

Aportes de soft computing en las energías renovables eólicas

Edmundo Vergara Moreno¹; Juan Ponte Bejarano²

¹ Departamento de Matemáticas de la Universidad Nacional de Trujillo, Perú,
edmundovergara@gmail.com

² Universidad Privada del Norte-Perú, carmat02@hotmail.com

Recibido: 03-06-13

Aceptado: 24-06-13

RESUMEN

La Soft Computing es un conjunto de metodologías que fundamentalmente sirve para resolver problemas provenientes de situaciones inciertas, imprecisas, y otras situaciones en las que con las metodologías clásicas no se pueden abordar, por su dificultad en su representación y modelación así como por su complejidad. En la generación de la energía eólica se presentan diversas situaciones complejas de naturaleza incierta e imprecisa, que han necesitado y necesitan el uso de la soft computing. En este ensayo se hace la recopilación de los artículos publicados en los que se resuelve los problemas asociados con las energías eólicas utilizando las metodologías soft computing. Se ha encontrado gran número de trabajos que utilizan las metodologías fuzzy, redes neuronales artificiales y algoritmos genéticos; escasos trabajos que utilizan los métodos híbridos y ningunos los recientes métodos de búsqueda y relajación.

Palabras clave: Soft computing, energía eólica.

ABSTRACT

Soft Computing is a group of methodologies fundamentally used to solve problems of uncertainty, imprecision, and other situations where classic methodologies don't suffice as a result of their difficulty to properly represent and model due to their complexity. There are many complex situations in wind power generation that present various situations of imprecision and uncertainty that have needed and are in need of soft computing use. In this paper, we do a compilation of published journals where problems related to wind power generation are solved using soft computing methodologies. There are many papers that use fuzzy methodologies, neural net works and genetic algorithms; but few papers use hybrid methods and none of them use recent methods of search and relaxation.

Key words: Soft computing, wind energy.

I. INTRODUCCIÓN

A través del tiempo, la humanidad se ha organizado en diversas formas con la finalidad de alcanzar y velar por el bienestar de cada uno de sus integrantes. En las sociedades con mayor desarrollo, la mayoría de sus integrantes han alcanzado el bienestar, mientras que en las de menor desarrollo sólo han logrado un grupo minúsculo de personas pero a costa de la gran mayoría. Un factor que ha influido en esto, es la buena educación junto con el desarrollo de las ciencias. La buena educación sirve para construir los valores sociales fundamentales, para desarrollar las ciencias básicas que permita a su vez desarrollar las otras ciencias y las tecnologías con la finalidad de producir herramientas para resolver diferentes problemas sociales. (Torres, 2012:18; Darío, R. 2011:44; PNUD, 2011:1-14).

Todos nos maravillamos del desarrollo que ha alcanzado la ciencia. Desde épocas remotas el hombre ha realizado descubrimientos trascendentales, el fuego, la agricultura, la escritura, la locomotora, aviones, transistores, penicilina, computadoras, internet, etc. Posiblemente algunos de los descubrimientos han sido producto de una casualidad, pero la gran mayoría de ellos constituyen

resultados de la elaboración sistemática de pequeños y aparentemente insignificantes descubrimientos a lo largo de la historia. Por ejemplo, la construcción de una computadora en 1946 fue un resultado de todo un proceso evolutivo de diferentes tipos de descubrimientos e invenciones, que evolucionó desde el descubrimiento de la electricidad por Thales de Mileto (600 A. C.), pasando por la elaboración de algoritmos (Al-Khwarizmi, siglo XVII), máquina lógica (Mahon, siglo XVIII), Algebra de Boole (George Boole, 1847), máquina de multiplicación automática (Otto Steiger, 1893), circuitos electrónicos (W.H. Eccles y F.W. Jordan, 1919), máquina de Turing (Alan Turing, 1936), entre muchos otros elementos fundamentales de la computadora ENIAC. Actualmente no podríamos disfrutar las bondades del "youtube" si no es por la teoría matemática denominada ondículas (wavelets) que introdujo Alfred Haar al inicio del siglo XX pero que recién en la década 80 se desarrolló gracias a Grosman, Morlet, Mallat (Nikookar, 2013), entre otros. Las ondículas permiten comprimir imágenes para ser transmitidos por internet con mucha facilidad.

Todos los logros alcanzados por la tecnología son frutos de la ciencia, fruto del esfuerzo de cientos de miles de personas que dedicaron su vida en construir todo el saber existente. Pese a esta abundante producción científica y tecnológica, aún existen problemas que afectan a la humanidad que hasta ahora la ciencia no puede resolver. La predicción de los terremotos constituye el talón de Aquiles de la ciencia. La predicción del clima y de otros fenómenos naturales se hacen con aceptable aproximación. En general, los fenómenos en los que el hombre no tiene control total constituyen grandes problemas de la humanidad y ni todo el saber científico acumulado puede ayudar.

La solución de los problemas para los cuales aún no existen teorías científicas bien desarrolladas, se realizan utilizando el sentido común o el saber popular. En realidad, los saberes científicos no son más que saberes populares formalizados. Muchos saberes populares importantes, aún no se han logrado formalizar con arreglo a los parámetros de la ciencia. Pero, desde que Zadeh (1965: 16) introdujo la teoría difusa que sirve para representar y analizar fenómenos imprecisos e inciertos, ya se están incorporando tales saberes a los campos científicos existentes o se van generando nuevos campos.

La teoría difusa que ha permitido reescribir todo el saber matemático existente y salir del paradigma de exactitud de la matemática (razón por la cual muchos científicos tradicionales aun no aceptan como teoría matemática), no constituye una negación sino una extensión que incluye la teoría clásica, fortaleciendo e enriqueciéndola a fin de que tenga mayor aplicabilidad, sobre todo en fenómenos inciertos e imprecisos como son los campos de estudio de las ciencias: sociales, económicas, políticas, de la salud, ambientales, etc.

Otro conjunto de saberes que se utilizan en la solución de problemas pero que no tienen consolidado la formalización son inspirados por los fenómenos naturales, como las redes neuronales artificiales inspirados en el razonamiento que hace el cerebro, los algoritmos genéticos inspirados por las leyes de la evolución, el algoritmo de colonia de hormigas inspirados por el trabajo de una colonia de hormigas, etc. Todo este conjunto de métodos que se utilizan para la solución de problemas se denomina "Soft Computing", denominación acuñada por Zadeh (1994).

El "Soft Computing" no solo sirve para resolver los problemas que las otras ciencias formales no pueden resolver sino también para mejorar las soluciones existentes. Es decir, para optimizar las soluciones, evidentemente por ser métodos no formales no garantizan una óptima solución pero si puede mejorar o incluso obtener una solución óptima, he ahí su importancia.

Entre los problemas, quizás no de hoy, que preocupa a la humanidad es la generación de la energía. Se proyecta que la demanda de energía en 2035 será 53% mayor de lo que fue en 2008 (EIA-2011, 300), mientras que el crecimiento de la producción estimada para este período está por debajo de la demanda, esto fundamentalmente por la reducción de reservas fósiles que representa el 80% de materia prima para la producción de energía, y por el poco crecimiento de otras alternativas como las de energía renovables (EIA-2012, 46).

Otro problema asociado con la producción de la energía proveniente de los fósiles es el alto porcentaje de contaminación 20 veces superior al de las energías renovables (YNDURAIN-2005,

161). En consecuencia las investigaciones de largo alcance deben estar orientadas a generar ciencia y tecnología encaminadas al incremento de la producción de energías renovables.

En este afán el "Soft Computing" ha de contribuir en esta tarea, y en este artículo analizamos las contribuciones realizadas hasta la actualidad en las energías renovables provenientes del viento (energía eólica) a fin de que sirva de referencia para orientar y profundizar investigaciones futuras.

