

8. Sistemas de Partículas (PSO)

8.1. Introducción

En este capítulo, al igual que en los dos precedentes, se mostrarán los resultados obtenidos al tratar de calcular los parámetros internos del motor de inducción empleando, en este caso, dos algoritmos dentro del grupo de Sistemas de Partículas. Estos algoritmos, explicados en detalle en el Capítulo 3: *Algoritmos*, son las variantes PSO-local y PSO-C, basada esta última en la estructura de los clubes sociales humanos.

Al contrario que con los dos algoritmos anteriores, Mínimos Cuadrados y Algoritmo Genético, en este capítulo se va a trabajar con dos algoritmos simultáneamente. El objetivo es comparar los dos algoritmos, pertenecientes al grupo de los Sistemas de Partículas, estudiados. De esta forma se podrá establecer cuál es el mejor de los dos para poder compararlo con las otras dos metodologías estudiadas en capítulos anteriores.

8.2. Proceso de ajuste de los parámetros de los algoritmos

La base de la búsqueda del proceso de optimización de estos algoritmos se puede expresar en las siguientes ecuaciones:

$$v_{id}(t+1) = \omega \cdot v_{id}(t) + lrn_1 \cdot rand_1 \cdot (p_{id}(t) - x_{id}(t)) + lrn_2 \cdot rand_2 \cdot (p_{gd}(t) - x_{id}(t)) \quad (8.1)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (8.2)$$

El principal problema de estos algoritmos es el ajuste de la multitud de parámetros que utilizan. En la ecuación (8.1), aparecen el peso de la inercia, ω , los coeficientes de aprendizaje individual y colectivo, lrn_1 y lrn_2 , respectivamente. A estos hay que sumar el número de partículas, y un coeficiente adicional llamado coeficiente de constricción, que multiplica a toda la parte derecha de la ecuación (8.1). Este coeficiente se introduce

a raíz de la búsqueda de mejorar la actuación de estos algoritmos, sugerido por multitud de artículos de la literatura científica. Además de los ya mencionados parámetros, hay que añadir otros que varían en función de la variante de PSO empleada. Si se usa PSO-local, se tiene el tamaño de cada subgrupo de partículas (véase Capítulo 3: *Algoritmos*). Por otro lado, si se emplea la versión PSO-C, el número de parámetros aumenta con el número de clubes, el número de afiliaciones por defecto, el número máximo de afiliaciones y el número mínimo de afiliaciones.

De este modo, se ve que el proceso de ajuste de los parámetros de funcionamiento de estos algoritmos no es un proceso trivial. Hay estudios que sugieren el empleo de meta-optimizadores para hallar los parámetros que proporcionan la mejor actuación de estos algoritmos [31].

En cuanto al peso de la inercia, en este trabajo se ha empleado una inercia dinámica [18], [20], lo que permite emplear una variación de PSO, que se ha llamado local por su esencia, que al implementar una inercia dinámica aplica las bondades de búsqueda de las variantes PSO global y local. La expresión de esta inercia dinámica es:

$$\omega = \left(\frac{\text{maxiter} - \text{iter}}{\text{maxiter}} \right)^{1.2} \cdot (\omega_{\max} - \omega_{\min}) + \omega_{\min} \quad (8.3)$$

Siendo:

maxiter: máximo número de iteraciones del algoritmo.

iter: iteración actual.

$\omega_{\max}$: valor máximo de la inercia.

$\omega_{\min}$: valor mínimos de la inercia.

De este modo, el parámetro inercia se desdobra en dos parámetros.

El número de combinaciones posibles de los parámetros es enorme, lo cuál eleva la dificultad de encontrar el ajuste óptimo, cuanto más si se tiene que realizar dicho ajuste para grupos de motores de características muy diversas o de los que se posee información diferente de unos a otros. Así pues, el proceso de ajuste de los parámetros de funcionamiento de los algoritmos se ha realizado mediante ensayo-error. Los parámetros sobre los que se han hecho más variaciones han sido el número de partículas y el peso de la inercia.

Los coeficientes de aprendizaje se han mantenido en el valor recomendado por la mayoría de publicaciones que es de 2. Esto no significa que no se haya analizado su variación.

En cuanto al número de partículas por subgrupo, para PSO-local, y sus homólogos de PSO-C, número de clubes, número de afiliaciones, etcétera, se ha tomado la decisión de

ajustarlos para un número de partículas fijo, 100, y después variarlos en proporción. Así pues, para un conjunto de 100 partículas, se tiene lo siguiente:

- PSO-local: los análisis han determinado que el mejor número de partículas por subgrupo es 10, siendo las otras alternativas 5,20,25,50, ya que el cociente entre el número total de partículas y el número de partículas por subgrupo tiene que ser entero. A partir de esto, si se estudia un sistema de partículas de mayor o menor tamaño, el número de partículas por subgrupo varía en proporción. Por ejemplo, para un conjunto de 25 partículas, los subgrupos podrán estar compuestos únicamente por 5 partículas.
Nótese que no se consideran como tamaño de grupo la unidad ni el total de partículas puesto que esos casos corresponden a la versión PSO-global.
- PSO-C: se tienen los siguientes valores de los parámetros referentes a la interacción entre partículas:
Número de clubes: 160
Número de afiliaciones por defecto: 21
Número máximo de afiliaciones: 53
Número mínimo de afiliaciones: 7

De forma que si, por ejemplo, el número total de partículas es 25, el ajuste sería:

Número de clubes: 40
Número de afiliaciones por defecto: 21
Número máximo de afiliaciones: 53
Número mínimo de afiliaciones: 7

A continuación se muestran los resultados obtenidos variando el tamaño de la nube de partículas empleando un grupo de 10 motores.

Población	25	50	75	100	150
Tiempo [s]	0.17954	0.19131	0.17798	0.33172	0.18436
Error T_{st}	0.17908	0.06532	0.04725	0.08308	0.15238
Error T_{max}	0.22019	0.06194	0.09516	0.0625	0.12133
Error P_n	0.11728	0.00527	0.05978	0.08537	0.05392
Error $\eta_{n,FL}$	0.0628	0.05318	0.08108	0.06014	0.04533
Error $\cos\phi_{n,FL}$	0.04527	0.0202	0.01966	0.02779	0.01612
Error I_{st}	0.17935	0.11101	0.0766	0.10944	0.12738

Tabla 8.1. Análisis del tamaño de la población en PSO-C

Población	25	50	75	100	150	200
Tiempo [s]	0.14213	0.14966	0.14598	0.14254	0.14245	0.14574
Error T_{st}	0.09485	0.09266	0.05903	0.0402	0.02876	0.03798
Error T_{max}	0.1218	0.07135	0.05055	0.05648	0.06047	0.04527
Error P_n	0.04378	0.03857	0.04014	0.03954	0.02445	0.0339
Error $\eta_{n,FL}$	0.07527	0.05838	0.0593	0.04911	0.04377	0.02398
Error $\cos\varphi_{n,FL}$	0.02987	0.02757	0.02948	0.02628	0.01906	0.01609
Error I_{st}	0.12725	0.08534	0.08021	0.08261	0.08534	0.08739

Tabla 8.2. Análisis del tamaño de la población en PSO-local

Los resultados de las Tabla 8.1 y Tabla 8.2 se han obtenido a partir de los datos del catálogo de 9 datos, bajo criterio de par de arranque, de ahí el mayor error sistemático en la intensidad de arranque.

Estos resultados muestran lo comentado más arriba. La dificultad de ajustar los parámetros de forma que todos los resultados mejoren. Se ve cómo al variar el tamaño de la población, algunos errores mejoran, se hacen más pequeños, y otro empeoran.

A continuación se muestra el proceso de ajuste para distintos tamaños de la población.

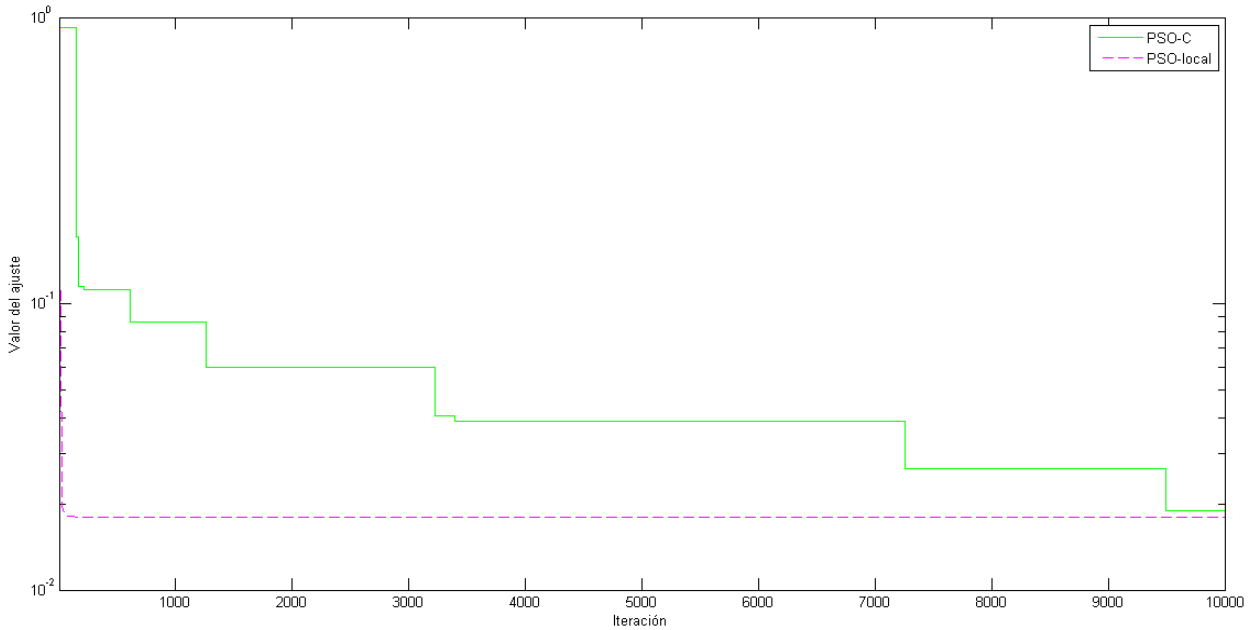


Figura 8.1. Proceso de ajuste de los Sistemas de Partículas para una población de 25 partículas

Los resultados mostrados en las Figura 8.1 y Figura 8.2, corresponden a un único motor del catálogo de 9 datos. Si bien en las Tabla 8.1 y Tabla 8.2 los errores cometidos por ambos método eran muy parecidos, gráficamente hay poco lugar a la duda. La variante PSO-local se acerca al óptimo más rápidamente, y además alcanza mejores valores de la función objetivo.

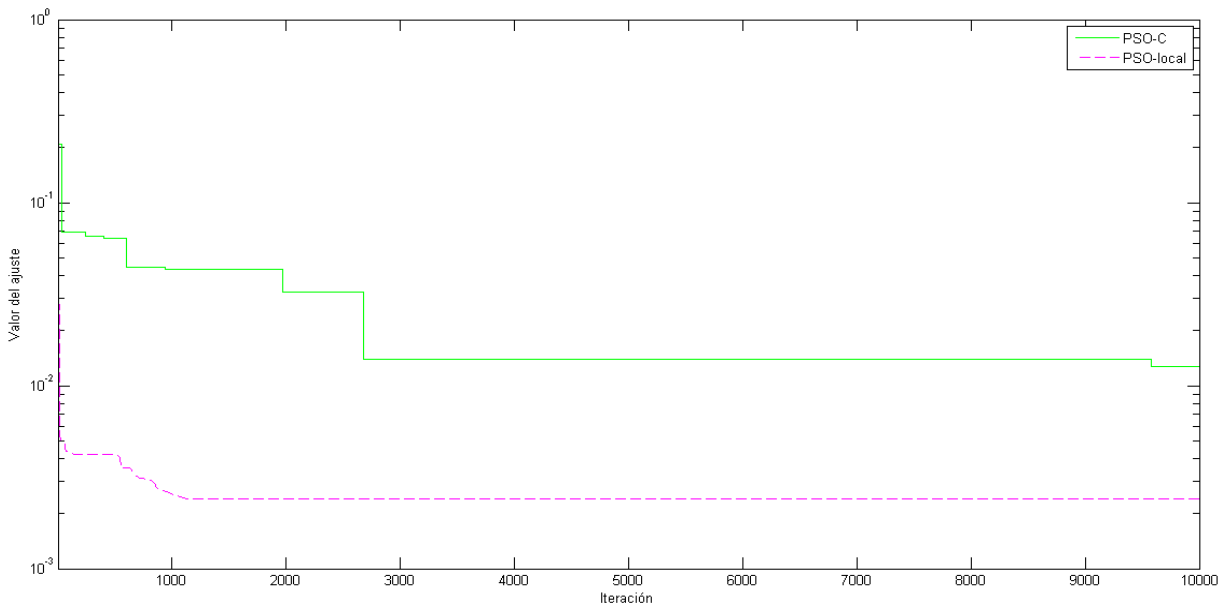


Figura 8.2. Proceso de ajuste de los Sistemas de Partículas para una población de 100 partículas

De la Figura 8.2 cabe extraer la conclusión de que cuando se tiene un conjunto grande de partículas, no se necesitan muchas iteraciones para llegar a la mejor solución.

Seguidamente se muestran los resultados obtenidos al analizar los dos mejores valores de inercia máxima, ω_{max} , de entre todos los probados.

Tipo PSO	PSO-C		PSO-local	
ω_{max}	0.9	2	0.9	2
Tiempo [s]	0.18436	0.19131	0.14598	0.14254
Error T_{st}	0.06419	0.09062	0.05055	0.03715
Error T_{max}	0.05835	0.0981	0.09527	0.05739
Error P_n	0.06607	0.05536	0.03146	0.04274
Error $\eta_{n,FL}$	0.05693	0.09858	0.08388	0.081
Error $\cos\phi_{n,FL}$	0.01918	0.03646	0.0393	0.03122
Error I_{st}	0.09461	0.12749	0.07335	0.0873

Tabla 8.3. Análisis del valor de la inercia máxima en algoritmos PSO

Para PSO-local, la mejor opción es optar por $\omega_{max}=2$, mientras que para PSO-C es $\omega_{max}=0.9$.

