

Dinámicas y predicciones con modelos AR y ARMA de las solicitudes de patentes sobre energías renovables en España de 1985 a 2014

Núria Bautista Puig

Instituto Interuniversitario 'Investigación Avanzada sobre Evaluación de la Ciencia y la Universidad' (INAECU). UC3M-UAM.

nbautist@bib.uc3m.es

Andrés Pandiella Dominique

Instituto Interuniversitario 'Investigación Avanzada sobre Evaluación de la Ciencia y la Universidad' (INAECU). UC3M-UAM

apandiel@bib.uc3m.es

María Luisa Lascurain

(Instituto Interuniversitario 'Investigación Avanzada sobre Evaluación de la Ciencia y la Universidad' (INAECU). UC3M-UAM

mlascura@bib.uc3m.es

Resumen:

A través de la información aportada por los documentos de patentes se elaboran los numerosos indicadores utilizados para medir la innovación y el grado de desarrollo tecnológico de un determinado país, campo científico, etc. y determinar, de esta manera, si se repite algún ciclo o patrón, además de analizar como repercuten varios factores externos como la financiación, la regulación, la actualidad, los cambios políticos, etc.

Este trabajo se centra en el análisis de los patrones de solicitud de patentes españolas en el área de las energías renovables, además de estimar una predicción de su evolución para los próximos seis años. Con este propósito, se utilizaron técnicas patentométricas para analizar las solicitudes de patentes prioritarias, relacionadas con las energías renovables, registradas entre los años 1985 a 2014 en la Oficina Española de Patentes a través de la base de datos de PATSTAT.

Por otra parte, se han utilizado modelos matemáticos con el objetivo de prever el crecimiento tecnológico futuro en el área y los posibles efectos de la regulación aparecida durante el periodo. Para modelar el comportamiento de las patentes solicitadas, debido a la escasez de datos que conforman la serie temporal, se ha optado por utilizar dos alternativas: la norma cuadrática del error y el valor absoluto del error como función a optimizar previamente para determinar los parámetros óptimos del modelo. Esta última función de error no es derivable por lo que requiere usar métodos de optimización no basados en la derivada para calcular los parámetros. Para ello, el método utilizado para calcular el valor óptimo de los parámetros es el denominado 'optimización diferencial' (DE). Este método está basado en poblaciones y en la estimación de los valores del modelo que más se ajustan a los datos. Básicamente, mediante este método se usan múltiples puntos que exploran en paralelo el espacio de soluciones para buscar el mínimo de la misma.

Además, se ha realizado una predicción de su evolución en los próximos 6 años. Para este caso particular, se ha optado por aplicar dos subtipos de modelos univariantes de series temporales denominados modelos autorregresivos (AR) y modelos autorregresivos de media móvil (ARMA). El primero, es una representación de un proceso aleatorio que permite describir ciertos procesos variables en el tiempo y considera que los valores

dependen linealmente de sus valores anteriores. Por otro lado, los ARMA incorporan al mismo tiempo, una parte de media móvil (MA) que estima los valores del modelo a partir de errores en períodos anteriores.

1-Introducción

La preocupación por el medio ambiente ha despertado un creciente interés en todos los niveles de la sociedad, constatando la necesidad de cambiar el actual modelo productivo a un modelo más sostenible de crecimiento. Durante los últimos años se ha presenciado un aumento espectacular de iniciativas de diversa índole con tal de mejorar y solucionar esta problemática.

La OCDE, previendo de que el actual modelo productivo podría llevarnos al agotamiento de los recursos naturales, a la pérdida de biodiversidad y a niveles de contaminación con consecuencias irreversibles propone la Estrategia de Crecimiento Verde, consciente de que ningún gobierno cuenta con los recursos tecnológicos, científicos o financieros necesarios para poner en marcha el crecimiento verde por sí mismo (OCDE, 2011). De este modo, el crecimiento verde se presenta como vía para incentivar y promover el crecimiento del desarrollo económico acompañado de la protección ambiental, asegurando un equilibrio estable entre el sistema productivo y el entorno.