II. "SOFT COMPUTING" EN LA ENERGÍA EÓLICA

2.1 Soft computing

La aparición de Soft Computing se remonta a 1990 (Zadeh, 2001: 2), pero se consolida como área en 1994, cuando Zadeh (1994: 9) propuso la siguiente definición: "Básicamente, Soft Computing no es un cuerpo homogéneo de conceptos y técnicas. Más bien es una mezcla de distintos métodos que de una forma u otra cooperan desde sus fundamentos. En este sentido, el principal objetivo de la Soft Computing es aprovechar la tolerancia que conllevan la imprecisión y la incertidumbre, para conseguir manejabilidad, robustez y soluciones de bajo costo. Los principales ingredientes de la Soft Computing son la Lógica Fuzzy, la Neuro-computación y el Razonamiento Probabilístico, incluyendo este último a los Algoritmos Genéticos, las Redes de Creencia, los Sistemas Caóticos y algunas partes de la Teoría de Aprendizaje. En esa asociación de Lógica Fuzzy, Neurocomputación y Razonamiento Probabilístico, la Lógica Fuzzy se ocupa principalmente de la imprecisión y el Razonamiento Aproximado; la Neurocomputación del aprendizaje, y el Razonamiento Probabilístico de la incertidumbre y la propagación de las creencias".

Desde entonces hubieron varios intentos de ajustar más esta definición, (Bonissone, 1997:13; Dubois y Prade, 1998:5; Li et al., 1998: 14; Zadeh 1998:3) pero con poca suerte. Después de algún tiempo de tranquilidad, a partir de las reflexiones de Verdegay (2005: 7) sobre los componentes, y del análisis de la naturaleza de Magdalena (2008: 9), se retomó el debate en torno al concepto de Soft Computing (Bonissone, 2010:12; Magdalena, 2010: 13; Maguire, 2010: 14; Montero y Martinez, 2010: 4; Ruan, 2010: 7; Ruspini, 2010: 7; Seising, 2010:16; Trillas et al., 2010: 5; Verdegay et al. 2008:10), dando como producto todo el contenido del fascículo 2 de vol. 3 (2010) de la revista International Journal of Computational Intelligence Systems. Los resultados tampoco fueron muy clarificadores, pues en muchas publicaciones que utilizan metodologías, técnicas y modelos similares, se denominan Soft Computing o se denominan Computational Intelligence.

Aquí se intenta aglutinar las ideas vertidas en los trabajos citados para explicar de manera diferente. Se puede considerar la Soft Computing como antítesis de lo que se podría denominar "Hard Computing", de manera que la Soft Computing se puede ver como un conjunto de técnicas y métodos que permitan tratar las situaciones prácticas reales de la misma forma que suelen hacerlo los seres humanos, es decir, en base a inteligencia, sentido común, consideración de analogías, aproximaciones, etc. En este sentido Soft Computing es una familia de métodos de resolución de problemas cuyos primeros miembros serían el Razonamiento Aproximado, los Métodos de Aproximación Funcional y de Optimización, incluyendo los de búsqueda. Mientras que en su nivel inmediato siguiente se ubicarían, Razonamiento Probabilístico, la Lógica y los Conjuntos Fuzzy relacionados con el razonamiento aproximado, mientras que las Redes Neuronales y las meta-heurísticas relacionados con la aproximación funcional y los métodos de optimización, como se aprecia en los dos primeros niveles de la Fig.1.

Cabe resaltar la importancia de las meta-heurísticas, conformada por los métodos evolutivos, la Búsqueda Tabú, el enfriamiento (Recocido) simulado, los métodos de escalada, la búsqueda por Entornos Variables, colonia de hormigas, los Algoritmos de Estimación de Distribuciones (EDA), la Búsqueda Dispersa, los GRASP, la Búsqueda Reactiva, etc, por sus cada vez más crecientes aplicaciones en todos los campos (salud, ingeniería, economía, hogar, industria etc) y en problemas de gran complejidad como la minería de datos, bioingeniería, ingeniería del conocimiento, etc. (Melián, 2003:22; Verdegay, 2003: 357).

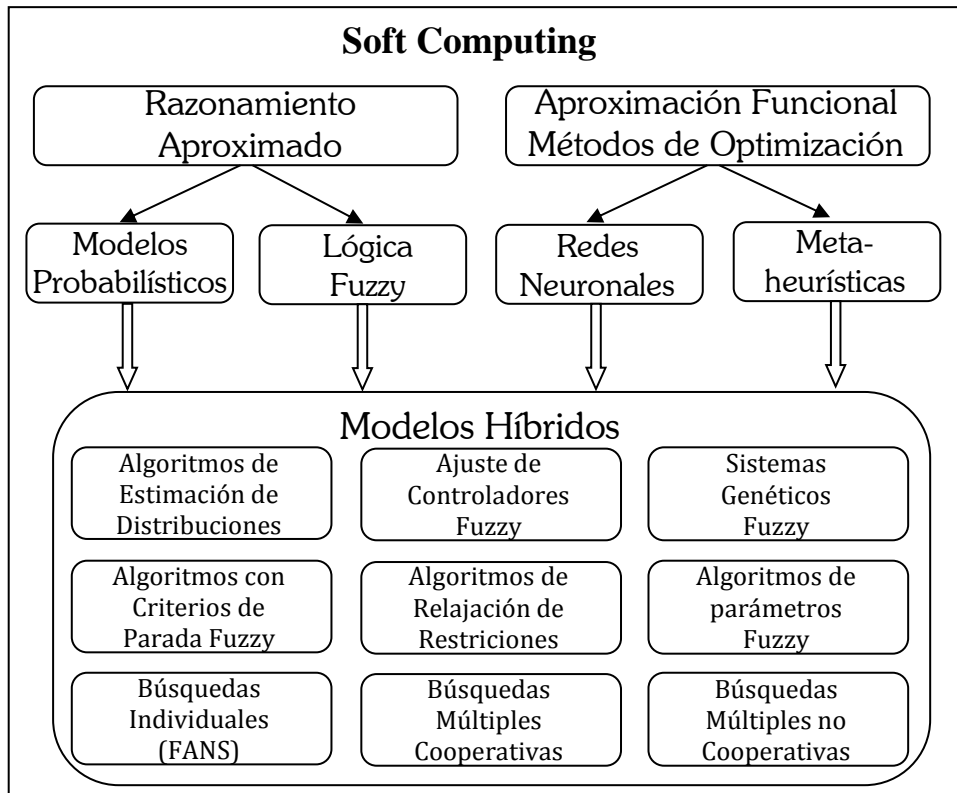


Fig. 1. Componentes de Soft Computing y sus niveles

Generalmente, todos estos algoritmos heurísticos (metaheurísticas) suelen proporcionar soluciones que no son las óptimas, pero que satisfacen en buena medida al decisor o usuario. Cuando estos actúan desde el principio de que es mejor satisfacer que optimizar, le dan perfecto sentido en este contexto a la famosa frase de Zadeh: "...en contraste con la computación tradicional (hard), la Soft Computing se beneficia de la tolerancia asociada a la imprecisión, la incertidumbre, y las verdades parciales para conseguir tratabilidad, robustez, soluciones de bajo costo y mejores representaciones de la realidad".

Esta concepción de Soft Computing permite describir otras áreas que surgen como resultado de combinación o enriquecimiento de éstos u otros métodos. Así, de la combinación de los métodos de Razonamiento Aproximado con los de Modelos Probabilísticos, surgen las Teorías de Dempster-Shafer y las Redes Bayesianas. Mientras que de los Modelos Probabilísticos combinados con la Lógica Fuzzy e incluso con algunas otras lógicas multivaluadas, surgen los que podríamos denominar Modelos Probabilísticos Híbridos, fundamentalmente los de la Teoría de Probabilidad para Eventos Fuzzy, los de Creencias de Eventos Fuzzy y los Diagramas Fuzzy de Influencia.

Del desarrollo de la Lógica Fuzzy surgen los Sistemas Fuzzy, y en particular los Controladores Fuzzy. Mientras, de la combinación de Lógica Fuzzy con las Redes Neuronales y Algoritmos Evolutivos, surgen los llamados Sistemas Híbridos basados en Lógica Fuzzy, cuyos más destacados exponentes son los Sistemas Neuronales Fuzzy, los Controladores Ajustados mediante Redes Neuronales (Sistemas Fuzzy Neuronales, distintos de los mencionados Sistemas Neuronales Fuzzy) y los Controladores basados en Lógica Fuzzy generados y ajustados con Algoritmos Evolutivos.

