



Universidad
Zaragoza

Trabajo Fin de Máster

Mejora de la incertidumbre en la evaluación de
la producción de parques eólicos

Autor/es

Carlos Pueyo Rufas

Director/es

Andrés Llombart Estopiñán

Julio J. Melero Estela

Escuela de Ingeniería y Arquitectura

Año 2014

Resumen

Un consumo energético mundial en continuo crecimiento exige un cambio en la política energética. Este cambio debe favorecer la producción energética a través de fuentes de energías renovables, que sean inagotables, respetuosas con el medio ambiente y que al mismo tiempo reduzcan las emisiones. Entre todas las energías renovables, la energía eólica es la que ha experimentado un mayor crecimiento en este siglo, contando además con una previsión de nuevos proyectos de parques eólicos que duplicará la potencia instalada mundial en los próximos 5 años.

El elevado coste económico del proyecto de un nuevo parque eólico exige que, de forma previa a la instalación de un nuevo proyecto eólico, sea necesario realizar estudios para analizar y valorar su viabilidad energética, técnica, económica y medioambiental. Los estudios energéticos deben, además de estimar la producción energética y valorar la viabilidad técnica, acotar e identificar los riesgos asociados al proyecto, con el fin de reducir el riesgo financiero del proyecto.

El objetivo del presente proyecto es desarrollar nuevas técnicas, metodologías y herramientas que faciliten la elaboración de evaluaciones energéticas y auditorías de funcionamiento de parques eólicos, asegurando la calidad de los resultados y reduciendo la incertidumbre asociada a los mismos.

En primer lugar se han analizado nuevas técnicas, metodologías y herramientas para reducir la incertidumbre, así como los tiempos de trabajo en dos de los puntos críticos durante la realización de una evaluación energética de un futuro parque eólico: el tratamiento de los registros de la campaña de medición y la estimación de la velocidad a largo plazo.

Para el tratamiento de los registros de la campaña de medición se propone un filtro dinámico, basado en el filtro de Kalman. Se ha validado el filtro propuesto comparando su funcionamiento con el filtro estático utilizado hasta el momento. Los resultados obtenidos durante el desarrollo de la investigación muestran que, mediante la utilización de este nuevo filtro, se permite reducir el tiempo de revisión por parte del técnico, a la vez que se asegura la detección de todas las incidencias registradas durante la campaña de medidas.

Para la estimación a largo plazo de la velocidad, así como para la regeneración de registros de velocidad erróneos, se propone un nuevo método de correlación, basado en el Método de los bins. Mediante la aplicación de este método, se obtienen errores en la predicción de la velocidad mucho menores que con el resto de técnicas analizadas. Por otro lado, se consigue mantener la distribución de frecuencias de la velocidad, obteniendo unos parámetros de la distribución de Weibul similares a las series sin originales. Todo ello permite reducir la incertidumbre asociada a las técnicas MCP de aplicación en las evaluaciones energéticas.

Se ha aplicado el filtrado robusto para el tratamiento de la curva de potencia de aerogeneradores, consiguiendo resultados muy similares a los obtenidos a partir del filtrado manual por parte de un técnico especializado. Mediante esta técnica de filtrado se reduce el tiempo dedicado al tratamiento de registros de los SCADA de los parques, a la vez que permite asegurar la calidad de los resultados obtenidos.

Agradecimientos

Andrés y Julio

Josechu y Javi

Jorge, Roberto y Enrique

Coscu,

Chafan y Dani

Gracias por vuestro apoyo, dedicación y trabajo

INDICE

1	<u>INTRODUCCIÓN</u>	1
1.1	OBJETIVO	4
1.2	CONTENIDO DE LA MEMORIA	4
2	<u>DESARROLLO DE FILTROS DINÁMICOS PARA EL ASEGURAMIENTO DE LA CALIDAD DE REGISTROS PARA LA EVALUACIÓN ENERGÉTICA DE PARQUES EÓLICOS</u>	6
2.1	INTRODUCCIÓN	6
2.2	MODELO DE EVOLUCIÓN DE LA VELOCIDAD	7
2.3	PARAMETRIZACIÓN DEL FILTRO DE KALMAN. INCERTIDUMBRE ASOCIADA A LA MEDIDA Y A LA EVOLUCIÓN DEL ESTADO	11
2.4	RESULTADOS DEL FILTRO DINÁMICO	15
3	<u>EVALUACIÓN DE LA AFECCIÓN DE LA APLICACIÓN DE DIFERENTES METODOLOGÍAS DE CORRELACIÓN PREDICCIÓN EN LA EVALUACIÓN ENERGÉTICA DE UN PARQUE EÓLICO</u>	17
3.1	INTRODUCCIÓN	17
3.2	INFLUENCIA DE LA LONGITUD DEL PERIODO DE DATOS DE MEDIDA EN LA PRECISIÓN DE LA CORRELACIÓN	19
3.3	REGENERACIÓN DE REGISTROS ERRÓNEOS DE VELOCIDAD	20
3.4	ESTIMACIÓN DE LA VELOCIDAD A LARGO PLAZO	22
4	<u>APLICACIÓN DE FILTRADO ROBUSTO EN EL TRATAMIENTO DE REGISTROS SCADA</u>	25
4.1	INTRODUCCIÓN	25
4.2	FILTRADO DE CURVAS DE POTENCIA DE AEROGENERADORES	25
5	<u>CONCLUSIONES</u>	28
5.1	RESULTADOS	28
5.2	CONTRIBUCIONES	28
5.3	LÍNEAS FUTURAS	29
6	<u>BIBLIOGRAFÍA</u>	30
	<u>ANEXO I. CARACTERIZACIÓN DEL RECURSO EÓLICO EN UN EMPLAZAMIENTO</u>	1
	<u>ANEXO II. DESCRIPCIÓN DEL FILTRO DE KALMAN</u>	6
	<u>ANEXO III. RESULTADOS MCP ENTRE TORRES</u>	8
	<u>ANEXO IV. RESULTADOS OBTENIDOS</u>	10

Figuras

Figura 1. Evolución potencia instalada mundial. (Fuente:GWEC)	1
Figura 2. Previsión de potencia eólica a instalar en el mundo (Fuente: GWEC)	1
Figura 3. Evolución potencia instalada por continente. (Fuente: (IEC 61400-12-1 2005)GWEC)	2
Figura 4. Evolución potencia instalada en España. (Fuente: AEEOLICA)	2
Figura 5. Coeficiente R^2 del modelo AR con órdenes de autoregresión de 1 a 9.	9
Figura 6. ECM para un modelo AR con órdenes de autoregresión de 1 a 9.	9
Figura 7. Coeficiente R^2 de distintos modelos ARMA con órdenes de autoregresión de 1 a 6. Torre1.	10
Figura 8. ECM de distintos modelos ARMA con órdenes de autoregresión de 1 a 6. Torre 1.	10
Figura 9. Coeficiente R^2 de distintos modelos ARMA con órdenes de autoregresión de 1 a 6. Torre2.	10
Figura 10. ECM de distintos modelos ARMA con órdenes de autoregresión de 1 a 6. Torre 2.	10
Figura 11. Coeficiente R^2 de distintos modelos ARMA con órdenes de autoregresión de 1 a 6. Torre3.	10
Figura 12. ECM de distintos modelos ARMA con órdenes de autoregresión de 1 a 6. Torre 3.	10
Figura 13. Esquema de funcionamiento del filtro de Kalman	12
Figura 14. Distribución de frecuencia de la intensidad de turbulencia.	14
Figura 15. Evolución del error en la predicción del estado según la intensidad de turbulencia.	15
Figura 16. Registros marcados como posibles datos erróneos en ambos filtros.	16
Figura 17. Tasa de exceso en ambos filtros.	16
Figura 18. Rectas de correlación. Método1.	18
Figura 19. Rectas de correlación. Método2.	18
Figura 20. Método de los bines.	18
Figura 21. Coeficiente R^2 en función de los meses incluidos en la correlación. Torre1.	19
Figura 22. Coeficiente R^2 en función de los meses incluidos en la correlación. Torre2.	19
Figura 23. Coeficiente R^2 en función de los meses incluidos en la correlación Torre3.	19
Figura 24. Coeficiente R^2 en función de los meses incluidos en la correlación. Torre4.	19
Figura 25. Esquema del funcionamiento del método MCP entre dos niveles de una misma estación.	20
Figura 26. Errores cometidos en la estimación de los diferentes parámetros según el método de correlación. Torre1.	22
Figura 27. Errores cometidos en la estimación de los diferentes parámetros según el método de correlación. Torre2.	22
Figura 28. Esquema del funcionamiento del método MCP entre dos estaciones.	23

Figura 29. Error en la estimación de la velocidad según el método de correlación en cada año. Torre1.....	24
Figura 30. Error en la estimación del parámetro A de Weibull, según el método de correlación en cada año. Torre124	
Figura 31. Error en la estimación del parámetro k de Weibull, según el método de correlación en cada año. Torre1.	24
Figura 32. Error en la estimación de la producción, según el método de correlación en cada año. Torre1.	24
Figura 33. Curva de potencia de aerogenerador. Registros diezminutales.	26
Figura 34. Curva de potencia filtrada por un técnico especializado considerando las alarmas.	27
Figura 35. Curva de potencia filtrada con el filtro robusto.	27

1 Introducción

Según las estimaciones de la Agencia Internacional de la Energía, el consumo energético mundial crecerá un 40% desde el año 2012 al 2035, lo que implica un consumo total de $2,10 \cdot 10^8$ GWh/año al final de este periodo [1]. Por otro lado las emisiones mundiales de gases de efecto invernadero están aumentando rápidamente y, en mayo de 2013, los niveles de dióxido de carbono (CO₂) en la atmósfera superaron por primera vez en varios cientos de miles de años las 400 ppm, complicando el cumplimiento del objetivo acordado por los gobiernos de limitar la elevación de la temperatura media mundial a largo plazo a 2 °C. Este contexto internacional obliga a cambiar, entre otras, la política energética mundial de forma que, se favorezca la producción energética a través de fuentes de energías alternativas, que sean inagotables y que al mismo tiempo reduzcan las emisiones de gases de efecto invernadero que los combustibles fósiles provocan.

Entre todas las energías renovables, es la energía eólica la que mayor crecimiento ha experimentado en los últimos 15 años. La capacidad mundial instalada a finales de 2012 fue de unos 282 GW, frente a 6 GW que había instalados a finales del año 1996 [2]. Sólo en 2012 se añadieron 44 GW en todo el mundo. La previsión de instalación de proyectos de energía eólica indica que en el año 2017 se contará con 536 GW instalados, multiplicando prácticamente por dos la potencia instalada en 2012.

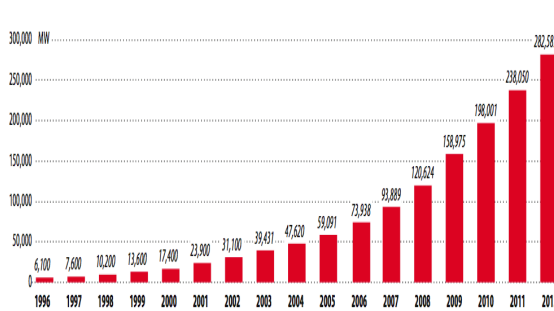


Figura 1. Evolución potencia instalada mundial [2]

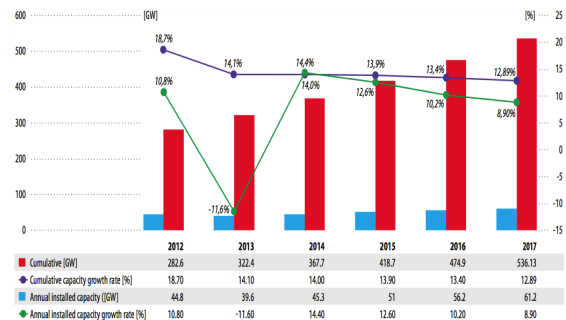


Figura 2. Previsión de potencia eólica a instalar en el mundo [2]

Según la información publicada por Global Wind Energy Council [2], durante los dos últimos años, el núcleo de crecimiento se ha trasladado de Europa y Norte América, fundamentalmente a Asia, que emerge como líder global en cuanto a potencia instalada y fabricación de aerogeneradores, centrando prácticamente el 90% de su desarrollo en China e India.

La potencia de energía eólica instalada en España ascendía a 22.785 MW a finales de 2012, según la información publicada por Red Eléctrica de España [3] asciende al 21% de la potencia total instalada. En 2012, la eólica instaló 1.112 MW, lo que supone un crecimiento del 5,3% respecto al cierre del año anterior

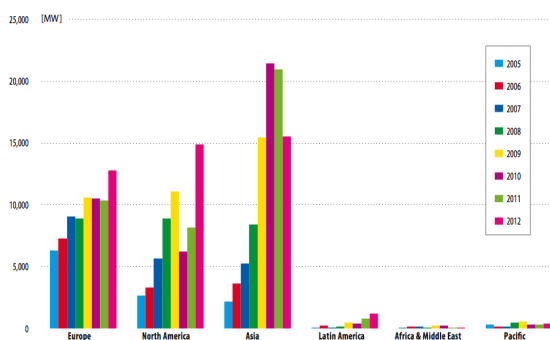


Figura 3. Evolución potencia instalada por continente [2]

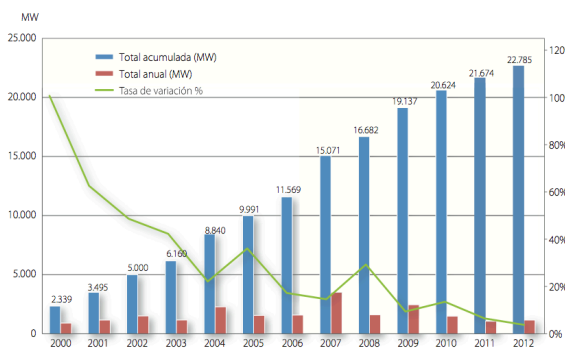


Figura 4. Evolución potencia instalada en España [4]

La instalación de un parque eólico lleva asociado un alto coste económico, alrededor de 1 M€ por MW [5] instalado. Como pasos previos a su instalación se hace necesario realizar numerosos estudios para analizar y valorar la viabilidad energética, técnica, económica y medioambiental del proyecto. El elevado coste económico y la gran complejidad para el desarrollo del proyecto, hace muy importante el aseguramiento de la estimación energética de los futuros parques eólicos, de forma que se pueda valorar correctamente su viabilidad económica. Por ello es necesario realizar estudios energéticos precisos, acotando y reduciendo, en la medida de lo posible, las incertidumbres asociadas al proceso de estimación energética del proyecto, con el fin de reducir el riesgo financiero de los mismos.

Las fases [6] para la realización de la evaluación energética de un parque eólico son las siguientes:

1. Instalación de torres de medición en los puntos representativos del emplazamiento del futuro parque eólico.
2. Tratamiento de los registros de la campaña de medidas: donde se depura la serie de registros, regenerando si es necesario alguna de las variables, con el fin de asegurar la calidad de los datos a partir de los cuales se van a realizar las estimaciones energéticas.
3. Caracterización de la velocidad de viento en el emplazamiento: en esta fase se estiman los parámetros y funciones (incluidas en el Anexo I) a partir de las cuales se caracteriza el recurso eólico en la posición de la torre o torres de medida.
4. Estimación de la velocidad a largo plazo: donde se caracteriza, a partir de estaciones de referencia con un mayor periodo de medidas, la velocidad a 10 ó 20 años en la posición de la torre o torres de medida.
5. Modelado del emplazamiento: a partir de un software específico se estiman las velocidades en las posiciones de los aerogeneradores propuestos en el proyecto.
6. Estimación energética: a partir del modelo, la información del aerogenerador y las condiciones específicas del proyecto (pérdidas eléctricas, indisponibilidad o por conexión) se estima la producción energética del parque eólico a 10 ó 20 años.

Las principales fuentes de incertidumbre de los estudios energéticos de los parques eólicos se encuentran en las siguientes fases de desarrollo del mismo: el tratamiento de los registros de la campaña de medición, la estimación de la velocidad a largo plazo y en el modelado del emplazamiento [6]. En el presente proyecto se van a analizar soluciones para reducir la incertidumbre, así como los tiempos de

trabajo en los dos primeros, dejando para líneas futuras de investigación el análisis de incertidumbres asociadas al modelado del emplazamiento.

Es habitual que las evaluaciones energéticas de los parques eólicos se realicen a partir de campañas de medición de dos o más años, lo que implica el manejo de un gran volumen de información, que debe ser revisada por técnicos especializados. El mayor coste de tiempo lo tiene el tratamiento y filtrado de los registros tomados en la campaña de medición (52.560 registros al año para cada variable), siendo además una tarea tediosa, donde se pueden cometer errores que pueden afectar a la estimación energética posterior, poniendo en compromiso el análisis económico del proyecto.