En 2009, los ministros de 34 países, entre los que se incluye España, firmaron la 'Declaración sobre el crecimiento verde', que proponía como objetivos, reformar políticas perjudiciales para el medioambiente, incentivar la inversión verde y una gestión más sostenible de los recursos naturales, además de reforzar la colaboración internacional como una respuesta a la crisis, entre otras (OECD, 2009). La implementación de esta nueva estrategia de crecimiento planteada por la OCDE se ha estructurado en torno a dos líneas de acción: por una parte, la creación de un contexto de condiciones destinadas a reforzar el crecimiento económico y la conservación del capital natural, dentro de las cuales se presta especial importancia al papel de la innovación verde; la segunda abarca las políticas dirigidas a incentivar el uso eficiente de los recursos naturales y que penalicen la contaminación (OCDE, 2011).

Como podemos observar, la innovación verde ha adquirido de forma directa un papel de gran relevancia dentro de la primera línea de acción de la Estrategia para crecimiento verde como uno de los ejes principales sobre los que apoyar el crecimiento sostenible. Las tecnologías verdes permitirán avances para la consecución de objetivos relacionados con los recursos naturales, sobre todo aquellas relacionadas con las energías alternativas, por lo que representan uno de los enfoques más importantes para dar respuesta a los espinosos problemas del desarrollo y el medio ambiente (Maskus, 2005; Samad G. y Manzoor R., 2015). De hecho, muchos gobiernos han constatado la importancia de las patentes, que son una vía para medir la innovación tecnológica de un país, para estimular las tecnologías verdes en sus países y la imposibilidad de un crecimiento verde sin innovación (Dutz y Sharma, 2012; Fay et al, 2013; Hall y Helmers, 2013).

Consecuentemente, los datos de patentes son una fuente de información imprescindible para el conocimiento de actividades de ciencia y tecnología y, relacionadas con otro tipo de datos, ofrecen un apoyo fundamental para el estudio de otras áreas de la innovación de gran relevancia para la elaboración de políticas de ciencia y tecnología como la

determinación del papel de la propiedad intelectual en el crecimiento económico, la capacidad empresarial, etc. (OCDE 2009). Las patentes son un privilegio otorgado por el Estado que permite explotar en exclusiva un invento o sus mejoras, impidiendo que terceros hagan uso de ello. Este derecho las constituye como una forma de proteger los inventos desarrollados por los agentes innovadores. Por tanto, aunque las patentes protegen la actividad inventiva y son indicadores de la actividad inventiva, pueden considerarse como un proxy de la actividad innovadora en la medida en que la invención es la base de gran parte de la innovación tecnológica. En este sentido, este trabajo considera a las patentes españolas generadas en el sector de las energías renovables registradas en España como un proxy de la innovación española en energías renovables. Respecto a la segunda línea, aquella destinada a estímulo de un uso eficiente de los recursos naturales mediante políticas específicas, cada país ha desarrollado las suyas intentando ajustar su realidad a las líneas de la Estrategia para el crecimiento verde.

En concreto, en relación al área principal de las tecnologías verdes, las energías renovables, los flujos de inversión en energías renovables en países desarrollados han ido en un gradual incremento hasta 2011. A partir de este año y hasta 2013 se observa un gran periodo de recesión de la inversión (REN 21, 2015). Este cambio puede explicarse debido a la coyuntura económica de crisis, con su correspondiente reducción de fondos públicos. Además, otro de los factores que puede afectar a la evolución de estos flujos, y en consecuencia, también a la solicitud de patentes verdes, es el marco legislativo del país. En el caso español, la legislación sobre energías renovables tuvo sus inicios en los años ochenta pero no fue hasta los 90 que se estableció el primer Plan Energético Nacional 1991-2000 que empezó a incentivar la producción de este tipo de energías. En 1999, dentro del nuevo Plan de Fomento de Energías Renovables se estableció como objetivo que la producción con este tipo de energía cubriera el 12% de la energía primaria en el año 2010 (MCYT, 1999). No obstante, ese plan fue insuficiente y, consecuentemente, el posterior Plan de Energías Renovables (2005- 2010) continuó con este compromiso (MITYC, 2005). A pesar de este marco legislativo favorable para el impulso de las renovables, en pleno inicio de la crisis y los recortes presupuestarios, el Real Decreto 14/2010 (BOE, 2010), cambió esta tendencia, limitando el número de horas con derecho a prima para empresas dedicadas a las renovables. En los años siguientes, se aprobaron en el año 2012 el Real Decreto 1/2012 y la Ley 15/2012 que establecían un tipo impositivo de un 7% para este tipo de energías y la suspensión de incentivos económicos para la creación de plantas de energías renovables, hechos que influyeron más en el descenso de este tipo de energías. Otra de las reformas desfavorables fue la Reforma Energética de 2013 que cambió la normativa de apoyo a las renovables y aceleró más su decrecimiento. Durante este periodo también se aprobó un nuevo Plan de Acción de Energías Renovables (PER), cuyo periodo comprendía de 2011 a 2020, y en el que se fijaba como propósito que en 2020 un 20,8% del consumo final bruto de energía en España fuera generada por este tipo de energía. A pesar de este marco desfavorable y esta tendencia decreciente en los últimos años, parece, en cierto modo, que hay un consenso generalizado en que se trata de un sector crucial para la mejora del futuro y que es necesario invertir y promover su consumo en toda la sociedad.

