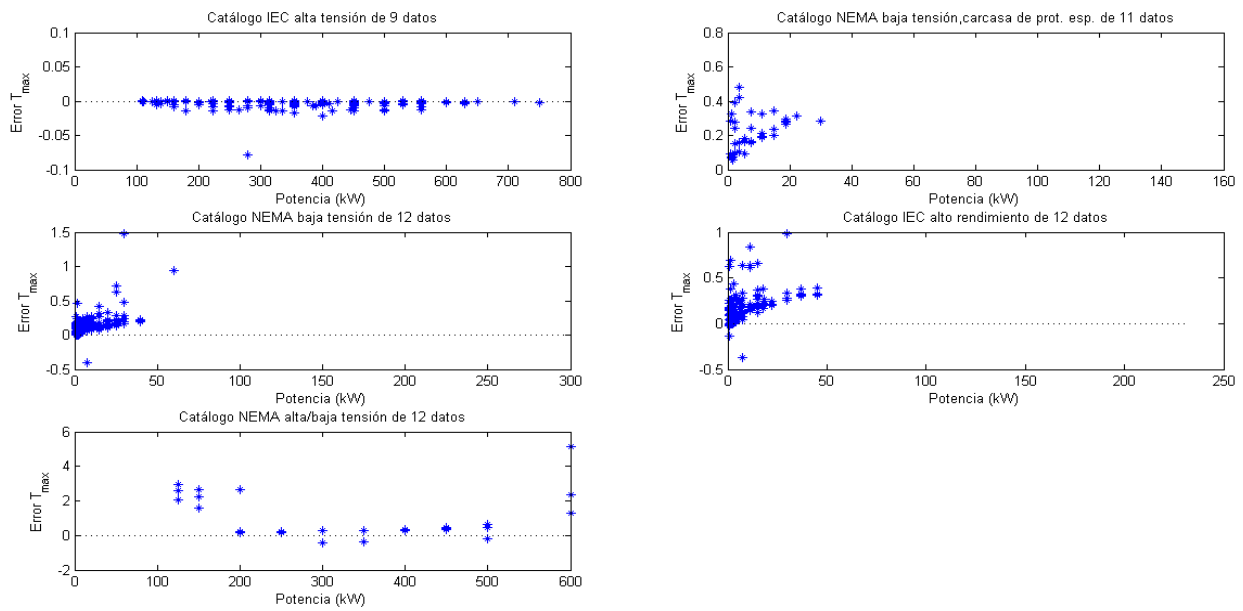


Figura 7.12. Errores en el par máximo ordenados por potencia para cada catálogo

Salvo para el catálogo IEC de alta tensión de 9 datos, los valores de par máximo obtenidos son superiores a los de catálogo. Para este mismo catálogo se ve que los errores cometidos son muy bajos, sin embargo, para el resto, la mayoría de errores se encuentran por debajo del 50 %, es decir, en la mayoría de los casos son inadmisibles.

En la Figuras 7.13 y 7.14 se muestra la característica Par normalizado- deslizamiento. Al igual que ocurría en Mínimos Cuadrados, se ve que existe un error en la determinación del punto de par máximo, así como en el valor de éste.

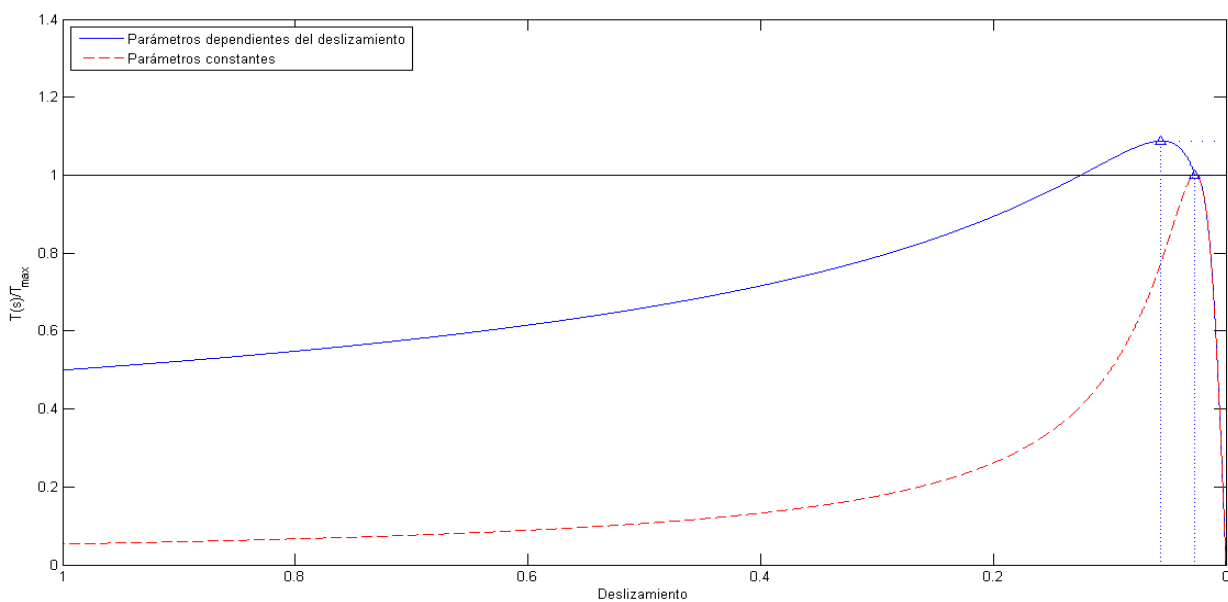


Figura 7.13. Característica Par normalizado- Deslizamiento

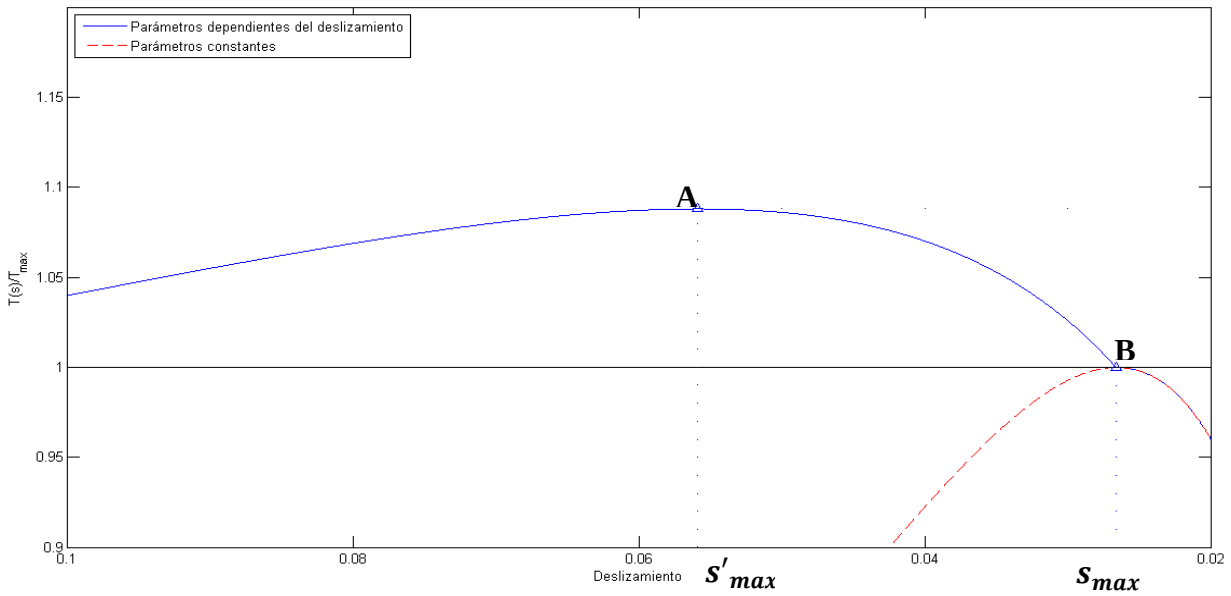


Figura 7.14. Detalle de la característica Par normalizado- Deslizamiento

Los puntos **A** y **B** representan los pares máximos. **A** es el punto máximo dado en la curva, mientras que **B** se ha calculado según (2.22). Si bien esta curva pertenece a un único motor de todos los estudiados, el resto de curvas presentar formas muy similares. De modo que en todos ellos se aprecia esta diferencia entre los pares máximos de la curva y calculados, más allá del error frente al par máximo de catálogo que está representado por la línea horizontal en la ordenada igual a la unidad.