Gráficamente:

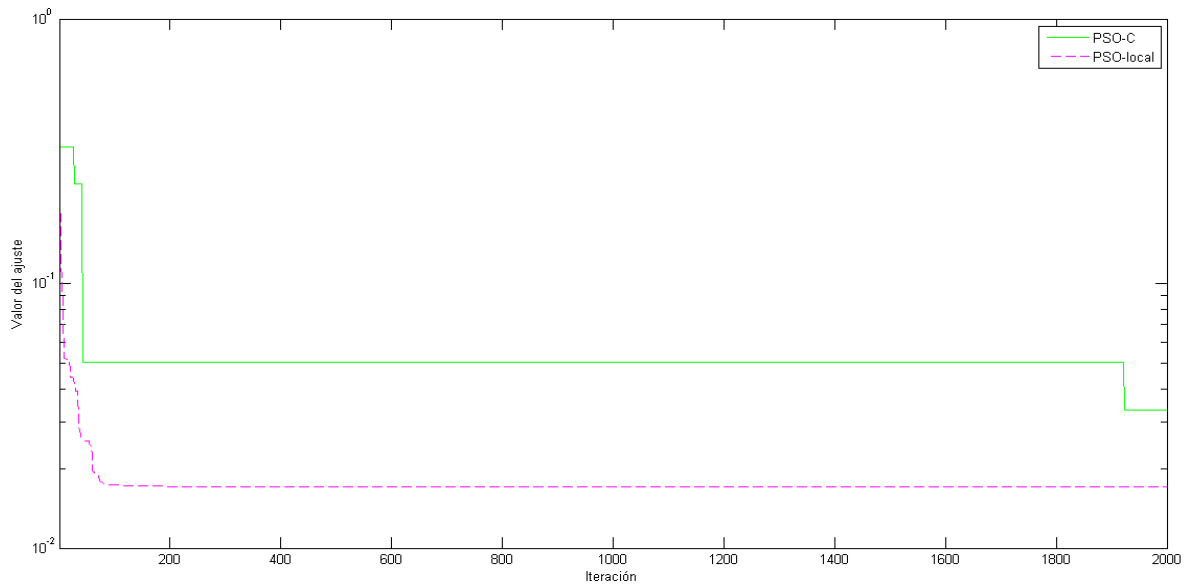


Figura 8.3. Proceso de ajuste de los Sistemas de Partículas para $\omega_{max} = 0.9$

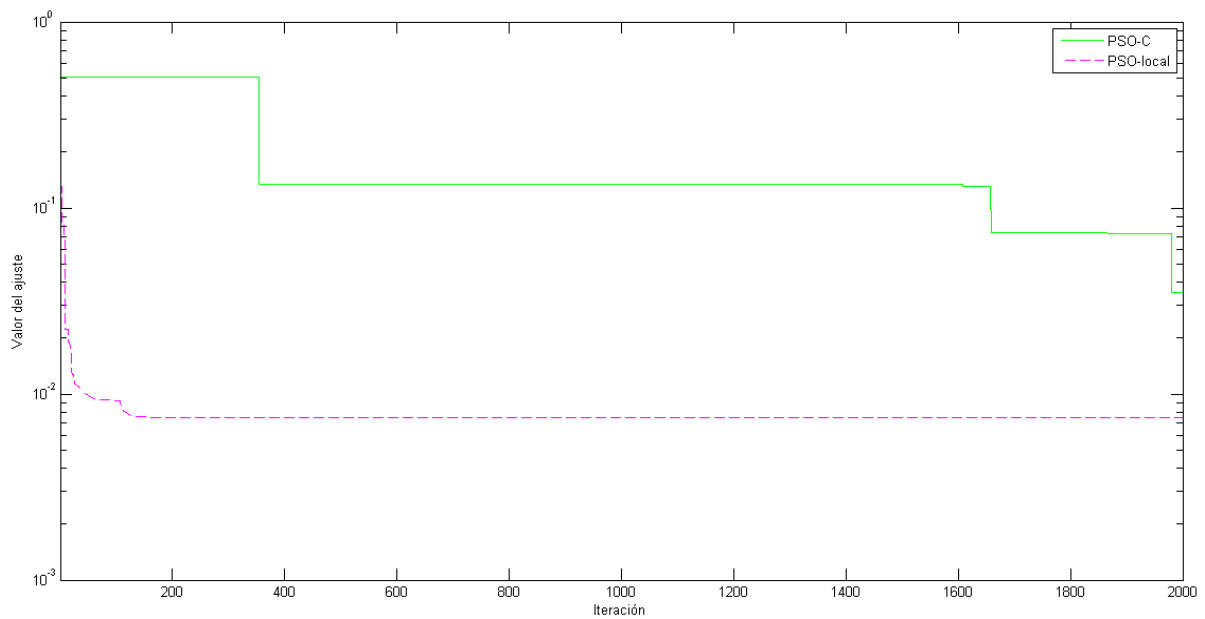


Figura 8.4. Proceso de ajuste de los Sistemas de Partículas para $\omega_{max} = 2$

Finalmente se deciden adoptar los siguientes valores de los parámetros:

- PSO-C:
 - Número de partículas: 75
 - $\omega_{max} = 0.9$
 - $\omega_{min} = 0.4$

- Factor de constricción: 1
- Factor de aprendizaje individual: 2
- Factor de aprendizaje colectivo: 2
- Número de clubes: 120
- Número de afiliaciones por defecto: 16
- Número máximo de afiliaciones: 39
- Número mínimo de afiliaciones: 5
- Número máximo de iteraciones: 3000
- Valor máximo de la tolerancia permitido: 10^{-5}
- PSO-local:
 - Número de partículas: 150
 - $\omega_{max} = 2$
 - $\omega_{min} = 0.4$
 - Factor de constricción: 0.5
 - Factor de aprendizaje individual: 2
 - Factor de aprendizaje colectivo: 2
 - Número de partículas de cada subgrupo de vecinos: 10
 - Número máximo de iteraciones: 2000
 - Valor máximo de la tolerancia permitido: 10^{-5}

Los dos últimos parámetros, el número máximo de iteraciones y el valor máximo de la tolerancia permitido, son las condiciones de salida del proceso iterativo. Si se supera el número de iteraciones o el valor de la función objetivo es menor que el valor máximo permitido, se termina el proceso iterativo.

8.2.1. Función de penalización

En las primeras etapas de la investigación de estos algoritmos los parámetros calculados presentaban valores anómalos, fuera de la región de soluciones válidas físicamente. Por este motivo se estudió la posibilidad de introducir una función de penalización [20], [29].

Una función de penalización se define, generalmente, según:

$$F(x) = f(x) + h(k) \cdot H(x), x \in S \subset \mathbb{R}^n \quad (8.4)$$

Dónde, $f(x)$ es la función objetivo original, $h(k)$ es un valor de penalización dinámicamente modificado, siendo k la iteración actual, y por último $H(x)$, es un factor de penalización, definido según:

$$H(x) = \sum_{i=1}^m \theta(q_i(x)) \cdot q_i(x)^{\gamma(q_i(x))} \quad (8.5)$$

Dónde, $q_i(x) = \max\{0, g_i(x)\}$, $i = 1, \dots, m$. La función $q_i(x)$, es una función de restricción relativamente violada; $\theta(q_i(x))$, es una función de asignación multinivel; $\gamma(q_i(x))$, es la potencia de la función de penalización; $g_i(x)$ son las restricciones definidas.

De este modo se establece un sistema de penalización por niveles, de forma que cuanto mayor sea la diferencia entre la magnitud calculada y el dato de catálogo, mayor es la penalización asignada, de forma que aumenta el valor de la función objetivo de esa partícula. Es decir, aumenta el valor de la aptitud de esa partícula (solución).

Sin embargo, los resultados tras la implementación de esta función no han sido mejores, salvo para uno de los catálogos, NEMA baja tensión con carcasa de protección especial de 11 datos.

Por lo tanto se ha implementado otro sistema para mantener las soluciones dentro de la región de validez física. Este sistema consiste en introducir condiciones en la programación de forma que se limite la velocidad de exploración del espacio de soluciones.

8.3. Resultados

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

Para hacer un correcto análisis de los resultados, en primer lugar se estudia la convergencia para eliminar aquellos motores para los que el algoritmo no ha convergido. Puesto que no se tienen en cuenta aquellos motores para los que se obtengan parámetros negativos, ya que todo el proceso de cálculo está basado en los valores absolutos de los parámetros, la única característica observable que sea síntoma de no convergencia o mala convergencia es el valor de los errores. Así pues, en este caso, se ha considerado como falta de convergencia si alguno de los errores de las magnitudes calculadas superaba el 50%, valor excesivamente alto, puesto que según la mayoría de las normas, resultados con errores por encima del 5% no se deberían aceptar como válidos.

De este modo, para el tipo PSO-C se tiene la siguiente convergencia: 100 % para el catálogo IEC alta tensión de 9 datos, 100 % para el catálogo NEMA baja tensión con

carcasa de protección especial de 11 datos, 96 % para el catálogo NEMA baja tensión de 12 datos, 99 % para el catálogo IEC alto rendimiento de 12 datos y 90 % para el catálogo NEMA alta/baja tensión de 12 datos.

Para el tipo PSO-local: 100 % para el catálogo IEC alta tensión de 9 datos, 100 % para el catálogo NEMA baja tensión con carcasa de protección especial de 11 datos, 100 % para el catálogo NEMA baja tensión de 12 datos, 100 % para el catálogo IEC alto rendimiento de 12 datos y 100 % para el catálogo NEMA alta/baja tensión de 12 datos.

Ambos algoritmos tienen muy buena convergencia.

Una vez eliminados los resultados no válidos, se comienza por estudiar cómo afecta la solución inicial a la actuación de los algoritmos de Sistemas de Partículas.

	Error T_{st}	Error T_{max}	Error P_n	Error $\eta_{n,FL}$	Error $\cos\varphi_{n,FL}$	Error I_{st}	Tiempo o cálculo	Nº Gener. .	Nº Eval.
1	0.0889	0.1041	0.0767	0.0737	0.0393	0.123	15.6	3000	225000
1*	0.1688	0.3213	0.1444	0.1447	0.0834	0.2885	15.5	3000	225000
2	0.087	0.1053	0.0779	0.0376	0.0513	-	15.1	3000	225000
2*	0.2615	0.3253	0.7914	0.2017	0.6043	-	14.2	3000	225000
3	0.1114	0.1351	0.1081	0.0497	0.0642	0.2428	14.8	3000	225000
3*	0.2047	0.3939	0.7938	0.2494	0.6044	0.7127	15.2	3000	225000
4	0.1103	0.1182	0.1109	0.0529	0.0699	0.2119	14.5	3000	225000
4*	0.2077	0.4117	0.8065	0.2954	0.6432	0.7017	14.2	3000	225000
5	0.1525	0.1608	0.1097	0.1025	0.0337	0.25	14.7	3000	225000
5*	0.151	0.4244	0.7038	0.2375	0.4898	0.73	14.1	3000	225000

Tabla 8.4. Comparación de resultados al partir de distintas soluciones iniciales para PSO-C

	Error T_{st}	Error T_{max}	Error P_n	Error $\eta_{n,FL}$	Error $\cos\varphi_{n,FL}$	Error I_{st}	Tiempo o cálculo	Nº Gener	Nº Eval.
1	0.0331	0.0421	0.0264	0.0335	0.0194	0.0865	4.2	2000	$3 \cdot 10^5$
1*	0.0507	0.0778	0.0339	0.0662	0.0335	0.0922	4.2	2000	$3 \cdot 10^5$
2	0.115	0.0815	0.078	0.0302	0.0414	-	10.1	2000	$3 \cdot 10^5$
2*	0.2317	0.3171	0.201	0.1165	0.096	-	10.2	2000	$3 \cdot 10^5$
3	0.0682	0.089	0.1125	0.037	0.063	0.1799	4.7	2000	$3 \cdot 10^5$
3*	0.0797	0.1041	0.1324	0.0483	0.0759	0.1795	5.1	2000	$3 \cdot 10^5$
4	0.0674	0.0938	0.104	0.0367	0.0626	0.1631	4.7	2000	$3 \cdot 10^5$
4*	0.0795	0.1081	0.1228	0.0447	0.0707	0.174	5.	2000	$3 \cdot 10^5$
5	0.113	0.1566	0.1034	0.1124	0.0597	0.1576	4.7	2000	$3 \cdot 10^5$
5*	0.1331	0.225	0.135	0.0865	0.0464	0.2237	5	2000	$3 \cdot 10^5$

Tabla 8.5. Comparación de resultados al partir de distintas soluciones iniciales para PSO-local

En la Tabla 8.5, 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.

A la vista de los resultados, se deduce que el tipo PSO-C es más sensible a la solución inicial empleada. Por otro lado el PSO-local tiene un tiempo de cálculo, aproximadamente, un tercio del de PSO-C, además de que proporciona menores errores.

Criterio	Error T_{st}	Error T_{max}	Error P_n	Error $\eta_{n,FL}$	Error $\cos\varphi_{n,FL}$	Error I_{st}
T_{st}	0.0889	0.1041	0.0767	0.0737	0.0393	0.123
I_{st}	0.3472	0.0885	0.064	0.0716	0.0406	0.0681

Tabla 8.6. Comparación de resultados del catálogo IEC de alta tensión de 9 datos bajo distintos criterios para PSO-C

Criterio	Error T_{st}	Error T_{max}	Error P_n	Error $\eta_{n,FL}$	Error $\cos\varphi_{n,FL}$	Error I_{st}
T_{st}	0.0331	0.0421	0.0264	0.0335	0.0194	0.0865
I_{st}	0.178	0.0361	0.0263	0.0346	0.0195	0.023

Tabla 8.7. Comparación de resultados del catálogo IEC de alta tensión de 9 datos bajo distintos criterios para PSO-local

El comportamiento de ambos tipos bajo distintos criterios es bastante bueno y similar, sin embargo en el caso de PSO-C para criterio de intensidad de arranque, el error de par de arranque es demasiado grande. En general se cumple la tendencia de que para PSO-local se obtienen mejores resultados que para PSO-C.

Para validar los parámetros calculados se recurre a los análisis de sensibilidad. En este capítulo se presentan conjuntamente los análisis de sensibilidad para PSO-C y PSO-local.

Estos análisis de sensibilidad se han llevado a cabo sobre los mismos motores empleados en los capítulos precedentes, que 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.

Las barras azules corresponden a PSO-local, mientras que las barras rosas representan los resultados de PSO-C.