El marco general de este trabajo pretende incidir en la perspectiva de evolución de la innovación española en energías alternativas dentro del contexto de las políticas económicas y legislativas. El enfoque principal de este estudio radica en analizar la serie temporal de solicitudes de patentes verdes, detectando los factores que puedan estar

asociados a su evolución temporal en el contexto español, especialmente en el marco legislativo. Las series temporales permiten examinar la dependencia de los datos y sirven además, para generar predicciones. La utilización de este tipo de modelos no está muy generalizada en el campo de las humanidades. Es por ello que, en este estudio, se presenta un enfoque diferente usando modelos estocásticos lineales aplicados a este caso concreto. Otro de los objetivos consistirá en validar el uso de un modelo autorregresivo AR y un modelo ARMA directamente sobre estos datos para estimar una predicción a seis años lo más precisa posible. Con tal de aumentar la fiabilidad, también se realizará una estimación aplicando un modelo de 'optimización diferencial' previamente.

2- Metodología

Para la realización de este estudio, se identificaron todas las solicitudes de patentes verdes al igual que otras tipologías documentales como los modelos de utilidad en España, en el período comprendido entre 1985 a 2014. Con este propósito se seleccionaron mediante el criterio de la fecha más antigua de solicitud (*'oldest priority'*), además de especificar que fueran con prioridad española, es decir, que hubieran sido solicitadas mediante la vía nacional. Los datos se obtuvieron a través de una estrategia de búsqueda en Global Patent Index (GPI) de la base de datos de la Oficina de Patentes Europeas (EPO, 2016), en la que se delimitaron las denominadas 'Green patents', mediante la búsqueda a través de su tipo de IPC, cuyos códigos se encuentran detallados en el inventario WIPO (2016). Principalmente, se clasifican dentro de siete grupos: producción de energías alternativas (1), transportes (2), conservación de la energía (3), gestión de los residuos (4), agricultura/silvicultura (5), aspectos administrativos, reglamentarios o de diseño (6) y generación de energía nuclear (7) (WIPO, 2016).

Para modelar el comportamiento de la solicitud de patentes y hacer una predicción, se optó por la aplicación de modelos estocásticos lineales. Este tipo de modelos, asumen que las series temporales son una realización de un proceso estocástico estacionario, es decir, no es un comportamiento de causa-efecto, sino una 'concepción estadística en términos probabilísticos para describir la forma de aleatoriedad que está presente en la serie temporal' (Cabrer B., 2004). Son modelos, por tanto, que utilizan la información de sus valores pasados para predecir el futuro. A pesar de que este hecho puede ser visto como una restricción, no repercute en que sea el modelo peor, al contrario, puede ofrecer óptimos resultados.