Al igual que en el caso de Mínimos Cuadrados, de la Figura 7.14, se deduce que el error en el par máximo depende de la diferencia entre los deslizamientos máximos s_{max} y s'_{max} o la relación entre ambos $s_r = \frac{s'_{max}}{s_{max}}$.

Si se compara la Figura 7.15 con su homóloga del capítulo de Mínimos Cuadrados, se aprecian importantes diferencias de comportamiento para todos los motores excepto para aquellos que pertenecen al catálogo IEC alta tensión de 9 datos. Como se vio previamente en este capítulo, los errores de las magnitudes calculadas empleando los parámetros determinados con el Algoritmo Genético son grandes. Es por esto que estas relaciones entre el error de par máximo y el ratio s_r podrían no ser válidas, sobre todo si se comparan, como se ha dicho, con las obtenidas con el algoritmo de Mínimos Cuadrados. Estos resultados son una prueba más de que es necesaria una investigación más profunda en este tema de determinar una expresión que permita calcular el par máximo, así como el deslizamiento de par máximo, de la forma más correcta para el mayor número de motores.

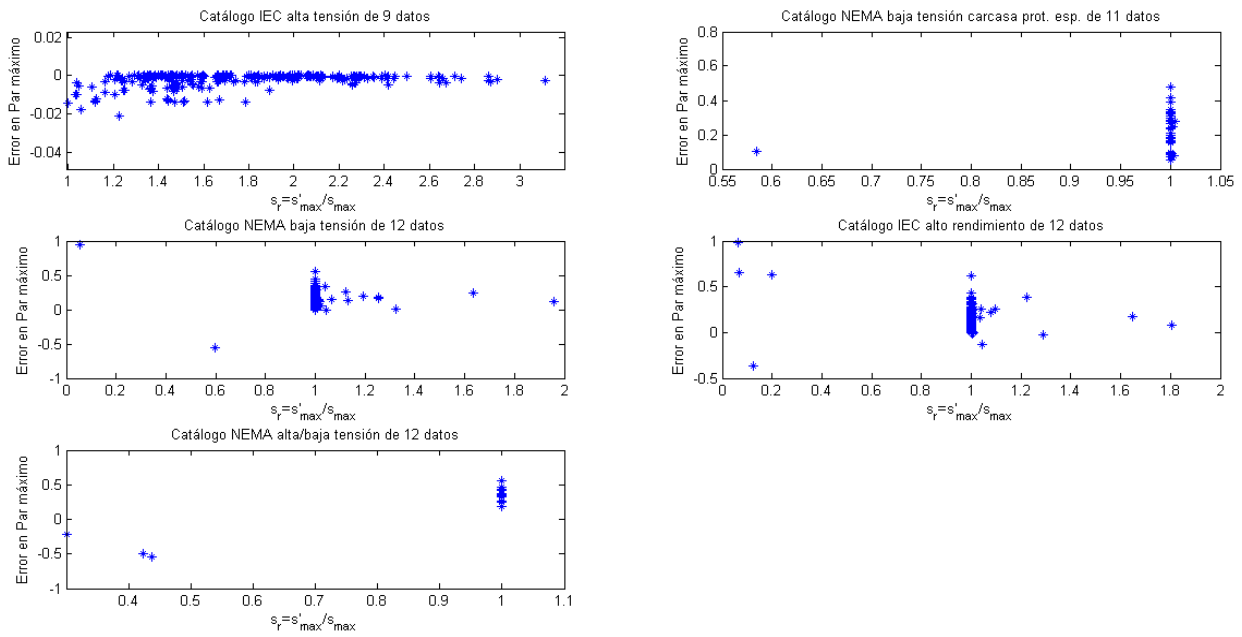


Figura 7.15. Distribución del error en par máximo frente a ratio s_r para modelos completos

A continuación se muestra una tabla con los parámetros obtenidos para un motor de cada catálogo. Se han empleado los mismos motores que se utilizaron para el análisis de Mínimos Cuadrados.

Motor	1	2	3	4	5
Tipo	IEC	NEMA	NEMA	IEC	NEMA
Potencia [kW]	132	14.91	111.86	200	223.71
Tensión [V]	3300	460	575	690	4000
Frecuencia [Hz]	50	60	60	50	60
Nº Polos	6	2	4	4	2
R_1 [Ω]	0.00082	0.91269	$3,21 \cdot 10^{-5}$	$2,38 \cdot 10^{-5}$	4.4546
R_1 [pu]	$1 \cdot 10^{-5}$	0.06432	$1,08 \cdot 10^{-5}$	$1 \cdot 10^{-5}$	0.06228
X_1 [Ω]	5.991	0.4046	0.90049	0.92252	21.638
X_1 [pu]	0.07262	0.02851	0.30464	0.38753	0.30254
R_{20} [Ω]	0.62482	0.23583	1.3679	1.573	48.947
R_{20} [pu]	0.00757	0.01662	0.46278	0.66083	0.68437
X_{20} [Ω]	9.2008	0.00014	$2,95 \cdot 10^{-5}$	$2,38 \cdot 10^{-5}$	0.00071
X_{20} [pu]	0.11152	$1 \cdot 10^{-5}$	$1 \cdot 10^{-5}$	$1 \cdot 10^{-5}$	$1 \cdot 10^{-5}$
R_{Fe} [Ω]	824963077	162.28	72.07	81.735	4509.85
R_{Fe} [pu]	9999552.45	11.4382	24.382	34.335	63.056
X_m [Ω]	127.88	35.369	29.558	23.805	715.21
X_m [pu]	1.5501	2.4928	10	10	10
P_{mec} [W]	5019.81	14.917	111.85	200	223.71
P_{mec} [pu]	0.03802	0.001	0.001	0.001	0.001
$s_{75\%}$	0.00658	0.0037	0.005	0.006	0.00625
$s_{50\%}$	-	0.00674	0.00416	0.005	0.0052
Error T_{st}	$2,39 \cdot 10^{-6}$	-0.07683	-0.07472	-0.29791	0.22826
Error T_{max}	-0.00034	0.23609	-0.43273	-0.57787	-0.5372
Error P_n	0.00276	0.10543	-0.80547	-0.90039	-0.76204
Error $\eta_{n,FL}$	0.00608	-0.05043	-0.11768	-0.15262	-0.24541
Error $\cos\varphi_{n,FL}$	$2,54 \cdot 10^{-5}$	0.06063	-0.62286	-0.83513	-0.44966
Error I_{st}	0.05508	-	-0.76249	-0.83234	-0.84074

Tabla 7.6. Ejemplos de resultados obtenidos según el catálogo

Respecto a estos resultados hay que indicar que únicamente los pertenecientes al primer motor son válidos. Es decir, todos han convergido, pero para los motores 2, 3, 4 y 5 el algoritmo ha convergido hacia una solución errónea. En todos estos casos uno o los dos parámetros auxiliares del correspondiente motor, β_r y β_x , presentan valor unidad. Además en el caso 2 se ve que el deslizamiento correspondiente al punto de potencia útil al 50 % de la potencia nominal, es mayor que para el 75 %, lo cuál no es posible físicamente. Se ha querido representar estos resultados erróneos para evidenciar lo que se venía comentando desde el inicio del capítulo.

Es interesante destacar que la única diferencia entre los procesos de cálculo de uno y otros motores, a parte de la cantidad de información disponible, es que en el caso 1 los valores de β_r y β_x se fijan en 0.5 y 0.4, respectivamente, mientras que para los otros

cuatro catálogos, éstos parámetros son variables a determinar por el algoritmo. Conociendo este hecho y a la vista de los resultados obtenidos para Mínimos Cuadrados, es fácil deducir que se obtienen mejores resultados fijando el valor de los parámetros auxiliares antes comentados. Si bien una investigación más profunda es necesaria para tratar de encontrar los valores óptimos para cada motor, que sean válidos para un gran número de motores.

A continuación se muestran los parámetros obtenidos, así como los errores en las magnitudes eternas calculadas con esos parámetros, para un motor del catálogo NEMA baja tensión de 12 datos. Estos parámetros han sido calculados por un lado fijando los valores de los parámetros auxiliares, tal y como se ha comentado más arriba, y por otro dejándolos como variables.

