9. Conclusiones

En este capítulo se procede a resumir la actuación de cada uno de los algoritmos estudiados, presentando resúmenes sobre convergencia, velocidad, robustez y una serie de análisis de sensibilidad. Tras esto se presenta una comparación entre los métodos desarrollados en este trabajo y los estudiados en un trabajo precedente [1], en el que se emplearon modelos simplificados. Por último, se expondrán posibles vías de mejora y/o continuación de esta investigación.

Es importante destacar que en este capítulo únicamente se analizarán tres algoritmos: Mínimos Cuadrados, Algoritmo Genético y PSO-local. Esto es así porque como se vio en el capítulo anterior el tipo PSO-local supera al PSO-C dentro de los Sistemas de Partículas en la resolución del problema tratado en este trabajo.

9.1. Resultados

9.1.1. Convergencia

En primer lugar es importante mostrar la convergencia de cada algoritmo. A la hora de diseñar una herramienta informática es esencial contar con algoritmos cuya convergencia sea muy alta. No sirve de nada un algoritmo muy rápido, que obtiene muy buenos resultados cuando converge, si su convergencia es muy baja.

		Nivel de Convergencia	
	Modelo de Circuito	**Jaula Simple**	**Jaula Doble**
Método	**Mínimos Cuadrados**	~ 50 %	~ 100 %
	Algoritmo Genético	~ 50 %	~ 100 %
	PSO-local	~ 100 %	Variable

Tabla 9.1. Resultados de convergencia

La convergencia se ha medido en términos de resultados sobre los que se tiene la seguridad acerca de su incorrección. Normalmente, esto equivale a valores muy bajos, casi cero, de alguno o algunos de sus parámetros, ya que se ha trabajado bajo la hipótesis de variables no negativas, forzando a que se cumpla mediante el uso de valores absolutos. En otras ocasiones, además de lo anterior, también se ha considerado como erróneo algún resultado que presentaba errores demasiado grandes como para desvirtuar la actuación general del algoritmo.

Hay que destacar que una convergencia alta no implica que todos los resultados sean correctos, pues en muchas ocasiones no hay signos, más allá de los errores de las magnitudes, que muestren la incorrección de unos resultados.

La convergencia para PSO-local sobre jaula doble es muy variable. Si se desprecian todos aquellos errores que se considerarían no admisibles puede llegar a ser del 0 %. Por este motivo basar la convergencia de un algoritmo en los errores que comete no es del todo correcto. Esto es así porque el porcentaje de error permitido depende de la aplicación que vaya a utilizar los parámetros calculados. Así pues, una vez conocido el nivel de error permitido, se puede dar un nivel de convergencia exacto para cada algoritmo.

Realmente todos los casos entran dentro de lo que se acaba de explicar. Si bien los resultados de Mínimos Cuadrados y Algoritmo Genético sobre jaula simple sí permiten eliminar motores sin atender a sus errores.

9.1.2. Velocidad

Analizando las distintas gráficas de resultados presentadas a lo largo de este trabajo se puede llegar fácilmente a la conclusión de que el algoritmo más rápido es el de Mínimos Cuadrados, tanto en jaula simple como en jaula doble. Tras él, van los Sistemas de Partículas, siendo el más rápido PSO-local. Por último, el Algoritmo Genético, que como ya se indicó, requiere de más de una pasada para garantizar buenos resultados.

Nuevamente, la velocidad es una característica que resulta determinante o no según la aplicación para la que se necesite el algoritmo. No se necesita la misma velocidad de cálculo a la hora de determinar los parámetros de un motor que va a ser instalado en una factoría que los parámetros que debe calcular el inversor de un motor eléctrico.

9.1.3. Robustez

Otro aspecto importante a la hora de analizar la actuación de los algoritmos es su robustez. La robustez se mide en términos de la capacidad del algoritmo para converger siempre a la misma solución.

Para llevar a cabo esta prueba se han realizado 10 simulaciones para cada uno de los algoritmos, sobre el mismo motor: IEC 132 kW, 3300 V, 6 polos, 50 Hz.

Las gráficas que se presentan a continuación contienen unas figuras llamadas *boxplot*, el nombre en castellano es gráfico de cajas. Cada boxplot representa el valor medio de la magnitud correspondiente, siendo sus extremos los percentiles 25 y 75. Es una manera gráfica de estudiar la desviación de las medidas.