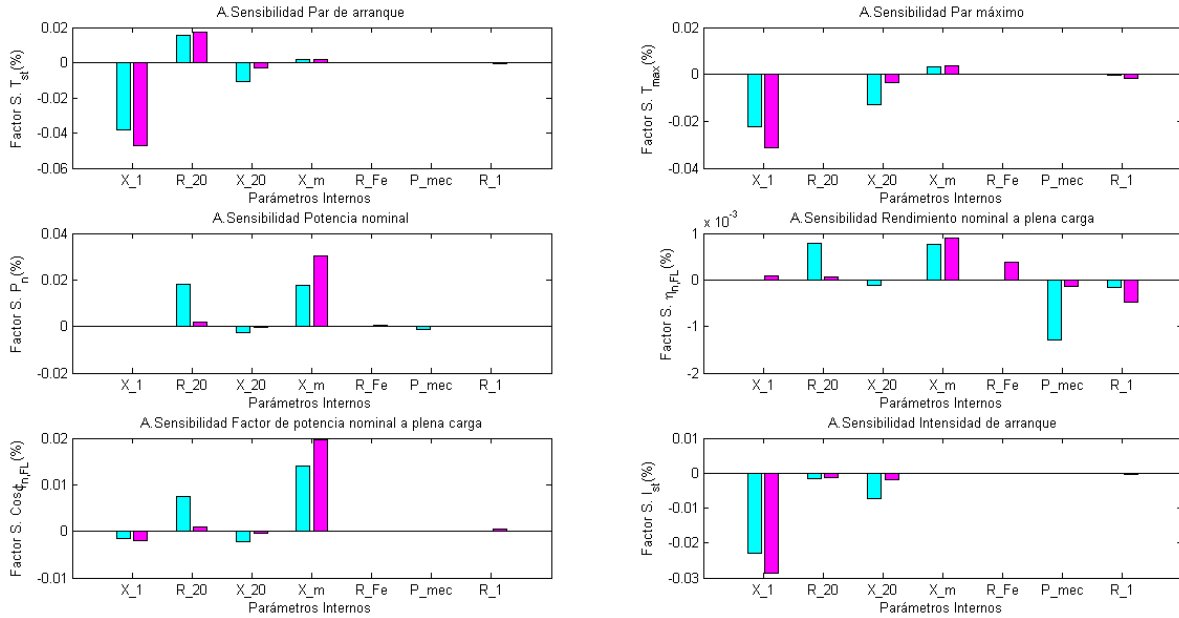


Figura 8.5. Análisis de sensibilidad para catálogo IEC alta tensión de 9 datos

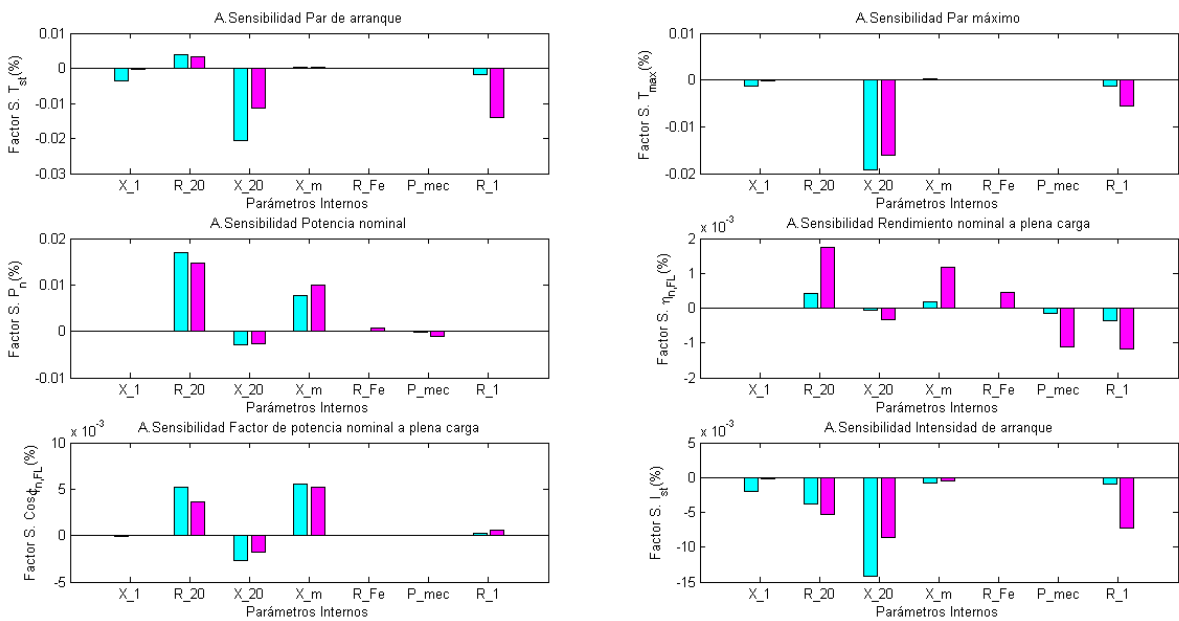


Figura 8.6. Análisis de sensibilidad para catálogo NEMA baja tensión carcasa de protección especial de 11 datos

Los resultados mostrados en las Figuras 8.5 y 8.6, son válidos. Síntomas de su corrección son la dependencia positiva del par de arranque y la potencia nominal con la resistencia del rotor.

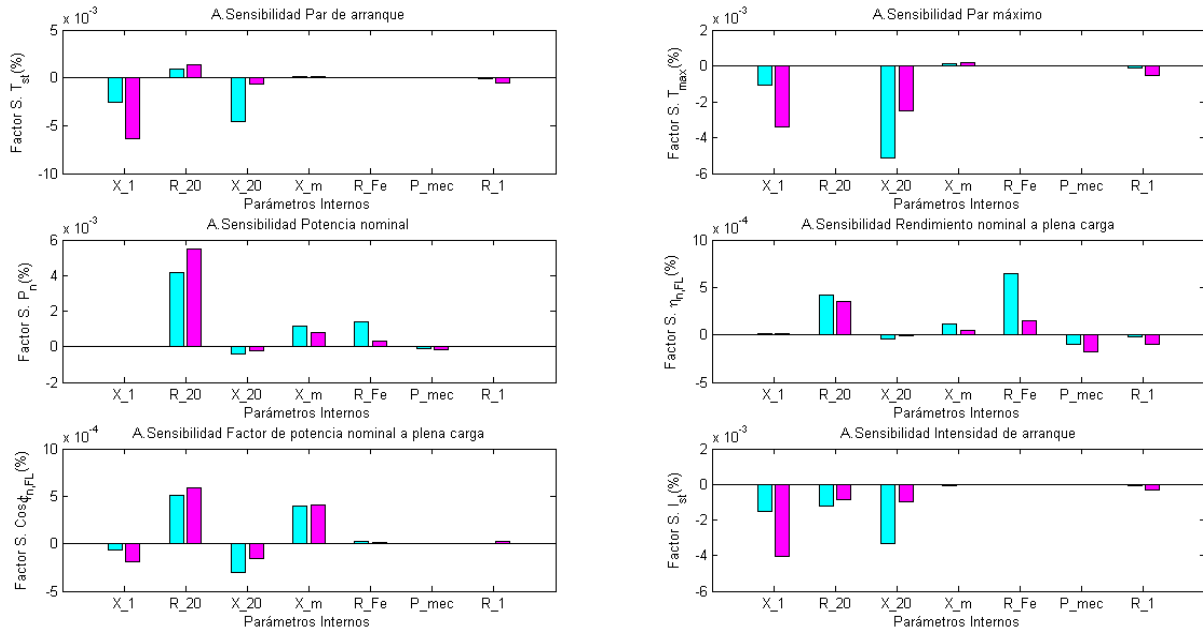


Figura 8.7. Análisis de sensibilidad para catálogo NEMA baja tensión de 12 datos

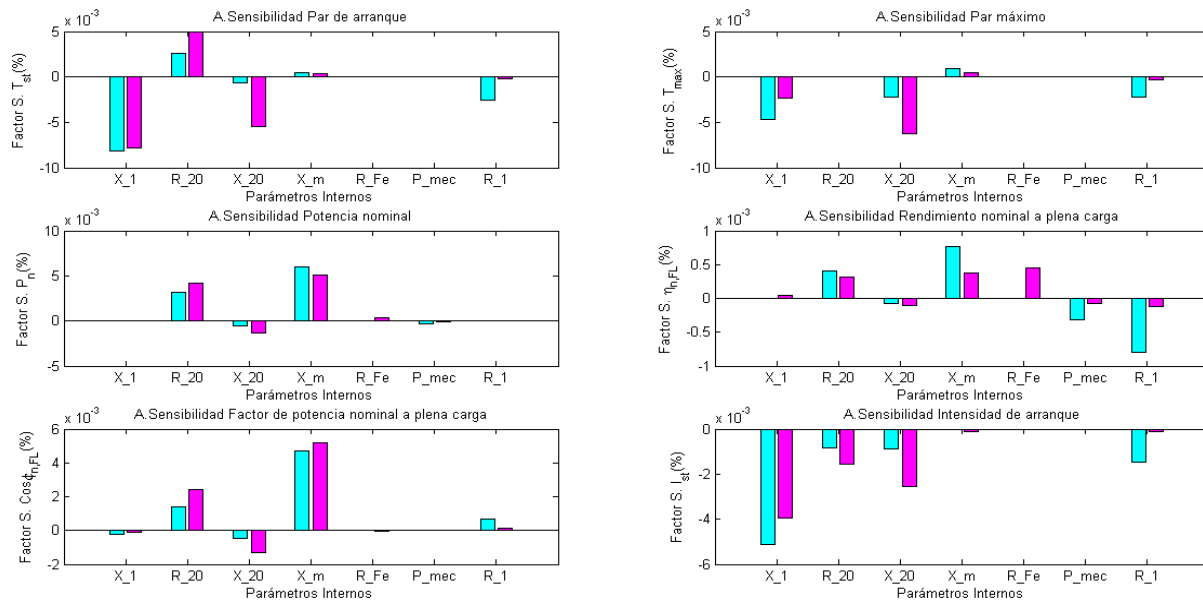


Figura 8.8. Análisis de sensibilidad para catálogo IEC alto rendimiento de 12 datos

En las Figuras 8.7 y 8.8 se aprecia una menor influencia de la resistencia estática, siendo éste un síntoma de que los resultados son válidos. Excesivo protagonismo de la resistencia del estator no es normal. Como se vio en el Capítulo 7: *Algoritmo Genético*, cuando el análisis de sensibilidad mostraba factores de sensibilidad con la resistencia estática muy grandes, había errores inadmisibles en los resultados.

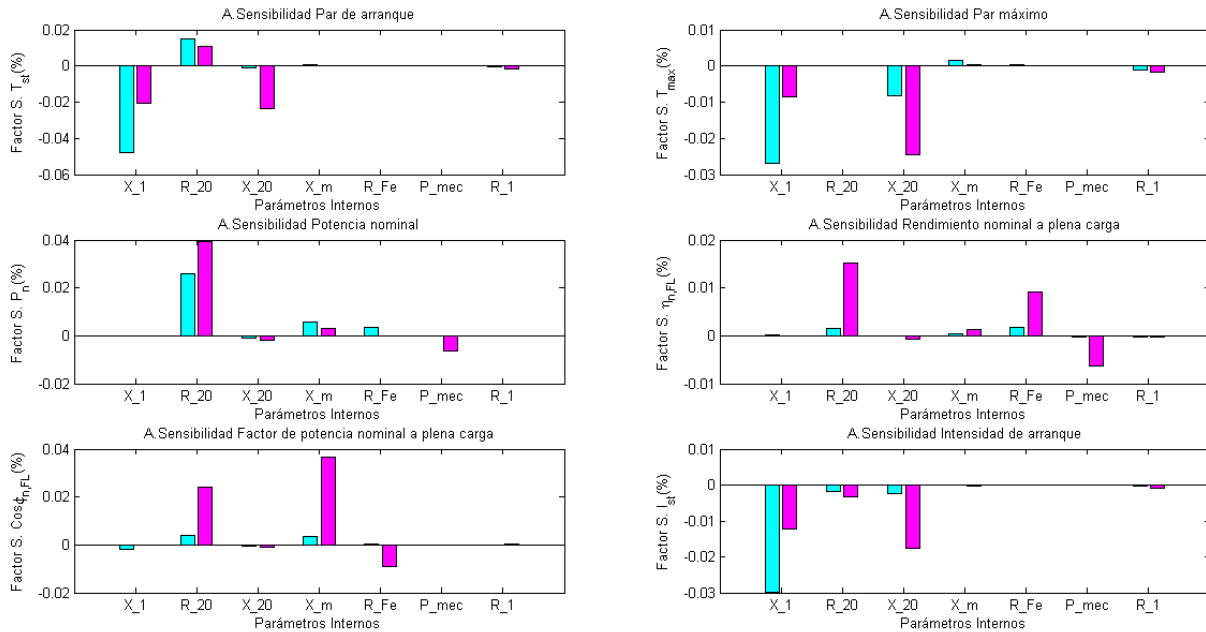


Figura 8.9. Análisis de sensibilidad para el catálogo NEMA alta/baja tensión de 12 datos

En la Figura 8.9 se muestran resultados que reflejan un cálculo correcto de los parámetros internos de la máquina inducción. Esto puede verse, por ejemplo, en la relación positiva entre el rendimiento y la resistencia del hierro. Si esta última aumenta, también lo hace el rendimiento, puesto que las pérdidas en el hierro disminuyen.

Al igual que con los otros algoritmos, el siguiente paso del análisis consiste en estudiar la característica Par normalizado-Deslizamiento. Puesto que los resultados de los análisis de sensibilidad han sido correctos para ambos algoritmos, se continúa estudiando ambos tipos de Sistemas de Partículas.

En la Figura 8.10, se muestra la distribución de los errores cometidos al calcular el par máximo frente al dato de catálogo, ordenados por potencia nominal. En esta ocasión, para ambos tipos, la distribución es bastante homogénea a ambos lados de la línea de cero. Así pues, en algunos motores el algoritmo calcula un valor superior al de catálogo, mientras que para otros motores estima un valor inferior al dado por el fabricante. En general, los errores caen en la franja $\pm 15\%$, si bien los errores cometidos por PSO-C (puntos verdes) son mayores que los de PSO-local (puntos azules).