Por otro lado, de la componente Aproximación Funcional/métodos de Optimización, aparecen diversos modelos de las Redes Neuronales (Recurrentes, "Feedforward", Perceptrón, Hopfield, ...), y la interacción con las metodologías de la Lógica Fuzzy y los Algoritmos Evolutivos dan origen a los Sistemas Neuronales Híbridos, particularmente el control fuzzy de parámetros de Redes, y la generación formal y la generación de pesos en Redes Neuronales.

En lo que respecta a los Algoritmos Evolutivos (Las Estrategias Evolutivas, la Programación Evolutiva, los Algoritmos Genéticos y la Programación Genética) asociadas con las componentes Fuzzy surgen tres importantes líneas: los Sistemas Genéticos Fuzzy, los Sistemas Bioinspirados y las Aplicaciones del Control Fuzzy sobre parámetros evolutivos.

De todo este abundante desarrollo de la Soft Computing, cabe resaltar las metaheurísticas para la optimización, en sus tres formas fundamentales, de aproximación, relajación y búsqueda. Las metaheurísticas de optimización aproximada, definen mecanismos para que se desarrolle una evolución en el espacio de búsqueda de los conjuntos de soluciones, con la finalidad de aproximarse a la solución óptima con los elementos que van sobreviviendo en las sucesivas generaciones de poblaciones. En el contexto de la Soft Computing las hibridaciones que toman como referencia estas metaheurísticas incardinan desde los Sistemas Genéticos Fuzzy, hasta el ajuste de controladores fuzzy con algoritmos evolutivos, pasando por los Algoritmos de Estimación de Distribuciones, los Sistemas Bioinspirados, etc., (Arenas et. al. 2005: 450; Cordón et. al. 2004: 27; Larrañaga et. al. 2003: 20).

Metaheurísticas de relajación: se obtiene una relajación de un problema real cuando este se simplifica eliminando, debilitando o modificando algún elemento característico del mismo. Las metaheurísticas de relajación son estrategias para el empleo de relajaciones del problema en el diseño de heurísticas, que persiguen encontrar una solución para un problema que, de no emplear esta metodología, sería muy difícil poderlo resolver. Ejemplos triviales de las mismas son los redondeos o los ajustes de naturaleza, como ocurre cuando a una cantidad expresada imprecisa y lingüísticamente, se le asocia un valor numérico exacto. Desde este punto de vista, una alternativa real es la de flexibilizar los algoritmos exactos, introduciendo criterios de parada fuzzy, lo que finalmente conduce a metaheurísticas de relajación basadas en reglas; admitiendo la vaguedad de los coeficientes, justificando los algoritmos para resolver problemas con parámetros fuzzy; y relajando la verificación de las restricciones, permitiendo ciertas violaciones en su cumplimiento (Verdegay y Vergara-Moreno, 2000: 9; Vergara-Moreno, 1999: 219).

Metaheurísticas de búsqueda: probablemente estas sean las metaheurísticas más importantes. Su funcionamiento básico consiste en establecer estrategias para recorrer el espacio de soluciones del problema transformando las soluciones de partida de forma iterativa. Aunque de entrada pudieran parecer similares a las búsquedas evolutivas, no lo son debido a que aquellas basan su funcionamiento en la evolución de una población de individuos sobre el espacio de búsqueda (Blanco et al. 2002:16; Pelta 2002: 213). Entre las metaheurísticas individuales más conocidas se encuentran el Hill Climbing, las de tipo Greedy, las de Arranque Múltiple, las de Entorno Variable, las de Recocido Simulado o las Búsquedas Tabú, que pueden tener sus propias extensiones fuzzy. Independientemente de su forma concreta de actuación, todas estas metaheurísticas progresan por el espacio de búsqueda en base a evaluaciones de la función objetivo del problema concreto que se esté tratando de resolver, lo que explícitamente supone realizar valoraciones numéricas, con ayuda de una función objetivo, en un espacio exactamente determinado. Pero con mucha frecuencia, la función objetivo representa alguna propiedad vagamente establecida, y el espacio de búsqueda, o los entornos en los que ésta se va realizando, no tienen fronteras nitidamente definidas, lo que da perfecto sentido a enfocar la aplicación de estas metaheurísticas con elementos teóricos del campo de los conjuntos y la lógica fuzzy.

Precisamente en ese contexto surgen los algoritmos de tipo FANS (Fuzzy Adaptive Neighborhood Search) (Blanco et. al. 2003). FANS es un método de búsqueda por entornos donde las soluciones se evalúan no solo en términos de la función objetivo, sino también mediante el empleo de propiedades y conceptos fuzzy que permiten valoraciones cualitativas sobre las soluciones. Además, es un método adaptable al contexto, ya que su comportamiento varía en función del estado de la búsqueda a través del uso de varios administradores o "schedulers".

Finalmente, las componentes de la soft-computing queda como se ilustra en la Fig. 1 con sus dos elementos pilares Razonamiento Aproximado y Aproximación Funcional-Métodos de Optimización que con la incorporación y combinación de diversas metodologías "soft" se ha engrandecido capaz de resolver problemas que las metodologías "hard" no puedan resolver.

2.2 Energías renovables provenientes de las corrientes de aire: energía eólica

Se denomina fuentes de energía a todos aquellos elementos y recursos naturales capaces de generar energía. En este sentido y en función de su inagotabilidad se clasifican en fuentes de energías renovables y no renovables. Las *fuentes de energías no renovables*, corresponden a aquellas cuyas reservas son limitadas y, por lo tanto, disminuyen a medida que se utiliza: por ejemplo, el petróleo o el carbón; a medida que las reservas se van gastando aumenta el costo de la extracción (energía de los combustibles fósiles y energía nuclear). Las *fuentes de energías renovables*: son las procedentes de cualquier proceso que no altere el equilibrio térmico del planeta, que no genere residuos irrecuperables y que su velocidad de consumo no sea superior a la velocidad de regeneración de la fuente energética de la materia prima utilizada del mismo (Yndurain, 2005:168; EIA, 2011:46).

Entre las principales energías renovables se distingue: Energía Eólica, provenientes del viento; Energía Hidráulica, proveniente del agua; Energía Solar, proveniente de los rayos del sol; Energía Procedente de la Biomasa, proveniente de diferentes tipos de materia orgánica; Energía Geotérmica, proveniente de la energía calorífica que la Tierra transmite desde sus capas internas hacia la parte más externa de la corteza terrestre; Energías provenientes de las olas del mar (Amundaran, 2012).

De entre las energías renovables, la eólica es la que más se ha desarrollado en los últimos años con un crecimiento anual promedio de 60%, y el costo de producción se ha reducido en 80% en 10 años, debido a la evolución del diseño de los aerogeneradores, de 50 kW en 1990 ha pasado hasta 7.5 MW de producción. En este desarrollo han contribuido por un lado, las investigaciones en la mejora de los materiales de las turbinas (más ligeros y resistentes) y, por otro, la electrónica de control, además de la optimización de diseño y la capacidad para operar a velocidad variable, permitiendo pasar de una disponibilidad del 60% en la década de 1980 al 98% actual, lo que ha aumentado el rendimiento de una manera significativa (Yndurain, 2005:168; QWEC, 2011:4).

La producción de este tipo de energía se debe a que la masa de aire en movimiento es energía cinética que puede ser transformada en energía eléctrica. Al incidir el viento sobre las palas de una aeroturbina se produce un trabajo mecánico de rotación que mueve a su vez un generador para producir electricidad.

La mayor cantidad de energía eólica generada proviene de los parques eólicos que se encuentran distribuidos a lo largo del campo. Sin embargo, existen otras infraestructuras distintas para aprovechar la energía del viento. La microgeneración eólica o aerogeneradores de eje vertical, los parques situados mar adentro (off-shore), y los diseños innovadores como son la generación de energía por medio de cometas y el aprovechamiento de la vibración generada por el viento por medio del Windbelt, son otras formas de infraestructura de aprovechamiento del viento.

