|  |  |
| --- | --- |
| **Logo** | **UNIVERSIDAD**  **REY JUAN CARLOS** |

ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIERÍA INFORMÁTICA

DOBLE GRADO EN INGENIERÍA INFORMÁTICA E   
INGENIERÍA DEL SOFTWARE

Curso Académico 2016/2017

Trabajo Fin de Grado

TÍTULO DEL TRABAJO FIN DE GRADO

**Autor:** César Valdés Martínez

**Directores/Tutor:** Jesús Sánchez-Oro Calvo  
Abraham Duarte Muñoz

**ÍNDICE**

[1. Introducción (<10 págs.) 1](#_Toc484534730)

# Introducción (<10 págs.)

Hoy en día vivimos en un mundo globalizado, en el que la población aumenta de manera exponencial y sustentado en una industrialización feroz. Estos fenómenos inducen un aumento también exponencial del consumo energético mundial, que está en clara confrontación con la propia naturaleza de nuestro planeta y su funcionamiento, pudiendo comprometer seriamente los años venideros.

Como podemos ver en el gráfico, en el año 2014 el consumo energético era cubierto en un 80% por energías no renovables (principalmente carbón, petróleo o gas) y este indicador es aún mayor en países en vías de desarrollo.

Además, las actividades industriales están detrás del 50% de la demanda energética mundial, y, por ende, países con mayor crecimiento económico tienden a tener mayor demanda de energía que otros con economías basadas en sectores alternativos.

Por todo ello, la administración a medio y largo plazo de la demanda energética, así como el crecimiento de centrales basadas en renovables se ha convertido en un problema clave con un gran impacto en todas las economías y naciones en desarrollo.

De hecho, ya hay estudios que afirman que para el año 2050 el 90% de la energía provendrá de fuentes renovables:



Hace unos años ya se predijo un incremento de la demanda de energía mundial de más de un 50% en los siguientes 20 años, en lo que parecía un proceso imparable.

Sin embargo, todas esas predicciones fallaron cuando surgió la crisis mundial del 2008.

El problema principal en la estimación de la demanda energética a un nivel nacional es que dicha estimación depende directamente de una serie de variables macroeconómicas que se calculan anualmente en la mayoría de los casos. Por este motivo, generalmente se disponen de muy pocos datos para construir un modelo predictivo consistente.

Para más inri, la naturaleza de un país va cambiando a lo largo del tiempo. Si observamos su economía hace 30 años y la comparamos con la que puede tener hoy día es muy probable que encontremos diferencias sustanciales, lo que restringe aún más la variedad de indicadores históricos macroeconómicos que se pueden considerar para la estimación.

Dicho esto, la primera aproximación que se propuso para “combatir” el problema se propone en [3], donde un algoritmo genético se usó para obtener los parámetros de un modelo de predicción exponencial. Específicamente las entradas del modelo son 4 variables macroeconómicas (producto interior bruto, población, importaciones y exportaciones) para Turquía, con datos desde los 80 hasta los primeros años de los 2000. La predicción de la demanda de energía se hizo para el mismo año que las variables de entrada y se consideraron modelos tanto lineales como exponenciales.

La función objetivo era una medición del error medio cuadrático entre el dato real y el resultado del modelo, obtenido sobre los datos de entrenamiento (una fracción de todos los datos disponibles). Con los modelos obtenidos, se probó que la demanda de energía del futuro podía ser estimada mediante la proyección de variaciones en los parámetros de entrada. En este caso, estas proyecciones predijeron un incremento continuo de la demanda de energía en Turquía por los próximos 20 años.

La mayoría de los siguientes trabajos se han centrado en probar el rendimiento de los diferentes algoritmos evolutivos cuando son aplicados a este problema, tales como Particle Swarm Optimization (PSO) [4,5]) o algunas aproximaciones hibridas basadas en PSO y Ant Colony Optimizacion (ACO) [7]. Otro acercamiento hibrido fusionando PSO y GA ha sido reportado recientemente en [6,8,10] para la estimación de demanda energética en China. Otros acercamientos se han elaborado en modelos de predicción con un acercamiento distinto que las exponenciales usadas en [3]. Así, en [11], diversos nuevos modelos han estado basados en funciones alternativas exponenciales y logarítmicas, optimizados por un algoritmo genético en tiempo real.

En todas estas aproximaciones se considera un número reducido de factores (variables de entradas o características) a partir de los que las proyecciones muestran un incremento sostenido de la demanda energética en los próximos años. En todos los casos los años de entrenamiento no incluyen datos de más allá del año 2005, por lo que se están perdiendo eventos importantes que tienen un impacto directo en la calidad de la predicción calculada (por ejemplo, la crisis del año 2008).