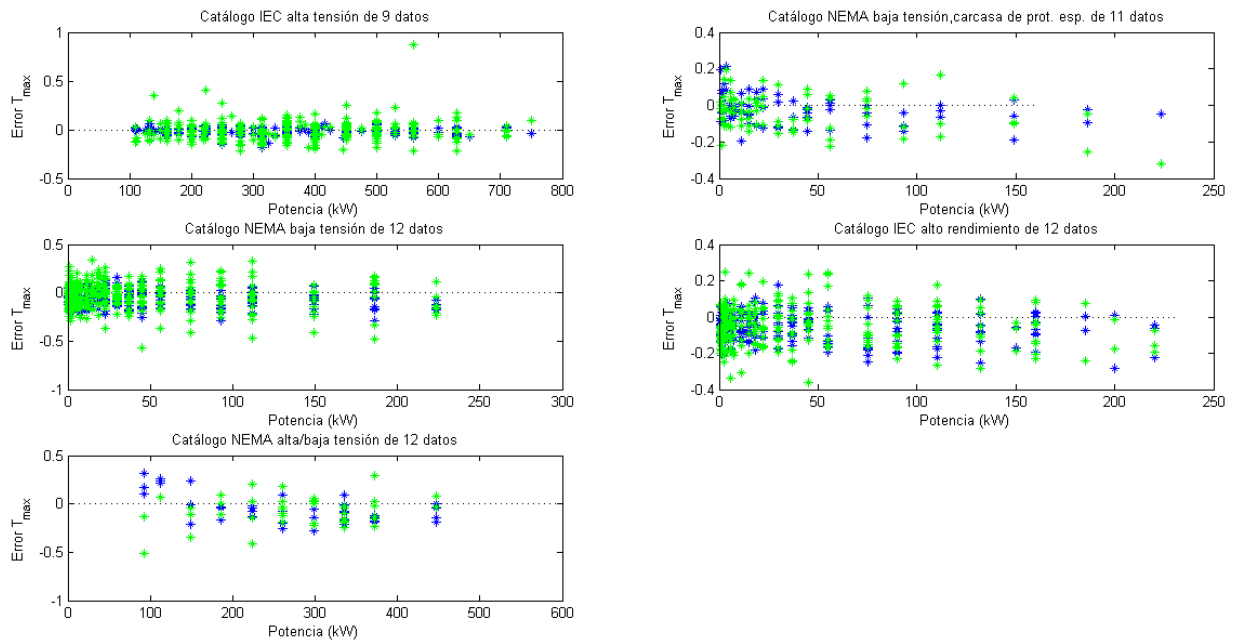


Figura 8.10. Distribución de errores en el cálculo del Par máximo por Potencia nominal

A continuación se presentan las características Par normalizado-Deslizamiento para un mismo motor, resuelto empleando cada uno de los algoritmos estudiados dentro de los Sistemas de Partículas.

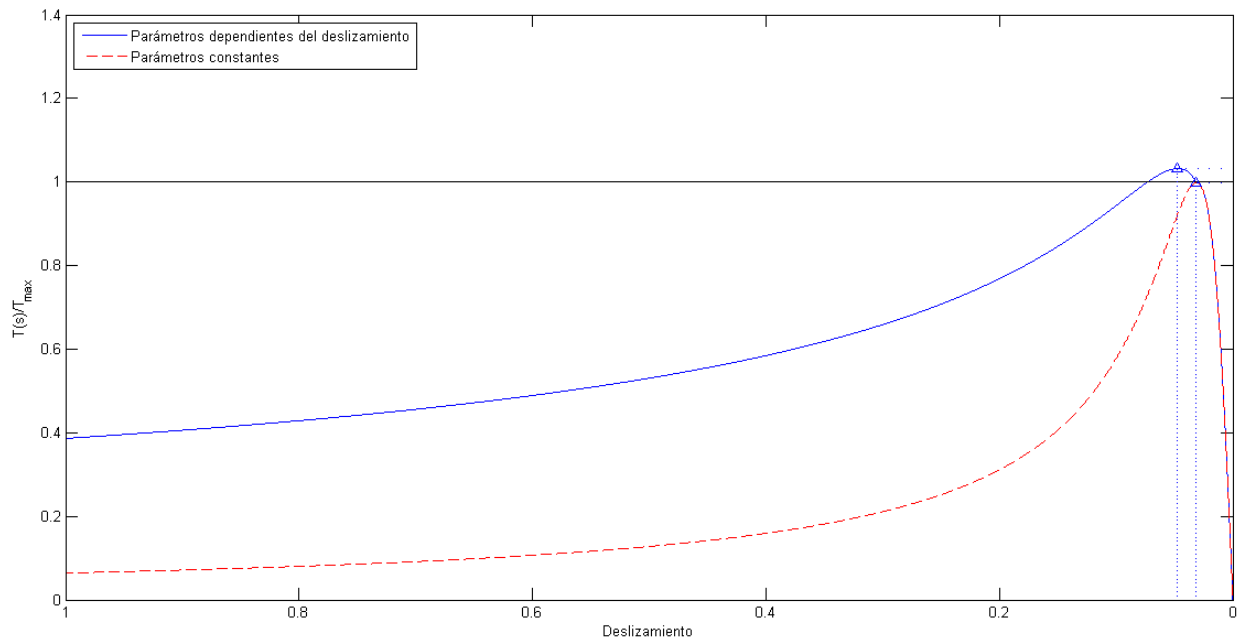


Figura 8.11. Característica Par normalizado-Deslizamiento para PSO-local

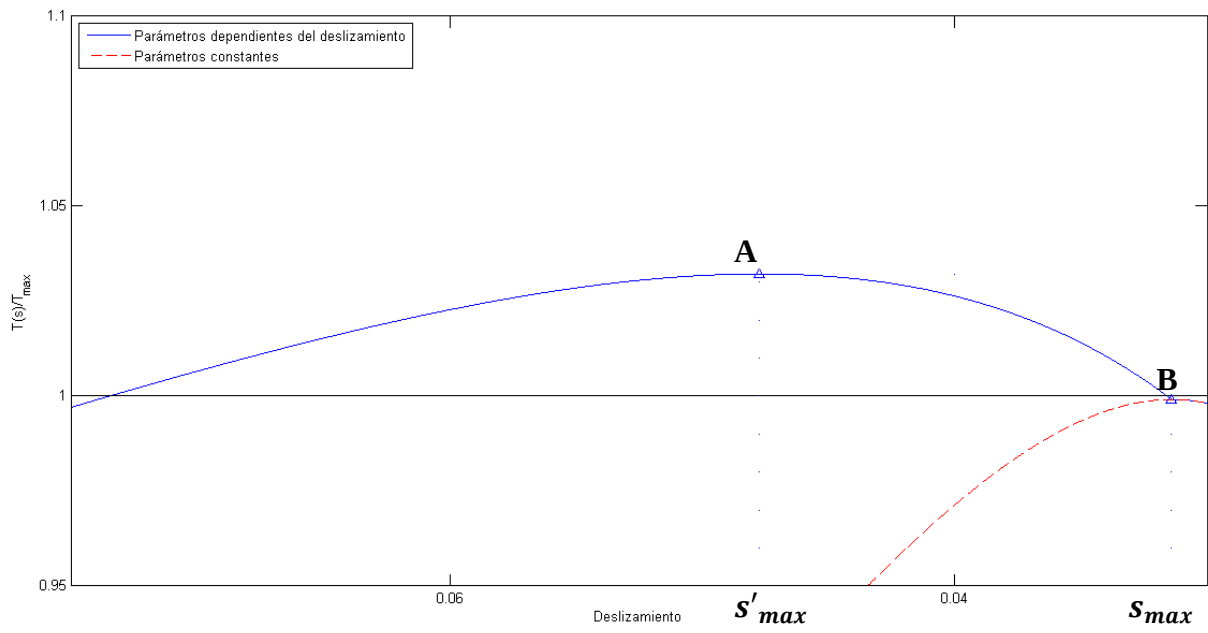


Figura 8.12. Detalle de la característica Par normalizado-Deslizamiento para PSO-local

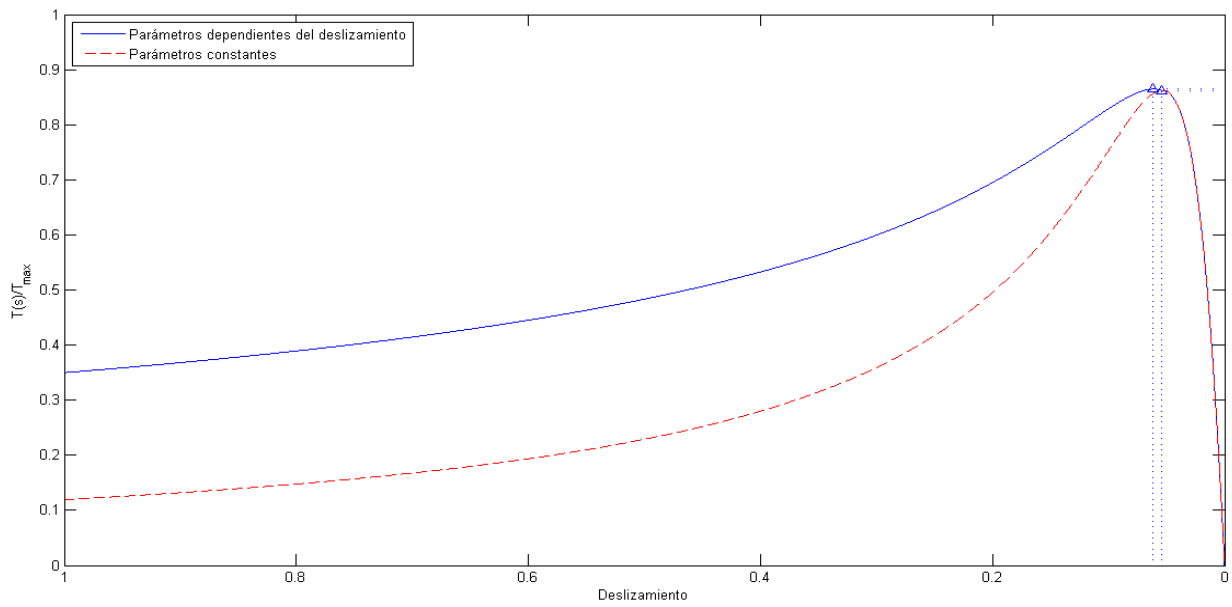


Figura 8.13. Característica Par normalizado-Deslizamiento para PSO-C

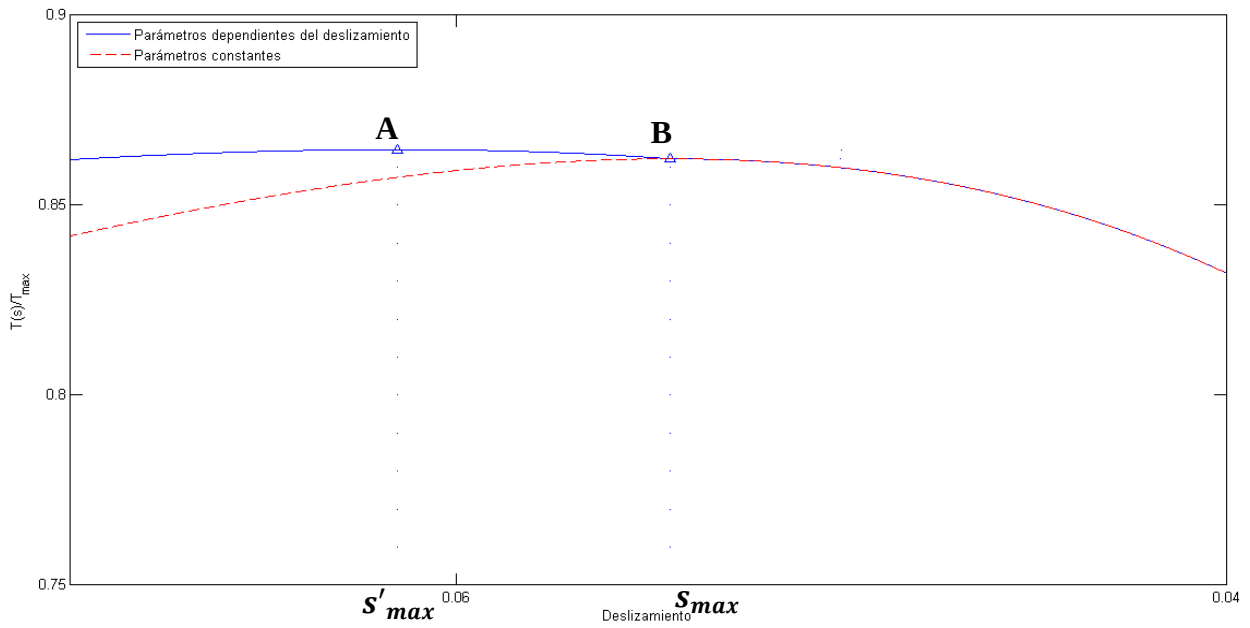


Figura 8.14. Detalle de la característica Par normalizado-Deslizamiento para PSO-local

Las Figuras 8.11 y 8.13 presentan curvas cuya forma es la habitual para esta característica en motores de inducción. Los puntos “A” marcan el par máximo de la curva, mientras que los puntos “B” corresponden al par máximo calculado con la expresión (2.22). La distancia de sendos puntos a la línea de ordenadas igual a 1 es el error cometido respecto al dato de catálogo. Este error es menor para el caso PSO-local.

Como se observa en las Figuras 8.11 y 8.13, el error en par máximo se comente en el primer caso por exceso y en el segundo por defecto. En cuanto a la distancia entre los deslizamiento se observa el mismo comportamiento que ya fue observado en los otros algoritmos. De este modo, al igual que se hizo en capítulos anteriores y por el mismo motivo, el siguiente paso es analizar la relación entre el error de par máximo y el ratio $s_r = \frac{s'_{max}}{s_{max}}$.

Las Figuras 8.15 y 8.16 muestran una relación muy compleja entre el error de par máximo y el ratio s_r . Si bien, es interesante destacar que estas distribuciones son diferentes a las observadas para Mínimos Cuadrados (Figura 6.12) y Algoritmo Genético (Figura 7.15).