2.3 Producción científica de aportes de soft computing en las energías eólicas

Pese a todos logros alcanzados siguen existiendo diferentes tipos de problemas asociados con la generación de la energía eólica. Entre los problemas fundamentales está la variabilidad del viento, que provoca, que tanto la potencia activa como reactiva generada por los aerogeneradores varíe, provocando a su vez una variación en el resto de los parámetros del sistema como la tensión y la frecuencia. A medida que aumenta la potencia eólica instalada en un determinado punto del sistema las afectaciones cercanas a ese punto serán mayores, hasta llegar a una pérdida de la estabilidad y un posible colapso del sistema completo o de una parte del mismo (Santos-Fuentefría et. Al., 2012:10). Asociado a esta situación y otros factores del sistema, también está la pérdida de la energía, rendimiento no óptimo, etc (Ochoa, Harrison, 2011:7.).

En las diversas investigaciones que se realizan, tanto en la solución de los problemas así como en los aspectos que contribuyan a la reducción de costos, reducción de pérdida de energía, incremento de la potencia de las turbinas, mejora en la precisión de la predicción del viento, el poder adaptar los aerogeneradores a situaciones de terrenos muy irregulares que dan lugar a vientos también muy irregulares, etc se están utilizando cada vez más las metodologías de SOFT COMPUTING (Duran, 2004: 43).

En la tabla 1 se hace un listado de las publicaciones según temas relacionadas a la solución de problemas en la generación de la energía eólica, en las que se está utilizando las metodologías soft computing, y según la abreviación de los temas como sigue:

- AVVV : adaptación de los sistemas a la variación de la velocidad del viento,
- ECP : estimación de costos de producción,
- EEG : estimación de la energía generada,
- ELPO : evaluación y localización de parques eólicos,
- ER : evaluación de riesgos,
- ITE : integración y transmisión de energía entre diferentes parques eólicos,
- MPV : mejora en la predicción del viento,
- MTC : mantenimiento de las turbinas y demás componentes,
- OSE : optimización de sistema de energía,
- PMECE : previsión y mejora de la eficiencia en la captura de energía.

Se aprecia en la fila correspondiente a PMECE de la tabla 1, que la mayor cantidad de trabajos estan dedicados a la previsión y mejora de la eficiencia en la captura de la energía. Apartir del primer trabajo (Lin et. al., 1996) el número de trabajos de aplicación de la soft computing en la generación de energía eólica se ha incrementado permanentemente, lo que ha contribuido al gran incremento de la eficiencia en la captación de este tipo de energía.

III. CONCLUSIONES

El concepto de conjunto fuzzy ha sido y es un paradigma en el mundo científico-tecnológico, de relevantes repercusiones en todos los sectores sociales a causa de la diversidad de sus aplicaciones, de la facilidad de su transferencia tecnológica, y del ahorro económico que su uso supone. Aunque cuando se publicó el primer artículo sobre el tema, hace ya casi cincuenta años, hubo sectores académicos muy reacios al mismo, el tiempo ha demostrado que los conjuntos fuzzy constituyen el núcleo de un cuerpo doctrinal de indudable solidez, dinamismo y reconocimiento internacional que se denomina Soft Computing, que se ha fortalecido con diversas metaheurísticas y en una simbiosis sinérgica. Esta fortaleza ha permitido que la softcomputing tuviera gran cantidad de aplicaciones en diversos campos y más específicamente en el campo relacionado a todo el complejo sistema de la generación de energía eólica.

Se constata que las metodologías fuzzy son las que mayor aplicación han tenido en este campo, seguido por las redes neuronales artificiales y los algoritmos genéticos; pero se ha utilizado poco o escasamente los métodos híbridos. Los métodos de relajación y los de búsqueda no se han aplicado, quedando en perspective su aplicación en los trabajos venideros.

Tabla 1. Relación trabajos según metodologías aplicadas en los problemas de la energía eólica.

TEMA- ÁREA	METODOLOGÍA	AUTORES
PMECE	Fuzzy (Lógica difusa y conjuntos difusos)	Narayana et. al. 2012, Hui et. al. 2011, Dukpa, Venkatesh 2010, Gargoom et. al. 2010(a, b), Hui et. al. 2010, Agbossou et. al. 2009, Galdi et. al. 2009, Senjyu et. al. 2009, Courtecuisse et. al. 2008, , Chen 2008, Duan et. al. 2008, , Calderaro et. al. 2007, Jabr et. al. 2007, Ko et. al. 2007, Mirecki et. al. 2007, Velusami y Singaravelu 2007, Wang et. al. 2006, Eskander et. al. 2005, Mirecki et. al. 2004, Mohamed et. al. 2001, Papantoniou, Coonick 1997,
	Redes Neuronales Artificiales (RNA)	Shi et. al. 2011, Coroama y Gavrilas 2010, Fadare 2010, Soares et. al. 2010, Kariniotakis et. al. 1996(a),

Continuación Tabla 1...

	Neuro-Fuzzy	Arul et. al. 2010, Nallavan et. al. 2010, Ko et. al. 2008, Rajaji, Kumar 2008, Kariniotakis et. al. 1996(b),
	Colonia de hormigas (CH)	Eroglu, Seçkiner 2012,
	Computación evolucionaria (CE)	Kusiak et. al. 2011, Kusiak et. al. 2009,
	Hibrido	Soman et. al. 2010, Wang y Singh 2008,
MPV	RNA	Guo et. al. 2012, Zhao et. al. 2012, Catalao et. al. 2011, Ramos et. al. 2011, Velásquez et. al. 2011(b), Cadenas, Rivera 2010, Cadenas et. al. 2010, Abdel-Aal et. al. 2009, Abou El-Ela et. al. 2009, Ramirez-Rosado et. al. 2009, Salcedo-Sanz et. al. 2009, Wu et. al. 2009, Cellura et. al. 2008, K. Sreelakshmi y Ramakanthkumar 2008, Wu y Hong 2007, Lin et al. 1996, Mao et. al. 2013,
	Fuzzy	Aydin et. al. 2010, Monfared et. al. 2007, Miranda et. al. 2006,
	Neuro-Fuzzy	Mohandes et. al. 2011, Hong et. al. 2010, Monfared et. al. 2009, Negnevitsky et. al. 2009, Mur-Amada y Bayod-Rújula 2007, Sfetsos 2000, Wu y Dou 1995,
	Genético-Fuzzy	Gonzalez et. al. 2011,
	Neuro-Genético	Ak et. al. 2013,
ELPO	Fuzzy	Al-Yahya et. al. 2012, Miranda et. al. 2002, Machias y Skikos 1992, Machias y Skikos 1991,
	Neuro-Fuzzy	Kang et. al. 2011, Liu y Bai 2011,
AVVV	RNA	Fidalgo et. al. 1996,
	Fuzzy	Bououden et. Al. 2012, Chowdhury et. al. 2012, Sheikh et. al. 2012, El Mokadem et. al. 2009, Hasanien et. al. 2009, Suhua et. al. 2008, Kaneko et. al. 2007,
	Neuro-Fuzzy	Senjyu et. al. 2008,
ITE	CH	Fuchs et. al. 2011,
	RNA	Li et. al. 2011, Vasconcelos y Peças 2006, Chang 2013,
	Fuzzy	Siahkali y Vakilian 2008, Howlader et. al. 2013,
	Genético-Fuzzy	Hadian, Haghifam 2010,
EEG	RNA	Lei et. al. 2007,
	Neuro-Fuzzy	Jafarian, Ranjbar 2010,
	Neuro-genético	Xu et. al. 2011,
	CE	Kusiak et. al. 2009,
	Hibrido	Wang et. al. 2011,
OSE	Fuzzy	Wang y Singh 2009, Wang y Singh 2008, Wang y Singh 2006, Skikos y Machias 1992, Ghani Aissaoui et. Al. 2013, Eltamaly y Farh 2013.
	Hibrido	Kumar y Suchitra 2011, Kuo 2010, Venkatesh et. al. 2008, Xue et. al. 2008,
ECP	RNA	Velásquez et. al. 2011 (a),
ER	Fuzzy	Liu y Jiang 2010,
MTC	RNA	Tian et. al. 2011,
	Neuro-Fuzzy	Singh y Chandra 2011,

AGRADECIMIENTO

Parte de este trabajo fue desarrollado durante una estancia que realizó el primer autor en el grupo MODO del Departamento Ciencias de la Computación e Inteligencia de la Universidad de Granada, España. Agradecemos a la Universidad de Granada por las facilidades concedidas a los autores.