Este estudio se aborda desde otra novedosa perspectiva, que combina “**evolutionary solvers”** y computación neuronal para construir una metodología eficiente que nos ayude a resolver el problema.

En primer lugar, nos centramos en una estimación con un año de antelación. Esto es una gran diferencia con respecto a los otros enfoques donde los parámetros de entrada y demanda de energía se tomaban del mismo año. Como añadido, se consideran un número más grande de variables predictivas que en estudios anteriores para dotar de más información al modelo predictivo.

**Definición del modelo predictivo**

Se considera el conjunto de los datos de demanda energética para un país dado, con n valores discretos correspondiente a distintos años; un conjunto de variables predictivas con . El modelo proporciona una estimación para .

El objetivo es encontrar el mejor conjunto de todas las m posibles características presentes en X, así como los valores de los parámetros del modeelo tales que una función objetivo (relacionada con la similitud entre la salida del modelo y los datos reales de demanda de energía) sea optimizada.

En este caso, consideramos que esta función viene dada por el error medio cuadrático calculado entre los datos observados y los predichos, que se debe minimizar:

Siendo n\* un subconjunto de n de entrenamiento.

La fórmula corresponde a un tipo de problemas llamados de Selección de características, *Feature Selection* (FS). Esta tarea es muy importante en problemas de clasificación y regresión supervisadas ya que al introducir características innecesarias en el proceso de entrenamiento se produce un aumento del coste y tiempo de procesamiento mientras que se degrada la propia predicción ya que se intenta introducir en el cálculo un parámetro que no tiene nada que ver para ello [14].

Los problemas de selección de características se pueden plantear de dos maneras distintas:

* Independientemente del rendimiento del modelo, que preserva la mayoría de la información que proviene de los datos. Es conocido como *filter method* para selección de características
* En función del rendimiento del modelo, que selecciona directamente un subconjunto de características del total, de manera que el rendimiento del modelo se mejore o al menos no empeore. Conocido como *wrapper method*. Generalmente resultan más potentes que los de filtrado, aunque el coste computacional sea más elevado.

El filtrado de características se puede realizar mediante cualquier algoritmo de búsqueda como ascenso de colinas (*hill-climbing*), voraz (*greedy*) y solvers evolutivos (*evolutionary* *solvers*)**.**

A continuación, nos centraremos en describir el método de estimación de nuestra metaheurística. En concreto hemos usado un GRASP (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure).

Anteriormente hablábamos de una predicción, pero no hemos dicho qué función va a modelar y guiar la búsqueda. En este caso, el modelo es un modelo exponencial, como ya se sugirió y usó en [3], que viene dado por la siguiente fórmula:

En esta función, podemos observar que todas las son parámetros de nuestro problema que se encargan de dar un peso a cada una de las variables macroeconómicas de las que disponemos. A su vez, también vemos que es una variable global cuya acometida es realizar un último ajuste a la estimación del modelo.

Es importante subrayar, que el valor de todas las variables de entrada deben estar normalizadas para evitar posibles problemas de escala con el modelo de regresión.

A su vez, los pesos también están normalizados en el rango [-1, 1], mientras que estará en un rango mayor de [-5, 5]

Mediante el proceso Grasp se irán ajustando todos estos pesos para finalmente dar con la mejor configuración acorde al error medio cuadrático del que hablábamos anteriormente.

En cuanto a la parte de redes neuronales, nuestro objetivo principal será crear una red neuronal buscando la configuración óptima para confluir en una estimación de demanda de energía lo más acertada posible.

Descripción del problema (real y matemática). Estimación de la energía y tal, y posteriormente como se modela con los alfas y betas, que te dan una estimación del modelo real. Sacar del artículo primero que me pasó Jesús. Poner un ejemplo de cómo se evalúa

Quien ha trabajado en este tema.

Repercusiones prácticas. por qué es interesante resolver este problema. Que ventaja tiene una persona que pueda tomar decisiones saber cuál va a ser el consumo energético que puede tener al año siguiente.

Propuesta muy resumida.

# Objetivos (<1 pág.)

El objetivo de este trabajo es único, desarrollar un algoritmo robusto y eficaz que ayude a realizar la estimación del gasto energético de un país a un año vista.