Para este caso particular, se ha optado por aplicar dos subtipos de estos modelos: los autorregresivos (AR) y los autorregresivos de media móvil (ARMA). Los modelos autorregresivos (AR) son una representación de un proceso aleatorio que permite describir ciertos procesos variables en el tiempo y considera que los valores dependen linealmente de sus valores anteriores. En el caso más simple, un valor en un determinado momento, depende de su observación anterior. En este caso concreto, el modelo AR viene definido por la siguiente ecuación:

$$y(t) = -a_1y(t-1) \dots -a_{n_a}y(t-n_a) + e(t)$$

Dónde a_n son los parámetros del modelo, n_a el orden de polinomio y e es el ruido.

El modelo ARMA, por otro lado, es un modelo mixto que combina los procesos autorregresivos AR (p) y de medias móviles, es decir, los MA (q). Estos modelos afinan

menos la predicción cuando la estimación es más lejana en el tiempo. Viene determinado por la siguiente ecuación:

$$y(t) = -a_1y(t-1) - \dots - a_{n_a}y(t-n_a) + 1e(t) + c_1e(t-1) \dots + c_{n_c}e(t-n_c)$$

Dónde a_n y c_n son los parámetros del modelo, n_a y n_c los órdenes de polinomio y e se corresponde al ruido. Para modelar la serie temporal, se calculó mediante el software matemático Matlab, que aplica estos modelos basándose en métodos de optimización del error cuadrático medio.

Por otro lado, también se realizó la predicción con estos dos modelos citados anteriormente, con un previo método de optimización no basado en la derivada. Para ello, el método utilizado para calcular el valor óptimo de los parámetros es el método denominado optimización diferencial (DE). Este método está basado en poblaciones y en la estimación de los valores del modelo que más se ajustan a los datos, utilizando una población de un determinado número de elementos, y calculando los valores óptimos a través de un total de 1000 iteraciones. Se compone principalmente de cuatro pasos: inicialización (se genera una población inicial), mutación (consiste en la construcción de vectores aleatorios o perturbaciones creados a partir de tres individuos escogidos al azar entre la población, que son los puntos objetivo potenciales), recombinación (los puntos obtenidos se recombinan con los originales obteniendo los puntos de prueba) y selección (se comparan los errores que comenten al ajustar la función de coste a los datos con los parámetros de este punto de prueba con los de los de la población de puntos original de forma que el vector o punto que es elegido para la generación siguiente será el que tenga el mejor valor). Principalmente se trata de un método multi-punto no derivativo ya que se determina la función objetivo sin usar la derivada.

Este enfoque metodológico resulta particularmente interesante para los objetivos de esta investigación ya que presenta dos alternativas de modelos de optimización para realizar la predicción futura. Finalmente, se analizó la fiabilidad de estos modelos, mediante criterios estadísticos como el análisis de los errores de residuos o el error cuadrático medio, entre otros.

3- Resultados

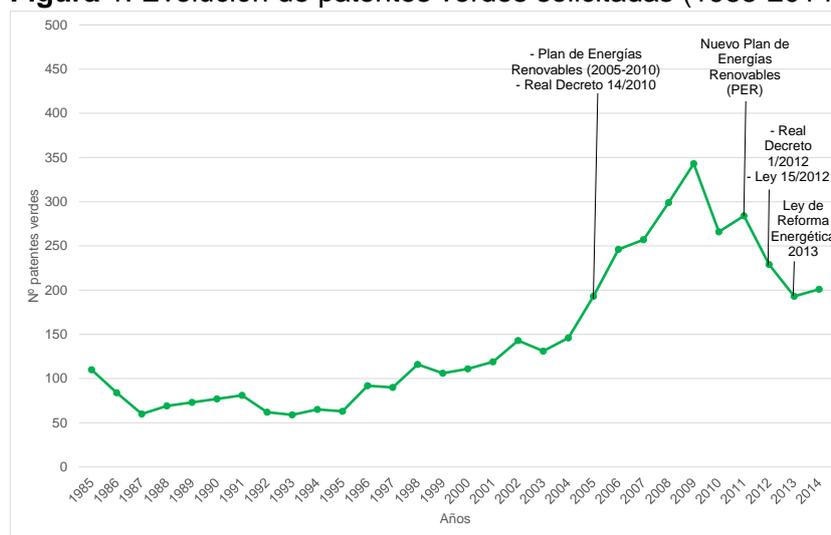
3.1- Evolución de las patentes verdes en España.