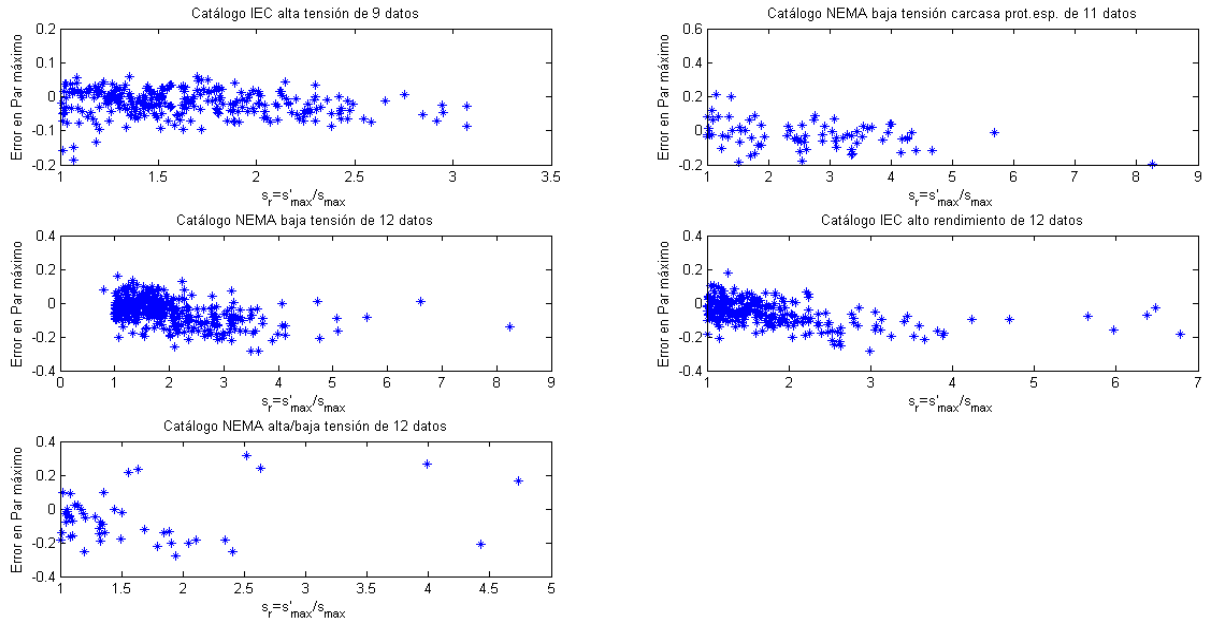


Figura 8.15. Distribución del error en par máximo frente a ratio s_r para PSO-local

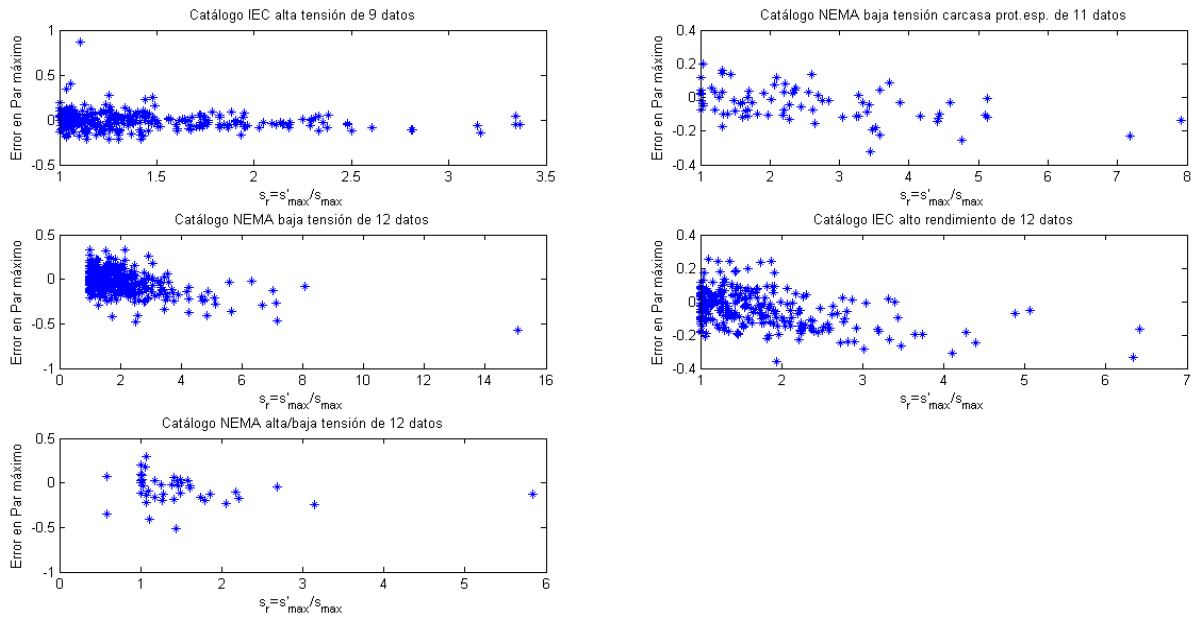


Figura 8.16. Distribución del error en par máximo frente a ratio s_r para PSO-C

El siguiente paso del análisis consiste en estudiar las diferencias en el comportamiento de los algoritmos de Sistema de Partículas al calcular parámetros de motores de alta y baja tensión o que han sido diseñados bajo normativa NEMA o IEC.

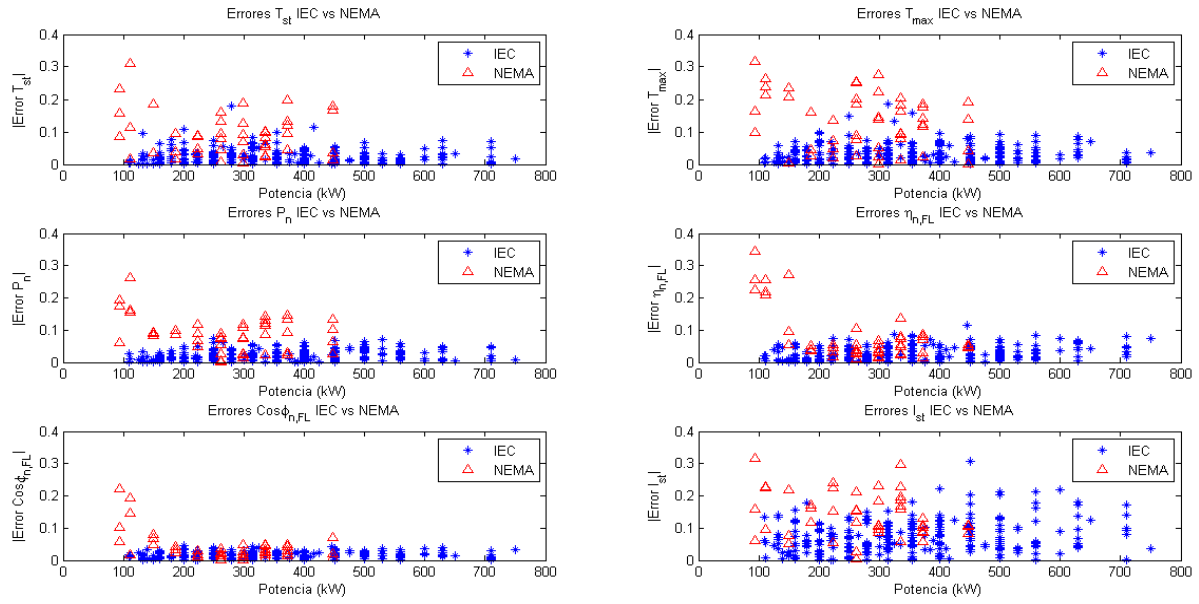


Figura 8.17. Comparación de errores entre motores tipo NEMA e IEC de alta tensión para PSO-local

En la Figura 8.17 se muestra cómo el algoritmo PSO-local comete menores errores al calcular los parámetros de motores de tipo IEC de alta tensión. Sin embargo, el algoritmo PSO-C (Figura 8.18) comete, por lo general, los mismos errores para ambos tipos de motores en alta tensión. Por otro lado, la magnitud de los errores cometidos por el algoritmo PSO-C es mayor que para el algoritmo PSO-local, excepto para el factor de potencia.

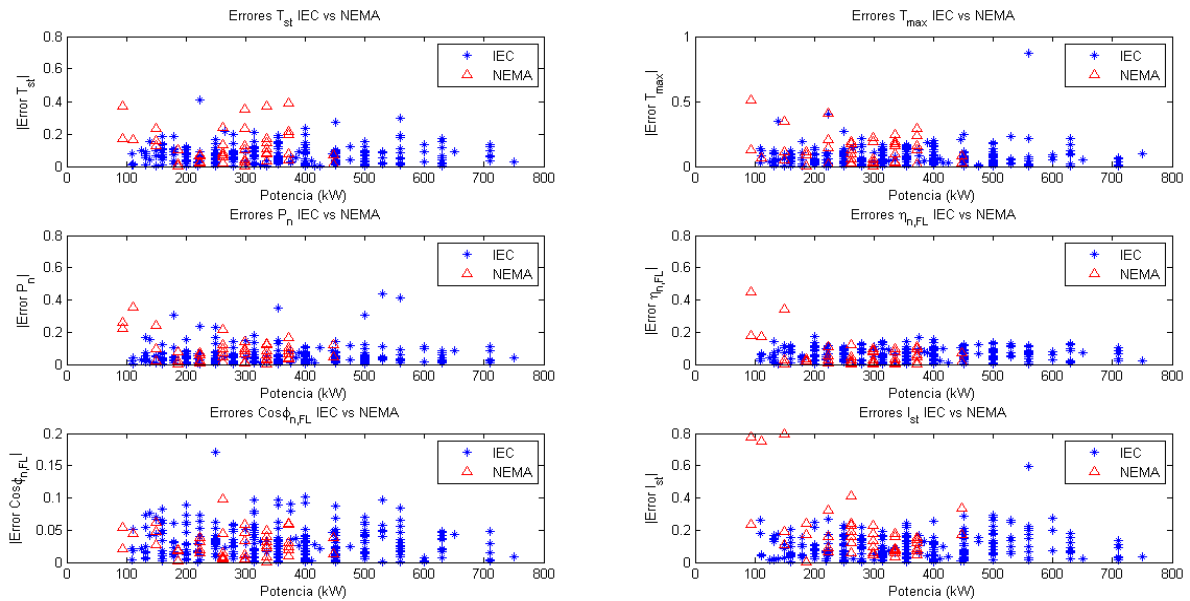


Figura 8.18. Comparación de errores entre motores tipo NEMA e IEC de alta tensión para PSO-C

Comparando la Figura 8.19 con la Figura 8.17, se observa que el algoritmo PSO-local comete menores errores al determinar los parámetros de motores de tipo NEMA de baja tensión que si éstos son de alta tensión. En cuanto a IEC los errores cometidos son del mismo orden en alta y en baja tensión para PSO-local. En baja tensión, no se observan las mismas diferencias que existían en alta tensión entre NEMA e IEC, siendo los errores del mismo orden.

Llevando a cabo el mismo análisis entre las Figuras 8.20 y 8.18, se observa la misma tendencia de pequeñas diferencias entre los errores cometidos para NEMA e IEC. Por otro lado la magnitud de los errores es algo mayor en baja tensión que en alta tensión.

En baja tensión, los comportamientos de los dos algoritmos, PSO-C y PSO-local, son muy similares.

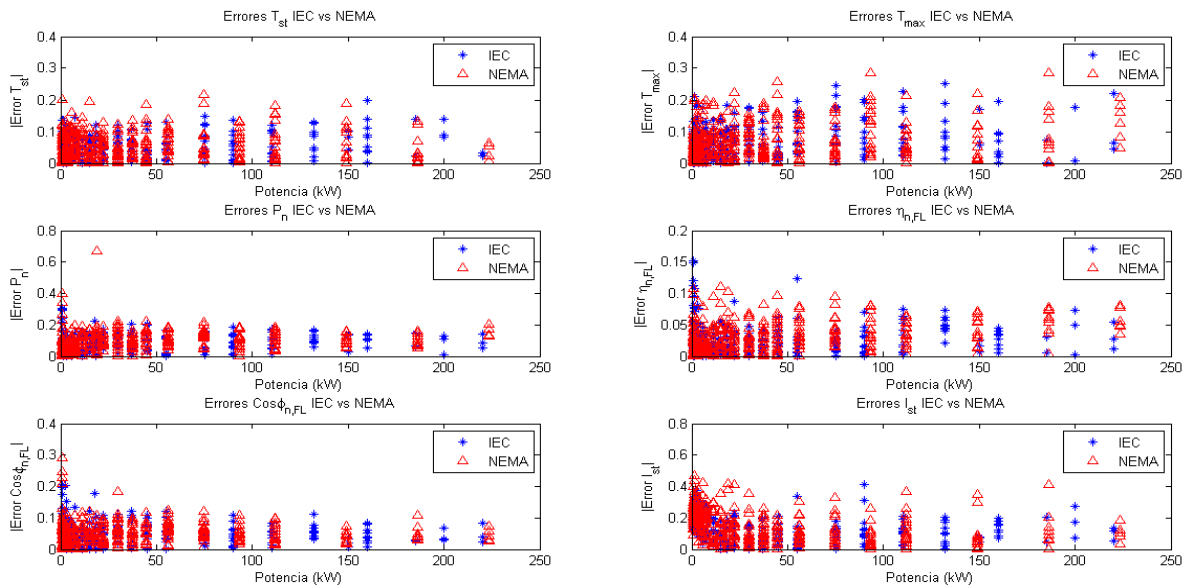


Figura 8.19. Comparación de errores entre motores tipo NEMA e IEC de baja tensión para PSO-local

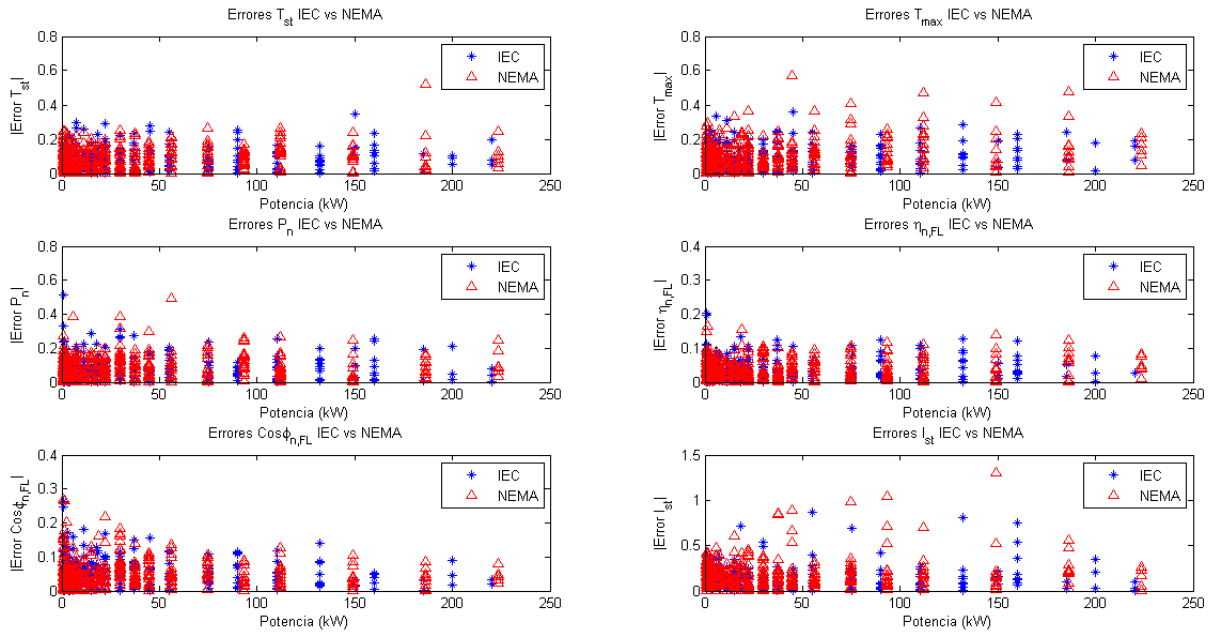


Figura 8.20. Comparación de errores entre motores tipo NEMA e IEC de baja tensión para PSO-C

Para finalizar el análisis se muestran sendas tablas con los resultados obtenidos por cada uno de los algoritmos estudiados para cada uno de los catálogos disponibles.