En el sector eólico, hasta los años 2005 y 2008, el filtrado habitual para el tratamiento de registros se basaba en la revisión manual de la serie de registros por parte de un técnico especializado [7]. Es entonces cuando ante el gran volumen de proyectos a analizar comienzan a introducirse herramientas para facilitar la revisión por parte de estos técnicos. En un primer lugar se introducen filtros estáticos. El funcionamiento de estos filtros consistía en caracterizar la serie de datos a través de unos parámetros estadísticos y con ellos identificar los posibles datos erróneos de manera automática. Posteriormente se realizaba una revisión manual de los datos señalados, menores que la serie completa de registros.

La gran aleatoriedad del recurso eólico, así como la importante variabilidad que presenta la evolución de la velocidad del viento dificulta el funcionamiento de un filtro estático, haciendo que el número de datos señalados como posibles errores es todavía muy elevado y por tanto, el tiempo y el esfuerzo invertidos en el revisado manual es considerable. Surge por lo tanto de la necesidad de desarrollar nuevas técnicas de filtrado adaptadas a la evolución de la velocidad del viento, de forma que se pueda agilizar el proceso, asegurando además la calidad del mismo.

Una de las alternativas se encuentra en el filtrado predictivo, de forma que sea posible recoger la variación de la velocidad del viento mediante un aprendizaje continuo. Para su implementación se seleccionó el filtro de Kalman, que es un método de procesamiento de señal que aporta la estimación óptima del estado actual de un sistema dinámico. Esta herramienta tiene muchas aplicaciones en la actualidad, fundamentalmente se utiliza para la predicción de la evolución de sistemas, procesamiento de imágenes, entre otros. El filtro de Kalman permite disponer de un sistema recurrente que realiza estimaciones de la evolución del estado a partir de instantes anteriores, definiendo un umbral de confianza de la predicción que igualmente depende de la evolución del sistema. Se trata de una herramienta con un gran potencial, cuya principal dificultad para su aplicación en el filtrado de datos eólicos, es la parametrización de las ecuaciones del filtro. En el presente proyecto se presentan los resultados del ajuste necesario de los parámetros del filtro.

Otra de las fuentes importantes de incertidumbre en los estudios energéticos, corresponde a la estimación de la velocidad promedio a 10 ó 20 años (definida como velocidad a largo plazo) en el emplazamiento del futuro parque eólico, sobre los cuales se va a realizar la estimación energética del proyecto. Predecir el recurso eólico promedio en este marco temporal, es una tarea compleja dada la alta variabilidad anual, estacional y diaria del viento.

Por ello es necesario que, además de asegurar la calidad de la información de apoyo para la estimación de la velocidad a largo plazo, se cuantifique la incertidumbre asociada a estos cálculos. Dentro de las líneas de investigación se ha hecho una revisión de las metodologías MCP (Métodos de

Correlación Predicción) utilizadas en el sector para la estimación de la velocidad a largo plazo. Se ha realizado un análisis de sensibilidad de cada una de las metodologías utilizadas, para posteriormente proponer una nueva metodología basada en el método de los bins, a partir de la cual se obtiene una predicción más precisa de la velocidad, reduciendo por lo tanto el riesgo financiero del proyecto.

1.1 Objetivo

El objetivo del presente proyecto es desarrollar nuevas técnicas, metodologías y herramientas que faciliten la elaboración de evaluaciones energéticas y auditorías de funcionamiento de parques eólicos, asegurando la calidad de los resultados y reduciendo la incertidumbre asociada a los mismos.

Dentro del proyecto se definen los siguientes objetivos específicos:

- Desarrollo de un filtro dinámico que facilite el tratamiento de los registros tomados en la campaña de medición de un futuro parque eólico.
 - Identificación del modelo de evolución de la velocidad del viento para su implementación en el filtro dinámico.
 - Definir los parámetros del filtro según las condiciones del recurso eólico en el emplazamiento y cuantificar su incertidumbre.
- Identificar la metodología de correlación que permita regenerar series anómalas de velocidad minimizando el error.
- Analizar estas mismas metodologías en la estimación a largo plazo de la velocidad en el emplazamiento.

1.2 Contenido de la memoria

En la memoria se presenta el planteamiento y la metodología de desarrollo así como los resultados obtenidos en las diferentes líneas de investigación orientadas a la reducción de la incertidumbre asociada al filtrado de registros erróneos en bases de datos meteorológicas, en la aplicación de nuevas técnicas de MCP para la regeneración de datos de velocidad anómalos y la estimación de la velocidad a largo plazo. Además se han aplicado las técnicas y el conocimiento adquirido en el desarrollo de un filtro basado en técnicas de filtrado robusto, que ha conseguido reducir notablemente el tiempo de filtrado de las curvas de potencia de los aerogeneradores.

Todos los estudios presentados en este documento han sido realizados en el seno del Área AIRE de Fundación CIRCE, donde se tiene una gran experiencia en estos campos, acumulada durante más de 10 años de trabajo en multitud de parques eólicos repartidos por toda la geografía mundial. A continuación se detallan los apartados de la presente memoria, resumiendo brevemente su alcance.

Capítulo 2. Desarrollo de filtros dinámicos para el aseguramiento de la calidad de registros para la evaluación energética de parques eólicos

En este apartado de la memoria se presentará el modelo que caracteriza la evolución de la velocidad del viento. Se identifican las incertidumbres asociadas a la evolución del estado y a su predicción. Posteriormente, se valida el filtro aplicándolo a varias estaciones de medida, comparando sus resultados con los correspondientes al filtrado por parte de un técnico especialista, tomado como referencia, y los correspondientes con el filtrado estático.

Capítulo 3. Evaluación de la sensibilidad de la aplicación de diferentes metodologías de correlación-predicción en la evaluación energética de un parque eólico

Se definen las aplicaciones de los algoritmos MCP en el sector eólico. En primer lugar se analiza la influencia en la calidad de la correlación del periodo de medidas utilizado para la misma. Posteriormente se propone una nueva metodología para la correlación basada en el método de los bins, técnica que se aplica en los diferentes casos de estudio y se comparan sus resultados con los obtenidos a partir de las metodologías aceptadas en el sector eólico.

Capítulo 4. Aplicación de filtrado robusto a registros SCADA

Se propone un filtro basado en técnicas de filtrado robusto para el marcado de datos anómalos en las curvas de potencia de los aerogeneradores. Se presenta la implementación de esta técnica en una herramienta de desarrollo propio orientada al tratamiento y gestión de datos SCADA para la valoración del funcionamiento de parques eólicos.

Capítulo 5. Conclusiones, aportaciones, resultados y líneas futuras

Se presentan los antecedentes y contexto de todas las líneas de investigación desarrolladas. Se resumen las aportaciones a cada una de las líneas de investigación, así como los resultados obtenidos. Por último se proponen varias líneas para futuras investigaciones que complementen los resultados obtenidos.

2 Desarrollo de filtros dinámicos para el aseguramiento de la calidad de registros para la evaluación energética de parques eólicos

2.1 Introducción

El estudio del potencial de un emplazamiento eólico requiere, al menos, de una torre meteorológica situada en un punto representativo del terreno, con el fin de registrar las características medias del viento en el emplazamiento. Se deben caracterizar: velocidades y direcciones predominantes, la evolución de la velocidad con la altura, turbulencia o la densidad del aire en esa localización.

Para asegurar una elevada calidad de los datos recogidos es necesario diseñar una campaña de medición que atienda a una serie de recomendaciones. Desde hace unos años los estándares de calidad internacionales definidos por MEASNET [6] son tomados como referencia de máxima calidad en el sector eólico. En sus manuales, MEASNET recomienda instalar sensores de calidad en una torre meteorológica en unas posiciones específicas según las características del viento del emplazamiento (*Anexo I*), así como las correspondientes al modelo de aerogenerador a instalar. Esta campaña debe contar con, al menos, un año de registros de tal forma que recoja la variabilidad estacional del recurso eólico, si bien se valora contar con un mayor periodo, de forma que se pueda recoger incluso la variabilidad anual del viento en el emplazamiento. Según los requerimientos internacionales, los registros se deben tomar como el promedio de medidas cada 1 ó 2 segundos en intervalos de diez minutos, por lo que en una campaña de medición se dispone de 52.560 registros diezminutales para cada una de las variables registradas. Esto hace que, para cada proyecto de parque eólico, se cuente con un importante volumen de información, cuyo tratamiento para el aseguramiento de su calidad es muy costoso.

Durante la campaña de medición se pueden producir errores en el registro de las variables, debidos al deterioro de los sensores, problemas con la afección de la propia estructura de la torre meteorológica, fallos en la alimentación, condiciones meteorológicas adversas,... Estos registros erróneos deben ser detectados y eliminados en la fase de *Tratamiento de los registros de la campaña de medidas*, evitando de esta forma realizar una estimación energética del parque eólico a partir de datos erróneos.

La revisión de estos registros la realiza un técnico especialista en recurso eólico. Para ello se apoya en herramientas que detectan posibles incidencias en las series registradas, reduciendo el tiempo dedicado a la revisión de las mismas. Hasta ahora, la herramienta empleada para este filtrado previo está basada en un método estadístico. El filtro estático se ajusta a partir de una pequeña base datos (alrededor de un mes) que ha sido previamente filtrada manualmente y a partir de la cual se calculan los valores medios y de desviación estándar de una serie de parámetros para las variables de velocidad y dirección del viento. Estos parámetros son al menos dos; el primero es la diferencia entre la medida de la variable en un diezminutal y la registrada en el diezminutal anterior. El segundo es la diferencia entre los datos registrados para un mismo instante en los distintos anemómetros y veletas instalados a diferentes alturas de la torre meteorológica. Posteriormente se analiza la serie con el objetivo de identificar los posibles datos erróneos, comprobando que los valores de los parámetros están dentro de rangos lógicos. Además el filtro estático permite, entre otras cosas, la localización de periodos con ausencia de datos, valores constantes de las variables durante un largo periodo de tiempo, así como la

localización de tendencias erróneas. Para concluir el proceso se debe realizar el análisis manual pormenorizado de los datos señalados por el filtro estático. El problema que presenta este método, es que el número de datos señalados como posibles errores es muy elevado y por tanto, el tiempo y el esfuerzo invertidos en la revisión manual es considerable.

Se propone aplicar un filtro de Kalman [8], basado en una predicción autorregresiva a corto plazo como solución alternativa para la reducción de la excesiva detección de datos buenos como erróneos de los filtros automáticos y, por tanto, conseguir una reducción del tiempo de revisión por parte del técnico. Esta reducción se debe conseguir sin afectar a la identificación de incidencias que puedan afectar a la evaluación del recurso energético que se llevará a cabo con estos registros. Para ajustar al máximo los datos señalados por el filtro a los datos realmente erróneos, el filtro se debe adaptar a cada emplazamiento.

El filtro de Kalman es un método de estimación cuyos parámetros se corrigen en cada iteración dependiendo del error en la predicción en la iteración anterior. En el *Anexo II* se describen en detalle las ecuaciones y el funcionamiento del filtro de Kalman.

El filtro de Kalman propuesto se utilizará únicamente para el tratamiento de los datos de velocidad registrados en la campaña de medición, ya que el filtrado de los registros de dirección del viento no supone tanto problema. Tal y como se ha indicado anteriormente, es habitual que en una campaña de medidas se recojan medidas de velocidad en al menos dos niveles, de forma que se pueda recoger la variación de la velocidad del viento con la altura. Si bien lo habitual es que se configure la estructura de la torre con tres niveles, con el fin de asegurar la continuidad de la campaña de medida ante una incidencia en un sensor. Por todo ello, el filtro de Kalman propuesto incluye la evolución de la velocidad en tres niveles de medida, consiguiendo dotar al filtro de una mayor robustez, si bien esto provoca que las ecuaciones consten de vectores y matrices de orden tres.

2.2 Modelo de evolución de la velocidad

Para la aplicación del filtro de Kalman es necesario analizar el modelo de evolución de la variable a caracterizar, en este caso la velocidad del viento. Esta se puede predecir con un modelo dinámico que relaciona el estado actual con los estados pasados. En el trabajo de investigación se analizaron diferentes modelos, como son el modelo auto-regresivo (AR) y varios modelos de media móvil auto-regresivos (ARMA) de diferente orden. Estos modelos matemáticos basan su predicción en una combinación de observaciones y errores de predicción pasados.

Se define como ARMA (p,q) a un modelo con p términos auto-regresivos y q términos de media móvil. Por tanto, un modelo ARMA con q=0 es equivalente a un modelo AR. La ecuación general para el modelo ARMA es:

$$x_t = \sum_{i=1}^p \phi_i \cdot x_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \cdot \varepsilon_{t-j}$$

Donde el dato temporal x_t es estimado a partir de los p registros previos multiplicados por los parámetros del modelo ϕ_i y de los q errores de ruido previos ε_j multiplicados por los parámetros del modelo θ_j .

Para evaluar los diferentes modelos de evolución de la velocidad de viento, se cuenta con tres estaciones meteorológicas con un periodo de medidas de un año cada una de ellas. Tras el tratamiento de las tres estaciones se tiene una disponibilidad superior en los tres casos al 99%. En este punto, y dada la relevancia de contar con una secuencia consecutiva de registros, se ha procedido a regenerar las series de velocidad a partir de series registradas a otra altura en la misma torre de medida, alcanzando en los 3 casos una serie de registros anual completa. Por motivos de confidencialidad no se puede indicar el nombre de las estaciones, si bien se puede indicar que las torres: Torre1 y Torre 2 están ubicadas en la España (territorio peninsular), mientras que la Torre3 está ubicada en Estados Unidos.

En primer lugar se analiza un modelo auto-regresivo, sin medias móviles, para analizar la necesidad de estados anteriores a considerar en el modelo de evolución. A continuación se presentan los parámetros del modelo ϕ_i del modelo auto-regresivo AR, del instante actual (1) hasta el orden 9. En este caso el modelo i implica que se ha considerado la regresión considerando los instantes anteriores, desde el orden $p=i-1$, hasta el orden $p=1$, descartando los términos cruzados. A continuación se presentan los resultados para las tres torres analizadas, considerando el año completo de medidas en cada una de las torres de medida.

p	ϕ_{i-1}	ϕ_{i-2}	ϕ_{i-3}	ϕ_{i-4}	ϕ_{i-5}	ϕ_{i-6}	ϕ_{i-7}	ϕ_{i-8}	ϕ_{i-9}
1	0,996								
2	1,055	-0,060							
3	1,060	-0,157	0,093						
4	1,057	-0,152	0,057	0,034					
5	1,056	-0,153	0,060	0,007	0,026				
6	1,055	-0,153	0,059	0,011	-0,006	0,031			
7	1,055	-0,153	0,058	0,009	-0,001	-0,005	0,034		
8	1,053	-0,153	0,058	0,009	-0,004	0,001	-0,013	0,046	
9	1,053	-0,153	0,058	0,009	-0,003	0,002	-0,014	0,053	-0,007

Tabla 1. Parámetros del modelo AR con órdenes de autoregresión de 1 a 9 para la Torre1.

p	ϕ_{i-1}	ϕ_{i-2}	ϕ_{i-3}	ϕ_{i-4}	ϕ_{i-5}	ϕ_{i-6}	ϕ_{i-7}	ϕ_{i-8}	ϕ_{i-9}
1	0,982								
2	1,048	-0,067							
3	1,053	-0,156	0,085						
4	1,050	-0,152	0,056	0,028					
5	1,050	-0,153	0,059	0,007	0,020				
6	1,049	-0,153	0,058	0,010	-0,006	0,025			
7	1,049	-0,153	0,057	0,009	-0,002	-0,005	0,028		
8	1,048	-0,153	0,057	0,008	-0,004	0,001	-0,013	0,040	
9	1,048	-0,153	0,057	0,008	-0,004	0,001	-0,015	0,053	-0,012

Tabla 2. Parámetros del modelo AR con órdenes de autoregresión de 1 a 9 para la Torre2.

p	ϕ_{i-1}	ϕ_{i-2}	ϕ_{i-3}	ϕ_{i-4}	ϕ_{i-5}	ϕ_{i-6}	ϕ_{i-7}	ϕ_{i-8}	ϕ_{i-9}
1	0,978	-	-	-	-	-	-	-	-
2	1,045	-0,069	-	-	-	-	-	-	-
3	1,050	-0,156	0,084	-	-	-	-	-	-
4	1,048	-0,152	0,056	0,026	-	-	-	-	-
5	1,048	-0,153	0,059	0,007	0,018	-	-	-	-
6	1,047	-0,153	0,058	0,010	-0,006	0,023	-	-	-
7	1,047	-0,153	0,057	0,009	-0,002	-0,005	0,027	-	-
8	1,046	-0,153	0,057	0,008	-0,004	0,001	-0,013	0,039	-
9	1,045	-0,152	0,057	0,006	-0,001	0,000	-0,013	0,038	0,002

Tabla 3. Parámetros del modelo AR con órdenes de autoregresión de 1 a 9 para la Torre3.