Se ha optado por representar los parámetros internos en dos gráficas diferentes debido a los distintos órdenes de magnitud.

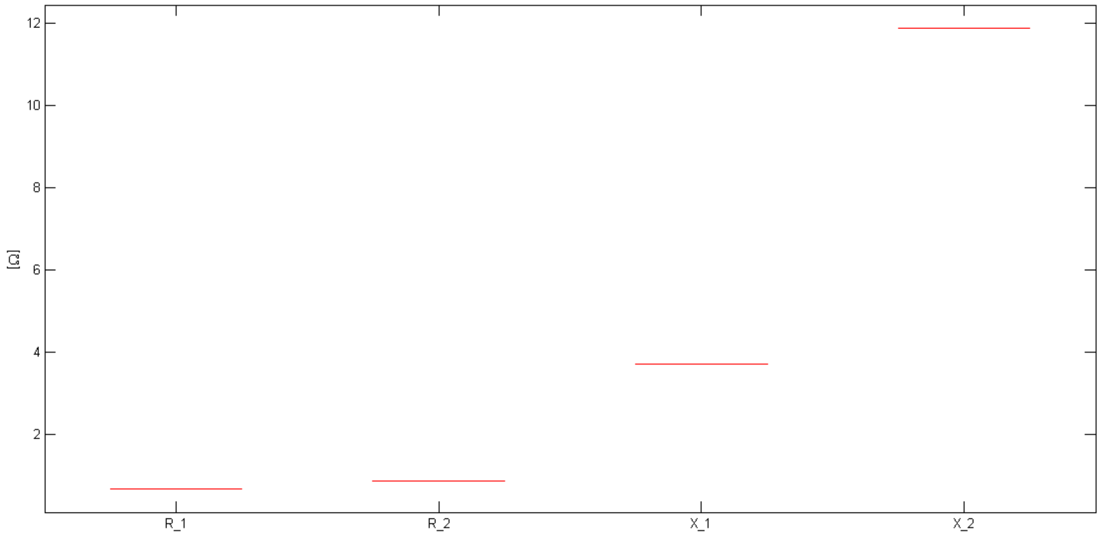

Figura 9.1. Diagrama de cajas para Mínimos Cuadrados (1)

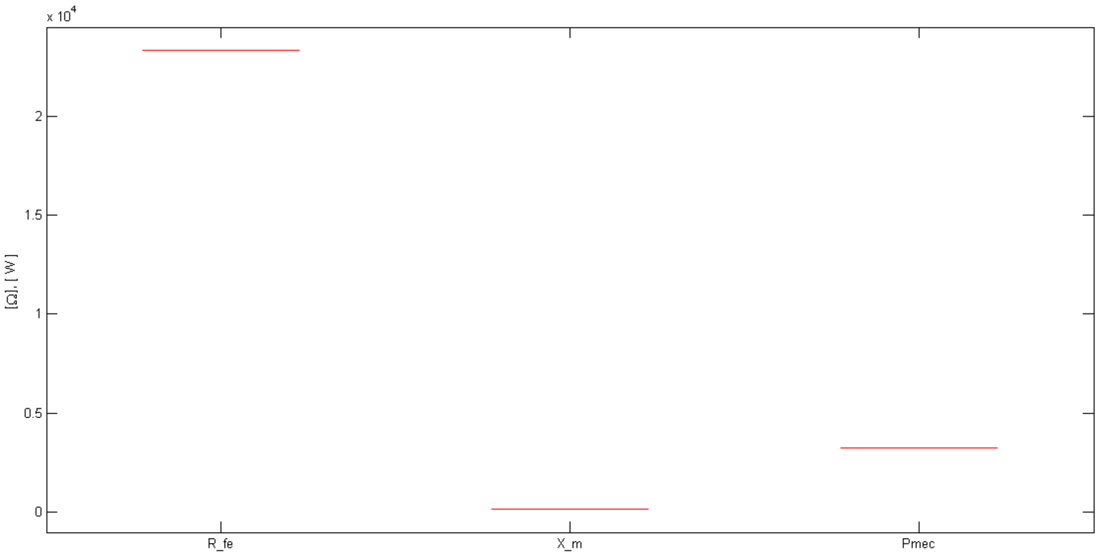

Figura 9.2. Diagrama de cajas para Mínimos Cuadrados (2)

Las Figuras 9.1 y 9.2 muestran que el método de Mínimos Cuadrados tiene una repetibilidad absoluta. Siempre ha obtenido la misma solución.