Las Tablas 8.8 y 8.9 son un resumen de lo que se ha podido entender a lo largo del análisis, que el algoritmo PSO-local tiene una mejor actuación que el algoritmo PSO-C. Además, de estas tablas se extrae otra conclusión importante. Si se comparan los valores de las resistencias del hierro con los obtenidos en los capítulos anteriores se verá que los valores de las Tablas 8.8 y 8.9 son mucho menores. Esto se debe al límite en la velocidad de exploración del espacio de soluciones. A pesar de esto, los errores obtenidos son buenos. El problema de no limitar las velocidades de búsqueda, como ya se comentó, estriba en que se obtienen valores fuera de la región de posibles soluciones.

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]	1.334	0.59432	0.14202	0.16637	0.39056
R_1 [pu]	0.01617	0.04188	0.04805	0.06989	0.00546
X_1 [Ω]	6.454	0.51877	0.25413	0.02023	11.71
X_1 [pu]	0.07823	0.03656	0.08597	0.00849	0.16381
R_{20} [Ω]	0.62818	0.22591	0.0168	0.01395	0.57709
R_{20} [pu]	0.00761	0.01592	0.00568	0.00586	0.00806
X_{20} [Ω]	7.273	1.399	0.14758	0.40293	0.93527
X_{20} [pu]	0.08816	0.09863	0.04993	0.16926	0.01307
R_{Fe} [Ω]	4289.72	318.2	94.57	649.14	920.95
R_{Fe} [pu]	51.99	22.42	31.99	272.69	12.87
X_m [Ω]	118.41	42.76	6.885	6.042	311
X_m [pu]	1.435	3.014	2.329	2.538	4.348
P_{mec} [W]	393.44	73.61	1375.08	4301.06	10166.2
P_{mec} [pu]	0.00298	0.00493	0.01229	0.0215	0.04544
$s_{75\%}$	0.00604	0.01197	0.00461	0.00495	0.00583
$s_{50\%}$	-	0.01024	0.0028	0.00352	0.00431
Error T_{st}	-0.00249	0.12257	0.00083	0.08833	0.08718
Error T_{max}	0.00187	-0.09969	-0.0335	-0.28238	-0.04798
Error P_n	-0.00041	0.09199	0.15301	-0.01196	0.1187
Error $\eta_{n,FL}$	-0.00358	-0.0033	-0.05231	-0.07258	-0.05652
Error $\cos\varphi_{n,FL}$	0.00561	0.02528	0.06793	0.03359	0.01736
Error I_{st}	0.06998	-	0.08482	0.17366	-0.22605

Tabla 8.8. Resultados para PSO-local

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]	2.018	0.25311	0.1379	0.03395	8.503
R_1 [pu]	0.02446	0.01784	0.04665	0.01426	0.11889
X_1 [Ω]	9.398	1.238	0.27269	0.0612	6.848
X_1 [pu]	0.11391	0.08727	0.09225	0.02571	0.09574
R_{20} [Ω]	0.72309	0.20788	0.01541	0.0202	0.42094
R_{20} [pu]	0.00876	0.01465	0.00521	0.00848	0.00588
X_{20} [Ω]	2.075	0.72342	0.13432	0.44203	3.325
X_{20} [pu]	0.02516	0.05098	0.04544	0.18568	0.04649
R_{Fe} [Ω]	2194.2	336.5	96.88	74.66	3658.5
R_{Fe} [pu]	26.59	23.72	32.77	31.36	51.15
X_m [Ω]	113.2	44.65	7.354	6.016	256.4
X_m [pu]	1.372	3.147	2.488	2.527	3.585
P_{mec} [W]	5382.5	39.52	1652.4	7833.1	1976.7
P_{mec} [pu]	0.04077	0.00265	0.01477	0.03916	0.00883
$s_{75\%}$	0.00599	0.01332	0.00444	0.00532	0.00555
$s_{50\%}$	-	0.00999	0.00347	0.00433	0.00398
Error T_{st}	-0.06307	0.00013	-0.00981	0.05428	-0.07255
Error T_{max}	0.0988	0.03431	-0.03415	-0.17772	-0.41284
Error P_n	0.036	0.05204	0.08053	0.2119	-0.02508
Error $\eta_{n,FL}$	-0.05893	0.02703	-0.05745	-0.02725	-0.11245
Error $\cos\varphi_{n,FL}$	0.05415	0.01024	0.05894	0.04627	0.03202
Error I_{st}	0.0155	-	0.03872	0.34704	-0.32485

Tabla 8.9. Resultados para PSO-C

8.3.2. Modelo de circuito de jaula doble

En este apartado se estudia la actuación de los Sistemas de Partículas empleados en este trabajo sobre un modelo de circuito de jaula doble. Al igual que con los otros métodos estudiados, en este caso también se puede incluir el deslizamiento de par máximo como variable para algunos de los catálogos, en función del número de datos disponibles.

La convergencia, a simple vista es del 100%. Sin embargo, tomando los errores cometidos como referencia, en algunos casos la convergencia baja al 0%. El principal inconveniente es que no se aprecia un patrón que permita diferenciar entre errores por falta de convergencia o errores por convergencia a una solución lejana al óptimo. Así pues, si en esta ocasión se aplicase el criterio de desechar los resultados con errores demasiado elevados, la convergencia sería nula. Respecto a esto, hay que comentar que los resultados obtenidos con PSO-C son mucho peores, presentando las tasas más elevadas de error, así como la mayor proporción de resultados erróneos.

	Error T_{st}	Error T_{max}	Error P_n	Error $\eta_{n,FL}$	Error $\cos\varphi_{n,F}$	Error I_{st}	Tiempo cálculo	Nº Gener.	Nº Eval.
1	0.24224	0.2296 7	0.2263 6	0.06601	0.0709 6	0.2887	5.99	2000	$3 \cdot 10^5$
1*	0.8308	0.8867	29.01	739.71	0.5872 5	0.79821	7.27	2000	$3 \cdot 10^5$
2	0.05712	0.0777 9	0.0653 8	0.04283	0.0487	-	7.36	2000	$3 \cdot 10^5$
2*	0.18842	0.2025 9	0.1414 5	0.11819	0.0521 6	-	8.63	2000	$3 \cdot 10^5$
3	0.08786	0.1064 1	0.1173 7	0.11666	0.0558 5	0.12022	5.57	2000	$3 \cdot 10^5$
3*	0.28974	0.1701 2	0.2020 3	0.13783	0.0570 7	0.24718	3.88	2000	$3 \cdot 10^5$
4	0.10317	0.1115 4	0.1352 6	0.11831	0.0634 3	0.13501	5.55	2000	$3 \cdot 10^5$
4*	0.23637	0.1663 6	0.2025 5	0.14837	0.0572	0.20745	5.67	2000	$3 \cdot 10^5$
5	0.11918	0.0916 8	0.0824 1	0.0686	0.0440 9	0.1308	5.57	2000	$3 \cdot 10^5$
5*	0.28228	0.3499 8	0.4124 4	0.36557	0.0438 7	0.22652	5.77	2000	$3 \cdot 10^5$

Tabla 8.10. Comparación de resultados al partir de distintas soluciones iniciales con PSO-local, jaula doble

En la Tabla 8.10 se aprecia una importante influencia de la solución de partida. Los errores obtenidos al partir de una solución genérica son sensiblemente superiores a los obtenidos al partir de una solución dada por el método de Mínimos Cuadrados, método Híbrido. El catálogo que peores resultados presenta, para método Híbrido, es el catálogo 1, el que menor información facilita.

	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	0.30388	0.3595 8	0.2908 5	0.03011	0.0492 7	0.46917	27.38	3000	225000
1*	0.87065	0.8950 5	117.52	2818.5	0.4004 9	0.88107	22.39	3000	225000
2	0.17411	0.1630 5	0.0900 1	0.05746	0.0495	-	28.68	3000	225000
2*	2.12	1.58	43.62	66.55	0.3330 8	-	29.49	3000	225000
3	0.3683	0.2710 1	0.2660 1	0.06258	0.0687 2	0.38187	69.7	3000	225000
3*	2.091	0.9968 3	24.3	74.52	0.4099 2	1.4107	28.76	3000	225000
4	0.4062	0.2862 1	0.2998	0.05541	0.0769 5	0.40893	28.67	3000	225000
4*	2.71	1.05	33.71	88.827	0.4302 3	1.4407	27.8	3000	225000
5	0.29903	0.3495 4	0.2774	0.0832	0.0593 8	0.4175	28.5	3000	225000
5*	8.13	4.23	110.63	1543.1	0.3423 6	5.055	29.12	3000	225000

Tabla 8.11. Comparación de resultados al partir de distintas soluciones iniciales con PSO-C, jaula doble

Para el algoritmo PSO-C, Tabla 8.11, el efecto de la solución de partida es aún más importante. A parte de este hecho, se ve que el único catálogo para el que se obtienen resultados algo más aceptables es el catálogo 2. Ante errores tan elevados cabría pensar que se deben a un grupo pequeño de motores que desvirtúan el análisis. Sin embargo el problema está en que estos errores son un reflejo del comportamiento general, y no de un pequeño conjunto, por eso se muestran sin alterar.

A la vista de resultados no muy buenos, es interesante estudiar los análisis de sensibilidad con el objetivo de validar los parámetros calculados.

Para los análisis de sensibilidad se han empleado los mismos motores usados para los análisis de sensibilidad estudiados con el algoritmo de Mínimos Cuadrados y Algoritmo Genético. 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.

Al igual que para jaula simple, las barras azules representan los resultados de PSO-local, y las rosas de PSO-C.

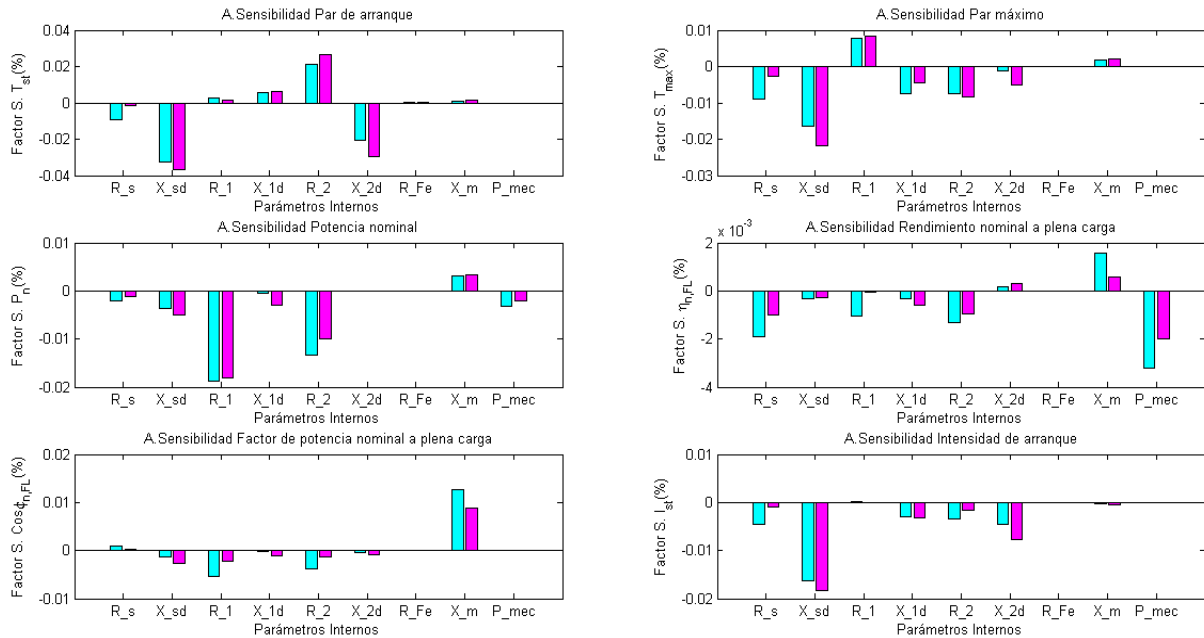


Figura 8.21. Análisis de sensibilidad para catálogo IEC alta tensión de 9 datos, jaula doble

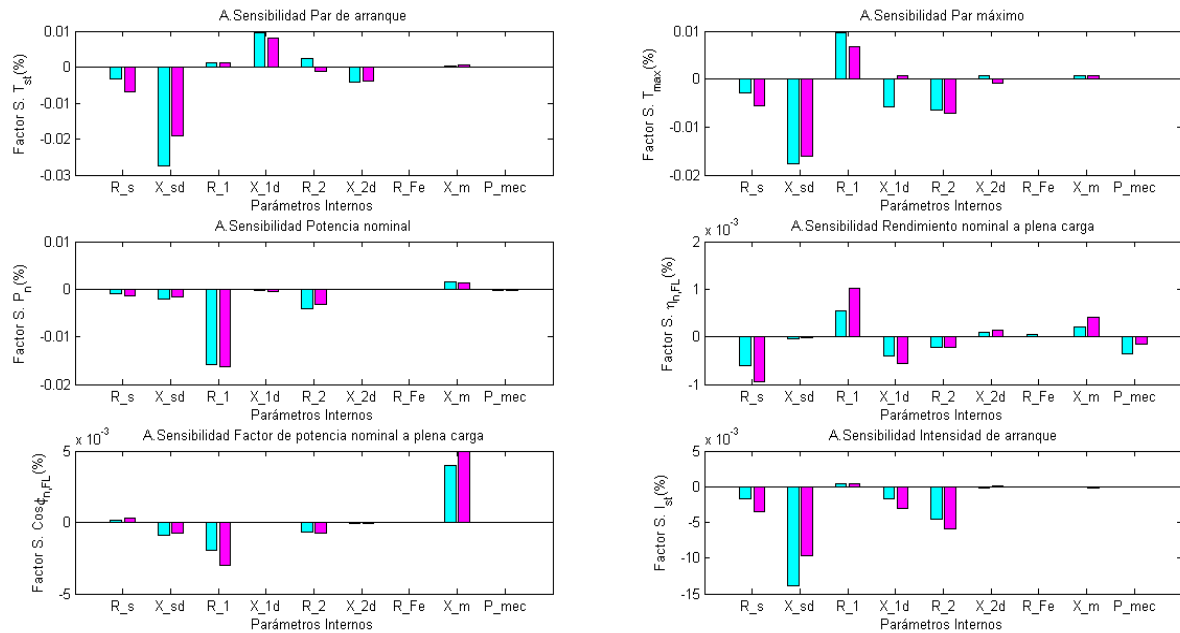


Figura 8.22. Análisis de sensibilidad para catálogo NEMA baja tensión carcasa de protección especial de 11 datos

En las Figuras 8.21, 8.22 y 8.23 se presentan resultados que aparentemente parecen correctos. Sin embargo en la Figura 8.23, en la gráfica del par de arranque se aprecia una relación inversa entre éste y la resistencia de la rama externa del rotor. Esto no es posible, ya que su relación física es directamente proporcional.