Motor	$\beta_r = 0.5$ $\beta_x = 0.4$	β_r y β_x variables
$R_1 [\Omega]$	0.49399	0.39785
$X_1 [\Omega]$	0.84576	0.92831
$R_{20} [\Omega]$	0.38067	0.35673
$X_{20} [\Omega]$	$9.45 \cdot 10^{-5}$	$9.45 \cdot 10^{-5}$
$R_{Fe} [\Omega]$	51.063	102.21
$X_m [\Omega]$	13.975	14.521
$P_{mec} [W]$	22.371	22.371
$s_{75\%}$	0.015	0.015
$s_{50\%}$	0.0125	0.0125
Error T_{st}	0.17606	0.14666
Error T_{max}	0.29304	0.35691
Error P_n	0.05163	0.25245
Error $\eta_{n,FL}$	-0.13481	-0.05354
Error $\cos\varphi_{n,FL}$	0.13874	0.14884
Error I_{st}	0.03296	0.04946

Tabla 7.7. Resultados empleando distintas alternativas de parámetros auxiliares

Los valores de los parámetros auxiliares obtenidos son: $\beta_r=0.0214$ y $\beta_x=0.0115$. Estos resultados son prueba del complejo problema que supone ajustar los parámetros auxiliares. Lo que funciona para unos motores, no funciona para otros. Por este motivo, en este trabajo, se ha optado por introducir dichos parámetros como variables libres, cuya única restricción es su rango de valores entre 0 y 1.

La Tabla 7.8 muestra algunos datos que se producen durante el proceso iterativo. Para cada iteración, pueden verse tanto el valor de la función objetivo como el valor de la restricción que tiene mayor error. También se observa el número de evaluaciones de la función objetivo que se han llevado a cabo. La última columna indica el número de generaciones que ha sobrevivido el mejor individuo. Este valor, como ya se indicó, se

ha utilizado como criterio de parada. Si tras cierto número de generaciones ha sobrevivido un mismo individuo, probablemente se ha llegado a una buena solución.

Generación	Evaluaciones de función	Mejor ajuste	Máxima restricción	Supervivencia del mejor individuo
1	1100	0.01644	0.05984	0
2	8700	0.000813605	0.008638	0
3	16300	0.000739146	0.004012	0
4	23900	$6.83124 \cdot 10^{-6}$	0.003247	0
5	31500	$8.47777 \cdot 10^{-5}$	0.003006	0
6	39100	$9.94541 \cdot 10^{-5}$	0.002995	0
7	46700	$1.63364 \cdot 10^{-5}$	0.003243	0
8	54300	$7.58071 \cdot 10^{-5}$	0.003359	0
9	61900	0.000102194	0.002893	0
10	69500	0.000160896	0.002926	0
11	77100	$2.20222 \cdot 10^{-5}$	0.002783	0
12	84700	$1.25773 \cdot 10^{-6}$	0.002948	0
13	92300	$5.91694 \cdot 10^{-6}$	0.002934	0
14	99900	$6.0452 \cdot 10^{-6}$	0.002893	0
15	107500	$6.69376 \cdot 10^{-6}$	0.002893	0
16	115100	$6.71908 \cdot 10^{-6}$	0.002893	0
17	122700	$6.60781 \cdot 10^{-6}$	0.002893	0
18	130300	$6.49162 \cdot 10^{-6}$	0.002893	0
19	137900	$6.40556 \cdot 10^{-6}$	0.002893	0
20	145500	$6.32806 \cdot 10^{-6}$	0.002893	0
21	153100	$6.30003 \cdot 10^{-6}$	0.002893	0
22	160700	$6.31268 \cdot 10^{-6}$	0.002893	0
23	168300	$6.32252 \cdot 10^{-6}$	0.002893	0
24	170100	$6.32242 \cdot 10^{-6}$	0.002893	0
25	171100	$6.32242 \cdot 10^{-6}$	0.002893	1
26	172200	$6.32242 \cdot 10^{-6}$	0.002893	0
27	173200	$6.32242 \cdot 10^{-6}$	0.002893	1
28	174200	$6.32242 \cdot 10^{-6}$	0.002893	2
29	175200	$6.32242 \cdot 10^{-6}$	0.002893	3
30	176800	$6.32242 \cdot 10^{-6}$	0.002893	0
31	177800	$6.32242 \cdot 10^{-6}$	0.002893	1
32	178900	$6.32242 \cdot 10^{-6}$	0.002893	2
33	180000	$6.32242 \cdot 10^{-6}$	0.002893	3
34	181100	$6.32242 \cdot 10^{-6}$	0.002893	4
35	182200	$6.32242 \cdot 10^{-6}$	0.002893	5
36	183300	$6.32242 \cdot 10^{-6}$	0.002893	6
37	184400	$6.32242 \cdot 10^{-6}$	0.002893	7
38	185500	$6.32242 \cdot 10^{-6}$	0.002893	8
39	186600	$6.32242 \cdot 10^{-6}$	0.002893	9

Tabla 7.8. Datos de la evolución del proceso iterativo del algoritmo para un motor

Para finalizar este análisis se presentan dos tablas que muestran el efecto que pequeñas variaciones de los datos de catálogo tienen sobre la determinación de los parámetros. Es decir, representan el efecto de las ya mencionadas tolerancias de los catálogos.

Con estos resultados se pone de manifiesto la importancia de la precisión en los datos de catálogo. Hay parámetros que presentan una mayor robustez, como los deslizamientos a carga parcial o la resistencia del hierro, que otros, como los parámetros estatísticos y

rotóricos. Además se descubre que hay diferente sensibilidad entre los motores de alta tensión y de baja tensión.

Tipo motor		Motor IEC, 132 kW, 3300 V, 6 polos, 50 Hz										
Criterio		T_{st}										
Dato	ΔY	Parámetros								Errores		
		R_1 [Ω]	X_1 [Ω]	R_{20} [Ω]	X_{20} [Ω]	R_{Fe} [Ω]	X_m [Ω]	P_{mec} [W]	$s_{75\%}$	T_{st}	T_{max}	P_n
P_n	Nom.	0.001	5.99	0.62	9.2	$82 \cdot 10^7$	127.88	5019.81	0.0065	$2.39 \cdot 10^{-6}$	-0.00034	0.0027
	1%	0.90	6.51	0.65	7.66	$81 \cdot 10^7$	117.49	3155.57	0.0043	$2.66 \cdot 10^{-6}$	$-3.45 \cdot 10^{-5}$	0.0005
	2%	0.52	6.63	0.67	7.88	$80 \cdot 10^7$	117.6	4033.15	0.0044	$1.3 \cdot 10^{-5}$	$-9.16 \cdot 10^{-5}$	0.0014
	5%	0.001	7.13	0.75	7.79	$78 \cdot 10^7$	115.53	5132.56	0.005	$-7.27 \cdot 10^{-5}$	-0.0011	0.0023
	10%	0.001	8.93	0.98	5.72	$74 \cdot 10^7$	109.73	4138.36	0.0065	-0.0032	-0.00063	-0.0041
	-1%	0.27	5.92	0.60	9.03	$83 \cdot 10^7$	128.14	4375.56	0.0063	$5.42 \cdot 10^{-6}$	-0.00016	0.0022
	-2%	0.67	5.86	0.58	8.69	$84 \cdot 10^7$	127.57	3463.95	0.0061	$7.52 \cdot 10^{-6}$	$-9.54 \cdot 10^{-5}$	0.0011
	-5%	1.65	5.62	0.54	7.97	7737.71	126.95	125.4	0.0054	$-1.94 \cdot 10^{-5}$	0.00018	-0.0018
	-10%	2.52	5.03	0.47	7.68	$91 \cdot 10^7$	131.91	118.8	0.0047	-0.00025	0.0018	-0.0079
T_{max}	Nom.	0.001	5.99	0.62	9.2	$82 \cdot 10^7$	127.88	5019.81	0.0065	$2.39 \cdot 10^{-6}$	-0.00034	0.0027
	1%	0.001	6.09	0.62	8.93	$82 \cdot 10^7$	127.38	5024.47	0.0065	$4.3 \cdot 10^{-6}$	-0.0004	0.0027
	2%	0.001	6.19	0.62	8.66	$82 \cdot 10^7$	126.9	5029.1	0.0065	$6.55 \cdot 10^{-6}$	-0.0004	0.0026
	5%	0.81	6.8	0.62	6.73	$82 \cdot 10^7$	118.13	3348.54	0.0041	$5.09 \cdot 10^{-6}$	$-4.22 \cdot 10^{-5}$	0.0005
	10%	0.39	7.15	0.61	6.11	$82 \cdot 10^7$	118.75	4274.3	0.004	$1.58 \cdot 10^{-5}$	-0.0001	0.0015
	-1%	0.001	5.88	0.62	9.47	$82 \cdot 10^7$	128.4	5015.14	0.0065	$9.35 \cdot 10^{-7}$	-0.0002	0.0028
	-2%	0.001	5.77	0.62	9.75	$82 \cdot 10^7$	128.92	5010.16	0.0066	$-1.01 \cdot 10^{-6}$	-0.0002	0.0028
	-5%	0.19	5.48	0.62	10.39	$82 \cdot 10^7$	129.33	4571.88	0.0066	$-1.89 \cdot 10^{-6}$	-0.0001	0.0024
	-10%	0.59	4.95	0.63	11.52	$82 \cdot 10^7$	129.78	3681.55	0.0066	$-1.59 \cdot 10^{-6}$	-0.0001	0.0015
T_{st}	Nom.	0.001	5.99	0.62	9.2	$82 \cdot 10^7$	127.88	5019.81	0.0065	$2.39 \cdot 10^{-6}$	-0.00034	0.0027
	1%	0.001	5.87	0.62	9.32	$82 \cdot 10^7$	127.99	5020.14	0.0065	$2.4 \cdot 10^{-6}$	-0.0003	0.0027
	2%	1.12	6.18	0.63	7.8	6105.51	118.05	1101.36	0.0043	$5.71 \cdot 10^{-7}$	$-1.4 \cdot 10^{-7}$	$-4.58 \cdot 10^{-7}$
	5%	0.001	5.44	0.63	9.83	$82 \cdot 10^7$	128.41	5021.25	0.0065	$5.92 \cdot 10^{-7}$	-0.0003	0.0027
	10%	0.001	4.92	0.63	10.42	$82 \cdot 10^7$	128.9	5022.93	0.0065	$2.5 \cdot 10^{-6}$	-0.0003	0.0027
	-1%	0.001	6.1	0.62	9.07	$82 \cdot 10^7$	127.77	5019.49	0.0065	$2.45 \cdot 10^{-6}$	-0.0003	0.0027
	-2%	0.001	6.22	0.62	8.93	$82 \cdot 10^7$	127.66	5019.15	0.0065	$2.36 \cdot 10^{-6}$	-0.0003	0.0027
	-5%	0.001	6.57	0.61	8.53	$82 \cdot 10^7$	127.32	5018.25	0.0065	$2.82 \cdot 10^{-6}$	-0.0003	0.0027
	-10%	0.001	7.2	0.61	7.82	$82 \cdot 10^7$	126.72	5016.31	0.0065	$3.27 \cdot 10^{-6}$	-0.0003	0.0028