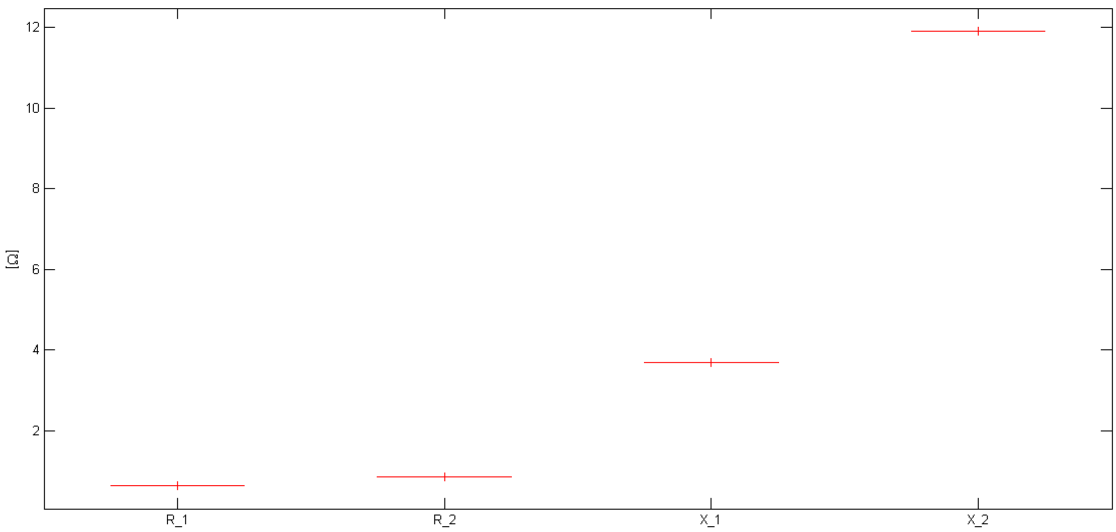

Figura 9.3. Diagrama de cajas para Algoritmo Genético (1)

Al igual que en el caso de Mínimos Cuadrados, el Algoritmo Genético tiene una desviación prácticamente nula. Si bien es destacable la diferencia entre los valores de la resistencia del hierro, que es 4 órdenes de magnitud superior a la obtenida en Mínimos Cuadrados. Este hecho se ha observado a lo largo de todo el trabajo. Sin embargo, valores elevados de la resistencia del hierro están asociados a los errores más bajos obtenidos. Para poder emplear este hecho como criterio de corrección o incorrección habría que disponer de información verdadera acerca de los parámetros de los motores.