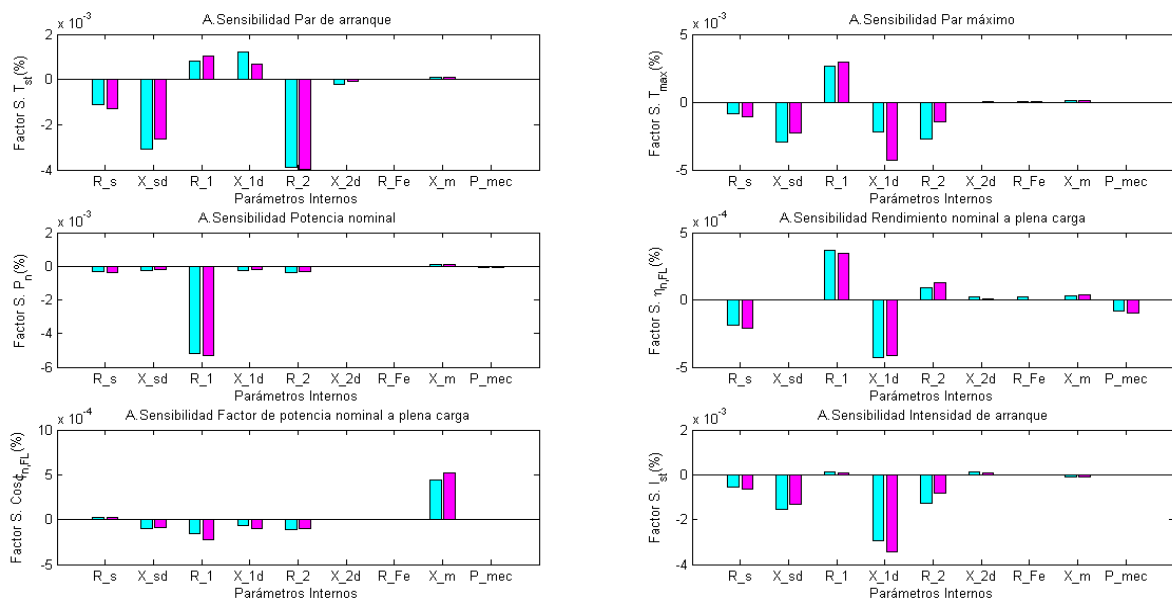


Figura 8.23. Análisis de sensibilidad para catálogo NEMA baja tensión de 12 datos, jaula doble

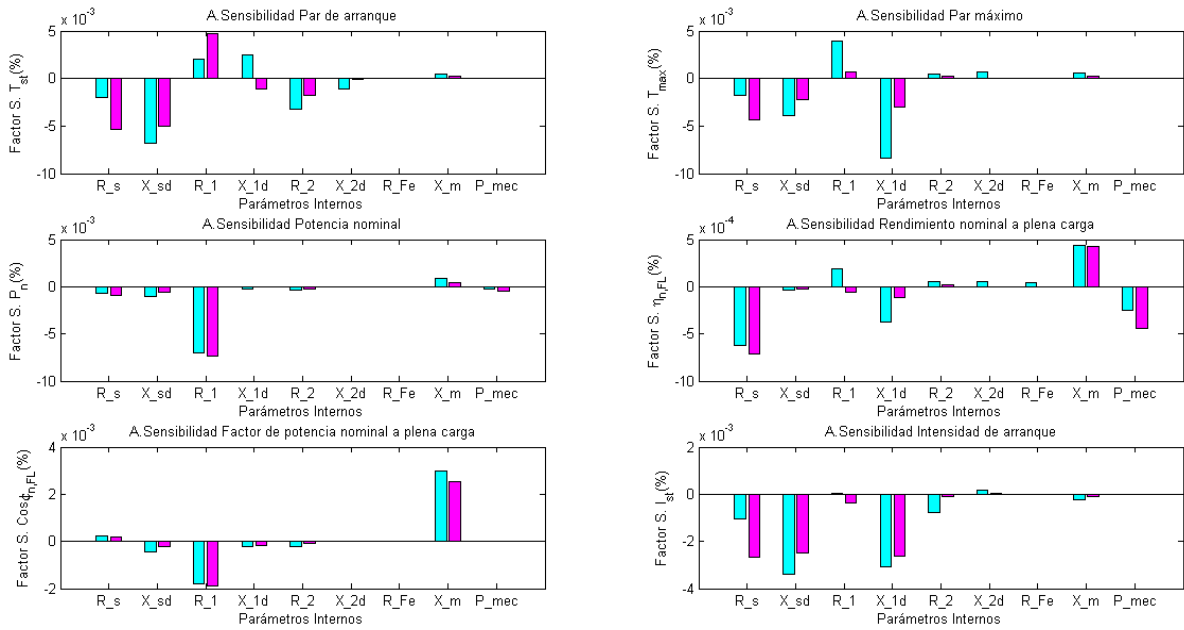


Figura 8.24. Análisis de sensibilidad para catálogo IEC de alto rendimiento de 12 datos, jaula doble

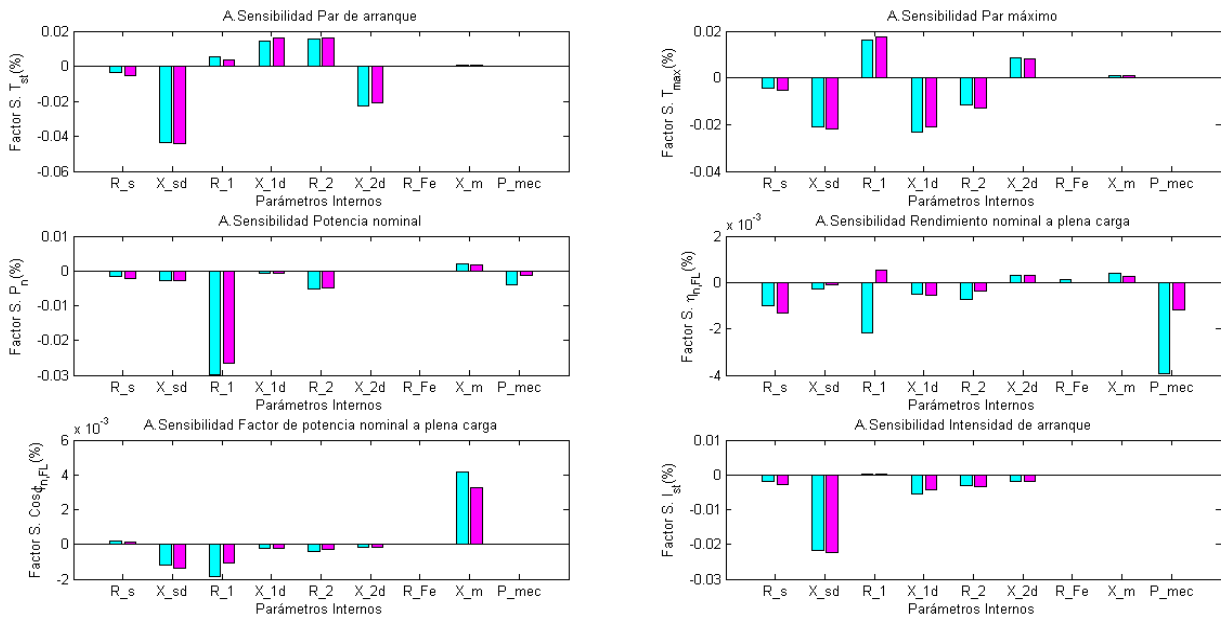


Figura 8.25. Análisis de sensibilidad para catálogo NEMA alta/baja tensión de 12 datos

La Figura 8.24 muestra la misma característica que la Figura 8.23 respecto a la resistencia de la rama externa del rotor.

En general, el comportamiento de ambos algoritmos es muy similar. Esto es un indicativo de que errores elevados no implica que los parámetros calculados sean erróneos físicamente.

El siguiente aspecto a analizar es el comportamiento de los algoritmos al tratar de determinar los parámetros de motores de alta y baja tensión así como de tipos NEMA e IEC. Las siguientes figuras muestran una comparativa de resultados.

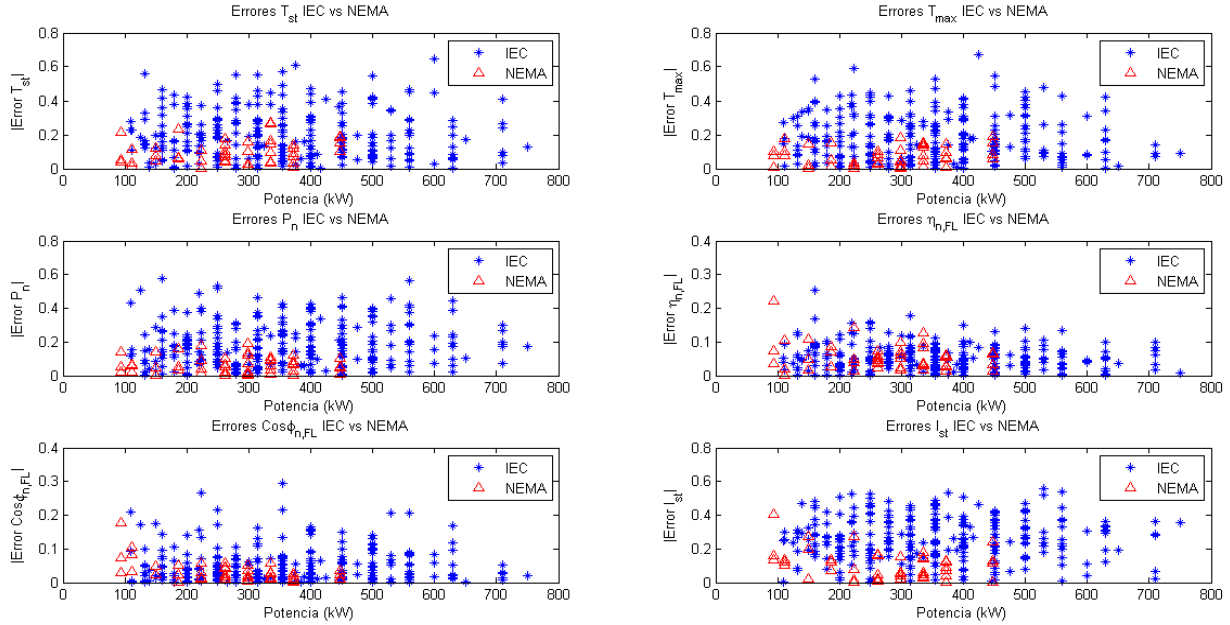


Figura 8.26. Comparación de errores entre motores tipo NEMA e IEC de alta tensión para PSO-local, jaula doble

De la Figura 8.26 se deduce que el algoritmo PSO-local comete mayores errores al calcular los parámetros de motores de alta tensión de tipo IEC que al calcular los de tipo NEMA.

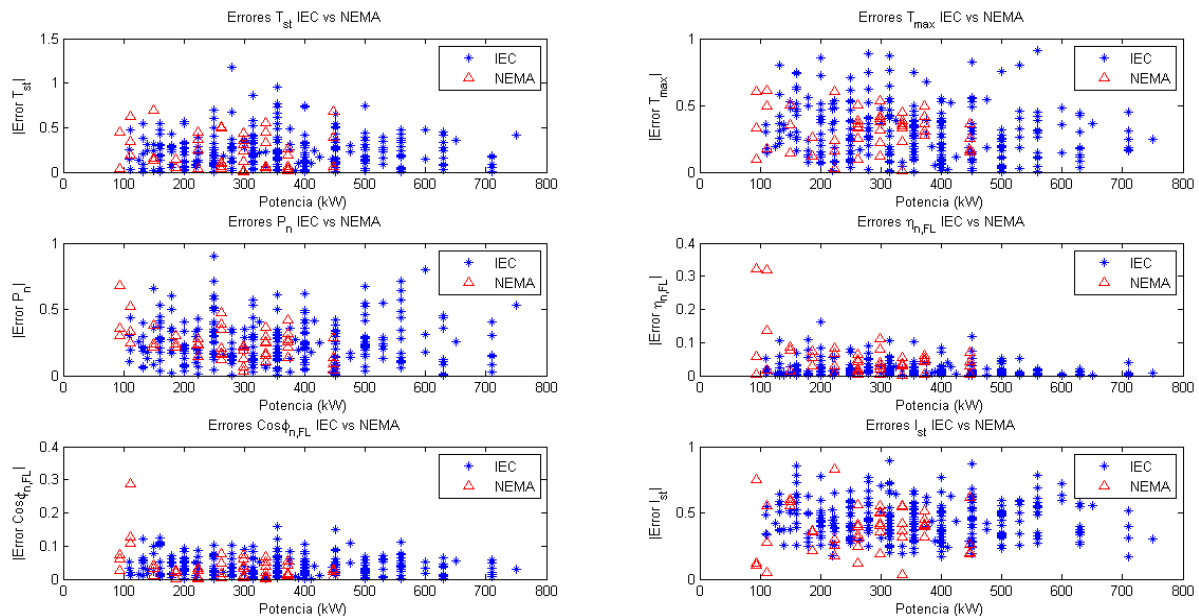


Figura 8.27. Comparación de errores entre motores tipo NEMA e IEC de alta tensión para PSO-C, jaula doble

Sin embargo para el tipo PSO-C la distribución de errores en alta tensión para los tipos NEMA e IEC es muy similar. Si bien la magnitud de los errores es en general mayor que para PSO-local.