En las tablas anteriores se puede observar como los parámetros correspondientes al estado justamente anterior, ϕ_{i-1} , son de un orden de magnitud superiores a los correspondientes al resto de estados. En las tres torres analizadas, el parámetro correspondiente al estado anterior, es próximo a 1, mientras que el correspondiente a dos términos anteriores es entre un 10 % y un 15 % del anterior, reduciéndose a un 5 % el parámetro correspondiente a tres términos anteriores. Los parámetros correspondientes a términos de orden superior a $p=4$, están por debajo del 5%, implicando una contribución prácticamente nula de estos términos a la regresión.

Adicionalmente, para evaluar los diferentes modelos se estimarán el coeficiente de correlación (R^2) de la regresión lineal y el error cuadrático medio (ECM), donde se comparará la estimación, \bar{x}_i , con el estado real, x_i , para cada uno de los modelos:

$$ECM = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\bar{x}_i - x_i)^2 .$$

En la figura 5 se representa el coeficiente de correlación para los modelos auto-regresivo AR, del instante actual (1) hasta el orden 9. En la figura 6 se representa el error cuadrático medio para las mismas estimaciones.

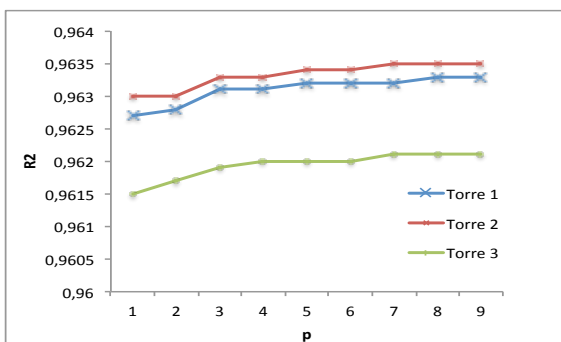


Figura 5. Coeficiente R^2 del modelo AR con órdenes de autoregresión de 1 a 9.

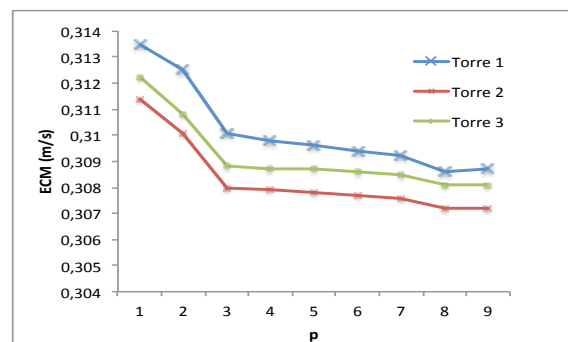


Figura 6. ECM para un modelo AR con órdenes de autoregresión de 1 a 9.

Tal y como se puede observar en las figuras anteriores, la correlación muestra una gran dependencia del estado actual, x_i , con los estados anteriores, x_{i-p} . Conforme se incluye un mayor

número de estados anteriores en la regresión, p , mejora la bondad de la correlación; disminuyendo el ECM y aumentando el coeficiente de correlación, R^2 . Se observa como a partir del orden $p=3$, y hasta el orden $p=6$, se mantiene un comportamiento estable en los resultados de la regresión.

A continuación se analiza un modelo ARMA, donde se incluye en el modelo de evolución la dependencia con una media móvil. Se analizan dos alternativas para la media móvil; en primer lugar una media horaria de los instantes anteriores, y en segundo lugar una media mensual del mes al que corresponde el estado analizado. En vista a los resultados obtenidos en el ensayo del modelo AR, donde a partir del orden $p=6$, se estabilizaba la evolución de la bondad de la regresión, se realizan auto-regresiones de orden $p=1$ a $p=6$ para las tres torres de medida durante todo su periodo disponible.

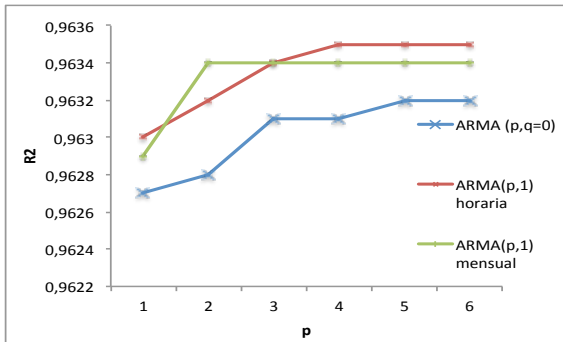


Figura 7. Coeficiente R^2 de distintos modelos ARMA con órdenes de autoregresión de 1 a 6. Torre1.

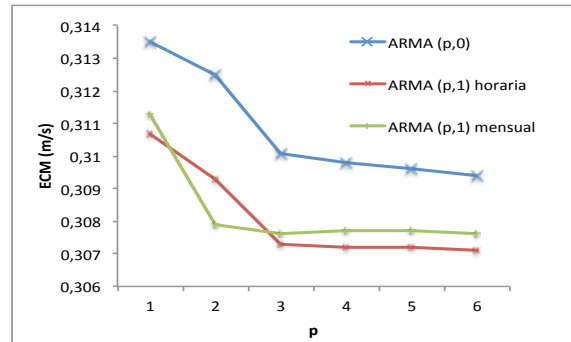


Figura 8. ECM de distintos modelos ARMA con órdenes de autoregresión de 1 a 6. Torre 1.

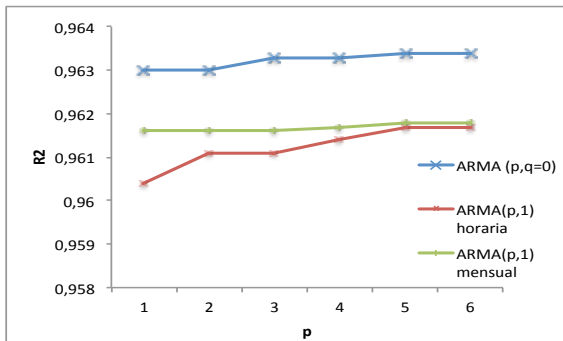


Figura 9. Coeficiente R^2 de distintos modelos ARMA con órdenes de autoregresión de 1 a 6. Torre2.

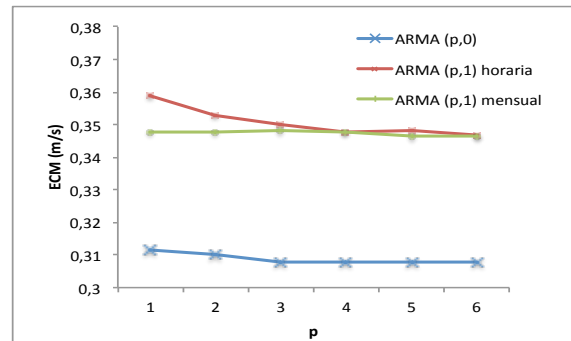


Figura 10. ECM de distintos modelos ARMA con órdenes de autoregresión de 1 a 6. Torre 2.

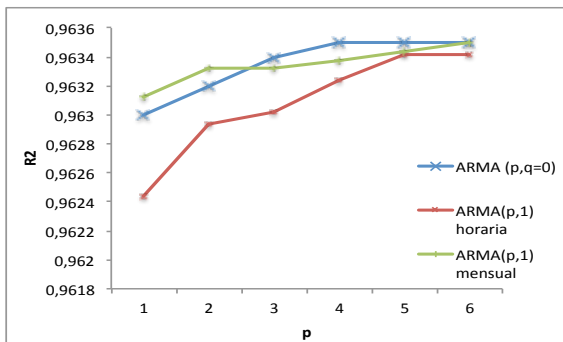


Figura 11. Coeficiente R^2 de distintos modelos ARMA con órdenes de autoregresión de 1 a 6. Torre3.

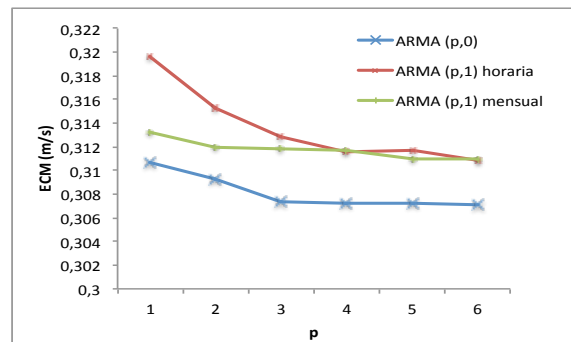


Figura 12. ECM de distintos modelos ARMA con órdenes de autoregresión de 1 a 6. Torre 3.

Tal y como se puede observar en las gráficas anteriores, la inclusión de una media móvil, ya sea horaria o mensual, únicamente reduce el error en la estimación en el caso de la Torre1, mientras que en las torres Torre2 y Torre3 la estimación empeora.

Por esta razón, unido al coste operacional de incluir una media móvil en el modelo de evolución de la velocidad, se decide descartar el uso de un modelo ARMA para caracterizar la evolución de la misma. Considerando los resultados mostrados en el presente apartado, el modelo seleccionado para la caracterización de la evolución de la velocidad es un modelo el modelo auto-regresivo (AR).

Adicionalmente, y en vista a los resultados obtenidos con los modelo AR, se puede concluir que la caracterización del estado actual se puede realizar únicamente a partir del estado inmediatamente anterior. La inclusión de un orden mayor en el modelo únicamente consigue reducir un 0,4%, en promedio en las tres torres, del ECM obtenido. De esta forma, además, se obtiene un compromiso entre la complejidad del modelo y la precisión del mismo.

En el filtro de Kalman se implementa un modelo AR de primer orden como modelo de evolución de la velocidad del viento. Este modelo establece que la velocidad del viento en un momento dado se puede predecir con el valor de velocidad del instante anterior. Este modelo, conocido como modelo de persistencia, uno de los más utilizados en la marco de predicción del recurso eólico [9] puede escribirse como:

$$x_i = F \cdot x_{i-1} + e_{i-1} \quad (2.2)$$

Donde x_i es la velocidad de viento estimada en el momento i

e_{i-1} es el ruido de estado

F es la matriz de transición de estado

2.3 Parametrización del filtro de Kalman. Incertidumbre asociada a la medida y a la evolución del estado

En el presente apartado se van a analizar las condiciones que caracterizan el comportamiento del viento en el emplazamiento y su afección en el funcionamiento del filtro de Kalman. A través del filtro de Kalman se dispone de un sistema recursivo computacional eficiente para estimar el estado de un proceso dinámico, en este caso la velocidad del viento, minimizando el error en la estimación y reduciendo por lo tanto el marcado de datos como erróneos en las medidas de torre, para reducir la revisión visual posterior. A continuación se muestra un esquema básico de su funcionamiento [8] y [10], donde se puede ver el proceso dinámico del filtro:

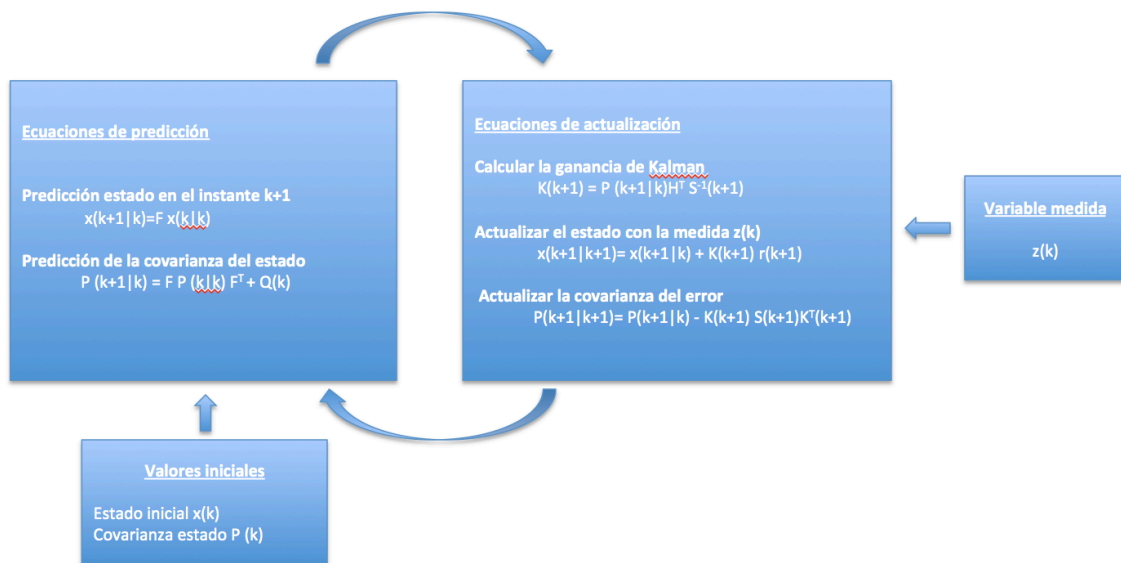


Figura 13. Esquema de funcionamiento del filtro de Kalman

Las ecuaciones del filtro de Kalman se dividen en dos grupos: las ecuaciones de predicción y las ecuaciones de actualización de estado. Las primeras predicen el estado y la covarianza del error de estado en un momento dado a partir de los valores previos. Las ecuaciones de actualización obtienen una mejora en la estimación de estado realizando una corrección a partir de la estimación previa y la variable medida, permitiendo al filtro adaptarse a la evolución de la velocidad del viento. Tal y como se puede ver en la figura anterior, mediante el filtro se dispone de dos valores de velocidad del viento en el instante (k):

- La suministrada a través de la ecuación de estado, que indica cómo se genera el valor del estado para el instante inmediatamente siguiente, $x(k+1)$ en función de la información actual disponible, $x(k)$.
- La obtenida a través de la ecuación de medida, $z(k)$. Esta observación se introduce en la innovación, $r(k+1)$, actualizando el filtro al comparar el estado medido respecto del vector estimado.

Tanto la ecuación de estado, como la de medida, tienen una incertidumbre asociada, recogidas respectivamente en las matrices de covarianza del error de predicción del estado, Q , y la matriz de covarianza de la medida, R . En el presente apartado se analizan las fuentes de incertidumbre asociadas a cada una de las matrices.

R es la matriz de covarianza del error de medida y representa la incertidumbre asociada al sensor de medida. En esta matriz se recogerán los siguientes errores:

- σ_{ϵ_0} : error relacionado con la desviación en la medida del propio anemómetro y el que provoca su instalación en la estructura de la torre de medición. Como cualquier equipo de medida, el anemómetro comete un error en la medida de la velocidad del viento. El error asociado a esa medida se puede conocer a partir de la calibración realizada en un túnel de viento acreditado para tal fin. Adicionalmente se debe incluir en este error, el correspondiente a la afección de la estructura de la torre de medición a los registros, tal y como se define en la norma UNE-EN 61400-12-1:2006.

Durante la realización de una evaluación energética es posible que no se disponga de los certificados de calibración de los anemómetro, ni de la configuración de los anemómetros en la torre de medida. Por la experiencia acumulada en la realización de numerosas evaluaciones energéticas donde se disponía de esta información se ha cuantificado este error en 0,2 m/s. No obstante se recomienda que este error pueda ajustarse según la información existente.

- $\sigma_{a_{hHd}}$: error relacionado con la transferencia de la medida entre las diferentes alturas en la torre de medición. La variación de la velocidad de viento con la altura sigue la siguiente relación [10]:

$$v_H = v_h \cdot \left(\frac{H}{h}\right)^{a_{hH}}$$

Donde: v_h es la velocidad del viento a la altura h , mientras que v_H corresponde a la velocidad a la altura H . Y el factor a_{hH} es el coeficiente del perfil vertical en el sector de dirección d ,

La evolución de la velocidad con la altura depende en gran manera de la dirección de la velocidad del viento, por lo que para el filtro se hace necesario recoger esta influencia calculando para cada sector de dirección:

$$\bar{a}_{hH} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\ln\left(\frac{v_{Hi}}{v_{hi}}\right)}{\ln\left(\frac{H_i}{h_i}\right)}$$

Donde \bar{a}_{hH} es el coeficiente del perfil de viento medio entre la altura h y H y n es el número de datos en todo el periodo

Así, el modelo que permite estimar el dato temporal a la altura H , $x_H(k)$, a partir del dato registrado a la altura h , $x_h(k)$, puede escribirse como

$$x_H(k) = \bar{a}_{hH} \cdot x_h(k)$$

Esta relación entre velocidades registradas a diferentes alturas lleva asociada una incertidumbre que se puede estimar con la desviación estándar del coeficiente de perfil de viento, $\sigma_{a_{hH}}$, que se calcula a partir de datos históricos del emplazamiento como:

$$\sigma_{a_{hH}}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (a_{hHi} - \bar{a}_{hH})^2$$

Por lo tanto la matriz R, para el filtro aplicado con tres niveles de medida queda de la siguiente forma:

$$R = \begin{pmatrix} \sigma_{\varepsilon 0}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{\varepsilon 0}^2 + \sigma_{a12}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{\varepsilon 0}^2 + \sigma_{a13}^2 \end{pmatrix}$$

Q es la matriz de covarianza del error de predicción del estado y representa la incertidumbre asociada a la evolución del estado.

Las variables o parámetros que ayudan a caracterizar la evolución del estado, son la intensidad de turbulencia y la dirección del viento. En la presente memoria se recogen los resultados obtenidos incluyendo en el filtro la influencia de la intensidad de turbulencia, mientras que en un trabajo posterior [11] se analizará la influencia de la dirección del viento en la parametrización y funcionamiento del filtro.