Tabla 7.9. Prueba de sensibilidad a los datos de entrada de un motor IEC de alta tensión

Tipo motor		Motor NEMA, 10 Hp, 575 V, 6 polos, 60 Hz											
Criterio		T_{st}											
Dato	ΔY	Parámetros									Errores		
		R_1 [Ω]	X_1 [Ω]	R_{20} [Ω]	X_{20} [Ω]	R_{Fe} [Ω]	X_m [Ω]	P_{mec} [W]	$s_{75\%}$	$s_{50\%}$	T_{st}	T_{max}	P_n
P_n	Nom.	0.28	6.94	2.42	0.0004	188.9	71.26	7.45	0.0225	0.0187	-0.007	0.037	-0.1019
	1%	0.33	6.88	2.38	0.0004	198.13	70.49	7.53	0.0225	0.0187	-0.009	0.038	-0.1154
	2%	0.37	6.83	2.34	0.0004	208.45	69.76	7.6	0.0225	0.0187	-0.011	0.039	-0.1302
	5%	0.47	6.72	2.26	0.0004	247.74	67.85	7.82	0.0225	0.0187	-0.018	0.039	-0.1858
	10%	0.59	6.59	2.15	0.0004	368.18	65.18	8.2	0.0212	0.0187	-0.027	0.046	-0.2157
	-1%	0.22	7	2.46	0.0004	180.79	72.06	7.38	0.0225	0.0187	-0.004	0.036	-0.0893
	-2%	0.16	7.06	2.51	0.0004	173.46	72.91	7.3	0.0225	0.0187	-0.001	0.035	-0.0777
	-5%	0.0004	7.22	2.66	0.0006	156.05	75.44	7.08	0.0225	0.0187	0.013	0.033	-0.0438
T_{max}	-10%	0.0004	5.78	3.03	0.0134	144.76	77.74	6.71	0.0225	0.0185	0.589	0.33	0.0381
	Nom.	0.28	6.94	2.42	0.0004	188.9	71.26	7.45	0.0225	0.0187	-0.007	0.037	-0.1019
	1%	0.21	6.94	2.4	0.0004	188.05	71.38	7.45	0.0225	0.0187	-0.0056	0.035	-0.1083
	2%	0.14	6.95	2.39	0.0004	187.14	71.5	7.45	0.0225	0.0187	-0.0042	0.032	-0.1144
	5%	0.0004	6.92	2.34	0.0004	185.17	71.57	7.45	0.0225	0.0187	0.0002	0.025	-0.1279
	10%	0.0004	6.69	2.19	0.0004	184.72	70.58	7.45	0.0225	0.0187	0.009	0.012	-0.1342
	-1%	0.96	6.89	2.56	0.0004	199.17	70.27	7.45	0.0225	0.0187	-0.0265	0.069	-0.0157
	-2%	0.42	6.93	2.44	0.0004	190.88	71.02	7.45	0.0225	0.0187	-0.0102	0.043	-0.0882
T_{st}	-5%	0.62	6.91	2.48	0.0004	193.87	70.7	7.45	0.0225	0.0187	-0.0156	0.052	-0.0648
	-10%	0.96	6.89	2.56	0.0004	199.17	70.27	7.45	0.0225	0.0187	-0.0265	0.069	-0.0157
	Nom.	0.28	6.94	2.42	0.0004	188.9	71.26	7.45	0.0225	0.0187	-0.007	0.037	-0.1019
	1%	0.31	6.9	2.42	0.0004	189.72	71.16	7.45	0.0225	0.0187	-0.0082	0.0395	-0.0998
	2%	0.47	2.74	0.86	4.83	29686.8	74.36	238.7	0.018	0.0108	$-7.19 \cdot 10^{-5}$	-0.0012	0.0085
	5%	0.45	6.74	2.45	0.0004	192.65	70.81	7.45	0.0225	0.0187	-0.0132	0.0466	-0.0908
	10%	0.61	6.55	2.49	0.0004	196.23	70.38	7.45	0.0225	0.0187	-0.0199	0.0559	-0.0781
	-1%	0.24	6.98	2.41	0.0004	188.22	71.35	7.45	0.0225	0.0187	-0.0059	0.036	-0.1039
	-2%	0.21	7.01	2.4	0.0004	187.49	71.44	7.45	0.0225	0.0187	-0.0047	0.0343	-0.1058
	-5%	0.1	7.13	2.37	0.0004	185.21	71.72	7.45	0.0225	0.0187	-0.0013	0.0292	-0.1115
	-10%	0.0004	7.25	2.3	0.0004	182.37	71.76	7.45	0.0225	0.0187	0.0047	0.0207	-0.1152

Tabla 7.10. Prueba de sensibilidad a los datos de entrada de un motor NEMA de baja tensión

7.3.2. Modelo de circuito de jaula doble

En este apartado se presentan los resultados de los análisis llevados a cabo sobre el modelo de jaula doble.

La principal novedad, al igual que ocurría en el caso de Mínimos Cuadrados, es la introducción del deslizamiento de par máximo como variable. Se cuenta con tres catálogos diferentes que proporcionan 12 datos independientes, lo cuál permite introducir s_{max} como variable. Al igual que se hizo en Mínimos Cuadrados, cuando el catálogo no lo permite, es necesario emplear un sistema previo de cálculo que permite determinar este deslizamiento. En esta ocasión se ha usado la solución dada por el algoritmo de Mínimos Cuadrados, pero empleando el modelo completo, y no uno más sencillo, para mantener el enfoque de este trabajo y alcanzar los objetivos propuestos de analizar el comportamiento de los algoritmos sobre modelos completos del motor de inducción. De la misma forma que en el capítulo anterior, también se ha probado, como alternativa a introducir s_{max} como variable, a calcular su valor buscando el máximo de la curva del par. Sin embargo, y al igual que en el caso de Mínimos Cuadrados, la mejoría no ha sido la esperada, pero el tiempo de cálculo es inadmisibile.

La convergencia se puede considerar del 100%, puesto que como se comentó, se ha trabajado con el valor absoluto de los parámetros. Análisis rigurosos de los resultados numéricos se han llevado a cabo. Sin embargo, no se ha encontrado ningún patrón que permita desechar unas soluciones frente a otras. No se ha encontrado ninguna característica representativa de resultados erróneos.