IV. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABDEL-AAL, R. E; ELHADIDY, M. A; SHAAHID, S. M. 2009. **Modeling and forecasting the mean hourly wind speed time series using GMDH-based abductive networks.** RenewableEnergy, Vol. 34, 1686-1699.

- ABOU EL-ELA, A. A; EL-ZEFTAWY, A. A; ALLAM, S.M; ATTA, G.M. 2009. **Long-term load forecasting and economical operation of wind farms for Egyptian electrical network**. Electric Power Systems Research, Vol. 79, 1032-1037.
- AGBOSSOU, K; BILODEAU, A; DOUMBIA, M. L. 2009. **Development of a Control Method for a Renewable Energy system with Fuel Cell**. IEEE AFRICON 2009, 1-6.
- Ak, R; Li, Y. F; Vitelli, V; Zio, E. 2013. **A Genetic Algorithm and Neural Network Technique for Predicting Wind Power under Uncertainty**. *Chemical Engineering Transactions*, 1-6.
- AL-YAHYAI, S; CHARABI, Y; GASTLI, A; AL-BADI, A. 2012. **Wind farm land suitability indexing using multi-criteria analysis**. Renewable Energy, Vol. 44, 80-87.
- AMUNDARAN, M. 2012. **La energía removable procedente de las olas**. Ikastorratza. e-Revista de Didáctica 8. (http://www.ehu.es/ikastorratza/8_alea/energia/energia.pdf).
- ARUL, I; KARTHIKEYAN, M; MUTHUKUMAR, S; KRISHNAN, N. 2010. **Estimator based Neuro – Fuzzy Control for Maximum Power Extraction from Wind Electrical Power Generation System**. International conference on Computational Intelligence and Computing Research (ICCC), 488-493.
- AYDIN, N.Y; KENTEL, E; DUZGUN, S. 2010. **GIS-based environmental assessment of wind energy systems for spatial planning: A case study from Western Turkey**. Renewable and Sustainable Energy Reviews, Vol. 14, 364-373.
- ARENAS, M. G; HERRERA, F; LOZANO, M; MERELO, J. J; ROMERO, G; SÁNCHEZ, M. (Eds) 2005: **Actas del IV Congreso Español sobre Metaheurísticas, Algoritmos Evolutivos y Bioinspirados (MAEB'05) I y II**.
- BLANCO, A; PELTA, D; VERDEGAY, J. L. 2002: **A Fuzzy Valuation-based Local Search Framework for Combinatorial Problems**. Fuzzy Optimization and Decision Making 1, 177-193.
- BLANCO, A; PELTA, D; VERDEGAY, J. L. 2003: **FANS: A fuzzy adaptive neighborhood search method for optimization problems**. Inteligencia Artificial, Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial, No. 19, 103-122.
- BONISSONE, P. 2010. **Soft Computing: A Continuously Evolving Concept**. International Journal of Computational Intelligence Systems, Vol. 3 No. 2, 237-248.
- BONISSONE, P. 1997. **Soft Computing: the Convergence of Emerging Reasoning Technologies**. Soft Computing, Vol. 1, 6-18.
- BOUOUDEN, S; CHADLI, M; FILALI, S; EL HAJJAJI, A. 2012. **Fuzzy model based multivariable predictive control of a variable speed wind turbine: LMI approach**. Renewable Energy, Vol. 37, 434-439.
- CADENAS, E; JARAMILLO, O. A; RIVERA, W. 2010. **Analysis and forecasting of wind velocity in chetumal, quintanaroo, using the single exponential smoothing method**. Renewable Energy, Vol. 35, 925-930.
- CADENAS, E; RIVERA, W. 2010. **Wind speed forecasting in three different regions of Mexico, using a hybrid ARIMAeANN model**. Renewable Energy, Vol. 35, 2732-2738.
- CALDERARO, V; GALDI, V; PICCOLO, A; SIANO, P. 2007. **Design and implementation of a fuzzy controller for wind generators performance optimisation**. European Conference on Power Electronics and Applications, 1-10.
- CATALÃO, J. P. S; POUSINHO, H. M. I; MENDES, V. M. F. 2011. **Short-term wind power forecasting in Portugal by neural networks and wavelet Transform**. RenewableEnergy, Vol. 36, 1245-1251.
- CELLURA, M; CIRRINCIONE, G; MARVUGLIA, A; MIRAOUI, A. 2008. **Wind speed spatial estimation for energy planning in Sicily: Introduction and statistical analysis**. Renewable Energy, Vol. 33, 1237-1250.
- COURTECUISSÉ, V; SPROOTEN, J; ROBYNS; B; PETIT, M; FRANCOIS, B; DEUSE, J. 2012. **A methodology to design a fuzzy logic based supervision of Hybrid Renewable Energy Systems**. Mathematics and Computers in Simulation, Vol. 81, 208-224.
- CORDÓN, O; GOMIDE, F; HERRERA, F; HOFFMANN, F; MAGDALENA, L. (2004): **Ten Years of Genetic Fuzzy Systems: Current Framework and New Trends**. Fuzzy Sets and Systems 141:1, 5-31.

- COROAMA, I; GAVRILAS, M. 2010. **A Study on Wind Energy Generation Forecasting Using Connectionist Models**. 12th International Conference on Optimization of Electrical and Electronic Equipment, OPTIM 2010, 1257-1262.
- COURTECUISE, V; ROBYNS, B; PETIT, M; FRANCOIS, B; DEUSE, J. 2008. **Performance comparison of different wind generator based hybrid systems**. 13th International Power Electronics and Motion Control Conference, EPE-PEMC 2008 , 2184-2191.
- CHANG, W. Y. 2013. **Wind energy conversion system power forecasting using radial basis function neural network**. *Applied Mechanics and Materials*, 284, 1067-1071.
- CHEN, H. 2008. **Implementation of a Three-Phase Switched Reluctance Generator System for Wind Power Applications**. 14th Symposium on Electromagnetic Launch Technology, EML, Proceedings, 489-494.
- CHOWDHURY, M. A; HOSSEINZADEH, N; SHEN, W. X. 2012. **Smoothing wind power fluctuations by fuzzy logic pitch angle controller**. *Renewable Energy*, Vol. 38, 224-233.
- DARIO, R. 2011. **Hacia una concepción humanista de la gestión social para el desarrollo humano, en Gestión Social para el Desarrollo Humano**, ed. Velásquez V.M. et al. Bogotá-Colombia, Pág.41-50
- DUAN, Q; HAO, F; FENG, S. 2008. **Adaptive Fuzzy Control Used in DFIG VSCF Wind Power Generator System**. Proceedings of the 7th World Congress on Intelligent Control and Automation, 29-32.
- DUKPA, A; VENKATESH, B. 2010. **Capacitor Planning for Large Distribution Systems with Wind Generators using Successive Fuzzy MILP**. 9th International Power and Energy Conference, IPEC, 140-145.
- EIA(U.S. Energy Information Administration), 2011. **International Energy Outlook 2011**. ([www.eia.gov/forecasts/ieo/pdf/0484\(2011\).pdf](http://www.eia.gov/forecasts/ieo/pdf/0484(2011).pdf), Consultado el 21 de abril de 2012).
- EIA(U.S. Energy Information Administration), 2012. **Short - Term Energy and Summer Fuels Outlook, April 2012**. (http://www.eia.gov/forecasts/steo/pdf/steo_full.pdf, Consultado el 22 de abril de 2012).
- EL MOKADEM, M; COURTECUISE, V; SAUDEMONT, C; ROBYNS, B; DEUSE, J. 2009. **Fuzzy Logic Supervisor-Based Primary Frequency Control Experiments of a Variable-Speed Wind Generator**. *IEEE Transactions On Power Systems*, Vol. 24, 407-417.
- ELTAMALY, A. M; FARH, H. M. 2013. **Maximum power extraction from wind energy system based on fuzzy logic control**. *Electric Power Systems Research*, 97, 144-150.
- EROGLU, Y; SEÇKINER, S. U. 2012. **Design of wind farm layout using ant colony algorithm**. *Renewable Energy*, Vol. 44, 53-62.
- ESKANDER, M. N; JBRAHIM, W. M; ABDEL AZIZ, M. M., IBRAHIM, A. M. 2005. **Generation Control of a wind farm with variable speed wind turbines for high power quality**. *International Telecommunications Energy Conference (Proceedings)*, 443-448.
- FADARE, D.A. 2010. **The application of artificial neural networks to mapping of wind speed profile for energy application in Nigeria**. *Applied Energy*, Vol. 87, 934-942.
- FIDALGO, J. N; PECAS LOPES, J. A; MIRANDA, V. 1996. **Neural networks applied to preventive control measures for the Dynamic security of isolated power systems with renewables**. *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 11, N°.4, 1811-1816.
- FUCHS, I; VÖLLER, S; GJENGEDAL, T. 2011. **Improved Method for Integrating Renewable Energy Sources into the Power System of Northern Europe**. 10th International Conference on Environment and Electrical Engineering, IEEEIC.EU - Conference Proceedings, 1-4.
- GALDI, V; PICCOLO, A; SIANO, P. 2009. **Exploiting maximum energy from variable speed wind power generation systems by using an adaptive Takagi-Sugeno-Kang fuzzy model**. *Energy Conversion and Management*, Vol. 50, 413-421.
- GARGOOM, A; HARUNI, A. M. O; HAQUE M. D. E; NEGNEVITSKY, M. 2010(a). **Voltage and frequency stabilizer based on fuzzy logic control for three-level NPC converters in stand-alone wind energy systems**. *Power and Energy Society General Meeting, 2010 IEEE*, 1-7.
- GARGOOM, A; HARUN, I A. M. O; HAQUE, M. D. E; NEGNEVITSKY, M. 2010(b). **Voltage and frequency stabilization using PI-like fuzzy controller for the load side converters of**