La *intensidad de turbulencia (IT)* se define como el cociente entre la *desviación típica* y la *velocidad media* de cada diezminutal recogidas por la torre.

$$IT_i = \frac{\sigma_i}{v_i}$$

Es un parámetro que marca la variabilidad del viento, una mayor intensidad de turbulencia indica una mayor fluctuación en el comportamiento del viento. En estudios previos [12], se observó una tendencia que indicaba que los errores mayores aparecen para intensidades de turbulencia altas, luego era de gran interés introducirla en el *filtro de Kalman*, de forma que se pudiera dar un mayor margen al filtro para valores altos de *IT*.

En la siguiente figura se muestra la función de distribución de la intensidad de turbulencia para las tres torres seleccionadas durante todo su periodo de medidas, únicamente para velocidades por encima de 3 m/s, ya que por debajo de esta velocidad existe una gran aleatoriedad en cuanto al comportamiento del viento.

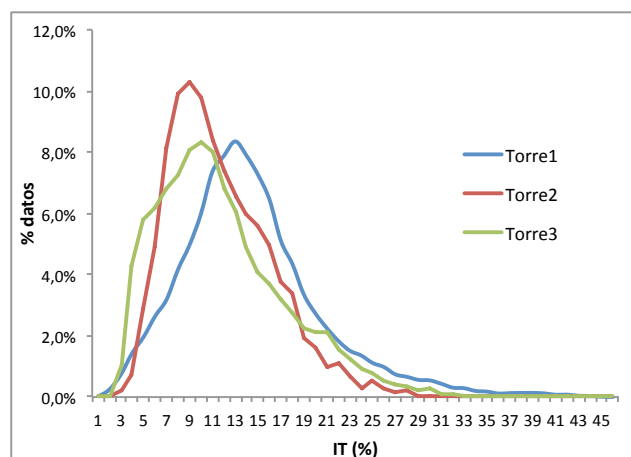


Figura 14. Distribución de frecuencia de la intensidad de turbulencia.

En la figura anterior se puede ver como la mayoría (superior al 98% en las tres estaciones de medida) de los valores de intensidad de turbulencia son menores del 30%. Por lo tanto en el filtro de Kalman se procederá a modelar la relación entre el error de la predicción del estado y la intensidad de turbulencia para rangos de intensidad de turbulencia entre 0 y 30%. A continuación se analiza el error en

la predicción del estado $\sigma_\varepsilon = ABS(x(k) - z(k))$ frente a la intensidad de turbulencia para cada una de las tres torres

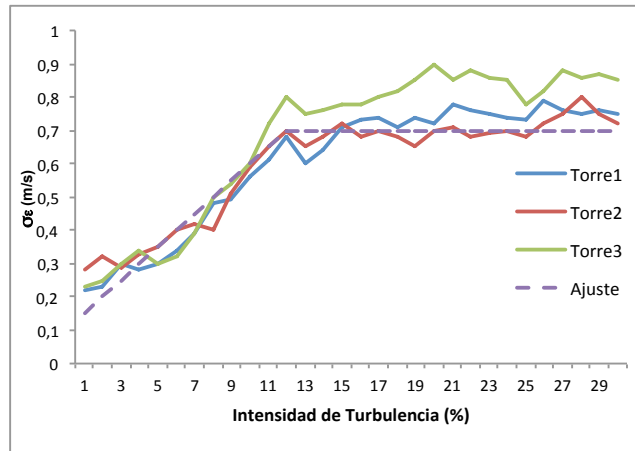


Figura 15. Evolución del error en la predicción del estado según la intensidad de turbulencia.

En la gráfica anterior se puede ver cómo conforme aumenta la turbulencia, mayor es el error en la predicción del estado. En las tres estaciones analizadas se observa un comportamiento similar, llegando a estabilizarse en torno a 0,7 m/s, Torre1 y Torre 2, y 0,8 m/s, en la Torre3. Esta diferencia puede estar justificada por la diferencia en las velocidades medias de las tres estaciones en el periodo analizado; siendo en la Torre1 y el la Torre2 de 6,61 m/s y 7,48 m/s respectivamente, mientras que en la Torre3 la velocidad promedio es 9,02 m/s. Dado que el mayor número de parques eólicos se encuentran en emplazamientos con velocidades medias comprendidas entre 6,5 m/s y 8 m/s, se van a tomar como representativos los resultados obtenidos con las torres Torre1 y Torre2. Por lo tanto se propone modelar la incertidumbre en función de la IT como se indica a continuación

$$\begin{aligned} \text{Si } IT < 12\% & \quad \sigma_{\varepsilon IT} = 5 \cdot I + 0.15 \text{ m/s} \\ \text{Si } IT > 12\% & \quad \sigma_{\varepsilon IT} = 0.7 \text{ m/s} \end{aligned}$$

Así, cuando se tenga una IT baja habrá que dar un menor margen al filtro debido a que la probabilidad de que exista un error será mayor y cuando la IT sea alta deberá abrirse.

Por lo tanto la matriz Q queda de la siguiente forma: $Q = \sigma_{\varepsilon IT}$

2.4 Resultados del filtro dinámico

En el presente apartado se comparan los resultados obtenidos con el filtro dinámico desarrollado en el presente proyecto, con los obtenidos con el filtro estático utilizado hasta el momento para el marcado previo de registros. Ambos filtros se van a comparar con la revisión por parte de un técnico especialista en la revisión de campañas de medidas para la elaboración de evaluaciones energéticas de parques eólicos, siendo ésta la referencia del correcto filtrado de los registros. Los ensayos se realizan en tres nuevas estaciones de medida, diferentes a las anteriores sobre las que se ha validado el modelo de evolución de la velocidad, ya que para este ensayo se requiere la existencia de datos erróneos, mientras que en las pruebas anteriores se requerían series de datos con una continuidad completa y sin errores de registro.

A continuación se muestran los parámetros que se utilizan para el análisis de los resultados:

- Datos erróneos: número de datos erróneos registrados en el nivel de velocidad ubicado a una mayor altura sobre la estructura de la torre. Estos registros son los identificados como erróneos por parte del técnico especialista. Se toma como referencia para la comparación.
- Marcados: datos identificados como erróneos por parte de cada uno de los filtros.
- Tasa exceso: porcentaje de datos identificados por el filtro como erróneos siendo datos válidos.
- Incidencias: porcentaje de incidencias en la serie de registros detectadas por el filtro.

Como se puede ver en la tabla 4 el número de registros identificados como erróneos por el filtro estático es mucho mayor a los identificados por el filtro dinámico. Esto reduce en gran manera el tiempo de revisión posterior por parte del técnico. El filtro dinámico consigue reducir de forma significativa el porcentaje de registros detectados como potencialmente erróneos por el filtro estático. En las figuras 16 y 17 se muestra una comparativa gráfica de estos números.

Torre	Datos erróneos	Filtro estático			Filtro dinámico		
		Marcados	Tasa exceso	Incidencias	Marcados	Tasa exceso	Incidencias
Torre 1	1066	4894	78%	85%	2223	57%	100%
Torre 2	245	2150	89%	90%	866	72%	100%
Torre 3	2029	28992	93%	88%	3300	44%	100%

Tabla 4. Resultados del filtrado de registros.

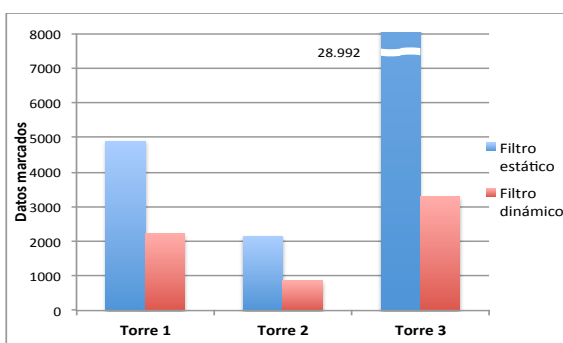


Figura 16. Registros marcados como posibles datos erróneos en ambos filtros.

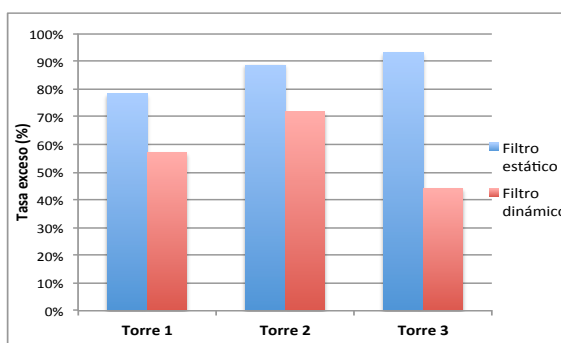


Figura 17. Tasa de exceso en ambos filtros.

Tal y como se puede observar en las figuras anteriores, el filtro estático define un mayor número de datos marcados, muy por encima de los identificados por el filtro dinámico. Cabe destacar el comportamiento en la Torre 3, donde el filtro estático identifica 28.992 registros, como posibles datos erróneos, lo que implica más del 50% del año analizado. Sin embargo el filtro dinámico disminuye en esta torre en un 90% el número de datos marcados, reduciendo por tanto de forma significativa el tiempo para su revisión. En el resto de los casos, el filtro dinámico reduce en aproximadamente un 50% el número de datos marcados.

Por último cabe destacar que mediante el filtro dinámico se asegura la detección del 100% de las incidencias registradas en el periodo analizado, mientras que mediante el filtro estático, únicamente se detectan entre el 85% y el 90% de las incidencias. Con la inclusión del filtro dinámico, basado en el filtro de Kalman, se reduce el tiempo dedicado al tratamiento de registros, aumentando incluso la calidad del filtrado, consiguiendo con todo ello reducir la incertidumbre de la evaluación energética del parque eólico.

3 Evaluación de la afección de la aplicación de diferentes metodologías de correlación predicción en la evaluación energética de un parque eólico

3.1 Introducción

Las técnicas MCP (Medida-Correlación-Predicción) tienen su aplicación en la evaluación energética de un parque eólico en los siguientes casos:

- Regeneración de los datos diezminutales erróneos de velocidad de viento. Habitualmente esta regeneración se realiza a partir de otra serie de medidas de velocidad de viento registrada en la misma torre meteorológica y a distinta altura, que se usan como referencia.
- Estimación del comportamiento del viento en un emplazamiento a largo plazo. En este caso la serie de referencia suele corresponder con los registros de una torre cercana, con un mayor periodo de medida que el disponible en el emplazamiento.

En el presente capítulo se muestran los resultados de la comparativa entre varios algoritmos MCP (Medida-Correlación-Predicción) en los casos de uso descritos, así como su incidencia en la incertidumbre de la evaluación energética del parque eólico.

La técnica MCP de mayor implantación en la industria eólica, se fundamenta en correlaciones basadas en regresiones lineales, tales como la propuesta por Derrick [13] donde se caracteriza la relación entre las velocidades de viento medidas en un emplazamiento de referencia y el correspondiente de estudio. Estas metodologías se pueden utilizar igualmente en la regeneración de datos erróneos en series de velocidad de viento, ya sea a partir de una serie de la misma torre, o bien una serie de una torre cercana.

Tal y como se puede extraer de la revisión del estado del arte, en todos los casos se tiene en cuenta la dependencia con la dirección de viento, por lo que todas las pruebas se van a realizar considerando el sector de dirección al que corresponda el registro de velocidad (en todos los casos se trabaja con 16 sectores). Adicionalmente se tendrá en cuenta la recomendación de Derrick de descartar las velocidades bajas, ya que en estas condiciones existe una gran aleatoriedad en el comportamiento de la dirección, introduciendo incertidumbre adicional en los cálculos.

Para el desarrollo de las pruebas se contará con dos estaciones de medida ubicadas en dos emplazamientos, con diferentes condiciones orográficas y ubicación geográfica; la Torre1 se encuentra ubicada en un emplazamiento de orografía suave y un régimen de viento regular de velocidad media 6,1m/s, mientras que la estación Torre2, se encuentra en un emplazamiento cercano al litoral, presentando un régimen de viento con mayores variaciones y una velocidad media de 7,5m/s. Para ambas estaciones se cuenta con un periodo de medidas superior a cinco años, con una disponibilidad superior al 95%. A continuación se muestran las diferentes metodologías utilizadas en la correlación, en primer lugar los métodos utilizados habitualmente en la industria eólica, Método1 y Método2, para luego presentar el método de los bins, nueva técnica propuesta para su implementación en los procedimientos de trabajo del Área AIRE:

- Método1:** Este método está basado en el ajuste por mínimos cuadrados. Se dividen los registros en dos intervalos de velocidad, los cuáles están separados por un umbral de velocidad definido en 3m/s. De esta forma, para velocidades inferiores a 3m/s, se obtiene una recta, la cuál está obligada a pasar por el origen de coordenadas, aislando la aleatoriedad del viento a bajas velocidades [14]. Mientras

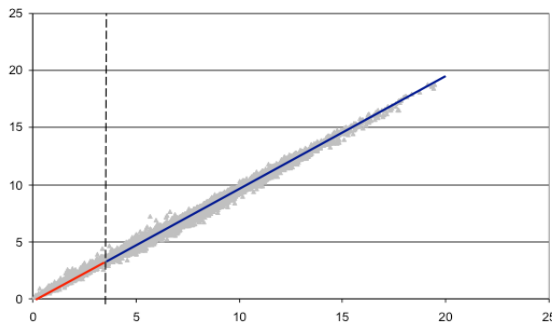


Figura 18. Rectas de correlación. Método1.

que en el segundo intervalo, la recta de correlación se le obliga a pasar por el punto que marca la recta anterior en 3m/s.

El inconveniente a priori de este método es que al obligar que las rectas tengan continuidad, se le otorga mucho peso a las velocidades bajas, donde mayor es la aleatoriedad, penalizando la precisión de la recta de velocidades superiores.

- Método2:** El método se basa en un ajuste por mínimos cuadrados. Igualmente se hace una partición de los registros de velocidad, en este caso a 3,5m/s (en lugar de los 3m/s del Método1). La

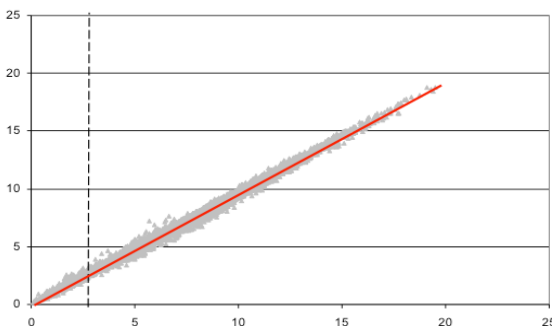


Figura 19. Rectas de correlación. Método2.

principal diferencia con el Método1 está en el tratamiento de las velocidades bajas, ya que en este método, siguiendo la recomendación de Derrick, se descartan las velocidades inferiores a la velocidad umbral. Se calcula una recta de correlación para los dos intervalos, la cual se fuerza a pasar por el origen de coordenadas.

- Método de los bines:** La base teórica de este método difiere a los dos anteriores, ya que no se realiza un ajuste por mínimos cuadrados de los registros de velocidad. El método de los bines, utilizado para la caracterización de la curva de potencia [15], [16], es un modelo discreto en el cual se

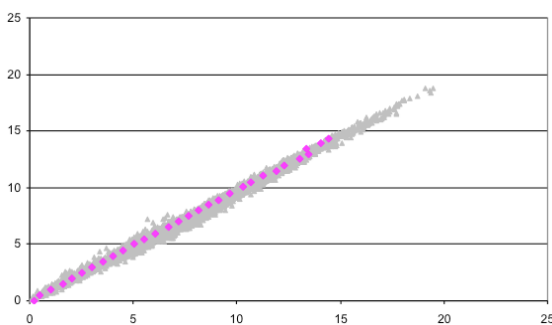


Figura 20. Método de los bines.

dividen los datos en intervalos de 0,5m/s que se denominan bines. Se estima la velocidad media de cada uno de los bines y posteriormente se calcula una recta que pase por el punto formado por las velocidades medias en el bin. Cada uno de los bines quedará caracterizado por dos puntos, los fijados por la recta en los límites de cada bin. De esta forma la velocidad se estimará a partir de estas velocidades mediante interpolación.

3.2 Influencia de la longitud del periodo de datos de medida en la precisión de la correlación

En primer lugar se analiza la influencia en la calidad de la correlación del periodo de registros considerado en la misma. Se busca identificar la longitud mínima del periodo de medidas con el que realizar la correlación, de forma que se alcance un compromiso entre el coste de operación y la calidad de la correlación.

Es habitual que, conforme aumente el periodo considerado en la correlación, la calidad de la misma aumente, hasta que llega un momento que la inclusión de nuevos registros no aporta nueva información a la correlación. Para identificar el periodo mínimo con el que caracterizar la correlación, se realiza, en las cuatro estaciones de estudio, la correlación entre dos niveles de registros de velocidad de la misma estación, variando el periodo de medida incluido en la misma. En un primer momento se realiza la correlación con los tres primeros meses disponibles, para posteriormente añadir tres meses de forma continua, hasta alcanzar los dos años.