Tal y como se puede observar en la Tabla 7.11, los resultados obtenidos con el Algoritmo Genético para el modelo de jaula doble superan enormemente a los obtenidos con el método de Mínimos Cuadrados.

	Error T_{st}	Error T_{max}	Error P_n	Error $\eta_{n,FL}$	Error $\cos\varphi_{n,FL}$	Error I_{st}	Tiempo cálculo	Nº Gener.	Nº Eval.
1	0.15073	0.14601	0.15408	0.14908	0.02518	0.16594	136.41	40.34	231925.5
1*	0.14871	0.12509	0.1349	0.12585	0.02887	0.162	130.1	39.48	221024.8
2	0.05690	0.05474	0.0533	0.06758	0.02797	-	146.76	40.95	239910
2*	0.06708	0.07028	0.04558	0.05684	0.03305	-	145.05	40.8	238086.2
3	0.04281	0.0051	0.02081	0.02003	0.02782	0.04786	135.17	40.94	239524.9
3*	0.07111	0.04794	0.05587	0.0542	0.02646	0.07823	190.29	40.94	239691.4
4	0.02605	0.00845	0.02723	0.0321	0.02727	0.04746	136.36	40.93	239673.5
4*	0.02576	0.00959	0.02939	0.03406	0.02605	0.04607	228.84	40.95	239886.1
5	0.12047	0.13822	0.14643	0.1456	0.02636	0.13454	136.43	40.93	239578.7
5*	0.00347	0.00536	0.01715	0.0107	0.0203	0.01676	132.6	40.93	238936

Tabla 7.11. Tabla comparativa de resultados obtenidos partiendo de distintas soluciones iniciales, jaula doble

En la Tabla 7.11, la columna izquierda hace referencia al catálogo, siendo:

1. IEC de 9 datos.
2. NEMA baja tensión con carcasa de protección especial de 11 datos.
3. NEMA baja tensión de 12 datos.
4. IEC alto rendimiento de 12 datos.
5. NEMA alta/baja tensión de 12 datos.

El “*” hace referencia a los resultados partiendo de una solución genérica.

El aspecto más destacado de estos resultados es que se obtienen errores de la misma magnitud si se parte de una solución genérica. Si bien, el tiempo necesario medio es mayor que si se parte de una solución cercana al óptimo. Sin embargo, el caso 5 muestra que al partir de una solución genérica se obtienen resultados mucho mejores que si se parte de los resultados del método de Mínimos Cuadrados. Es decir, que no siempre el método Híbrido es mejor que el Algoritmo Genético solo.

La principal diferencia entre las funciones empleadas por el algoritmo para cada catálogo es que todos, excepto el 2 y el 1, introducen el deslizamiento de par máximo como variable. Sin embargo, todos los catálogos utilizan más información que el catálogo 1. Si se compara la Tabla 7.11 con la Tabla 7.4 se ve que la situación se ha invertido. Habría que conocer la construcción real de los motores para poder aseverar que esta diferencia en los resultados es debida a que, efectivamente, los motores del catálogo 1 tienen un diseño más próximo a la jaula simple, mientras que aquellos del resto de catálogos tienen diseños más cercanos a la jaula doble o a un diseño de ranuras profundas.

A la vista de estos resultados, mucho mejores que en el caso del método de Mínimos Cuadrados, resulta interesante llevar a cabo análisis de sensibilidad a fin de compararlos con los presentados en el capítulo de Mínimos Cuadrados y contrastar las posibles diferencias existentes entre ellos.

En general se observa una disminución en el orden de magnitud de los factores de sensibilidad. Además hay importantes diferencias cualitativas entre los distintos catálogos. Lo que indica la diferencia de comportamiento entre motores de alta y baja tensión y/o entre motores de tipo NEMA o IEC.

Ahora bien si se comparan las Figuras 7.16 a 7.20 con las Figuras 6.21 a 6.25 del Capítulo 6: *Mínimos Cuadrados*, se observan comportamientos completamente diferentes. Partiendo de la base de que los errores cometidos al emplear el Algoritmo Genético son menores que al usar el método de los Mínimos Cuadrados, los factores de sensibilidad mostrados en este capítulo son más correctos que los presentados en el Capítulo 6: *Mínimos Cuadrados*, y por lo tanto representan un comportamiento más cercano al real.

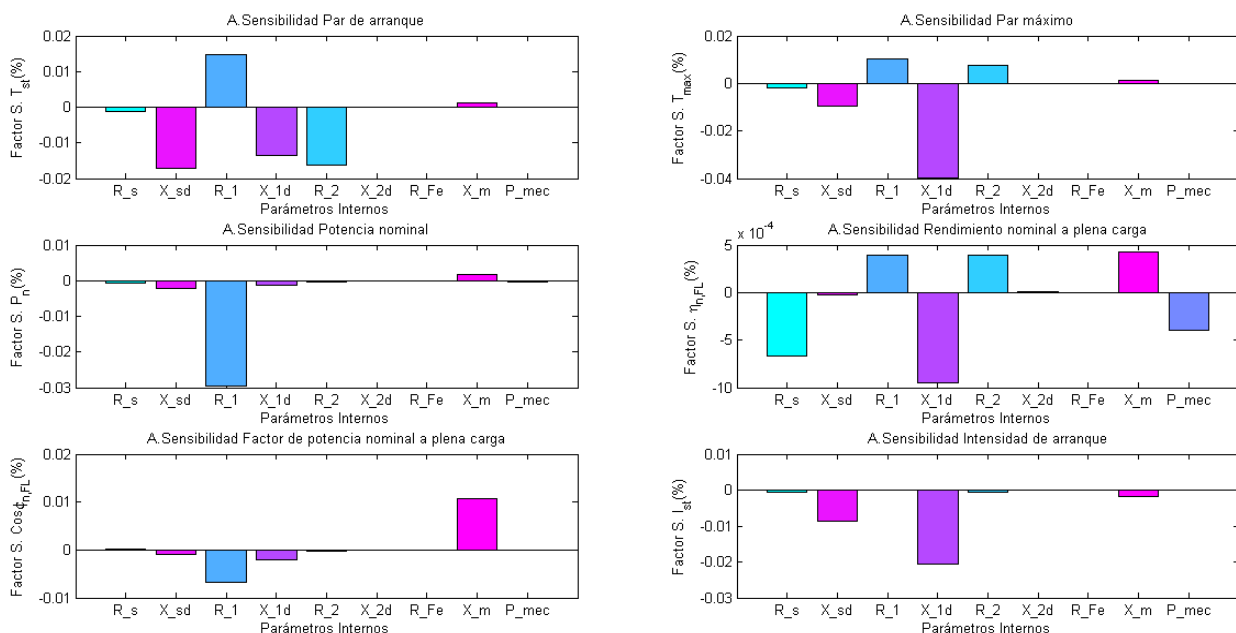


Figura 7.16. Análisis de sensibilidad para catálogo IEC alta tensión de 9 datos jaula doble

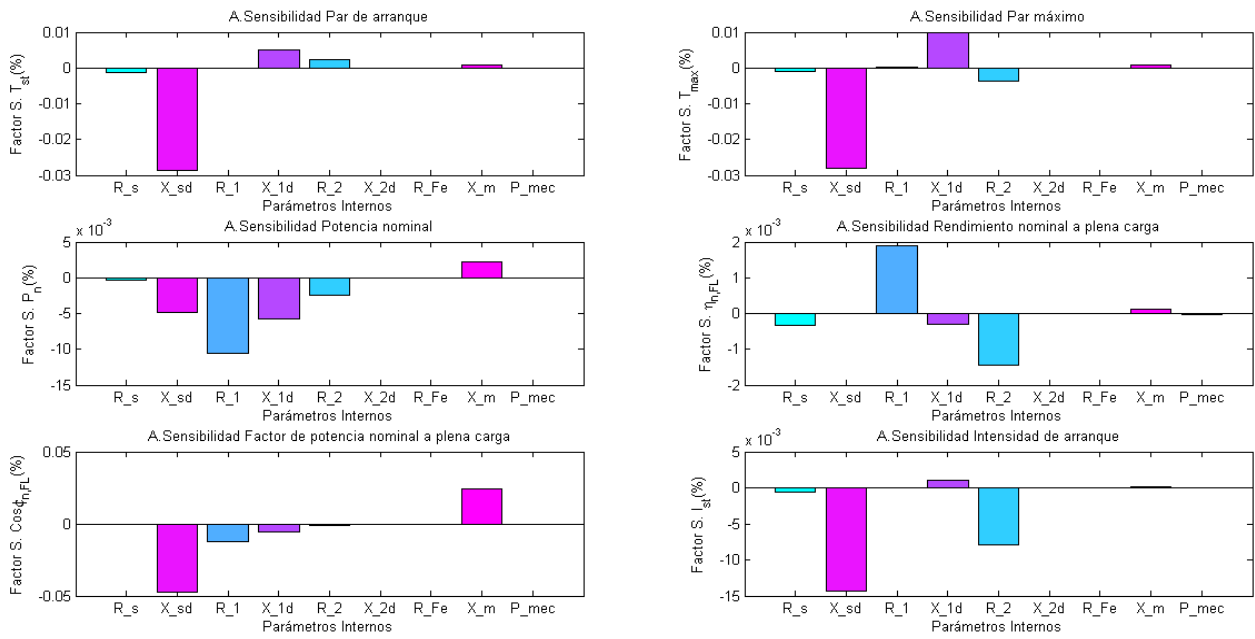


Figura 7.17. Análisis de sensibilidad para catálogo NEMA baja tensión de carcasa de protección especial de 11 datos jaula doble