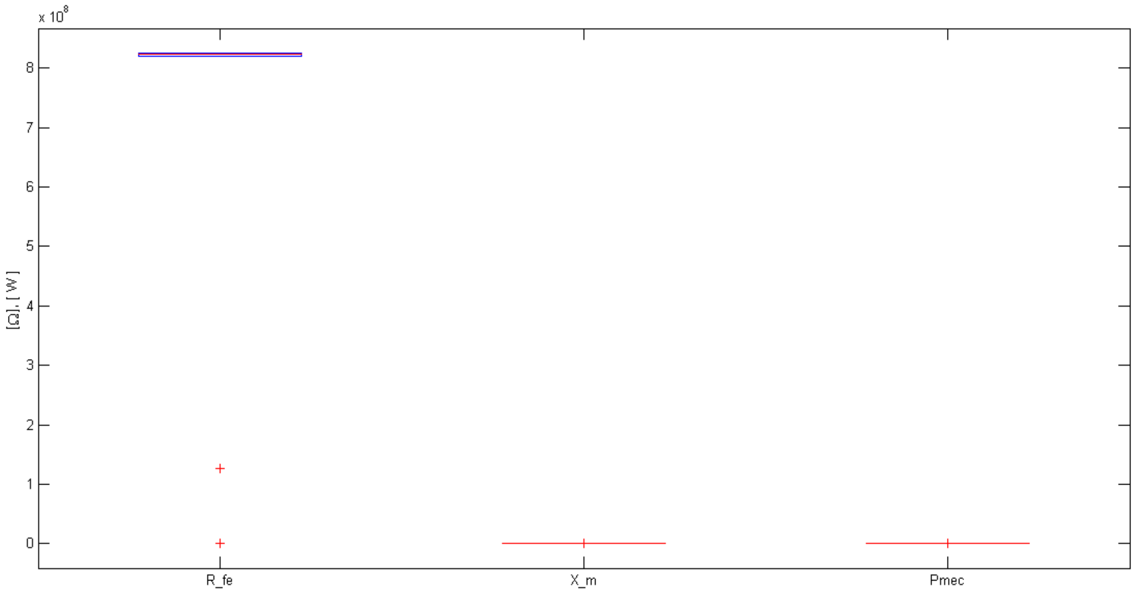

Figura 9.4. Diagrama de cajas para Algoritmo Genético (2)

En las Figuras 9.5 y 9.6 se muestran los resultados para PSO-local. En esta ocasión sí hay una mayor desviación. Sin embargo para todos se obtienen los mismos valores medios (líneas rojas), excepto para la resistencia del hierro. Este parámetro es el más variable entre métodos.

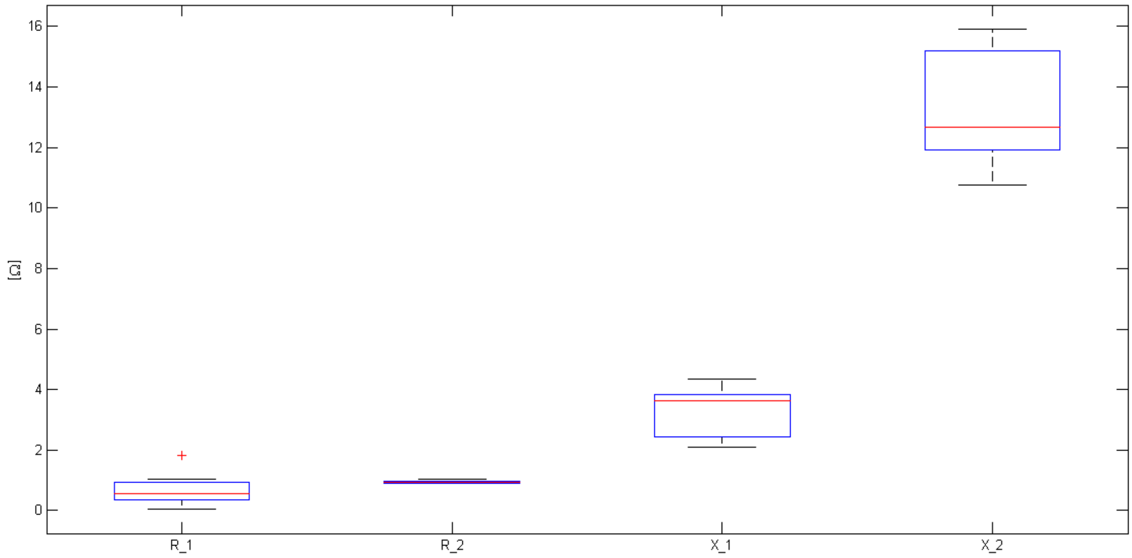

Figura 9.5. Diagrama de cajas para PSO-local (1)