- the stand alone wind energy systems.** Applied Power Electronics Conference and Exposition (APEC), 2010 Twenty-Fifth Annual IEEE, 2132 – 2137.
- GHANI AISSAOUI, A., TAHOUR, A., ESSOUNBOULI, N., NOLLET, F., ABID, M., & IDRISSE CHERGUI, M. 2013. A Fuzzy-PI control to extract an optimal power from wind turbine. *Energy conversion and management*, 65, 688-696.
- GONZÁLEZ, J. J; AGÜERA A; PALOMARES, J. C; RAMIRO, J. G; MORENO, A. 2011. **A novel inference method for local wind conditions using genetic fuzzy systems.** Renewable Energy, Vol. 36, 1747-1753.
- GUO, Z; ZHAO, W; LU, H; WANG, J. 2012. **Multi-step forecasting for wind speed using a modified EMD-based artificial neural network model.** Renewable Energy, Vol. 37, 241-249.
- GWEC – Global Wind Energy Council. (2012). In: Sawyer, S. *Global Wind 2011 Report*, First Edition, March 2012, Belgium, 2012. Disponible en: <http://www.gwec.net>. Consultado en 28/04/2010).
- HADIAN, A; HAGHIFAM, M. R; 2010. **Placement of DG with stochastic generation.** Transmission and Distribution Conference and Exposition, 2010 IEEE PES, 1-7.
- HASANIEN, H. M; MUYEEN, S. M; TAMURA, J. 2009. **Frequency control of isolated network with wind and diesel generators by using fuzzy logic controller.** Proceedings - The 12th International Conference on Electrical Machines and Systems, ICEMS 2009, 1-6.
- HONG, Y. Y; CHANG, H. L; CHIU, C. S. 2010. **Hour-ahead wind power and speed forecasting using simultaneous perturbation stochastic approximation (SPSA) algorithm and neural network with fuzzy inputs.** Energy, Vol. 35, 3870-3876.
- HOWLADER, A.M; URASAKI, N; PRATAP, A.; SENJYU, T; SABER, A.Y. 2013. A fuzzy control strategy for power smoothing and grid dynamic response enrichment of a grid-connected wind energy conversion system. *Wind Energy*.
- HUI, J; BAKHSHAI, A; JAIN, P. K. 2011. **An Adaptive Approximation Method for Maximum Power Point Tracking (MPPT) in Wind Energy Systems.** Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE), 2011 IEEE. 2664-2669.
- HUI, J; BAKHSHAI, A; JAIN, P. K. 2010. **A master-slave fuzzy logic control scheme for maximum power point tracking in wind energy systems.** International Telecommunications Energy Conference (Proceedings) 1 - 6 .
- JABR, H. M; KAR, N. C. 2007. **Neuro-Fuzzy Vector Control for Doubly-Fed Wind Driven Induction Generator.** IEEE Canada Electrical Power Conference, 236-241.
- JAFARIAN, M; RANJBAR, A. M. 2010. **Fuzzy modeling techniques and artificial neural networks to estimate annual energy output of a wind turbine.** Renewable Energy, Vol. 35, 2008-2014.
- KANG, H. Y; HUNG, M. C; PEARN, W. L; LEE, A. H. I; KANG, M. K. 2011. **An integrated multi-criteria decision making model for evaluating wind farm performance.** Energies, Vol.4, 2002-2026.
- KANEKO, T; SENJYU, T; YONA, A; DATTA, M; FUNABASHI, T; KIM, C. H. 2007. **Output power coordination control for wind farm in small power system.** International Conference on Intelligent Systems Applications to Power Systems, ISAP, 1-6.
- KARINIOTAKIS, G; STAVRAKAKIS, G; NOGARET, E. 1996(a). **Wind power forecasting using advanced neural network models.** IEEE Trans Energy Conversion, vol. 11 N° 4, 762-767.
- KARINIOTAKIS, G; STAVRAKAKIS, G; NOGARET, E. 1996(b). **A fuzzy logic and neural network based wind power model.** En: Proceedings of the 1996 European Wind Energy Conference, Goteborg, Sweden, 596-599.
- KO, H. S; KANG, M. J; BOO, C. J; JWA, C. J; KANG, S. S; KIM, H. C. 2007. **Power quality control of hybrid wind power generation system using fuzzy-robust controller.** International Conference on Electrical Machines and Systems, 2007-ICEMS, 219 – 226.
- KO, H. S; LEE, K. Y; KANG, M. J; KIM, H. C. 2008. **Power quality control of an autonomous wind diesel power system based on hybrid intelligent controller.** Neural Networks, Vol. 21, 1439-1446.
- KUMAR, A. N; SUCHITRA, D. 2011. **AI based economic load dispatch incorporating wind power penetration.** 2011 International Conference on Electrical Engineering and Informatics, 1-8.