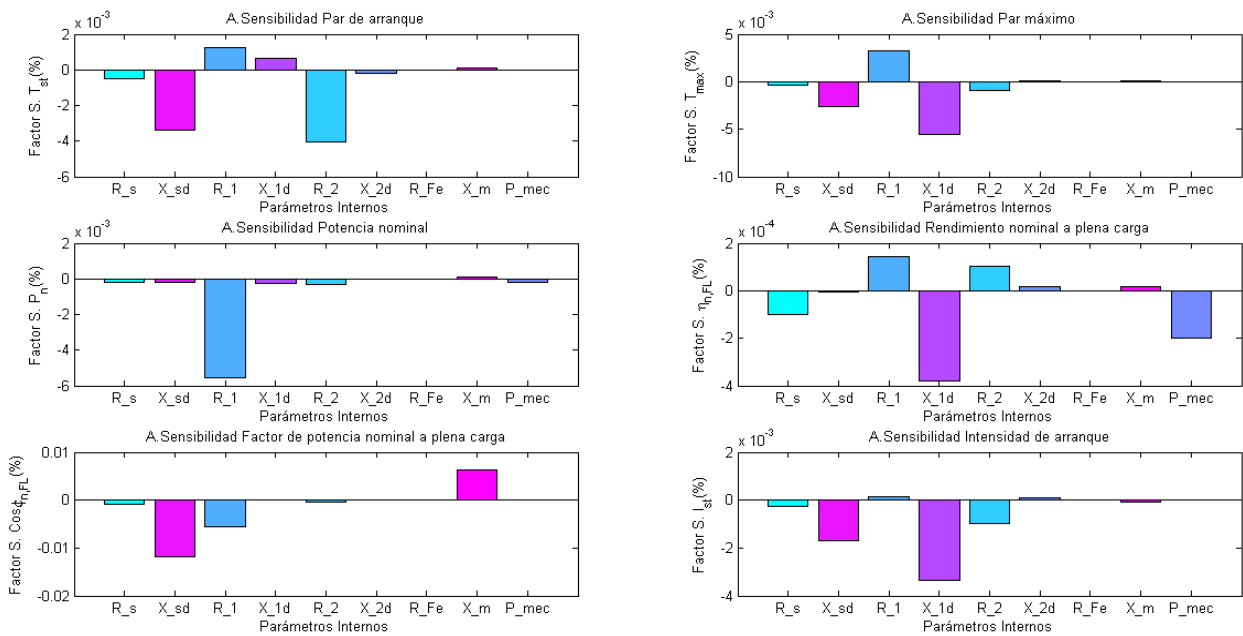


Figura 7.18. Análisis de sensibilidad para catálogo NEMA baja tensión de 12 datos jaula doble

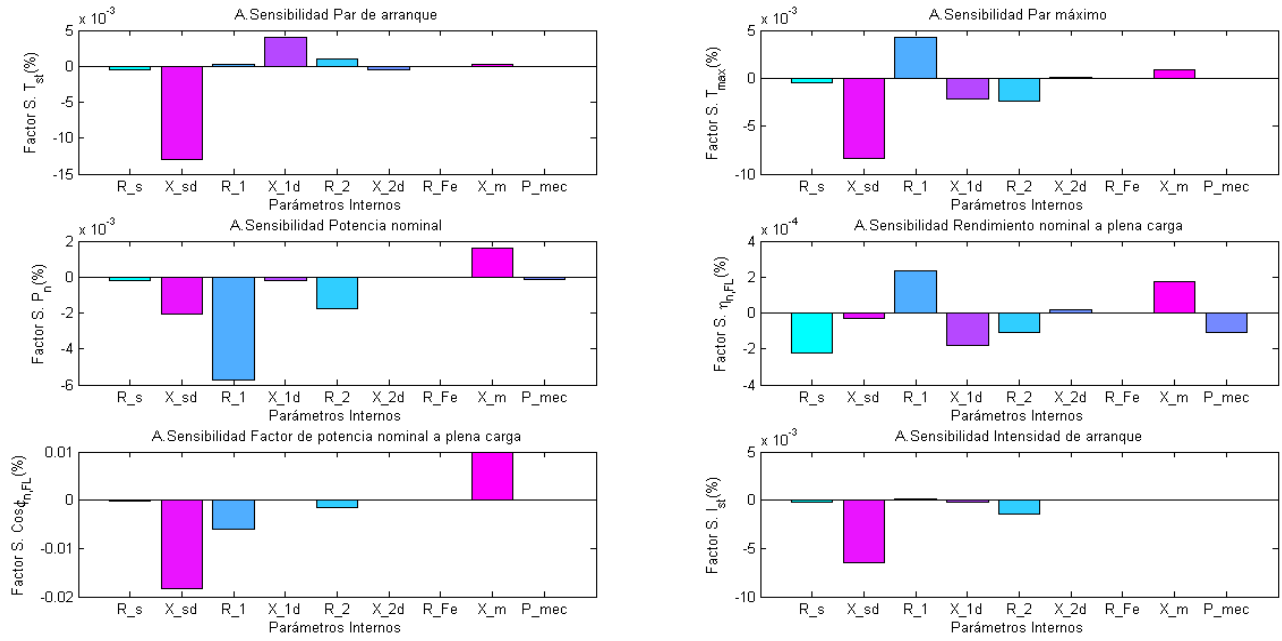


Figura 7.19. Análisis de sensibilidad para catálogo IEC alto rendimiento de 12 datos jaula doble

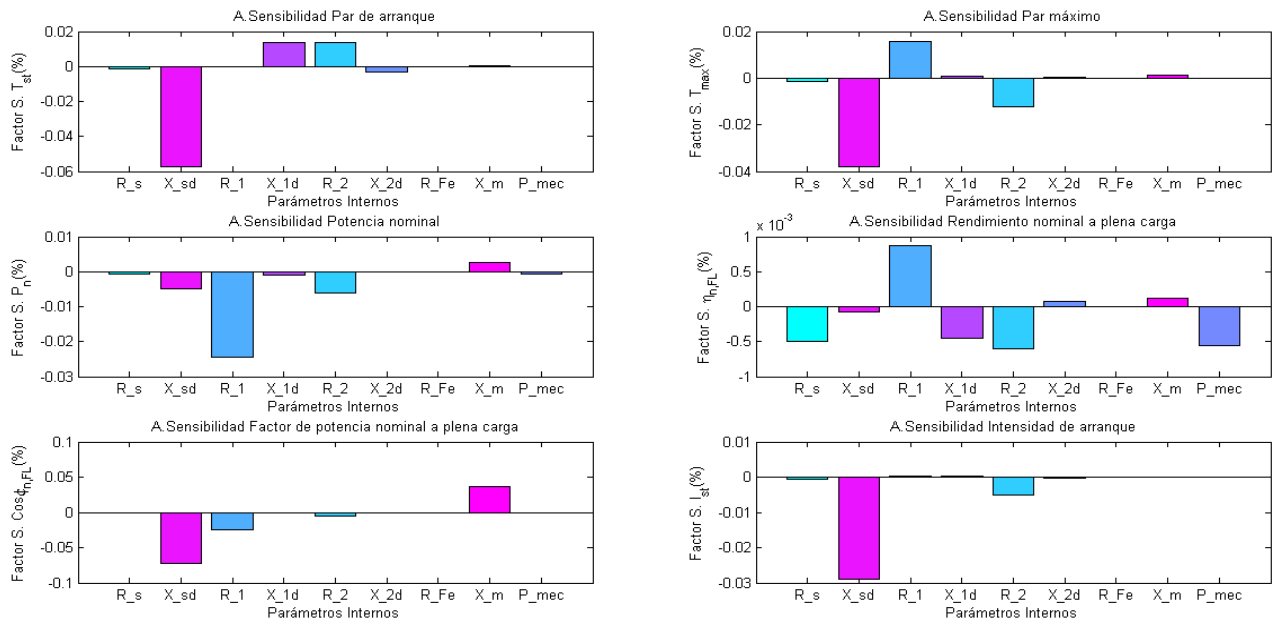


Figura 7.20. Análisis de sensibilidad para catálogo NEMA alta/baja tensión de 12 datos jaula doble

Ante las diferencias mostradas por los análisis de sensibilidad, se procede a analizar la característica Par normalizado-Deslizamiento.