A continuación se muestran los coeficientes de correlación obtenidos con los 3 métodos propuestos en las estaciones de medida analizadas, realizando correlaciones entre dos niveles de las propias estaciones, frente al número de meses incluidos en la correlación:

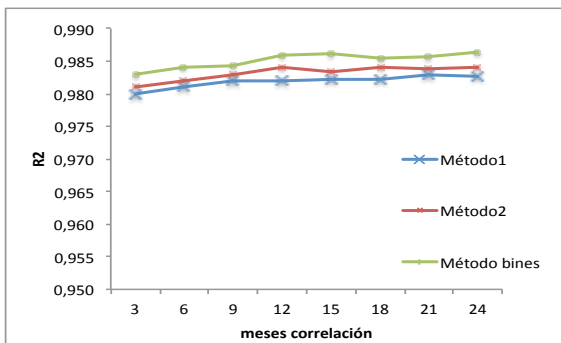


Figura 21. Coeficiente R^2 en función de los meses incluidos en la correlación. Torre1.

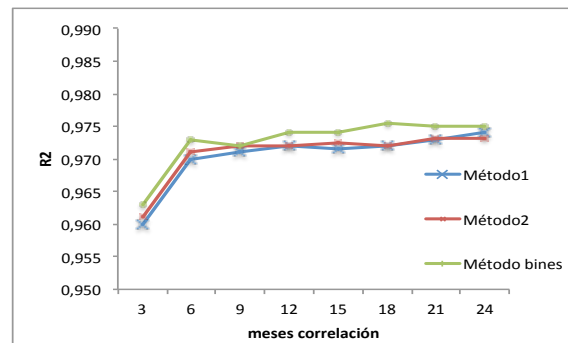


Figura 22. Coeficiente R^2 en función de los meses incluidos en la correlación. Torre2

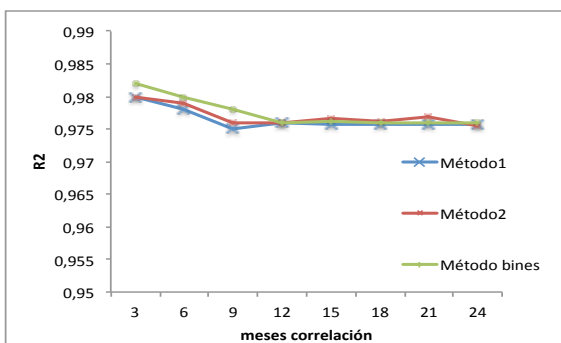


Figura 23. Coeficiente R^2 en función de los meses incluidos en la correlación Torre3.

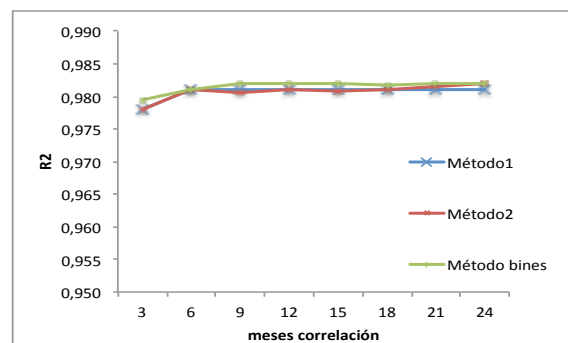


Figura 24. Coeficiente R^2 en función de los meses incluidos en la correlación. Torre4.

Tal y como se puede ver en las gráficas anteriores conforme aumenta el número de datos se estabiliza el coeficiente de correlación obtenido. En todas las torres analizadas, salvo en la Torre3, el

coeficiente R^2 aumenta cuando se introduce un mayor número de meses en la correlación. En todos los casos, se puede concluir que es prácticamente constante a partir de la inclusión de 9 meses de datos, por lo que en los siguientes ensayos se realizarán las correlaciones teniendo en cuenta estos resultados.

3.3 Regeneración de registros erróneos de velocidad

Tal y como se ha introducido en el capítulo anterior, dado que durante la campaña de medición se pueden producir errores en el registro de las variables, se hace necesario realizar un filtrado exhaustivo de la serie de medidas registrada. Tras este proceso, esta serie de registros puede presentar periodos importantes sin información, generando una incertidumbre importante en la evaluación energética, sobre todo si esta discontinuidad se da en el nivel representativo de la estación de medida, que de forma habitual es el situado a mayor altura en la estructura. Para la realización de la evaluación energética de un parque eólico, es necesario contar con la mayor cantidad posible de registros de medida en este nivel, de forma que se recoja la variabilidad del régimen de viento en el emplazamiento. Los estándares de calidad de la industria eólica, exigen una disponibilidad de registros superior al 95% [6] para considerar aceptables los resultados obtenidos en una evaluación energética. De igual forma, según los mismos estándares de calidad, el porcentaje de registros regenerados no debería superar, en el peor de los casos, el 25% de los registros a utilizar en los cálculos, ya que el proceso de regeneración introduce una incertidumbre, que puede ser importante, en los resultados de la evaluación energética del parque eólico.

En el presente proyecto se analiza la precisión de diferentes métodos de correlación en los diferentes usos de las técnicas MCP en la evaluación energética de un parque eólico. A continuación se muestra un esquema de la metodología utilizada en la correlación y posterior regeneración de registros diezminutales entre dos niveles de medición de una misma torre:

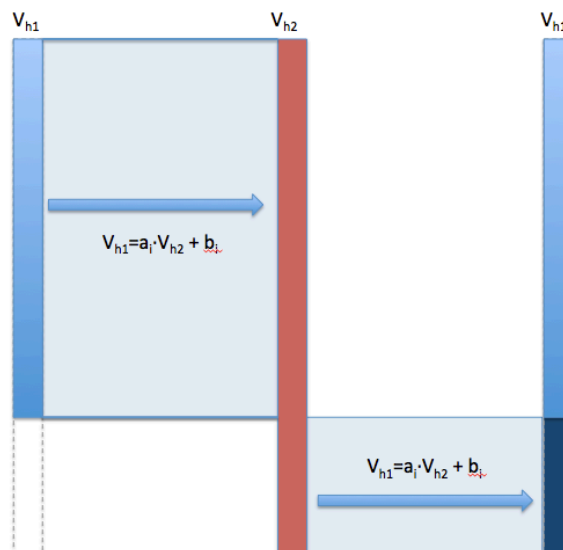


Figura 25. Esquema del funcionamiento del método MCP entre dos niveles de una misma estación.

Tal y como se muestra en la figura anterior, en primer lugar se realiza la correlación entre los registros diezminutales válidos de las dos series de medida. Esta correlación se realiza para cada uno de los 16 sectores de dirección en los que se clasifican los registros. Posteriormente estas rectas de

correlación se aplican en la regeneración de los registros erróneos, según el sector de dirección en el que se encuentre el diezminutal de la serie válida.

Para validar las diferentes metodologías de correlación se cuenta en las cuatro estaciones utilizadas con un año de medida en el que se eliminará, de forma aleatoria, el 25% de los registros, para posteriormente regenerarlos a partir de las rectas de correlación obtenidas durante 9 meses de medidas no incluidos en este año de registros. Tal y como se ha comentado con anterioridad, este es un caso posible dentro de una evaluación energética de un parque eólico, es decir, que en un año de medidas en el nivel representativo se hayan podido perder tres meses de datos.

Para valorar la precisión de los métodos, se estima la velocidad promedio, los parámetros de la distribución de Weibull y por último, la producción energética (a partir de una curva de potencia de un aerogenerador genérico) con la serie regenerada a partir de las rectas obtenidas con cada uno de los métodos. Estos resultados se comparan con los obtenidos a partir de la serie de registros original. Para

ellos se valora el error, estimado como $error = \left| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(\bar{x}_i - x_i)}{x_i} \right|$

A continuación se muestran los resultados obtenidos en la Torre1 y Torre2:

	Original	Método1		Método2		Método bins	
		Valores regenerados	Error (%)	Valores regenerados	Error (%)	Valores regenerados	Error (%)
V (m/s)	6,10	6,18	1,3%	6,15	0,8%	6,12	0,3%
A (m/s)	6,88	6,96	1,2%	6,94	0,9%	6,91	0,4%
k	1,91	1,9	-0,5%	1,94	1,6%	1,91	0,0%
Prod (MWh)	4083	4194	2,7%	4139	1,4%	4122	1,0%

Tabla 5. Resultados obtenidos y errores cometidos, en comparación con la serie original sin regenerar. Torre1.

	Original	Método1		Método2		Método bins	
		Valores regenerados	Error (%)	Valores regenerados	Error (%)	Valores regenerados	Error (%)
V (m/s)	7,48	7,58	1,3%	7,55	0,9%	7,52	0,5%
A (m/s)	8,41	8,53	1,4%	8,5	1,1%	8,45	0,5%
k	1,78	1,82	2,2%	1,83	2,8%	1,78	0,0%
Prod (MWh)	6050	6188	2,3%	6152	1,7%	6097	0,8%

Tabla 6. Resultados obtenidos y errores cometidos, en comparación con la serie original sin regenerar. Torre2.

En la siguiente figura se representa el error en la estimación de cada uno de los parámetros estimados a partir de la correlación con cada uno de los métodos.

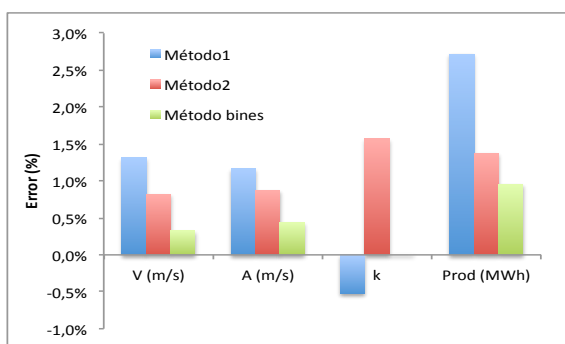


Figura 26. Errores cometidos en la estimación de los diferentes parámetros según el método de correlación. Torre1.

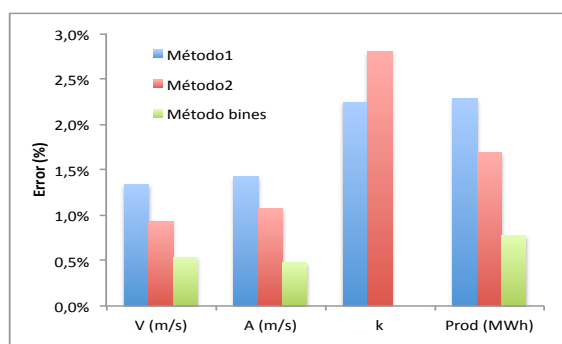


Figura 27. Errores cometidos en la estimación de los diferentes parámetros según el método de correlación. Torre2

Tal y como se puede observar en los resultados obtenidos en la Torre1, es a partir del método de los bins cuando se obtiene un menor error en la estimación de los diferentes parámetros estimados. El error cometido con los diferentes métodos de correlación en la velocidad, oscila entre el 1,3% del Método1, al 0,3% del Método de los bins. Se observa un comportamiento similar en la Torre4, donde con el Método de los bins se alcanza un error de un 0,5%. Además de conseguir errores mucho menores en la estimación de la velocidad, con el método de los bins se consigue mantener la distribución de frecuencias de la velocidad, tal y como se puede ver en el bajo error cometido en la estimación de los parámetros de la distribución de Weibul. Este último punto tiene una gran importancia, ya que tal y como se ha comentado con anterioridad, es a partir de estos parámetros con los que se caracteriza la totalidad de la serie de medidas para la realización de la evaluación energética.

Por último, se puede ver como la producción estimada a partir de la serie de registros regenerada se acerca a la obtenida con la serie de datos original sin regenerar, variando entre el 1% a partir del método de los bins, y el 2,7% con el Método1 en la Torre1. Mientras que en la Torre4 el error cometido con el Método de los bins no supera el 1%.

Con la inclusión en la técnica MCP del método de correlación basado en el método de los bins, se consigue reducir la incertidumbre de la evaluación energética asociada a la regeneración de registros de velocidad, frente al uso de otras técnicas de correlación.

3.4 Estimación de la velocidad a largo plazo

Otra de las fuentes importantes de incertidumbre en la evaluación del potencial eólico de un emplazamiento es la estimación de la velocidad promedio durante los siguientes 10 ó 20 años (velocidad a largo plazo), sobre los cuales se va a realizar la estimación energética del proyecto. Como se ha indicado anteriormente, el recurso eólico de un emplazamiento oscila en gran medida debido a la alta variabilidad anual, estacional y diaria del viento, por lo que la condición óptima para determinar la velocidad a largo plazo, sería disponer de una serie de medidas de 10 ó 20 años en el emplazamiento, de forma que quedasen caracterizados los efectos de la variabilidad del recurso eólico. Esta condición difícilmente se cumple, dado el elevado coste que supone el mantenimiento de una torre meteorológica durante este tiempo, o bien porque el promotor desea agilizar la instalación y operación del proyecto del parque eólico.

Para paliar dicha carencia de datos se correlaciona la serie de datos disponibles con los de una estación meteorológica que pueda considerarse representativa del comportamiento de viento en el emplazamiento estudiado, y que además se disponga de una larga serie de años de medida. A continuación se muestra un esquema de la metodología utilizada en la estimación de la velocidad de largo plazo.

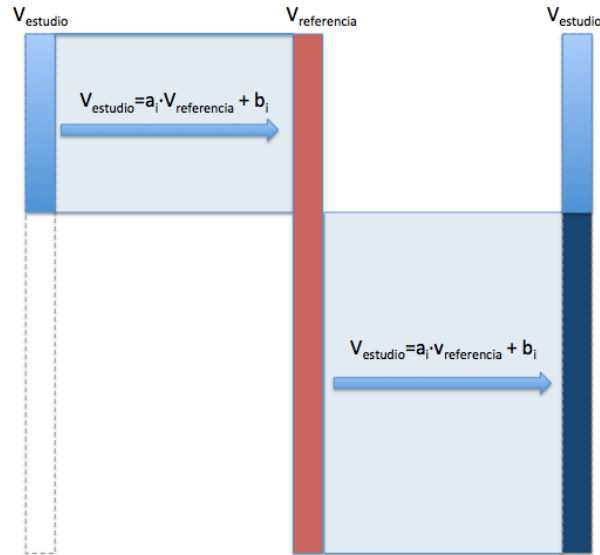


Figura 28. Esquema del funcionamiento del método MCP entre dos estaciones.

Tal y como se muestra en la figura anterior, el funcionamiento es similar al descrito en el apartado anterior. La principal diferencia es que la correlación diezminutal en este caso se realiza entre dos torres cercanas, y no sobre la misma estación. En este caso la influencia del método de correlación es mucho más importante, ya que en un mismo instante las estaciones no están midiendo el mismo régimen de viento, al encontrarse alejadas la una de la otra. En el presente proyecto se analiza la influencia de los diferentes métodos de correlación expuestos anteriormente en la estimación de la velocidad a largo plazo. Para ello se va a analizar la velocidad estimada en la Torre1 y la Torre2, a partir de una estación de referencia para cada una de ellas. En el caso de la Torre1, su torre de referencia se ubica a 8 km, mientras que para la Torre2 se encuentra a 10km

El periodo de registros disponible en cada emplazamiento se ha dividido en dos intervalos de datos. El primer intervalo, que corresponde a un año completo, se utiliza para estimar las correlaciones que definen los algoritmos de regeneración. Estos algoritmos de regeneración se aplican posteriormente al segundo intervalo de datos del emplazamiento en los que están incluidos los tres años de registros restantes. Al no disponer de un mayor periodo de medidas para la validación, sobre estos tres años se validará la afición de la metodología de correlación a la estimación de la velocidad entre dos estaciones cercanas.

Para valorar la afición de los métodos de correlación, se estiman, al igual que en el apartado anterior, la velocidad promedio, los parámetros de la distribución de Weibull y por último, la producción energética (a partir de una curva de potencia de un aerogenerador genérico) con la serie regenerada a partir de las rectas obtenidas con cada uno de los métodos. Estos resultados se comparan con los

obtenidos a partir de la serie de registros original. A continuación se muestran los resultados obtenidos para la Torre1:

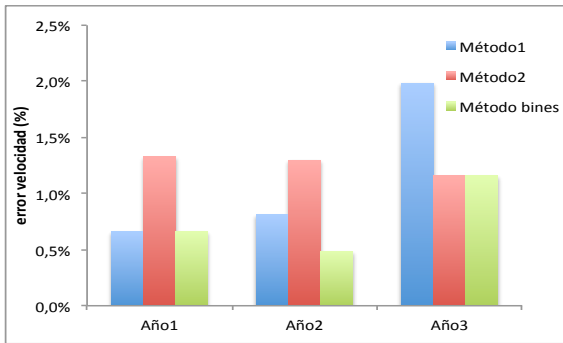


Figura 29. Error en la estimación de la velocidad según el método de correlación en cada año. Torre1.