- KUO, C. C. 2010. **Wind energy dispatch considering environmental and economic factors**. *Renewable Energy*, Vol. 35, 2217-2227.
- KUSIAK, A; LI, W; SONG, Z. 2011. **Dynamic control of wind turbines**. *Renewable Energy*, Vol. 35, 456-463.
- KUSIAK, A; ZHENG, H; SONG, Z. 2009. **Models for monitoring wind farm power**. *Renewable Energy*, Vol. 34, 583-590.
- LARRAÑAGA, P; LOZANO, J. A; MÜHLENBEIN, H. (2003): **Algoritmos de estimación de distribuciones en problemas de optimización combinatoria**. *Inteligencia Artificial. Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial*, 19(2), 149-168.
- LEI, D; LIJIE, W; SHI, H; SHUANG, G; XIAOZHONG, L. 2007. **Prediction of wind power generation based on chaotic phase space reconstruction models**. *Proceedings of the International Conference on Power Electronics and Drive Systems*, 744-748.
- LI, G; SHI, J; ZHOU, J. 2011. **Bayesian adaptive combination of short-term wind speed forecasts from neural network models**. *Renewable Energy*, Vol. 36, 352-359.
- LI, X; RUAN, D; VAN DER WAL, A. J. 1998: **Discussion on soft computing at FLINS'96**. *International Journal of Intelligent Systems*, Vol. 13, Nos. 2-3, 287-300.
- LIN, L; ERIKSSON, J. T; VIHRIALA, H; SODERLUND, L. 1996. **Predicting wind behavior with neural networks**. En: *Proceedings of the 1996 European Wind Energy Conference*, Goteborg, Sweden, 655-658.
- LIU, C; JIANG, Y. 2010. **Risk Analysis and Assessment of Wind Power Project**. *International Conference on Emergency Management and Management Sciences, ICEMMS 2010*, 511-514.
- LIU, S; BAI, Y. 2011. **The application of entropy power method improved onwind power generation Project**. *International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks, CECNet 2011*, 1767-1770.
- MACHIAS, A. V; SLKOS, G. D. 1992. **Fuzzy risk index of wind sites**. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Vol. 7, 638-643.
- MACHIAS, A.V; SLKOS, G. D. 1991. **A fuzzy-based risk analysis of wind locations**. *Renewable Energy*, Vol. 1, 649-654.
- MAGDALENA, L. 2010. **What is soft computing? revisiting possible answers**. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, Vol. 3 No. 2, 148-159.
- MAGDALENA, L. 2008. **What is soft computing? revisiting arguments**. *Proceedings of the FLINS conference*, 3-11.
- MAGUIRE, L. 2010. **Does soft computing classify research in spiking neural networks?**. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, Vol. 3 No. 2, 176-189.
- MAO, J; ZHANG, X; LI, J. 2013. **Wind Power Forecasting Based on the BP Neural Network**. *Proceedings of the 2nd International Conference On Systems Engineering and Modeling (ICSEM-13)*, 0013-0017.
- MELIÁN, B; MORENO PÉREZ, J. A; MORENO VEGA, J. M. 2003. **Metaheurísticas: Una visión global**. *Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial*, Vol 19, No. 2, 7-28.
- MIRANDA, V; CERQUEIRA, C; MONTEIRO, C. 2006. **Training a FIS with EPSO under an entropy criterion for wind power prediction**. *9th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems*, 1-8.
- MIRANDA, V; MONTEIRO, C; RAMIREZ-ROSADO, I. J. 2002. **Negotiation aid system for promotion of distributed generation and renewables**. *Conference publications of IEEE/PES Asia Pacific*, vol. 1, 568-573.
- MIRECKI, A; ROBOAM, X; RICARDEAU, F. 2007. **Architecture complexity and energy efficiency of small wind turbines**. *IEEE Transactions On Industrial Electronics*, Vol. 54, 660-670.
- MIRECKI, A; ROBOAM, X; RICARDEAU, F. 2004. **Comparative study of maximum power strategy in wind turbines**. *IEEE International Symposium on Industrial Electronics 2*, 993-998.
- MOHAMED, A. Z; ESKANDER, M. N; GHALI, F. A. 2001. **Fuzzy logic control based maximum powertracking of a wind energy system**. *Renewable Energy*, Vol. 23, 235-245.
- MOHANDS, M. S; REHMAN, S; RAHMAN, S. M. 2011. **Estimation of wind speed profile using adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS)**. *Applied Energy*, Vol. 88, 4024-4032.

- MONFARED, M; RASTEGAR, H; KOJABADI, H. M. 2009. **A new strategy for wind speed forecasting using artificial intelligent methods**. Renewable Energy, Vol. 34, 845-848.
- MONFARED, M; NIKRAVESH, S. K. Y; RASTEGAR, H. 2007. **A novel fuzzy predictor for wind speed**. Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science 2007WCECS 2007, Vol. 4, 32-36.
- MONTERO, J; MARTINEZ, I. 2010. **Upgrading ideas about the concept of Soft Computing**. International Journal of Computational Intelligence Systems, Vol. 3 No. 2, 144-147.
- MUR-AMADA, J; BAYOD-RÚJULA, A. A. 2007. **Wind power variability model, part I – Foundations**. Electrical Power Quality and Utilisation - EPQU 2007, 9th International Conference.1-6.
- NALLAVAN, G; DHANASEKARAN, R; RAJAJI, L. 2010. **intelligent soft-starter-based grid-integrated induction generator for pitch-regulated wind turbine system**. ElectrEng, Vol. 92, 57-68.
- NARAYANA, M; PUTRU, G. A; JOVANOVIC, M; LEUNG, P. S; MCDONALD, S. 2012. **Generic maximum power point tracking controller for small-scale wind turbines**. Renewable Energy, Vol. 44, 72-79.
- NEGNEVITSKY, M; MANDAL, P; SRIVASTAVA, A. K. 2009. **Machine learning applications for load, price and wind power prediction in power systems**. Intelligent System Applications to Power Systems, 2009. ISAP '09.15th International Conference, 1-6.
- NIKOOKAR, H. 2013. **Wavelet radio adaptive and reconfigurable wireless systems based on wavelets**. Cambridge University Press, New York.
- OCHOA, L. F; HARRISON, G. P. 2011. **Minimizing energy losses: Optimal accommodation and smart operation of renewable distributed generation**. Transactions on Power Systems, IEEE. Vol.26, n.1, 198-205.
- PAPANTONIOU, A; COONICK, A. 1997. **Fuzzy logic control of a unified power flow controller for wind farm applications**. IEE Colloquium on Power Electronics for Renewable Energy, 1-9.
- PELTA, D. A; 2002: **Algoritmos Heurísticos en Bioinformática**. Tesis Doctoral. Universidad de Granada.
- PELTA, D. A; SANCHO-ROYO, A; CRUZ, C; VERDEGAY, J. L. 2006. **Using memory and fuzzy rules in a co-operative multi-thread strategy for optimization**. Information Science, Vol. 176 No. 13, 1849-1868.
- PNUD (Programa de las Naciones Unidas Para el Desarrollo). **Informe sobre desarrollo humano 2011: Sostenibilidad y equidad**. Ed. Mundi-Prensa, Madrid.
- RAJAJI, L; KUMAR, D. R. C. 2008. **Neuro fuzzy soft starter for grid integration with pitch regulated wind turbine system**. 5th International Conference on Electrical and Computer Engineering ICECE 2008. 349-355.
- RAMAKANTHKUMAR, P; SREELAKSHMI, K. 2008. **Neural networks for short term wind speed prediction**. World Academy of Science, Engineering and Technology 42, 721-725.
- RAMIREZ-ROSADO, I. J; FERNANDEZ-JIMENEZ, L. A; MONTEIRO, C; SOUSA, J; BESSA, R. 2009. **Comparison of two new short-term wind-power forecasting systems**. Renewable Energy, Vol. 34, 1848-1854.
- RAMOS, S; SOARES, J; MORAIS, H. 2011. **A data-mining based methodology for wind forecasting**. 16th International Conference on Intelligent System Applications to Power Systems, ISAP 2011. 1-6.
- RUAN, D. 2010. **Lessons learned from Soft Computing applications at SCK-CEN**. International Journal of Computational Intelligence Systems, Vol. 3 No. 2, 249-255.
- RUSPINI, E. H. 2010. **Soft Computing: Coping with complexity**. International Journal of Computational Intelligence Systems, Vol. 3 No. 2, 190-196.
- SAHIN, A. D. 2004. **Progress and recent trends in wind energy**. Progress in Energy and Combustion Science, Vol. 30, 501-543.
- SALCEDO-SANZ, S; PERÉZ-BELLIDO, A; ORTIZ-GARCÍA, E; PORTILLA-FIGUERAS, A; PRIETO, L; PAREDES, D. 2009. **Hybridizing the fifth generation mesoscale model with artificial neural networks for short-term wind speed prediction**. Renewable Energy, Vol. 34, 1451-1457.