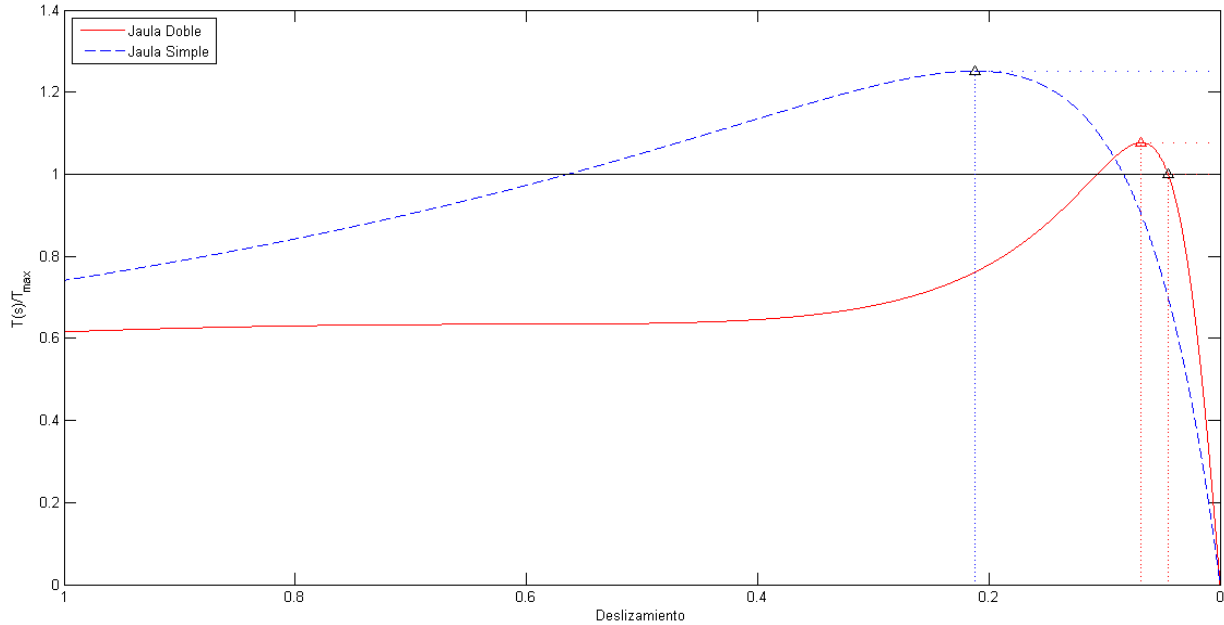


Figura 21. Característica Par normalizado-Deslizamiento jaula doble

Como se aprecia en la Figura 7.21, las curvas, para el mismo motor, empleando un modelo u otro son completamente diferentes. La curva de jaula doble presenta un error menor. Sin embargo, como se aprecia mejor en la Figura 7.22, en esta ocasión el deslizamiento de par máximo calculado y el de la curva, para el caso de jaula simple coinciden. Este hecho es aislado para jaula simple, pero no lo es tanto para jaula doble, donde el empleo de s_{max} como variable, se perfila como la causa más factible de los mejores resultados obtenidos al utilizar el modelo de jaula doble frente al modelo de jaula simple con el Algoritmo Genético.

El error cometido al calcular el par máximo es la distancia desde cada punto máximo (A, B, C y D) hasta la línea horizontal de valor 1, como se muestra en la Figura 7.22. Así pues el error cometido por el modelo de jaula simple es considerablemente mayor. Además se ve que en el caso de jaula doble se comete un error en la determinación del deslizamiento de par máximo. Es decir, se tiene la misma situación observada anteriormente.

Por lo tanto, resulta interesante analizar el error cometido frente al ratio s_r .

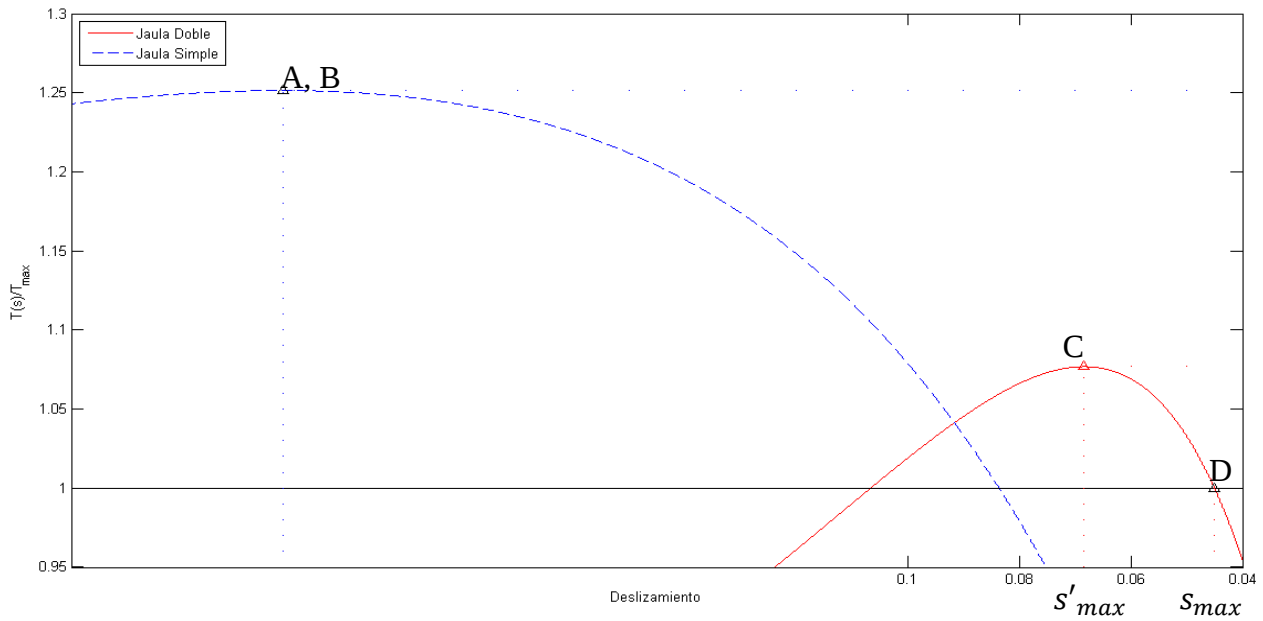


Figura 7.22. Detalle característica Par normalizado-Deslizamiento jaula doble

En la Figura 7.23 se muestran los errores cometidos al calcular el par máximo frente al ratio s_r , y puede verse que no es nada fácil encontrar una relación entre ambas magnitudes. Sucede lo mismo que en los casos estudiados con anterioridad. Es decir, se requiere una investigación más profunda de este aspecto para encontrar la solución al problema de la determinación del deslizamiento de par máximo.

En esta ocasión sucede que la distribución de los errores presenta una forma bastante parecida entre las dos gráficas superiores. Si bien esta forma es diferente a la del resto de gráficas. Sucede lo mismo entre las dos gráficas intermedias. La única diferencia entre los cálculos para cada una de estas gráficas es que en las dos intermedias y en la inferior el deslizamiento de par máximo es una variable más. Sin embargo, la gráfica inferior no presenta la misma distribución que las dos intermedias a pesar de compartir esta característica. Una prueba más de la complejidad de este problema.