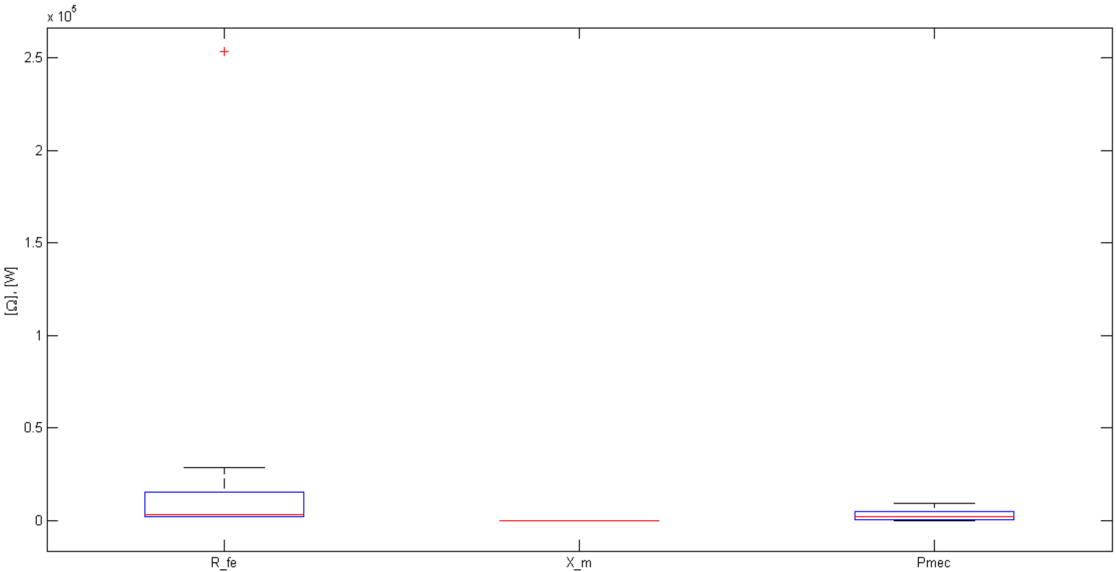

Figura 9.6. Diagrama de cajas ara PSO-local (2)

9.1.4. Pruebas de sensibilidad

A continuación se presenta una tabla en la que se indica la sensibilidad de cada método a la solución inicial (genérica o dada por un modelo más simple) y al criterio de cálculo (intensidad de arranque o par de arranque), tanto para jaula simple como para jaula doble. También se muestra la admisibilidad de los resultados obtenidos.

	S. Solución Inicial		S. Criterio de Cálculo		Admisibilidad de Resultados	
Modelo de circuito	**Jaula Simple**	**Jaula Doble**	**Jaula Simple**	**Jaula Doble**	**Jaula Simple**	**Jaula Doble**
Mínimos Cuadrados	Disparidad. Aumento del tiempo de cálculo y del número de iteraciones	Disparidad. Bajo solución genérica algunos mejoran, en general aumentan el tiempo y las iteraciones necesarias	No se aprecia diferencia entre resultados de distintos criterios	-	Sí	No, en general
Algoritmo Genético	Escasa influencia. Aumenta el tiempo de cálculo	Escasa influencia. Algunos casos mejoran con solución genérica.	Muy elevada. Resultados mucho mejores bajo criterio T_{st}	-	No, en general	Sí, en general
PSO-local	Escasa influencia. Resultados peores bajo solución genérica. No afecta al tiempo de cálculo ni al número de iteraciones		Mayor % error en T_{st} bajo criterio I_{st}, que viceversa. Resto de errores del mismo orden	-	Sí	No

Tabla 9.2. Resultados de sensibilidad a solución inicial y criterio empleado y admisibilidad de resultados

Es necesario recordar que en jaula doble cuando no se emplea la solución genérica, se emplea un método Híbrido. Se parte de la solución dada por el método de Mínimos Cuadrados, cuyo tiempo de cálculo es insignificante.

Para definir unos resultados como admisibles o no, se ha tenido en cuenta la magnitud de los errores rms. Valores generales superiores al 5-10 % no son admisibles.

9.2. Comparación de resultados

En este apartado se compara la actuación de los algoritmos estudiados en este trabajo, empleando un modelo completo de jaula doble, con algunos de esos algoritmos sobre un modelo simplificado de jaula doble.

	Jaula Doble				
Modelo	**Simplificado**		**Completo**		
Método	**Mínimos Cuadrados**	**Algoritmo Genético**	**Mínimos Cuadrados**	**Algoritmo Genético**	**Sistemas de Partículas**
$R_1[pu]$	0.19423	0.19419	0.00921	0.00943	0.01224
$R_2[pu]$	677.83	1.2377	0.03827	0.03207	0.04064
$X_m[pu]$	0.08677	0.0037	1.358	1.4892	1.3486
$X_{sd}[pu]$	0.00522	0.08824	0.08197	0.07187	0.07633
$X_{1d}[pu]$	676.26	10.044	0.08791	0.28573	0.05068
$X_{2d}[pu]$	0.00261	0.04412	0.04242	0.0657	0.04744
$R_s[pu]$	0.29135	0.29129	0.01613	0.00944	0.02479
Error T_{st}	-0.0001	-0.0002	-0.03411	-0.01003	-0.14439
Error T_{max}	$-7.4\cdot 10^{-5}$	-1	-0.08539	-0.04646	0.31199
Error P_n	-1	-1	-0.00415	-0.00776	-0.24112
Error I_{st}	-0.00021	$3.5\cdot 10^{-7}$	0.1679	0.07235	0.26862