Para la realización de este estudio, se ha recopilado la información sobre patentes verdes en España con la estrategia de búsqueda mencionada anteriormente (Figura 1). En total, se obtuvieron un total de 4.368 registros para el período de 1985 a 2014. Si consideramos el test de Dickey-Fuller aumentado (ADF) que permite comprobar la estacionalidad de una serie, da como resultado un valor nulo, indicando que la serie es no estacionaria y, por tanto, tiene tendencia, tal y como se puede comprobar visualmente en la Figura 1. La serie temporal muestra un gradual incremento, alcanzando su punto máximo en el año 2009, seguido de un marcado descenso hasta el año 2013.

Los datos provisionales de 2014 indican una ligera mejora. Esta evolución decreciente que emerge de los datos puede ser explicada debido al marco legislativo español. A parte de la coyuntura económica actual del país a partir de 2008 y el decrecimiento de fondos en general y, en este caso particular, para las energías renovables, hay que sumarle los

diferentes cambios legislativos en el ámbito. En este sentido, a pesar del fomento con los planes de energías renovables, leyes como el Real Decreto 1/2012, la Ley 15/2012, Real Decreto 14/2010 o la Ley de Reforma Energética del 2013 coinciden con este período de decrecimiento.

Figura 1. Evolución de patentes verdes solicitadas (1985-2014)

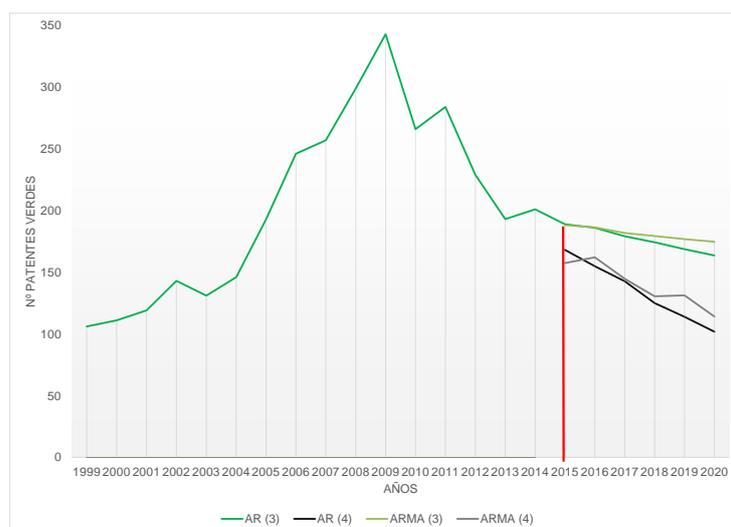


Fuente: Global Patent Index (GPI). Elaboración propia.

3.2. Aplicación de los modelos matemáticos para la estimación de evolución de patentes.

Para la elaboración de este estudio se hizo uso de una combinación de dos tipos de enfoques metodológicos al aplicar los modelos AR y ARMA. En primer lugar, se aplicó

Figura 2. Evolución de la predicción de patentes con diferentes métodos.



Fuente: GPI, Matlab, elaboración propia.

directamente los dos tipos de modelo sobre los datos de estudio en los que, de forma inherente, se optimizaba con la norma cuadrática y, en segundo lugar, se aplicó un modelo de optimización de valor absoluto previamente a la estimación de los modelos.

Tanto en una alternativa como en la otra se consideraron como orden de polinomio el 3 y el 4, ya que debido a la falta de una serie de datos más extensa y mediante la comprobación visual, se confirmó que eran los que mejor se ajustaban a los datos. En el primero de los enfoques, aplicando

directamente sobre los datos los dos tipos de modelos, es decir, el autorregresivo AR y el ARMA con orden de polinomio 3 y 4 se observa como la tendencia predictiva es diferente. Visualmente, analizando la serie se aprecia que el que presenta un mejor ajuste es el ARMA de orden 4 (Figura 2). Analizando los datos estadísticos de la Tabla 2 calculados a través de la herramienta de software matemático Matlab, sobre la información de la construcción del modelo y su posterior estimación, se puede apreciar como es el enfoque

Tabla 2. Estadísticas de los diferentes tipos de modelos.