- SANTOS-FUENTEFRIA, A; MARTINEZ-GARCÍA, A; CASTRO-FERNÁNDEZ, M. 2012. **Ajuste de las simulaciones de flujos continuados para el cálculo del límite de potencia eólica**. Ingeniería Energética Vol. XXXIII, No. 2, 113 – 122.
- SEISING, R. 2010. **What is Soft Computing bridging gaps for 21st century science!**. International Journal of Computational Intelligence Systems, Vol. 3 No. 2, 160-175.
- SENJYU, T; KANEKO, T; UEHARA, A; YONA, A; SEKINE, H; KIM, C. H. 2009. **Output power control for large wind power penetration in small power system**. Renewable Energy, Vol. 34, 2334–2343.
- SENJYU, T; SAKAMOTO, R; KANEKO, T; YONA, A; FUNABASHI, T. 2008. **Output power leveling of wind farm using pitch-angle control with fuzzy neural network**. Electric Power Components and Systems, Vol. 36, 1048–1066.
- SFETSOS, A. 2000. **A comparison of various forecasting techniques applied to mean hourly wind speed time series**. Renewable Energy, Vol. 21, 23–35.
- SHEIKH, M; MONDOL, N; EVA, F. 2012. **Stabilization of wind generator by PWM-VSC controlled SMES**. 2nd International Conference on the Development in Renewable Energy Technology (ICDRET), 1-5.
- SHI, J; LEE, W; LIU, Y; YANG, Y; WANG, P. 2011. **Short term wind power forecasting using Hilbert-Huang transform and artificial neural network**. 4th International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power, 162-167.
- SHAHKALI, H; VAKILIAN, M; 2008. **Integrating large scale wind farms in fuzzy mid term unit commitment using PSO**. 5th International Conference on the European Electricity Market (EEM-2008). 1-6.
- SINGH, M; CHANDRA, A. 2011. **application of adaptive network-based fuzzy inference system for sensorless control of PMSG-based wind turbine with nonlinear-load-compensation capabilities**. IEEE transactions on power electronics, Vol. 26, 165-175.
- SKIKOS, G; MACHIAS, A. 1992. **A fuzzy based economic criterion for the evaluation of wind power investments**. Renewable Energy, Vol. 2, 103-110.
- SOARES, O; GONCALVES, H; MARTINS, A; CARVALHO, A. 2010. **Nonlinear control of the doubly-fed induction generator in wind power systems**. Renewable Energy, Vol. 35, 1662–1670.
- SOMAN, S; ZAREIPOUR, H; MALIK, O; MANDAL, P. 2010. **A review of wind power and wind speed forecasting methods with different time horizons**. North American Power Symposium (NAPS 2010), 1-8.
- SUHUA, L; YAOWU, W; ZHIHENG, L. 2008. **Clustering analysis of the wind power output based on similarity theory**. 3rd International Conference on Deregulation and Restructuring and Power Technologies, 2815-2819.
- TIAN, Z; DING, Y; DING, F. 2011. **Maintenance optimization of wind turbine systems based on intelligent prediction tools**. Nedjah et al. (Eds.) Innovative Computing Methods, SCI 357, 53-71.
- TORRES, J. 2012. **La educación en el desarrollo integral de Corea del Sur: una revisión sistemática en la década comprendida entre 1999 y 2010**". Contribuciones a las Ciencias Sociales, Vol.17: 1-20. (www.eumed.net/rev/cccss/17/, consultado el 6 de abril, 2012).
- TRILLAS, E; MORAGA, C; GUADARRAMA, S. 2010. **A (naïve) glance at Soft Computing**. International Journal of Computational Intelligence Systems, Vol. 3 No. 2, 197-201.
- VASCONCELOS, H; PECAS, L. 2006. **ANN design for fast security evaluation of interconnected systems with large wind power production**. 9th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems KTH, Stockholm, Sweden. 1-6.
- VELÁSQUEZ, S; CARTA, J; MATÍAS, J. 2011(a). **Comparison between ANNs and linear MCP algorithms in the long-term estimation of the cost per kW h produced by a wind turbine at a candidate site: A case study in the Canary Islands**. Applied Energy, Vol. 88, 3869–3881.
- VELÁSQUEZ, S; CARTA, J; MATÍAS, J. 2011(b). **Influence of the input layer signals of ANNs on wind power estimation for a target site: A case study**. Renewable and Sustainable Energy Reviews, Vol. 15, 1556-1566.

- VELUSAMI, S; SINGARAVELU, S. 2007. **Steady state modeling and fuzzy logic based analysis of wind driven single phase induction generators**. Renewable Energy, Vol. 32, 2386-2406.
- VENKATESH, B; YU, P; COOI, H; CHOLING, D. 2008. **Fuzzy MILP unit commitment incorporating wind generators**. IEEE Transactions Power Systems. Vol. 23 N° 4, 1738-1746.
- VERDEGAY, J. L; YAGER, R; BONISSONE, P. 2008. **On Heuristics as a Fundamental Constituent of Soft Computing**. Fuzzy Sets and Systems, Vol. 159, 846-855.
- VERDEGAY, J. L. 2005. **Una revisión de las metodologías que integran la "Soft Computing"**. Actas del Simposio sobre Lógica Fuzzy y Soft Computing. 151-156.
- VERDEGAY, J.L. (Ed.) 2003: **Fuzzy Sets-based Heuristics for Optimization**. Studies in Fuzziness. Springer Verlag. Vol. 126, Berlin.
- VERDEGAY, J.L., VERGARA-MORENO, E. , 2000: **Fuzzy Termination Criteria in Knapsack Problem Algorithms**. Mathware and Soft Computing VII, 2-3, 89-97.
- VERGARA-MORENO, E. 1999: **Nuevos Criterios de Parada en Algoritmos de Optimizacion**. Tesis Doctoral. Universidad de Granada.
- WANG, X; GUO, P; HUANG, X. 2011. **A Review of wind power forecasting models**. Energy Procedia, Vol.12, 770-778.
- WANG, L; SINGH, C. 2009. **Risk and Cost Tradeoff in Economic Dispatch Including Wind Power Penetration Based on Multi-Objective Memetic Particle Swarm Optimization**. Studies in Computational Intelligence, Vol. 171, 209-230.
- WANG, L; SINGH, C. 2008(a). **Balancing risk and cost in fuzzy economic dispatch including wind power penetration based on particle swarm optimization**. Electric Power Systems Research, Vol. 78, 1361-1368.
- WANG, L; SINGH, C. 2008(b). **Population-based intelligent search in reliability evaluation of generation systems with wind power penetration**. IEEE transactions on power systems, vol. 23 N° 3, 1336-1345.
- WANG, L; SINGH, C. 2006. **PSO-based multi-criteria economic dispatch considering wind power penetration subject to dispatcher's attitude**. 38th Annual North American Power Symposium, NAPS-2006, 269-276.
- WANG, Q; CHEN, X; JI, Y. 2006. **Fuzzy-based active and reactive control for brushless doubly-fed wind power generation system**. IEEE Asia- Pacific Conference on Circuits and Systems, 848-851.
- WU, L; PARK, J; CHOI, J; CHA, J; LEE, K. 2009. **A Study on Wind Speed Prediction using Artificial Neural Network at Jeju Island in Korea**. Transmission & Distribution Conference & Exposition: Asia and Pacific, 2009. 1-4.
- WU, Y; HONG, J. 2007. **A literature review of wind forecasting technology in the world**. IEEE Lausanne Powertech, 504-509.
- WU, G; DOU, Z. 1995. **Non linear wind prediction using a fuzzy modular temporal neural network**. En: Windpower '95. American Wind Energy Association Conference, 285-294.
- XU, R; XU, X; CHEN, M; BO, Z. 2011. **The application of genetic-neural network on wind power prediction**. Communications in Computer and Information Science 244 CCIS (Part 2), 379-386.
- XUE, Y; VENKATESH, B; CHANG, L. 2008. **Bidding wind power in short-term electricity market based on multiple-objective fuzzy optimization**. Canadian Conference On Electrical and Computer Engineering, 1135-1138.
- YNDURAIN, F. 2005. **Energía: presente y futuro de las diversas tecnología**. Academia de Ciencias y Artes, España. (www.academia-europea.org/pdf/energia_presente_y_futuro_de_las_diversas_tecnologias.pdf, Consultado el 22 de abril de 2012)
- ZADEH, L.A. 2001. **Applied Soft Computing**. Applied Soft Computing Vol. 1, 1-2
- ZADEH, L. A. 1998. **Some reflections on soft computing, granular computing and their roles in the conception, design and utilization of information/intelligent systems**. Soft Computing, Vol. 2, 23-25.
- ZADEH, L.A. 1994(a). **Soft Computing and Fuzzy Logic**. IEEE Software, Vol. 11, N°6, 48-56.

- ZADEH, L.A. 1994(b). **Fuzzy Logic, Neural Networks and Soft Computing**. Communications of the ACM, Vol. 37, 77-84.
- ZADEH, L.A. 1965. **Fuzzy sets**. Information and Control, Vol. 8, 338-353.
- ZHAO, P; WANG, J; XIA, J; DAI, Y; SHENG, Y; YUE, J. 2012. **Performance evaluation and accuracy enhancement of a day-ahead windpower forecasting system in China**. Renewable Energy, Vol. 43, 234-241.