Tabla 9.3. Comparación de resultados entre distintos métodos y modelos

Lo más llamativo de los resultados de la Tabla 9.3 es el amplio rango de valores que toman algunos parámetros, lo que no es sino una prueba más de la necesidad de contar con datos fiables y reales que permitan validar o anular los resultados obtenidos en este y otros trabajos. A la vista de los resultados el mejor algoritmo es el Algoritmo Genético para modelo completo pues en general presenta los menores errores. Sin embargo los métodos empleados con el modelo simplificado también presentan errores bajos.

9.3. Conclusiones

En este trabajo el objetivo era analizar el comportamiento de cuatro algoritmos, de naturalezas muy diferentes, a la hora de resolver el problema de la determinación de los parámetros internos de la máquina de inducción.

Para llevar a cabo esta tarea los algoritmos han contado con la información suministrada en los catálogos de los fabricantes y con unos modelos de los motores.

Los modelos empleados han sido dos: modelo de jaula simple con parámetros ajustados con el deslizamiento y modelo de jaula doble. Ambos modelos se han implementado de manera completa. Es decir, no se ha usado ninguna relación entre parámetros de manera que se simplificase el modelo reduciendo el número de variables a determinar. De cualquier manera, como modelos que son, describen la realidad con cierta precisión, que no perfección. Así pues, el propio modelo constituye una fuente de error. Las ecuaciones empleadas por los algoritmos en la obtención de los parámetros internos son el lenguaje matemático de la realidad física representada por los modelos. Como todo lenguaje, si el vocabulario empleado (modelo) no es perfecto, el mensaje (solución) tampoco lo será.

La otra herramienta, esencial, de la que se han valido los algoritmos en su búsqueda de la solución óptima es la información proporcionada por los fabricantes en los catálogos comerciales. Esta información está afectada por tolerancias. Además de dichas tolerancias, permitidas por la norma, los datos que contienen esos catálogos no corresponden a ninguna máquina real, sino que son representativos de una máquina promedio de una serie de máquinas. Continuando con el símil de la comunicación, si el mensaje en origen no es de calidad, tras ser manipulado, lo que podrían ser palabras claras se convierte en balbuceos. Así se pone de manifiesto la enorme importancia de contar con información de calidad para que los algoritmos puedan llevar a cabo su trabajo. Este hecho se puso de manifiesto con el análisis de sensibilidad a los datos de entrada.

Así pues se planteó un problema bastante complejo de resolver, en algunos casos llegando a las 12 incógnitas y con un fuerte carácter no lineal.

En primer lugar se estudió la resolución mediante el método de los Mínimos Cuadrados. Este algoritmo ha resultado ser el más rápido. Si bien su nivel de convergencia es muy pobre para lo que sería deseable. Para el modelo de jaula simple ha arrojado los mejores resultados. Uno de los principales problemas de este método es la necesidad de partir de una solución cercana al óptimo, no sólo para alcanzar una buena solución, sino para poder converger. El otro inconveniente son los mínimos locales.

Tratando de huir el problema de los mínimos locales, se investigó con el Algoritmo Genético. En el modelo de jaula simple, salvo para el catálogo de menor información, los resultados no fueron tan buenos como se esperaba. Además su nivel de convergencia también era muy pobre. En su favor es necesario resaltar la gran variabilidad de dichos resultados con los cambios en los datos de catálogo. Con el modelo de jaula doble, por el contrario, se presentó como el mejor candidato. No es un algoritmo tan rápido como Mínimos Cuadrados o Sistemas de Partículas, pero presenta la ventaja de explorar todo el espacio de soluciones, además de no requerir de una solución inicial cercana al óptimo. En este aspecto, algunos resultados obtenidos con el método Híbrido fueron peores que al partir de una solución genérica.