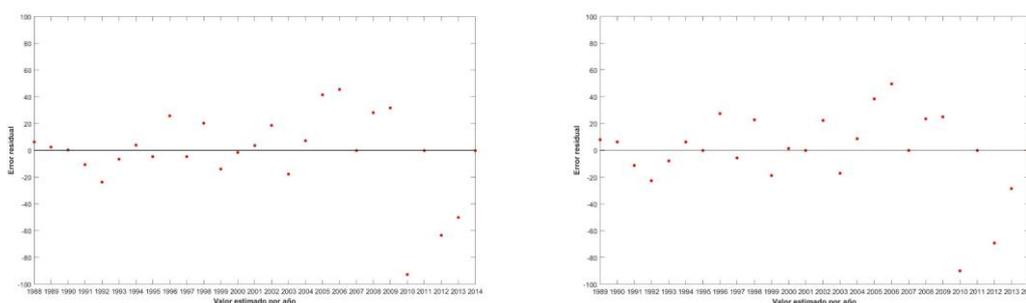
Tipo de modelos	Error predicción final Akaike	Error cuadrático medio	Enfoque de predicción
AR (3)	887.6	726.2	67.31%
AR (4)	672.8	672.8	68.54%
ARMA (3,1)	1147	712.9	67.61%
ARMA (4,1)	1201	646.9	69.15%

Fuente: GPI, Matlab, elaboración propia.

que presenta mejor predicción con un 69,15%, además de presentar un error cuadrático medio inferior al resto. A pesar de ello, el error final de predicción Akaike, que es una medida de calidad en la que se simula la situación que se ha probado con el modelo con otro grupo de datos, indica un peor resultado de todos los analizados.

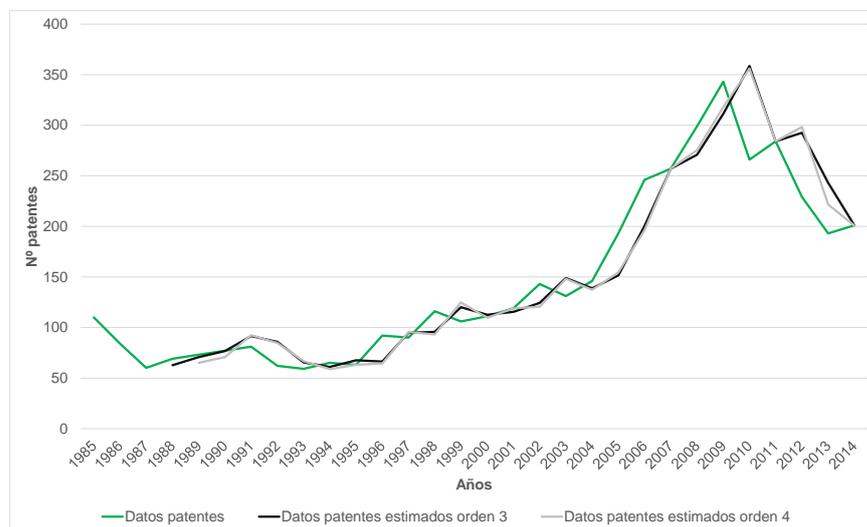
El enfoque basado en la optimización del valor absoluto del error (o también conocido como norma L1) mediante el método DE para realizar el ajuste de los parámetros para los mismos modelos tiene por objetivo evaluar este ajuste basado en otra norma ya que el número de datos es escaso y los ajustes basados en el error cuadrático para un número tan bajo de parámetros pueden sesgar el ajuste. Una vez determinado, se puede analizar la diferencia entre el modelo creado y los datos reales, comprobando los errores de los residuos. Así se ha elaborado un modelo de optimización con orden 3 y otro con orden 4. A la hora de comprobar los residuos (Figura 3) se aprecia que, tanto para un modelo como para el otro, son próximos a 0, lo que determina que entre uno y otro no presenta diferencias muy elevadas, denotando que se ajusta convenientemente.

Figura 3. Análisis de los residuos para el modelo de orden 3 (izq.) y orden 4 (dcha.)