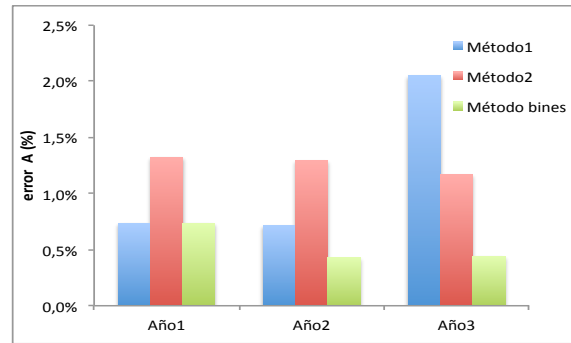


Figura 30. Error en la estimación del parámetro A de Weibull, según el método de correlación en cada año. Torre1

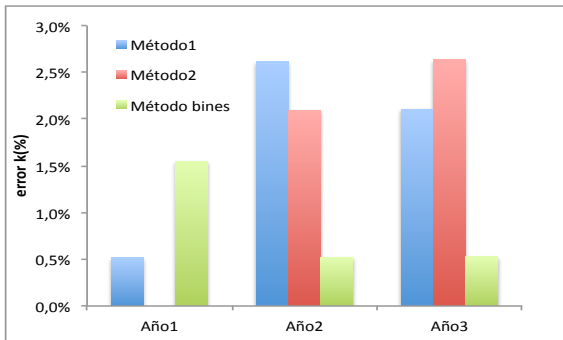


Figura 31. Error en la estimación del parámetro k de Weibull, según el método de correlación en cada año. Torre1.

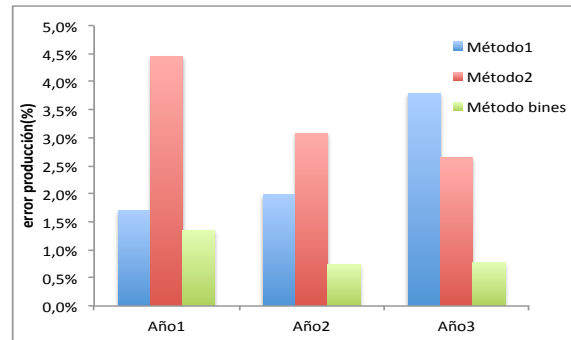


Figura 32. Error en la estimación de la producción, según el método de correlación en cada año. Torre1.

Los resultados obtenidos indican que el Método de los bins es más adecuado para su aplicación en la regeneración de una serie de velocidad a partir de una estación de referencia. Tal y como se puede observar en las gráficas anteriores, únicamente en el año 1 del parámetro k de la distribución de Weibull, el error cometido con este método es superior al resto. En todos los casos la estimación de la producción energética, resultado más relevante en una evaluación energética de un parque eólico, el Método de los bins presenta un error inferior al 75% que con el resto de metodologías, alcanzando como máximo un 1,4% en el año 3.

Con la inclusión en la técnica MCP del método de correlación basado en el método de los bins, se consigue reducir la incertidumbre de la evaluación energética asociada a la estimación de la velocidad de largo plazo, frente al uso de otras técnicas de correlación.

Estos resultados refuerzan los obtenidos en el apartado anterior, donde el método de los bins se presenta como la mejor solución para la regeneración de registros entre dos niveles de una misma estación de medida. Tal y como se ha podido comprobar, este método sería igualmente válido para la regeneración de series de velocidad a partir de una estación cercana.

4 Aplicación de filtrado robusto en el tratamiento de registros SCADA

4.1 Introducción

Adicionalmente a las líneas de investigación enfocadas a la reducción de incertidumbre en las evaluaciones energéticas de nuevos proyectos eólicos, en el presente apartado se incluyen los resultados obtenidos en otras líneas de investigación relacionadas con el análisis del rendimiento de aerogeneradores en funcionamiento, en las que se han aplicado las experiencias y conocimientos adquiridos en las líneas de investigación desarrolladas en el presente proyecto. Fundamentalmente, las orientadas a la reducción de tiempos en el tratamiento de registros, asegurando a su vez la calidad del proceso.

Dado el gran potencial de energía eólica instalado en el año 2012, más de 282 GW, así como la previsión de instalación de nuevos proyectos eólicos, se hace necesario desarrollar técnicas y herramientas para mejorar la operación y mantenimiento de estas instalaciones, con el fin de aumentar su rendimiento.

En el Área AIRE se analiza el rendimiento energético de numerosos parques eólicos (en el año 2012 se analizaban más de 150 proyectos repartidos en todo el mundo), por lo que es necesario realizar el tratamiento de un gran volumen de registros en tiempos muy cortos, asegurando la calidad de los resultados. Ante esta problemática se analizan diferentes filtros automáticos y herramientas que faciliten el tratamiento e interpretación de los registros de los SCADA instalados en los parques eólicos.

4.2 Filtrado de curvas de potencia de aerogeneradores

Para realizar el control del rendimiento de los aerogeneradores se utiliza principalmente su curva de potencia, que es la relación entre la potencia total a la salida del generador en función de la velocidad incidente del viento, ya sea en la góndola o en la torre meteorológica instalada en el parque eólico, y los diferentes estados del aerogenerador. Estos registros se almacenan en los sistemas de adquisición de datos SCADA (Supervisory Control And Data Acquisition).

Para realizar el tratamiento de los registros SCADA se suelen utilizar diferentes técnicas automáticas [17], pero aún así es necesario realizar una monitorización de los datos con su correspondiente revisión manual para conocer los diferentes motivos que causan las anomalías [18]. En la siguiente figura se muestra el aspecto de la curva de potencia, y de los registros diezminutales erróneos, así como sus posibles causas.

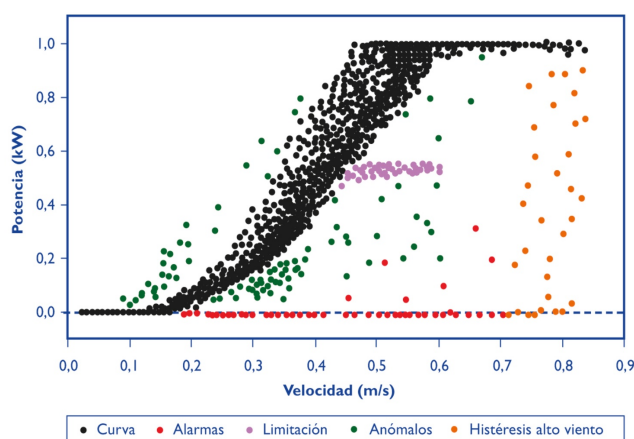


Figura 33. Curva de potencia de aerogenerador. Registros diezminutales.

En primer lugar se deben revisar y analizar las curvas de potencia de los aerogeneradores para conocer el funcionamiento de los mismos. Este análisis se hace a la vez que el estudio de las alarmas registradas en el aerogenerador, de forma que se pueda identificar si una posible desviación del comportamiento estándar (curva de potencia) está justificada por alguna labor de mantenimiento u operación del parque eólico. Estos resultados se requieren en tiempos muy cortos, ya que cualquier desviación respecto del comportamiento esperado del aerogenerador puede implicar pérdidas energéticas muy importantes, reduciendo el rendimiento económico del proyecto.

La revisión manual de los datos SCADA era el principal inconveniente de estas técnicas de control del funcionamiento del parque eólico, ya que implicaba la asignación de grandes recursos de personal y altos tiempos de dedicación para el análisis de los registros. Para dar solución a este problema se propone un filtro basado en técnicas de filtrado robusto para reducir el tiempo de filtrado de las curvas de potencia de los aerogeneradores.

En las bases de datos de los parques eólicos se dispone de una gran información, en la mayoría de los casos con registros redundantes junto con datos erróneos ubicados fuera de los rangos de funcionamiento estándar del aerogenerador. Esta situación es similar a la que se presenta en aplicaciones de sistemas de tratamiento de imágenes, en los que, técnicas basadas en estadística robusta, tienen una gran aplicación, obteniendo muy buenos resultados [19]. Mediante la aplicación de estadística robusta se consigue la caracterización de modelos de forma que no se alteren por la presencia de valores atípicos alejados del comportamiento esperado.

En primer lugar para la aplicación del filtrado robusto en el tratamiento de los registros del SCADA del aerogenerador se hace necesario caracterizar el comportamiento de la función que refleja el modelo sobre el que se va a realizar el filtrado. En este caso se caracteriza la curva de potencia mediante el método de los bins, desarrollado en el *Apartado 3*, con un ancho de 0,5m/s.

Cada uno de los bins se caracteriza con la mediana de los datos incluidos en dicho bin, en lugar de hacerlo con la media de los mismos. La mediana es una medida robusta de tendencia central, a diferencia del promedio. Utilizando la mediana se consigue que los datos alejados del comportamiento estándar del aerogenerador tengan una menor influencia en la caracterización del bin, debido al gran número de registros disponibles en la base de datos analizada.

Para el filtrado de los datos anómalos se supone que la distribución de registros dentro de cada bin se asemeja a una distribución Gaussiana. De esta forma el error se puede estimar [20]:

$$\sigma = 1,48 \left[1 + \frac{5}{(n-4)} \right] \sqrt{M_s}$$

donde, n es el número de registros, y M_s es la mínima mediana de los valores anómalos. Esto permite definir un umbral para seleccionar los valores límite para considerar un registro como válido. Considerando como ejemplo el 99% de probabilidad de aceptar una medida como buena, el umbral se fijará en $2,57 \cdot \sigma$.

A continuación se muestra el funcionamiento del filtrado robusto en el tratamiento de un aerogenerador durante un mes de registros (considerando un umbral de $2,57 \cdot \sigma$). En la figura 34 se muestra, en azul, el resultado del filtrado manual considerando las alarmas del parque eólico, tomado como referencia de caracterización de curva, frente a los registros del mes sin tratar, en gris. Por otro lado, en la figura 35, se muestra el resultado obtenido con el filtrado robusto, igualmente comparado con los registros del mismo mes sin filtrar.

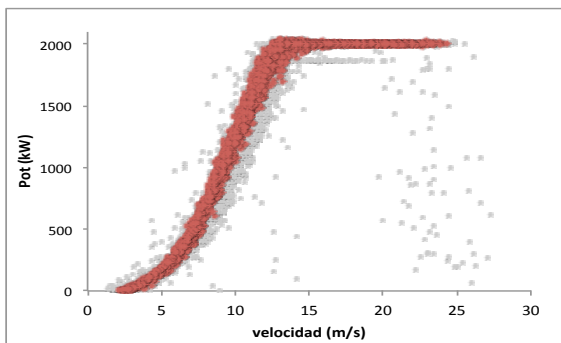


Figura 34. Curva de potencia filtrada por un técnico especializado considerando las alarmas.

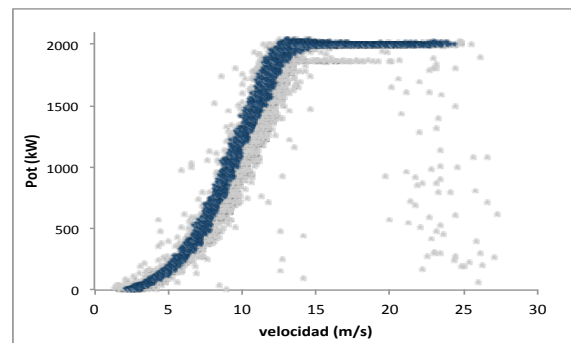


Figura 35. Curva de potencia filtrada con el filtro robusto.

Tal y como se puede ver en las figuras anteriores, la curva de potencia obtenida a partir del filtrado robusto es muy similar a la obtenida a partir del filtrado por un técnico especializado. Mediante esta técnica de filtrado se reduce el tiempo dedicado al tratamiento de registros de los SCADA de los parques, permitiendo realizar las auditorías energéticas en tiempos más ajustados, de forma que se puedan reducir posibles pérdidas energéticas, y por tanto aumentando el rendimiento económico del proyecto.

Posteriormente este filtrado se ha implementado en una herramienta de desarrollo propio, "Aplicación informática para el seguimiento de la producción de parques eólicos", para la realización del análisis del funcionamiento de un parque eólico de forma periódica (usualmente de forma mensual), con el fin de detectar la antes posible una desviación en el rendimiento del mismo, identificando su causa, facilitando las tareas de mantenimiento. Esta herramienta informática permite, además de realizar el tratamiento de los registros del SCADA, analizar las alarmas registradas, estimar el rendimiento de cada aerogenerador, caracterizar la curva de potencia, estimar las pérdidas energéticas, entre otras utilidades.

5 Conclusiones

5.1 Resultados

En el presente proyecto se han realizado diferentes investigaciones con el objetivo de desarrollar nuevas técnicas, metodologías y herramientas para facilitar, principalmente, el tratamiento y filtrado de los registros necesarios para la elaboración de evaluaciones energéticas y auditorías de funcionamiento de parques eólicos, asegurando la calidad de los resultados y reduciendo la incertidumbre asociada a los mismos.

Se propone un filtro dinámico, basado en el filtro de Kalman, para realizar el tratamiento de los registros de la campaña de medida. Se ha validado el filtro comparando su funcionamiento con el filtro estático utilizado hasta el momento, obteniendo resultados totalmente satisfactorios. Además de obtener una importante reducción en la identificación de registros válidos como anómalos, lo que disminuye el tiempo de revisión por el técnico, se asegura la detección de todas las incidencias registradas en la campaña de medidas.

Se propone un nuevo método de correlación, método de los bins, para la realización de las correlaciones que se utilizan en las técnicas MCP de las evaluaciones energéticas de parques eólicos. Se comparan los resultados obtenidos con la metodología propuesta con otras dos técnicas de uso extendido en la industria eólica. En todos los casos a partir del Método de los bins se consiguen errores en la predicción de la velocidad mucho menores que con el resto de técnicas. Además se consigue mantener la distribución de frecuencias de la velocidad, obteniendo unos parámetros de la distribución de Weibul similares a las series sin regenerar.

Se aplica el filtrado robusto para el tratamiento de la curva de potencia de aerogeneradores. Se obtienen resultados similares a los obtenidos a partir del filtrado manual por parte de un técnico especializado. Mediante esta técnica de filtrado se reduce el tiempo dedicado al tratamiento de registros de los SCADA de los parques, permitiendo realizar las auditorías energéticas en tiempos más ajustados.

Se desarrolla una herramienta que ayuda en el análisis del funcionamiento de parques eólicos, desde el tratamiento de los registros del SCADA, análisis de las alarmas, estimaciones de rendimiento de cada aerogenerador, caracterización de la curva de potencia, estimación de pérdidas energéticas, entre otros. Como resultado se registra este desarrollo en el registro de propiedad intelectual.

5.2 Contribuciones

A continuación se muestran las publicaciones donde se plasman los resultados obtenidos en el presente proyecto.

- **Artículo en revista:**

1.- Efficient Data Filtering for Wind Energy Assessment

Autores: Melero Estela, Julio Javier; Guerrero Campo, José Jesús; Beltrán Martínez, Francisco Javier; Pueyo Rufas, Carlos.

Publicado: IET Renewable Power Generation, 6, 6, pp:446-454, Nov 2012, ISSN: 1752-1416

- **Contribución a congreso:**

- 2.- Dynamic data filtering for wind power systems: Stochastic framework based on Kalman Filter**

- Autores:** Llombart Estopiñán, Andrés; Pueyo Rufas, Carlos; Lázaro Gastón, Roberto; Guerrero Campo, José Jesús.

- Publicado:** European Wind Energy Conference EWEC, Milán, Abril 2007,

- 3.- Comparison of measure-correlate-predict methods in wind resource assessments**

- Autores:** Beltrán Martínez, Francisco Javier; Coscolluela Soteras, Luis; Pueyo Rufas, Carlos; Melero Estela, Julio Javier.

- Publicado:** European Wind Energy Conference EWEC, Varsovia, Abril 2010

- 4.- Robust data filtering in wind power systems**

- Autores:** Llombart Estopiñán, Andrés; Pueyo Rufas, Carlos; Fandos Martín, José Manuel; Guerrero Campo, José Jesús

- Publicado:** European Wind Energy Conference EWEC, Athens, Febrero 2006

- **Registro propiedad intelectual:**

- 5.- Aplicación informática para el seguimiento de la producción de parques eólicos**

- Autores (p. o. de firma):** Roberto Lázaro, Daniel Llombart, Ana Patricia Talayero, Carlos Pueyo, Enrique Telmo, Juan José Pérez

- N. de asiento registral:** 10/2010/123 **N. de solicitud:** Z-23-10 **Fecha de solicitud:** 18/01/2010

- Titular cesionario:** Fundación CIRCE

5.3 Líneas futuras

Una de las primeras líneas futuras de investigación que sería recomendable desarrollar para la mejora del filtro de Kalman es el análisis de los métodos de evolución de la velocidad, valorando el cambio del modelo de persistencia, por un modelo más complejo que pueda aportar una mayor robustez al filtro. Además, se recomienda analizar la posibilidad de parametrizar el filtro de forma que recoja la evolución de registros de velocidad según la orientación según la que están instalados los sensores respectivos en la torre de medición.