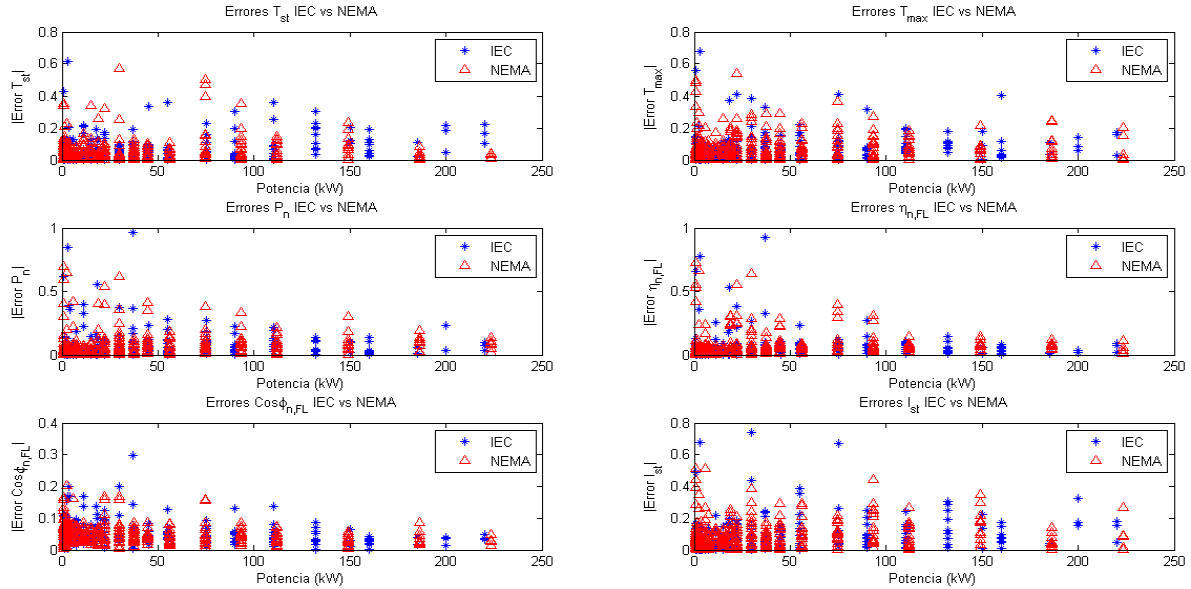


Figura 8.28. Comparación de errores entre motores tipo NEMA e IEC de baja tensión para PSO-local, jaula doble

En baja tensión PSO-local actúa de forma parecida sobre motores de tipo NEMA e IEC, como muestra la Figura 8.28. Además comparando la Figura 8.28 con la Figura 8.26 se aprecia que este algoritmo comete, en general, errores de menor magnitud sobre

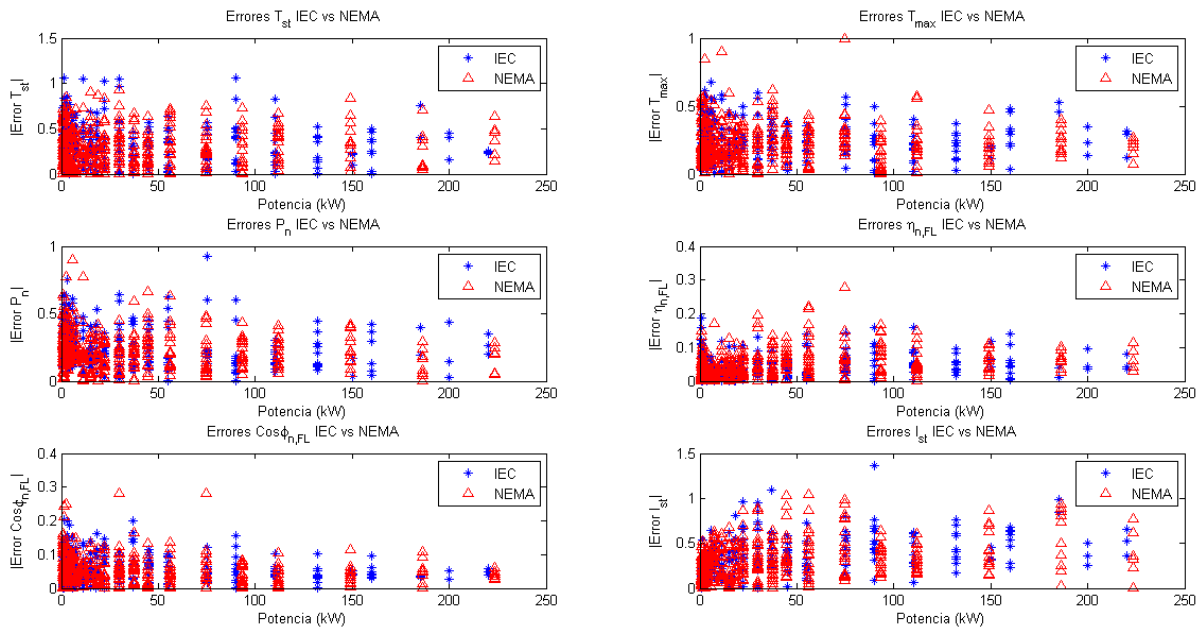


Figura 8.29. Comparación de errores entre motores tipo NEMA e IEC de baja tensión para PSO-C, jaula doble

motores de baja tensión.

Comparando las Figuras 8.28 y 8.29 no se aprecian grandes diferencias entre los errores cometidos por PSO-local y PSO-C, respectivamente.

De la Figura 8.29 se extrae que el algoritmo PSO-C comete, en general, los mismos errores cuando calcula los parámetros internos de motores de tipo NEMA e IEC. Además si se compara con la Figura 8.27, se comprueba que el algoritmo PSO-C comete errores de la misma magnitud, en igual proporción, cuando calcula parámetros correspondientes a motores de alta y de baja tensión.

A continuación se procede a analizar la característica par normalizado-deslizamiento. Resulta interesante comparar esta curva con la obtenida por el Algoritmo Genético (Figura 7.21), ya que es éste el que mejores resultados ha proporcionado para jaula doble.

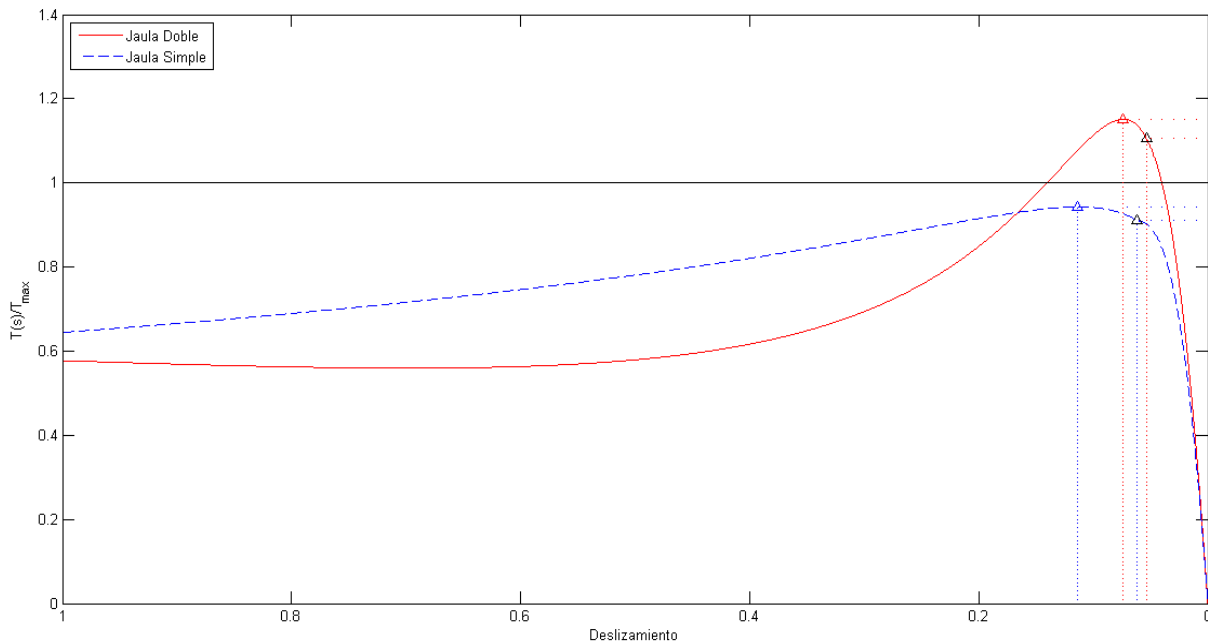


Figura 8.30. Característica Par normalizado-Deslizamiento para PSO-local, jaula doble

De la Figura 8.30 se puede extraer como conclusión que el modelo de jaula doble es más correcto que el de jaula simple. Sin embargo es en este último en el que se comete un menor error en el par máximo, su par máximo es más cercano a la línea negra de valor 1.

Debido a que sólo se representa un motor de los cientos estudiados, la principal conclusión que se puede extraer es que el cálculo del par máximo no se realiza correctamente. Hecho que se viene constatando desde el inicio de este trabajo. La Figura 8.31 resalta este hecho.

Además se presenta la Figura 8.32, que muestra la misma curva pero para el algoritmo PSO-C.

Los triángulos negros representa el par máximo calculado de acuerdo a (2.22), mientras que los triángulos rojo y azul representa el par máximo de la curva de jaula doble y de jaula simple, respectivamente.

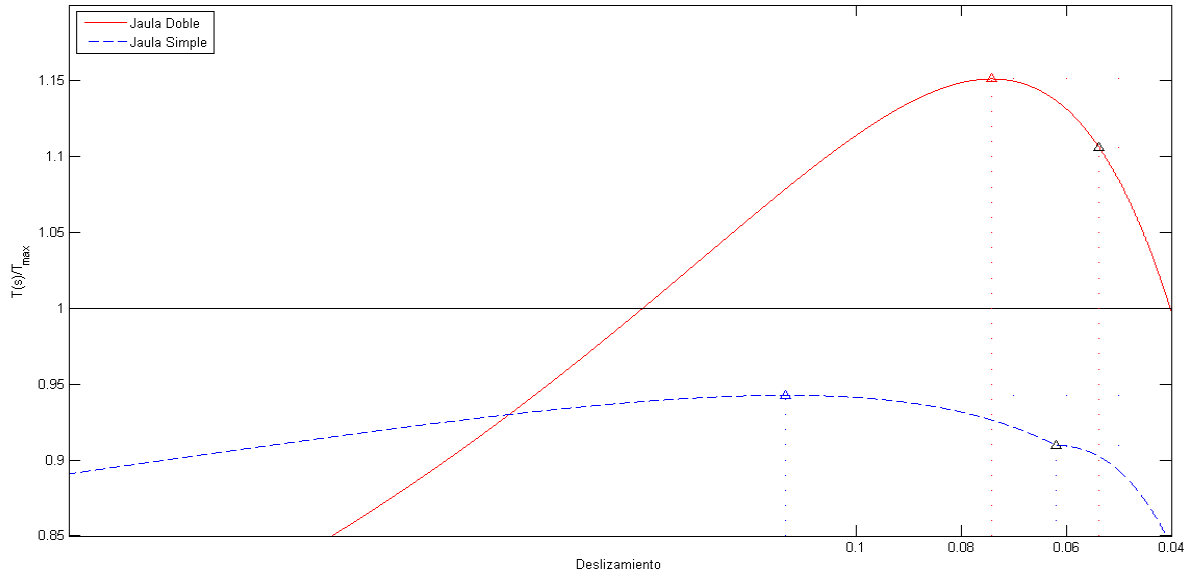


Figura 8.31. Detalle de la característica Par normalizado-Deslizamiento para PSO-local, jaula doble

El principal objetivo que se persigue al presentar estas curvas es demostrar que ninguno de los algoritmos estudiados es capaz de calcular el par máximo, ni el deslizamiento de par máximo, de forma correcta, ni tan siquiera si el deslizamiento de par máximo es una variable libre. Así pues el principal resultado a extraer es que el error está en el sistema de ecuaciones y no en los propios algoritmos.

Finalmente se puede concluir que si bien ambos algoritmos producen resultados con errores muy grandes, el algoritmo PSO-local nuevamente supera la actuación del PSO-C.

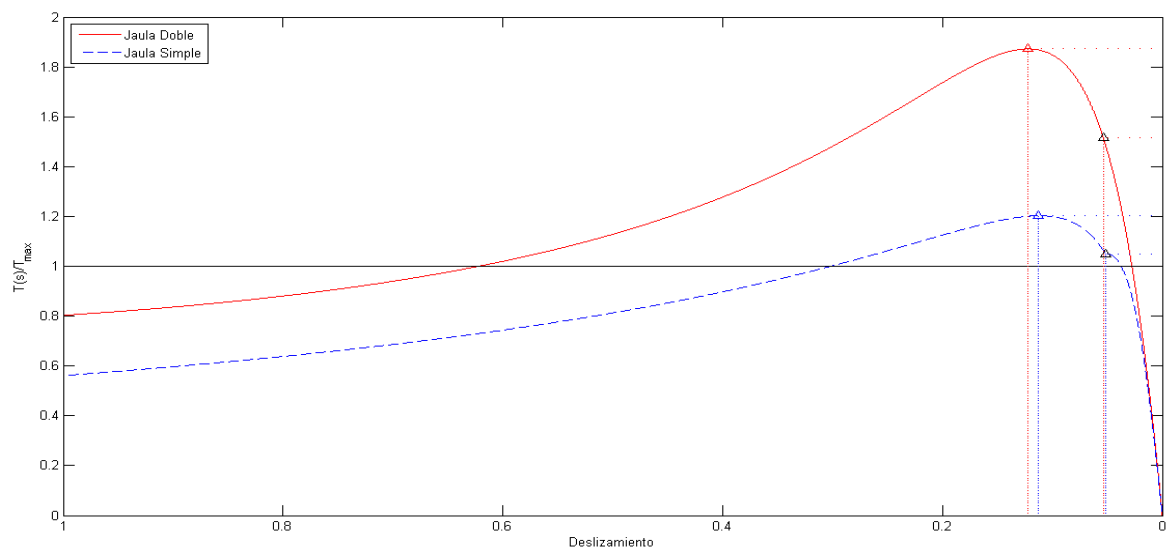


Figura 8.32. Característica Par normalizado-Deslizamiento para PSO-C, jaula doble