Fuente: GPI, Matlab, elaboración propia.

Figura 4. Comparativa de los modelos 'DE' de diferente orden con los datos reales.



Fuente: GPI, Matlab, elaboración propia.

Considerando los valores estadísticos de la media y la desviación típica de los errores, se constata como en el de orden 4 presenta una desviación menor, con un total de 29,9, en comparación con la del modelo de orden 3 que asciende a 30,04. La media, por otro lado, es ligeramente inferior en el de orden 3, con un valor de 19,46 en

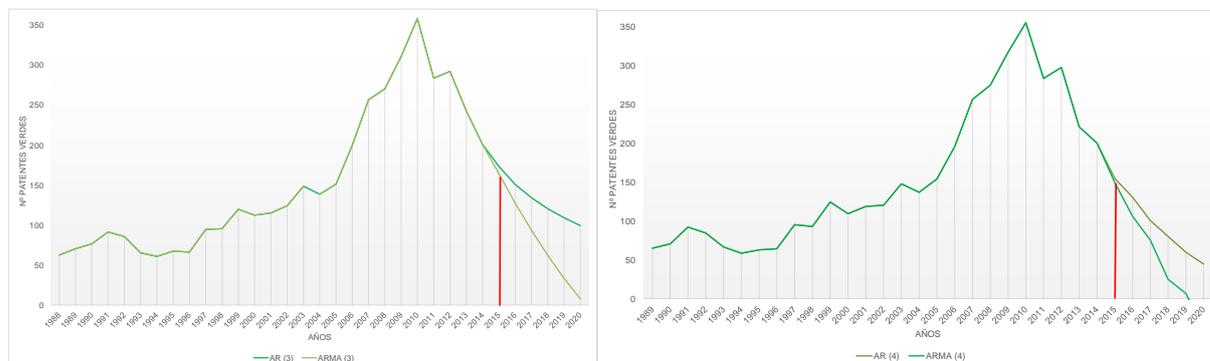
comparación con 20,11 de orden 4. A través del análisis visual de la Figura 4 que muestra la evolución de dichos valores estimados del modelo con el conjunto de datos reales de patentes, se denota cómo se ajustan convenientemente entre sí. Si a este conjunto de datos estimados por este modelo de optimización le aplicamos los modelos AR y ARMA, al igual que en el caso anterior, los resultados tanto estadísticos como visuales se muestran en la Tabla 3 y la Figura 5. Al igual que en la otra aproximación de metodología, el enfoque de predicción calculado estima que el mejor modelo es el ARMA (4,1) con un 71,61% de enfoque de predicción y con un menor valor de error cuadrático medio obtenido. Asimismo, se puede afirmar que este modelo presenta mejores resultados después de aplicar el modelo de optimización con valor absoluto.

Tabla 3. Resumen de estadísticas de los modelos.

Tipo de modelos	Error predicción final Akaike	Error cuadrático medio	Enfoque de predicción
AR (3)	960.8	768.7	68.8%
AR (4)	1023	750.1	69.39%
ARMA (3,1)	1234	725.8	69.68%
ARMA (4,1)	1329	645.5	71.61%

Fuente: GPI, Matlab, elaboración propia.

Figura 5. Gráfico con la estimación con el modelo DE de orden 3 (izq.) y orden 4 (dcha.).



Fuente: GPI, Matlab, elaboración propia.

Discusión y conclusiones

En un ambiente de preocupación y concienciación ciudadana por el medio ambiente, la evolución de las patentes verdes es un factor relevante ya que indica la evolución de la invención en este ámbito y permite relacionarlo con la capacidad innovadora y la mejora de la competitividad en este sector. Además, permite mostrar un escenario del estado de las patentes verdes que puede ayudar y mejorar en futuras prácticas a los gestores medioambientales o políticos. Las diferentes técnicas propuestas en este artículo permiten realizar una predicción de la evolución de una serie temporal, mostrando como los modelos matemáticos pueden ser aplicados en casos concretos como el presente, exponiendo su utilidad.