Dentro de la aplicación de la metodología MCP para la regeneración de registros, las posibles líneas futuras de investigación que se recomiendan desarrollar son: la realización de un análisis de la influencia de la intensidad de turbulencia en la correlación, así como la búsqueda de una metodología que recoja el diferente comportamiento de la dirección del viento en la ubicación de la torre de estudio y la torre de referencia. Por último, se recomienda desarrollar un método que tenga en cuenta la distancia entre la estación de referencia y la de estudio a la hora de realizar la correlación, ya que el viento que incide en una de las torres tarda en llegar a la otra estación un tiempo, que depende de la propia velocidad del viento, que puede hacer perder sincronización en las series.

Por último, dentro de la línea de filtrado de curvas de potencia de aerogeneradores se recomienda analizar la posibilidad de aplicar un filtrado robusto considerando sectores de dirección, con el fin de aislar sectores de dirección donde los aerogeneradores puedan estar afectados por aerogeneradores vecinos.

6 Bibliografía

- [1] International Energy Agency. World Energy Outlook 2012. 2012.
- [2] Global Wind Energy Council. Global Wind Report - Annual Market Update. 2012.
- [3] Red Eléctrica de España. Sistema Eléctrico Español. 2012.
- [4] Agencia Empresarial Eólica, Informe Macroeconómico del sector eólico en España, 2012
- [5] E. Lantz, M. Hand, and R. Wiser (May 13–17, 2012) "[The Past and Future Cost of Wind Energy,](#)" National Renewable Energy Laboratory conference paper no. 6A20-54526.
- [6] MEASNET, "Evaluation of Site Specific Wind Condition", MeasNet, November 2009
- [7] LLOMBART, A. PUEYO, C. LÁZARO, R. GUERRERO, J.J. "Dynamic data filtering for wind power systems: Stochastic framework based on Kalman Filter". Año 2007
- [8] BOSSANYI, EA. "Short-term wind prediction using Kalman filters" Wind Eng 1985;9:1–8.
- [9] G. GIEBEL, G. KARINIOTAKIS, AND R. BROWNSWORD. "The state of the art in short-term prediction of wind power". Technical report, <http://anemos.cma.fr>, 2003. Deliverable report of the EU project ANEMOS
- [10] WELCH, G. AND BISHOP, G. "An introduction to the Kalman filter" In ACM SIGGRAPH Intl. Conf. on Computer Graphics and Interactive Techniques, Los Angeles, CA, USA, August 2001
- [11] RODRIGUEZ AMENEDO, J.L. BURGOS DÍAZ, J.C. ARNALTE GÓMEZ, S. "Sistemas Eólicos de producción de energía eléctrica. Editorial Rueda, S.L.
- [12] MELERO, J.J. GUERRERO, JJ. BELTRAN, FJ. PUEYO, Carlos. "Efficient Data Filtering for Wind Energy Assessment". IET Renewable Power Generation, 6, 6, pp:446-454, Nov 2012, ISSN: 1752-1416
- [13] DERRICK, A, "Development of the measure–correlate–predict strategy for site assessment", Proceedings of the EWEC, 1993.
- [14] LANDBERG, L and MORTENSON. N.G. "A comparison of physical and statistical methods for estimating the wind resource at a site", Proc. BWEA, 1993
- [15] IEC 61400-12-1. "Power Performance Measurements of Electricity Producing Wind Turbines" 2005.
- [16] LLOMBART, A. WATSON, S. J. LLOMBART, D and FANDOS, J.M. "Power Curve Characterization I: improving the bin method" ICREPQ, 2005.
- [17] SAINZ, E. LLOMBART, A. GUERRERO, JJ. "Robust Filtering for the Characterization of Wind Turbines: Improving its Operation and Maintenance" in Energy Conversion and Management (2009), 50:2136-2147
- [18] KUSIAK, H.. ZHENG, and SONG, Z, "[On-line Monitoring of Power Curves](#)", Renewable Energy (2009), Vol. 34, No. 6
- [19] SCHALL, O. BELYAVEV, A. SEIDEL, H.P, "Robust Filtering of Noisy Scattered Point Data". 2005
- [20] P. ROUSSEEUW, P. and LEROY, A., "Robust Regression and Outlier Detection" (John Wiley, New York, 1987).

ANEXOS

Anexo I. Caracterización del recurso eólico en un emplazamiento

DISTRIBUCIÓN DE LA VELOCIDAD DEL VIENTO

Para caracterizar el comportamiento aleatorio del viento se recurre a herramientas estadísticas, como por ejemplo, la distribución de frecuencias por intervalos de velocidad. Para ello se presentan histogramas de las frecuencias relativas de la velocidad de viento para pequeños intervalos de velocidad de viento, denominados bins. La frecuencia relativa de las medidas de velocidad de viento en cada bin es una estimación de la probabilidad de que la velocidad de viento tenga ese valor.

Se ha comprobado que la distribución de frecuencias que más se ajusta a la distribución de velocidades de viento es la distribución de Weibull, donde la probabilidad de que la velocidad de viento sea V viene dada por

$$p(V) = \frac{k}{A} \cdot \left(\frac{V}{A}\right)^{k-1} \cdot \exp\left[-\left(\frac{V}{A}\right)^k\right]$$

siendo k el factor de forma y A el factor de escala.

En la Figura 2 se puede ver un ejemplo de una distribución de Weibull para distintos factores de forma k .

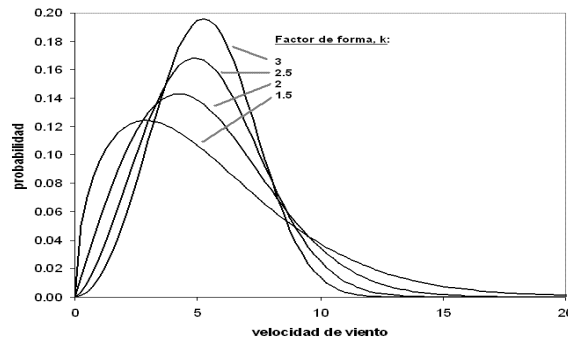


Figura 1. Distribuciones de Weibull para distintos factores de forma k .

De esta forma la distribución de Weibull permite caracterizar el viento medido en un emplazamiento a partir de únicamente dos parámetros (A y k) que dependen de las condiciones climáticas locales y de la rugosidad del terreno.

VARIACIÓN DE LA VELOCIDAD DEL VIENTO CON LA ALTURA

Cuando un fluido como el aire está en movimiento y es perturbado por un objeto sólido existe una capa en la que la velocidad del fluido varía desde cero hasta la velocidad de la corriente no perturbada. En el caso del atmósfera terrestre esta capa límite atmosférica es la que se encuentra en la parte más baja de la atmósfera y tiene una altura de unos pocos kilómetros. En general, se considera que en la capa límite el flujo del aire es completamente turbulento y es debido al efecto de la rugosidad del terreno, el calentamiento y la evaporación. Por encima de la capa límite el movimiento horizontal del viento tiende a ser constante. A estas alturas el viento sopla como consecuencia del balance entre las fuerzas de Coriolis y la fuerza producida por la presión atmosférica. Este movimiento del aire bajo estas fuerzas equilibradas se conoce como viento geostrófico. Hasta alcanzar las características del viento geostrófico la velocidad del viento se incrementa a medida que aumenta la altura en la capa límite

La variación de la velocidad de viento con la altura puede representarse matemáticamente por una ley logarítmica que depende de la estabilidad atmosférica, y viene dada por la expresión:

$$U(z) = \frac{U^*}{k} \cdot \left[\ln\left(\frac{z}{z_0}\right) + \Psi_s\left(\frac{z}{L_s}\right) \right] \quad \text{con } z \gg z_0$$

donde:

$U(z)$ velocidad del viento a altura z por encima del nivel del suelo

U^* velocidad de rozamiento relacionada con la tensión superficial

K constante de von Karman (aprox. 0,4)

z_0 longitud de rugosidad de la superficie (tabulada)

ψ_s función de z/L_s (L_s : longitud de Monin-Obukhov)

Generalmente el perfil vertical se asemeja de un perfil logarítmico, tal y como se muestra en la figura 3.

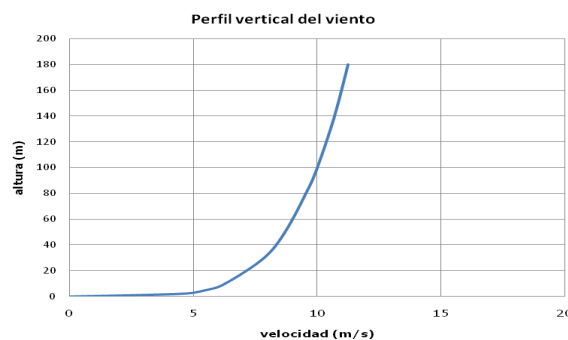


Figura 2. Evolución de la velocidad del viento con la altura.

En algunos casos el perfil de velocidad del viento no sigue exactamente este perfil logarítmico. Por ejemplo, con el calentamiento diurno, aumenta la turbulencia y mantiene más constante el perfil vertical con la altura; mientras que durante el enfriamiento nocturno, disminuye la turbulencia, provocando un aumento de la velocidad con la altura más atenuado. Un ejemplo gráfico se puede ver en la siguiente figura.

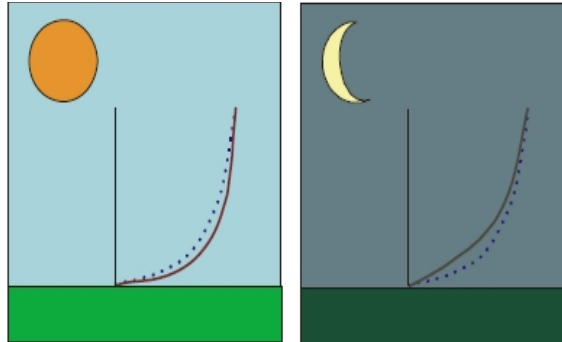


Figura 3. Evolución del perfil vertical a lo largo del día.

Para facilitar los cálculos, generalmente se considera una atmósfera neutra (la superficie del suelo está a la misma temperatura que la temperatura del aire), con lo que la ecuación anterior se ve reducida a

$$U(z) = \frac{U^*}{k} \cdot \ln\left(\frac{z}{z_0}\right)$$

Ya que la velocidad de rozamiento (U^*) es difícil de evaluar, esta fórmula se suele reescribir como la ley exponencial de Hellmann que es la expresión más común para relacionar la velocidad del viento a dos alturas cualquiera, y que es expresada en la siguiente ecuación

$$U(z) = U(z_r) \cdot \left(\frac{z}{z_r}\right)^\alpha$$

donde α es el coeficiente de la ley potencial del viento.

El perfil vertical depende en gran medida de la orografía y de los obstáculos. Cuantos más obstáculos encuentre el viento a su paso, mayor altura requiere el aire para alcanzar la velocidad máxima, tal y como se puede ver en la Figura 4.

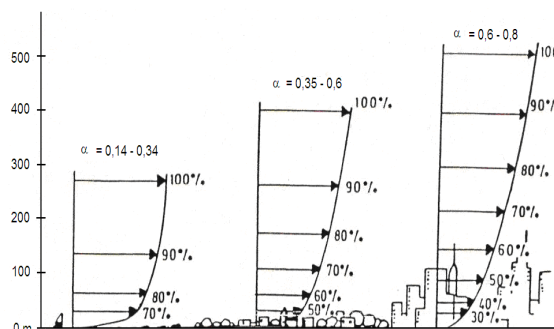


Figura 4. Perfiles de velocidad en función de la orografía del terreno.

Debido a que generalmente no coinciden las alturas de buje de los aerogeneradores con las de toma de datos de las estaciones meteorológicas, será preciso extrapolar los datos de viento en función de la altura. Para ello se suele calcular el perfil vertical con los datos de la torre meteorológica según la dirección para tener en cuenta las particularidades (orografía, cambio de rugosidad, posibles obstáculos) que hay en cada dirección.

TURBULENCIA

La turbulencia se define como el régimen del flujo del viento en el que se producen cambios rápidos de presión y velocidad. Las variaciones turbulentas a corto plazo en la velocidad de viento son importantes en el diseño y evaluación de las turbinas eólicas. Una indicación de la turbulencia viene dada por la intensidad de turbulencia (IT) que se define como:

$$IT = \frac{\sigma_v}{U}$$

Siendo σ_v la desviación estándar de la velocidad diezminutal.

La intensidad de turbulencia es mayor durante el día y en días con altas temperaturas porque el calor emitido por la superficie terrestre produce una diferencia de temperaturas en el aire que afecta al flujo de viento. También aumenta la intensidad de turbulencia en terrenos complejos debido a que la superficie perturba más las corrientes de aire.

ASPECTOS RELACIONADOS CON LA DIRECCIÓN

Las características direccionales del viento son de gran importancia en la industria eólica ya que la orografía del emplazamiento y los obstáculos presentes en él tienen una gran influencia en el flujo de viento. Por tanto definir como varía el viento en cada dirección es fundamental para ubicar idóneamente los aerogeneradores. Para caracterizar la influencia de la dirección del viento en el emplazamiento se utilizan dos representaciones gráficas básicas: la rosa de frecuencias y la rosa de velocidades.

En el campo de la energía eólica una rosa es una representación gráfica en forma circular donde se representa una determinada variable por sectores de dirección, ya sea frecuencia, velocidad, energía, perfil vertical, intensidad de turbulencia, etc.

Un sector de dirección es una porción del conjunto de 360° de direcciones. Generalmente se establecen 16 sectores de dirección de 22,5° cada uno.

Rosa de frecuencias

Esta gráfica representa la frecuencia de aparición de cada sector. Es decir, representa el porcentaje de tiempo en el que el viento proviene de un determinado sector. En la Figura 5 se puede ver un ejemplo de una rosa de frecuencias:

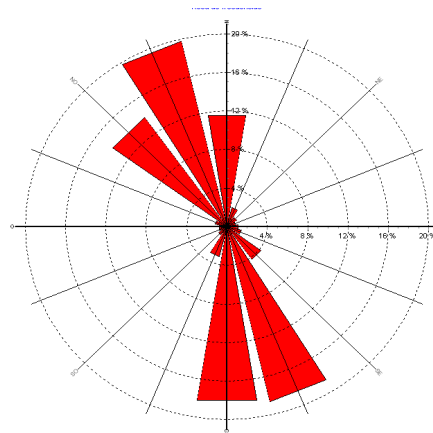


Figura 5. Rosa de frecuencias.

En dicha figura se observa que el emplazamiento tiene dos direcciones predominantes, NW (noroeste) y SE-S. El sector predominante es en NNW con un porcentaje de aparición próximo al 20%. Por otro lado se puede ver como en las direcciones E-W la frecuencia de aparición es prácticamente nula.

Esta rosa proporciona una información muy valiosa para el diseño del parque eólico pues permite determinar las direcciones predominantes.

Rosa de velocidades

Representa para cada sector de dirección la velocidad de viento media. En la siguiente figura se puede ver cómo el sector con una mayor velocidad media es el sector S, con 10 m/s.

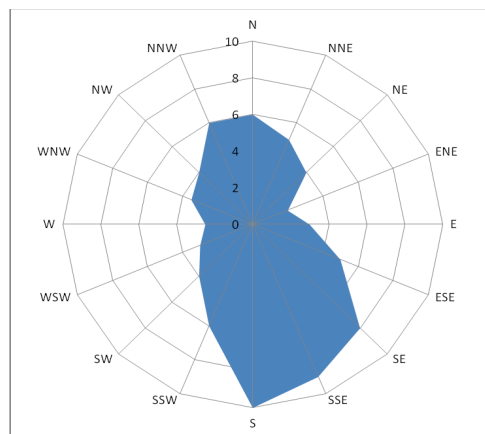


Figura 6. Rosa de velocidades.

Así pues, mediante el uso de las dos gráficas, se dispondrá de información acerca de las direcciones en las que el viento tiene mayor potencial eólico (sector de mayor magnitud en la rosa de velocidades) o de las direcciones más frecuentes (sector de mayor magnitud en la rosa de frecuencias).

Anexo II. Descripción del Filtro de Kalman

La serie temporal que caracteriza el viento se pone en forma de un vector de estados en tiempo discreto, donde la variable de estado en un momento k se denomina $x(k)$ que, en el marco de este trabajo, corresponde a la velocidad del viento diezminutal a una altura de referencia.