Este objetivo se descompone en dos tipos de sub-objetivos:

* Generales
  + Incrementar los conocimientos en java
  + Familiarizarme más con los entornos de desarrollo cono Eclipse, NetBeans o PyCharm
  + Utilizar el sistema de control de versiones Git
* Específicos
  + Adquirir conocimientos en el área de las metaheurísticas
  + Aprender el funcionamiento interno de una red neuronal y su uso

Eclipse, Java, aprender redes neuronales, git… MIRAR OTROS TFGS

Probar varios Redes, constructivos, búsquedas locales, metaheurísticas, revisar el estado del arte (los trabajos previos).

# Descripción algorítmica (16 págs. 8 para cada cosa 2-2-4)

En este apartado se explicará en detalle los algoritmos que se han usado durante la ejecución de este trabajo. En primer lugar, un algoritmo basado en redes neuronales y a continuación planteado como una mejora sobre el resultado obtenido de las redes, una metaheurística.

## Redes neuronales

La estructura neuronal del sistema nervioso fue descubierta por Santiago Ramón y Cajal en 1888 gracias a la técnica de tinción de Golgi. Las estimaciones indican que un sistema nervioso contiene cerca de cien mil millones de neuronas.



Dendritas

Axón

Soma

A nivel funcional, no son más que procesadores sencillos de información, con un canal de entrada (las dendritas), uno de computación (el soma) y uno de salida (el axón). La transmisión de esa información entre las neuronas se realiza mediante impulsos eléctricos; para que esto ocurra ambas neuronas tienen que estar conectadas. A esta unión la llamamos sinapsis.

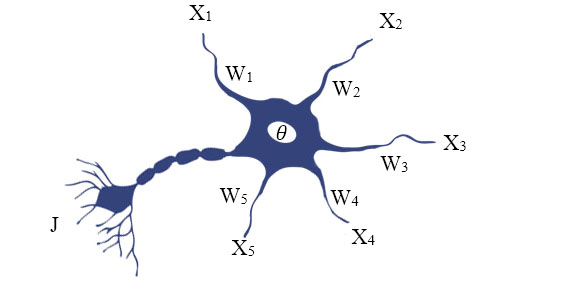
Cada neurona tiene de media unas 7000 conexiones sinápticas, y cada una de ellas puede tener un efecto positivo o negativo sobre la transmisión del impulso, de manera que una neurona procesará cada uno de esos efectos para transmitir una señal que será combinación de todas.

Las neuronas también tienen una organización interna, ya que en el córtex se puede apreciar una organización tanto vertical como horizontal.

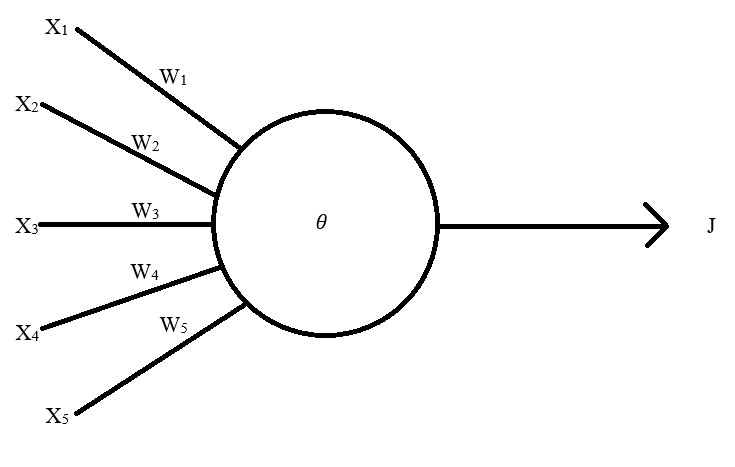
Aunque los sistemas electrónicos avanzan a pasos agigantados, no hay duda alguna de que ni el procesador más potente es capaz de acercarse a la capacidad de cómputo que hay en un cerebro. Esto nos hace plantearnos como programar para acercarnos a la capacidad cerebral, como consecuencia, se llega al concepto de red neuronal artificial, que no es más que un modelo simplificado que simula el comportamiento del sistema nervioso de un ser vivo utilizando pequeños elementos conectados entre sí que colaboran con un objetivo común.

Para establecer un paralelismo entre ambos modelos definiremos Xi como entrada, Wi como el peso, J como la salida y como el procesado interno.

Así, en una neurona biológica Xi corresponde con la intensidad con la que emite la señal cada neurona anterior por el axón, Wi a la efectividad que tenga cada sinapsis, el procesado interno que hace la neurona y J como la intensidad con la que propaga la señal:



En el caso de una neurona artificial, tenemos exactamente los mismos parámetros, pero en este caso Xi será el valor de la neurona anterior, Wi el peso de la conexión, sería la función de transferencia y J el valor de salida de nuestra neurona:



En el mundo de las redes neuronales artificiales contamos con