Por último, buscando mejorar la velocidad del Algoritmo Genético, pero sin perder la habilidad de análisis del espacio de soluciones completo, se investigaron otros algoritmos también englobados dentro de los algoritmos evolutivos. Éstos son los Sistemas de Partículas. Se han probado dos variantes PSO-local y PSO-C, este último basado en los clubes sociales. Han resultado ser más rápidos que el Algoritmo Genético, pero no que Mínimos Cuadrados. Sus resultados en jaula simple han sido muy buenos, sobre todo en el caso de PSO-local, que se ha presentado como la alternativa a Mínimos Cuadrados. Sin embargo, con el modelo de jaula doble su actuación ha sido muy pobre, dando resultado que están lejos de ser admisibles, en general. La principal desventaja de estos algoritmos es el elevado número de parámetros de funcionamiento que es necesario ajustar para la correcta actuación del algoritmo.

Todo lo aquí expresado hace referencia a la actuación general de los algoritmos. Estos comentarios no excluyen a ninguno de los algoritmos empleados de comportarse de forma completamente contraria a cómo se ha descrito más arriba.

En este trabajo no se ha contado, por desgracia, con información fidedigna sobre los valores reales de los parámetros internos de máquinas reales. Datos de ese tipo son los necesarios para validar o anular todos los resultados presentados en esta investigación.

Otro aspecto relevante de la presente investigación ha sido el empleo de funciones objetivos más elaboradas. Es decir, que van más allá de emplear el error en el par o la intensidad de arranque. De hecho, en la mayoría de las simulaciones se ha usado como función objetivo aquella que incluía los errores de todas las magnitudes calculadas, puesto que es ésta función objetivo la que mejores resultados ha proporcionado.

Finalmente, los mejores resultados se obtienen de la unión de varios algoritmos, por lo general. El método Híbrido que se ha llamado. Se usa el algoritmo de Mínimos Cuadrados para que proporcione una solución de partida al Algoritmo Genético o a PSO-local.

Información disponible	Modelo: Jaula Simple	Modelo: Jaula Doble
9 datos	Mínimos Cuadrados/ Algoritmo Genético/PSO-local	Mínimos Cuadrados/Algoritmo Genético
11 datos	Mínimos Cuadrados/PSO-local	Algoritmo Genético
12 datos	Mínimos Cuadrados/PSO-local	Algoritmo Genético

Tabla 9.4. Selección del mejor método de resolución

La Tabla 9.4 ha sido desarrollada atendiendo a los valores de los errores cometidos, en general, por cada método según la información dada. Como se ha ido comentando, según la aplicación puede ser necesario tener en cuenta otras características de cada uno de los métodos a la hora de seleccionar el más adecuado.

9.3.1. Vías de mejora y/o continuación de la investigación

El último aspecto de este trabajo es la recomendación de las posibles vías para continuar la investigación desarrollada en este proyecto.

- Investigar cómo mejorar el cálculo del par máximo, así como el deslizamiento de par máximo, con un modelo completo.
- Tratar de validar los resultados con datos reales de máquinas reales.
- Estudiar la implementación de un meta-optimizador en los Sistemas de Partículas, que permita ajustar los parámetros de los algoritmos a aquellos valores que conduzcan a la obtención de la solución óptima del problema tratado.
- Estudiar alternativas para implementar funciones de penalización o similares que permitan mejorar la actuación de los Sistemas de Partículas con modelo completo, puesto que con modelo simplificado ofrecen resultados muy buenos [19].
- Analizar formas alternativas de implementar la dependencia con el deslizamiento de los parámetros rotóricos en el modelo de jaula simple, ya que como se ha visto en este trabajo, a veces ha sido necesario implementar una forma alternativa de determinar los parámetros auxiliares β_r y β_x. En algunas ocasiones ninguna de las dos formas estudiadas ha funcionado correctamente.

- Lógica difusa o borrosa (*fuzzy logic*): Esta técnica aplicada a la optimización, permite relajar las restricciones del problema. Por ello, es adecuada cuando los datos contienen errores o incertidumbre sobre su valor exacto y cuando el ajuste de una variable puede desajustar otras. En el caso de la identificación de parámetros de modelos del motor de inducción se dan ambas circunstancias. Esto fue propuesto en un trabajo anterior [1], y no se ha llevado a cabo en la presente investigación.