En este caso particular se han analizado la evolución de solicitud de patentes en el caso español, en el período de 1985 a 2014. Uno de los hallazgos derivados de esta investigación demuestra que se pueden aplicar los modelos AR y ARMA para estimar una predicción futura.

El estudio se encuentra limitado por falta de más información exógena que se pueda considerar para la estimación del modelo y debe ser estudiada con más profundidad ya que la situación política y económica actual de España se encuentra en un momento de incertidumbre, pudiendo afectar en un futuro a los fondos públicos destinados a energías renovables. También es importante remarcar que es necesaria un conocimiento previo del contexto en el que se enmarca y se prevé el modelo, ya que es fundamental para entender sus posibles variaciones.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido realizado gracias al proyecto "La investigación en eficiencia energética y transporte sostenible en el medio urbano: análisis del desarrollo científico y la percepción social del tema desde la perspectiva de los estudios métricos de información" REF. CSO2014-51916-C2-1-R. Programa Estatal de Investigación, Desarrollo e Innovación Orientada a los Retos de la Sociedad, del Ministerio de Economía y Competitividad.

Bibliografía

Boletín Oficial del Estado (BOE), 2010. Real Decreto-ley 14/2010, de 23 de diciembre, por el que se establecen medidas urgentes para la corrección del déficit tarifario del sector

- eléctrico. Disponible en: http://www.congreso.es/constitucion/ficheros/leyes_espa/rdl_014_2010.pdf
- Cabrer B. (2004). Econometría empresarial II. ADE. Tema 8: Modelos lineales sin estacionalidad I.
- Dutz, M. A., & Sharma, S. (2012). Green growth, technology and innovation. World Bank Policy Research Working Paper, (5932)
- European Patent Office (EPO), 2016. Base de datos Global Patent Index (GPI). Disponible en: <https://data.epo.org/expert-services/index-2-2-11.html>
- Fay, M., Hallegatte, S., & Vogt-Schilb, A. (2013). Green industrial policies: When and how. World Bank Policy Research Working Paper, (6677).
- Hall, B. H.; Helmers, C. (2013). Innovation and diffusion of clean/green technology: Can patent commons help?. *Journal of Environmental Economics and Management*, 66(1), 33-51
- Maskus, E. K. (2005). The Globalisation of IPRs and Innovation in Services. *Journal of Industry Competition Trade*, 8, 247-267.
- Ministerio de Ciencia y Tecnología (MCYT), 1999. Plan de fomento de las energías renovables en España. Disponible en: http://www.idae.es/index.php/mod.documentos/mem.descarga?file=/documentos_4044_PFER2000-10_1999_1cd4b316.pdf
- Ministerio de Industria, Turismo y Comercio (MITYC), 2005. Resumen del Plan de Energías Renovables en España (2005-2010). Disponible en: [http://www.idae.es/uploads/documentos/documentos_Resumen_PER_2005-2010_\(8-de_agosto-2005\)sge2_DINA4_version_buena\(4-08-05\)_493fc9ab_c25d12d9.pdf](http://www.idae.es/uploads/documentos/documentos_Resumen_PER_2005-2010_(8-de_agosto-2005)sge2_DINA4_version_buena(4-08-05)_493fc9ab_c25d12d9.pdf)
- Organisation for economic co-operation and development (OECD), 2009. Declaration on Green Growth. Disponible en: <http://www.oecd.org/env/44077822.pdf>
- Organisation for economic co-operation and development (OECD), 2011. Hacia el crecimiento verde. Un resumen para los diseñadores de políticas. Disponible en: <http://www.oecd.org/greengrowth/49709364.pdf>
- Renewable Energy Policy Network for the 21st Century (Ren21), 2015. Energías renovables 2016. Reporte de la situación mundial. Disponible en: http://www.ren21.net/wp-content/uploads/2g016/06/GSR_2016_KeyFindings_SPANISH.pdf
- Samad, G & Manzoor, R. (2015). Green Growth: Important Determinants. *The Singapore Economic Review*, 60(02) DOI: <http://dx.doi.org/10.1142/S0217590815500149>
- World Intellectual Property Organization (WIPO), 2016: 'IPC Green Inventory'. Disponible en: <http://www.wipo.int/classifications/ipc/en/est/index.html>