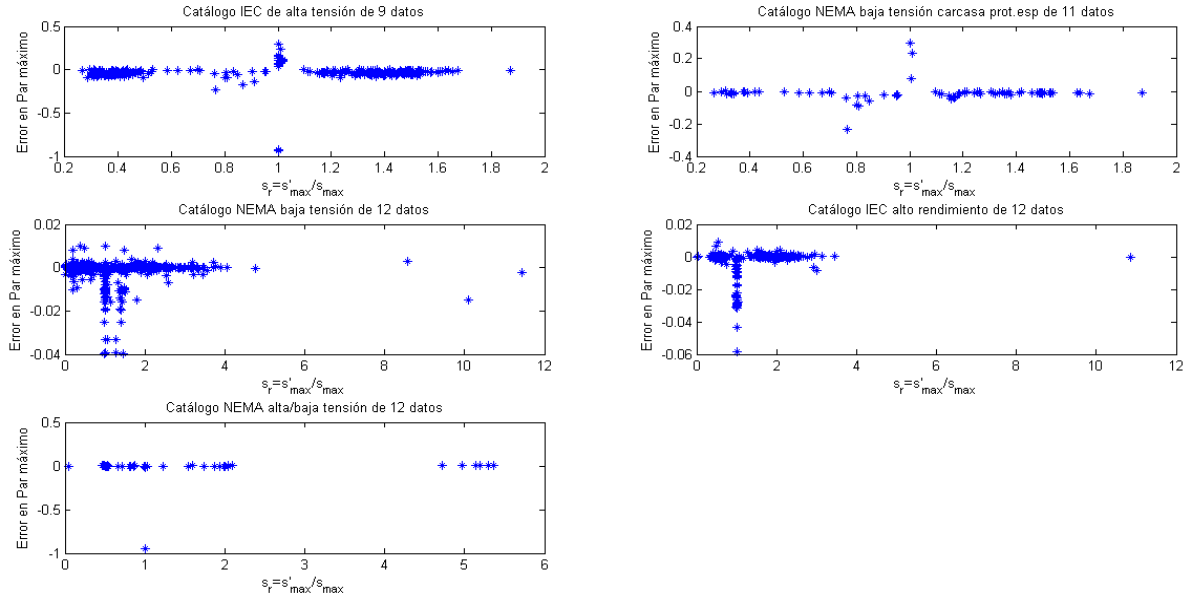


Figura 7.23. Error en par máximo frente a ratio s_r para modelos de jaula doble completos

Los análisis de sensibilidad arrojaron también las diferencias entre distintos catálogos. Así pues resulta necesario estudiar la distribución de errores por categorías como alta o baja tensión o tipos NEMA o IEC.

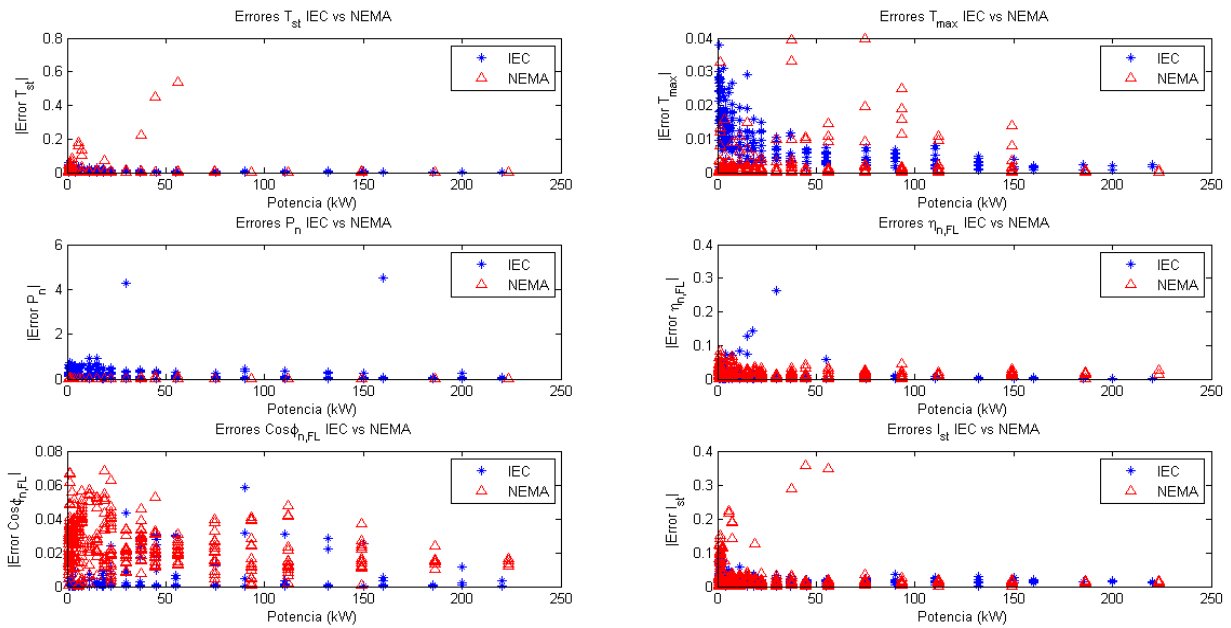


Figura 7.24. Comparación de errores entre motores de tipo IEC y NEMA de baja tensión, jaula doble

Para baja tensión, se ve en la Figura 7.24 que los motores de tipo NEMA presentan mayores errores en el factor de potencia, mientras que los de tipo IEC tienen mayores errores en el cálculo del par máximo.

En alta tensión el comportamiento de los motores NEMA e IEC es bastante similar. Si bien entre alta y baja tensión se observan tendencias diferentes. En general se puede afirmar que para menores tensiones se comenten mayores errores.

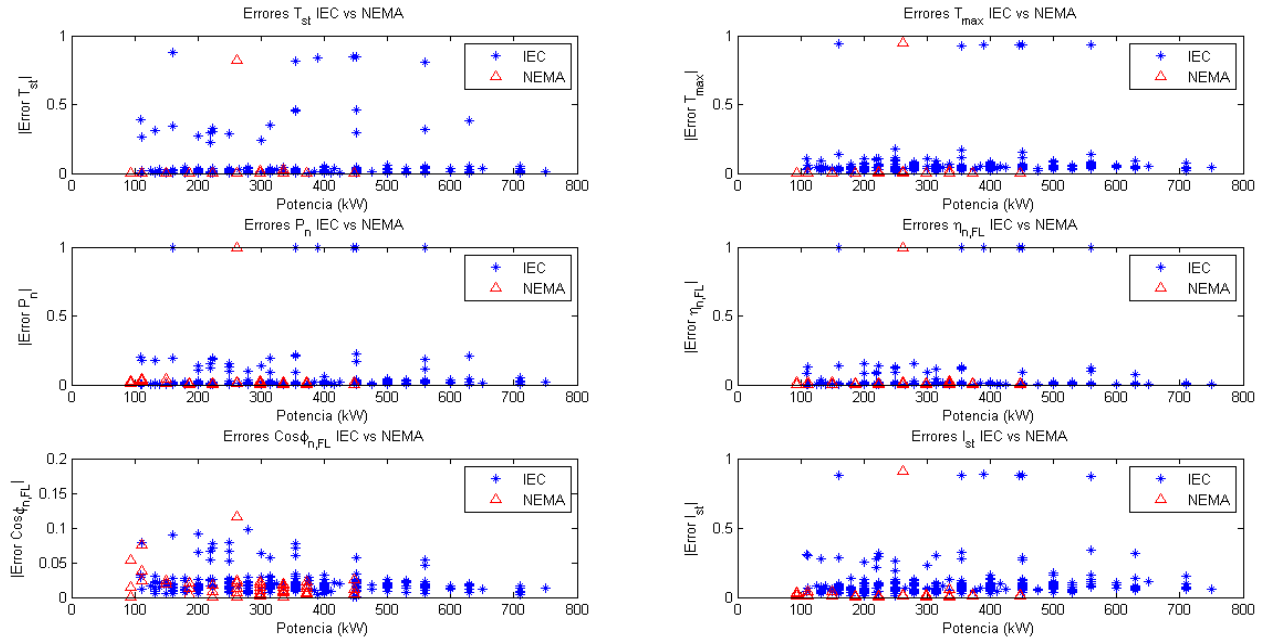


Figura 7.25. Comparación de errores entre motores de tipo IEC y NEMA de alta tensión, jaula doble

Para concluir este capítulo se puede decir que, a la vista de los resultados mostrados, el Algoritmo Genético presenta una buena actuación sobre el modelo de jaula doble. Sin embargo, para el modelo de jaula simple los errores cometidos no son admisibles, excepto para el catálogo IEC de alta tensión de 9 datos. La diferencia entre éste y el resto de catálogos es la ausencia de los parámetros auxiliares como variables.

La principal desventaja de este algoritmo es su elevado tiempo de cálculo, así como el componente aleatorio propio de los procesos naturales en los que está basado. En el último capítulo se comparará este método con los otros empleados para poder determinar cuál es el mejor en cada situación.