Las ecuaciones del filtro de Kalman se dividen en dos grupos: las ecuaciones de predicción y las ecuaciones de actualización de estado. Las primeras predicen el estado y la covarianza del error de estado en un momento dado a partir de los valores previos y se escriben como

$$x(k+1|k) = F \cdot x(k|k) \quad (1)$$

$$P(k+1|k) = F \cdot P(k|k) \cdot F^T + Q(k) \quad (2)$$

Donde $x(k+1|k)$ es la predicción de estado en el instante $k+1$ a partir del estado en instantes anteriores k

$P(k+1|k)$ es la covarianza de la predicción estado

$Q(k)$ es la covarianza del error de estado

Las ecuaciones de actualización obtienen una mejora en la estimación de estado realizando una corrección a partir de la estimación previa. Estas ecuaciones se pueden dividir en distintas fases. En la primera se compara la medida con su predicción esto es, la velocidad registrada en cada anemómetro de la torre con la predicción realizada mediante la fórmula

$$r(k+1) = z(k+1) - H \cdot x(k+1|k) \quad (3)$$

donde $r(k+1)$ es la innovación

$z(k)$ es la variable medida

H es la matriz de medida

Esta innovación tienen asociada un covarianza que viene determinada por

$$S(k+1) = H \cdot P(k+1|k) \cdot H^T + R(k+1) \quad (4)$$

donde $S(k+1)$ es la covarianza de la innovación

$R(k+1)$ es la covarianza del error de medida

Para minimizar el error de estimación se calcula un factor de ganancia K como

$$K(k+1) = P(k+1|k) \cdot H^T \cdot S^{-1}(k+1) \quad (5)$$

de manera que se actualizan las estimaciones de estado y su covarianza asociada con

$$x(k+1 | k+1) = x(k+1 | k) + K(k+1) \cdot r(k+1) \quad (6)$$

$$P(k+1 | k+1) = P(k+1 | k) - K(k+1) \cdot S(k+1) \cdot K^T(k+1) \quad (7)$$

Este proceso se lleva a cabo cada instante de tiempo (diezminutal de la velocidad de viento registrado), de manera que el filtro de Kalman se podría esquematizar con la Figura 1.

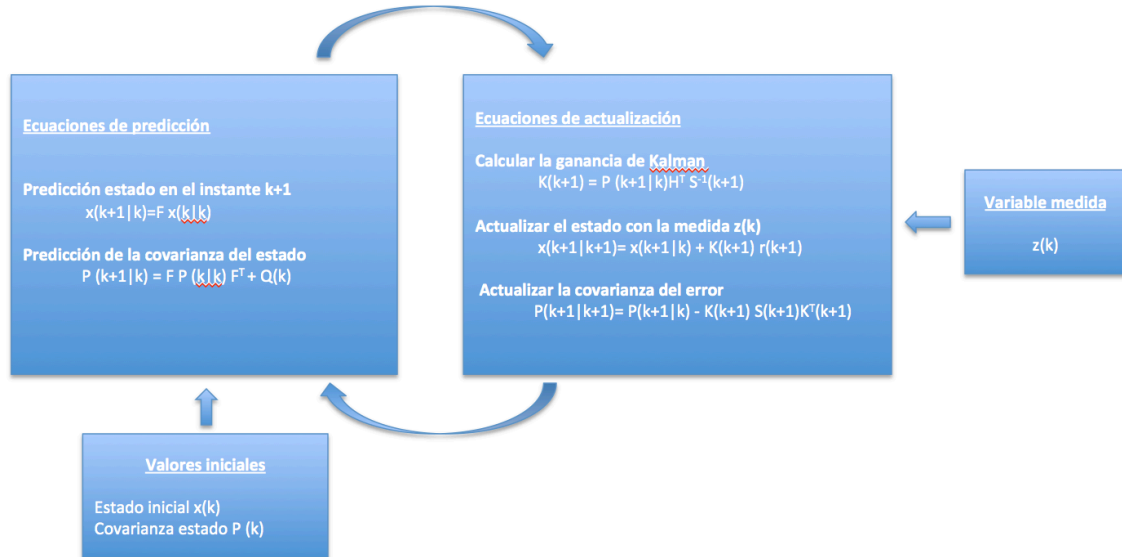


Figura 1. Esquema representativo del filtro de Kalman.

La condición que se define para marcar un dato diezminutal de velocidad como erróneo es

$$r^T(k+1) \cdot S^{-1}(k+1) \cdot r(k+1) > \text{umbral}^2 \quad (8)$$

Esta ecuación está asociada al error entre la medida y la predicción de la medida, ponderada adecuadamente con su incertidumbre. Así, si el dato diezminutal cumple esta condición, la diferencia entre el dato medido y la estimación, r , es mayor que el error admisible asociado a dicha estimación, S , y esta medida se descarta porque se considera errónea. Si la velocidad es descartada no puede usarse para actualizar el estado del filtro y, por tanto, las ecuaciones de actualización (6) y (7) se sustituyen por

$$x(k+1 | k+1) = x(k+1 | k) \quad (9)$$

$$P(k+1 | k+1) = P(k+1 | k) \quad (10)$$

Lo que permite volver a realizar la predicción siguiente pero con una mayor incertidumbre.

Anexo III. Resultados MCP entre torres

Torre1

A continuación se muestran los resultados obtenidos en la regeneración en la torre **Torre1** a partir de una torre de referencia.

	Original	Método1		Método2		Método bins	
		Valores regenerados	Error (%)	Valores regenerados	Error (%)	Valores regenerados	Error (%)
V (m/s)	6,03	6,07	0,7%	6,11	1,3%	6,07	0,7%
A (m/s)	6,8	6,85	0,7%	6,89	1,3%	6,85	0,7%
k	1,94	1,95	0,5%	1,94	0,0%	1,97	1,5%
Prod (MWh)	3996	4064	1,7%	4174	4,5%	4050	1,4%

Tabla 7. Resultados obtenidos y errores cometidos, en comparación con la serie original sin regenerar. Torre1. Año1.

	Original	Método1		Método2		Método bins	
		Valores regenerados	Error (%)	Valores regenerados	Error (%)	Valores regenerados	Error (%)
V (m/s)	6,17	6,22	0,8%	6,25	1,3%	6,2	0,5%
A (m/s)	6,96	7,01	0,7%	7,05	1,3%	6,99	0,4%
k	1,91	1,96	2,6%	1,95	2,1%	1,92	0,5%
Prod (MWh)	4187	4270	2,0%	4316	3,1%	4218	0,7%

Tabla 8. Resultados obtenidos y errores cometidos, en comparación con la serie original sin regenerar. Torre1. Año2.

	Original	Método1		Método2		Método bins	
		Valores regenerados	Error (%)	Valores regenerados	Error (%)	Valores regenerados	Error (%)
V (m/s)	6,05	6,17	2,0%	6,12	1,2%	6,12	1,2%
A (m/s)	6,82	6,96	2,1%	6,9	1,2%	6,85	0,4%
k	1,9	1,94	2,1%	1,95	2,6%	1,91	0,5%
Prod (MWh)	4013	4165	3,8%	4119	2,6%	4044	0,8%

Tabla 9. Resultados obtenidos y errores cometidos, en comparación con la serie original sin regenerar. Torre1. Año3.

Torre2

A continuación se muestran los resultados obtenidos en la regeneración en la torre **Torre1** a partir de una torre de referencia.

	Original	Método1		Método2		Método bins	
		Valores regenerados	Error (%)	Valores regenerados	Error (%)	Valores regenerados	Error (%)
V (m/s)	7,34	7,43	1,2%	7,4	0,8%	7,38	0,5%
A (m/s)	8,25	8,35	1,2%	8,33	1,0%	8,3	0,6%
k	1,77	1,8	1,7%	1,82	2,8%	1,79	1,1%
Prod (MWh)	5866	6079	3,6%	5999	2,3%	5949	1,4%

Tabla 10. Resultados obtenidos y errores cometidos, en comparación con la serie original sin regenerar. Torre2. Año1.

	Original	Método1		Método2		Método bins	
		Valores regenerados	Error (%)	Valores regenerados	Error (%)	Valores regenerados	Error (%)
V (m/s)	7,65	7,56	-1,2%	7,6	-0,7%	7,61	-0,5%
A (m/s)	8,6	8,5	-1,2%	8,55	-0,6%	8,57	-0,3%
k	1,79	1,82	1,7%	1,82	1,7%	1,79	0,0%
Prod (MWh)	6233	6019	-3,4%	6105	-2,1%	6305	1,2%

Tabla 11. Resultados obtenidos y errores cometidos, en comparación con la serie original sin regenerar. Torre2. Año2.

	Original	Método1		Método2		Método bins	
		Valores regenerados	Error (%)	Valores regenerados	Error (%)	Valores regenerados	Error (%)
V (m/s)	7,40	7,53	1,8%	7,58	2,4%	7,45	0,7%
A (m/s)	8,32	8,48	1,9%	8,53	2,5%	8,34	0,2%
k	1,8	1,84	2,2%	1,82	1,1%	1,82	1,1%
Prod (MWh)	5944	6129	3,1%	6189	4,1%	6001	1,0%

Tabla 12. Resultados obtenidos y errores cometidos, en comparación con la serie original sin regenerar. Torre2. Año3.

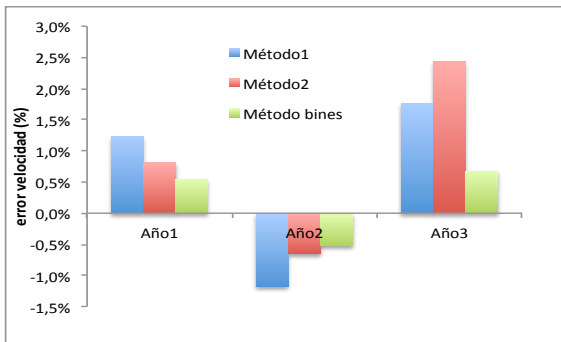


Figura 36. Error en la estimación de la velocidad según el método de correlación en cada año. Torre1.

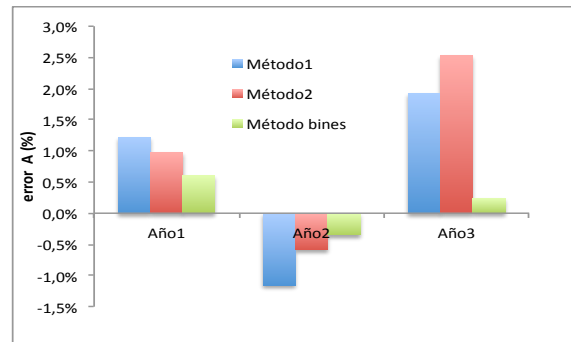


Figura 37. Error en la estimación del parámetro A de Weibull, según el método de correlación en cada año. Torre1

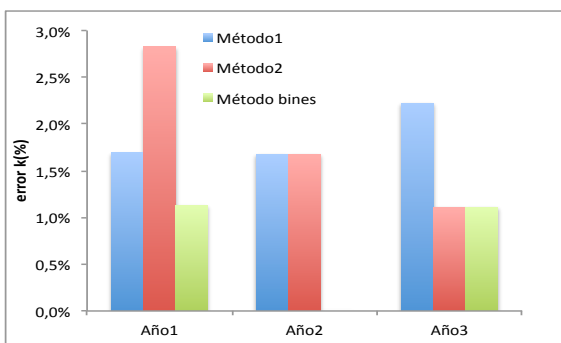


Figura 38. Error en la estimación del parámetro k de Weibull, según el método de correlación en cada año. Torre1.

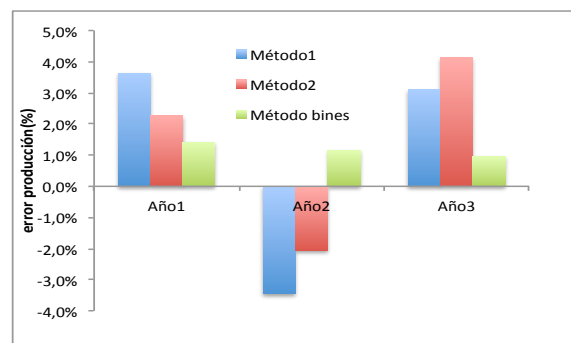


Figura 39. Error en la estimación de la producción, según el método de correlación en cada año. Torre1.

Anexo IV. Resultados obtenidos

En el siguiente Anexo se detallan los resultados obtenidos en forma de artículo, patente, contribución a congreso o desarrollos registrados en el registro de la propiedad intelectual.

1. **Dynamic data filtering for wind power systems: Stochastic framework based on Kalman Filter**

Autores: Llombart Estopiñán, Andrés; Pueyo Rufas, Carlos; Lázaro Gastón, Roberto; Guerrero Campo, José Jesús.

Publicado: European Wind Energy Conference EWEC, Milán, Apr 2007,

Resumen: El presente artículo analiza la aplicación de un filtro dinámico automático, filtro de Kalman, para el tratamiento de los registros de la campaña de medición, previa a la estimación energética del parque eólico. Se evalúan las principales diferencias entre el filtro dinámico y los filtrados estáticos. Se estudia el modelo de evolución de la velocidad, así como condiciones de continuidad entre diferentes variables para dotar de mayor consistencia a la predicción del filtro dinámico.

2. **Efficient Data Filtering for Wind Energy Assessment**

Autores: Melero Estela, Julio Javier; Guerrero Campo, José Jesús; Beltrán Martínez, Francisco Javier; Pueyo Rufas, Carlos.

Publicado: IET Renewable Power Generation, 6, 6, pp:446-454, Nov 2012, ISSN: 1752-1416

Resumen: En el presente artículo se incluyen los resultados obtenidos al incluir en el filtro dinámico la influencia de la dirección y la intensidad de turbulencia del viento, así como otras condiciones adicionales basadas en el conocimiento de los técnicos dedicados al desarrollo de evaluaciones energéticas de parques eólicos. Se evalúan estas mejoras a partir de curvas ROC, obteniendo resultados muy importantes en la reducción de tiempos en la revisión de los registros, así como en el aseguramiento de la detección de incidencias.

3. **Comparison of measure-correlate-predict methods in wind resource assessments**

Autores: Beltrán Martínez, Francisco Javier; Cosculluela Soteras, Luis; Pueyo Rufas, Carlos; Melero Estela, Julio Javier.

Publicado: European Wind Energy Conference EWEC, Varsovia, Apr 2010

Resumen: El método MCP (Método-Correlación-Predicción) se utiliza en dos etapas dentro la evaluación energética de un parque eólico; en la regeneración de datos de velocidad erróneos y en la estimación de la velocidad promedio a 10 ó 20 años en el emplazamiento. En el presente artículo se analiza la sensibilidad en ambos casos del método de correlación utilizado. Se presentan resultados de un método lineal, frente al método de los bins, desarrollado y utilizado en aplicaciones de filtrado y caracterización de curva de potencia.

4. Robust data filtering in wind power systems

Autores: Llombart Estopiñán, Andrés; Pueyo Rufas, Carlos; Fandos Martín, José Manuel; Guerrero Campo, José Jesús

Publicado: European Wind Energy Conference EWEC, Athens, Feb 2006

Resumen: En el artículo se recoge el desarrollo de un filtro automático para el tratamiento de registros SCADA de parques eólico, de forma que se facilite la caracterización de la curva de potencia de cada uno de los aerogeneradores del parque eólico. Para ello se va aplicar un nuevo método, filtrado robusto, basado en la estimación de mínima mediana de cuadrados. Este método se compara con las diferentes metodologías para el tratamiento de registros SCADA, y que son de aplicación en el sector.

5. Un sistema de evaluación y control del rendimiento de un aerogenerador

Inventores (p.o. de firma): Llombart Estopiñán, Andrés; Gutierrez Ardanaz, Roberto; Guerrero Campo, José Jesús; Beltrán Martínez, Francisco Javier; Sallán Arasanz, Jesús; Pueyo Rufas, Carlos; Talayero Navales, Ana Patricia; Melero Estela, Julio Javier; García Gracia, Miguel.

N. solicitud: P200801073 País de prioridad: ESPAÑA Fecha de solicitud: 15-04-2008

N. publicación Int: WO 2009/127764 A1 Fecha de publicación internacional: 22-10-2009

Entidad titular: Gamesa Innovation & Technology, S.L.

Países a los que se ha extendido: España – USA – China

Empresa/s que la están explotando: Gamesa Innovation & Technology, S.L.

Resumen: En la presente patente se desarrolla un sistema automatizado para la evaluación y control de la producción de los aerogeneradores de un parque eólico, que permita detectar cualquier desviación anómala de la potencia producida por el aerogenerador. Se caracteriza la relación entre la potencia de cada aerogenerador frente a diferentes parámetros, como son la dirección y velocidad del viento, temperatura, presión y humedad relativa, con el fin de definir unos umbrales de funcionamiento, de forma que se consiga detectar posibles errores en su funcionamiento.

6. Aplicación informática para el seguimiento de la producción de parques eólicos

Autores (p. o. de firma): Roberto Lázaro, Daniel Llombart, Ana Patricia Talayero, Carlos Pueyo, Enrique Telmo, Juan José Pérez

N. de asiento registral: 10/2010/123 N. de solicitud: Z-23-10

Fecha de solicitud: 18/01/2010

Titular cesionario: Fundación CIRCE

7. WINDAST, Wind Assessment Tool

Autores (p. o. de firma): Roberto Lázaro, Carlos Pueyo, Enrique Telmo, Fernando García, José Manuel Rapún e Iván Lalaguna.

N. de asiento registral: 10/2011/134 N. de solicitud: Z-82-11

Fecha de solicitud: 17/02/2011

Titular cesionario: Fundación CIRCE e Instrumentación y Componentes S.A