

Verificación del método MCP para la evaluación del recurso eólico

Autor: Sergio Gallego Santiago

Tutor: Bernat Codina Sánchez

Curso académico: 2015

Máster en Energías Renovables y
Sostenibilidad Energética

Resumen

La energía eólica constituye uno de los sectores energéticos que ha crecido más rápido durante los últimos años. Es un recurso clave para un cambio en la política energética mundial, que sea respetuosa con el medio ambiente y reduzcan las emisiones de gases de efecto invernadero.

Sin embargo, la instalación de un parque eólico lleva asociado un elevado coste económico. Por ello es necesario realizar numerosos estudios antes de su instalación para valorar su viabilidad energética, medioambiental, técnica y económica. Para ello, se instalan estaciones meteorológicas en puntos representativos del futuro emplazamiento eólico y se analizan los registros con el fin de asegurar la calidad de los datos depurando la serie o regenerando los registros del viento mediante métodos como el Medir-Correlacionar-Predecir (MCP).

El método MCP permite reconstruir la serie histórica de la velocidad y la dirección del viento del futuro emplazamiento eólico. Para ello, se suele medir mediante una estación meteorológica el viento en el emplazamiento como mínimo durante 12 meses, para luego reconstruir los datos históricos en ese lugar mediante la correlación existente entre las estaciones de referencia próximas.

Este trabajo tiene como objetivo la verificación del método MCP y para ello, se utilizaron tres de los algoritmos más utilizados en la evaluación del recurso eólico: el algoritmo de los sectores estáticos, el más utilizado, el de las componentes y el de bins.

Cada uno de los algoritmos utilizados se ha aplicado a cuatro estaciones del Servei Meteorològic de Catalunya, tres de ellas utilizadas como referencia para la regeneración de los registros y una de ellas como emplazamiento de un supuesto parque eólico.

Además, se ha utilizado la base de datos meteorológica llamada The Modern Era Retrospective-analysis for Research and Applications (MERRA). Esta base de datos contiene variables meteorológicas reanalizadas mediante la correspondencia entre las observaciones históricas y los modelos numéricos. Además, datan desde 1979 hasta la fecha actual con una resolución de 55 km de latitud con 73 km de longitud. Los reanálisis en 2 dimensiones se producen en intervalos de cada hora, mientras que los de 3 dimensiones son cada 3 horas con 42 niveles de altura diferentes según el producto.

La base de datos MERRA se presenta como una prometedora apuesta por sustituir los datos meteorológicos que se ofrecen desde los aeropuertos o estaciones meteorológicas para la reconstrucción de la serie del viento en la prospección de la energía eólica. Además, su extensión no solo alcanza a puntos sobre tierra y sino que también se dispone de puntos sobre el mar; el futuro de la energía eólica.

Índice general

1. Introducción	1
1.1. Objetivo y contenidos.....	3
2. Método MCP	4
2.1. Procedimiento para la aplicación del método MCP.....	5
2.2. Algoritmos MCP más utilizados.....	6
2.2.1. Algoritmo de los sectores estáticos.....	7
2.2.2. Algoritmo de las componentes.....	7
2.2.3. Algoritmo de bins	8
3. Emplazamiento y base de datos	9
3.1. Estaciones del Servei Meteorològic de Catalunya	10
3.1.1. Control de calidad.....	10
3.1.2. Limitaciones.....	11
3.2. Base de datos de MERRA	11
4. Análisis de datos, resultados y discusión	13
4.1. Análisis de los coeficientes de correlación.....	13
4.2. Verificación de los algoritmos MCP.....	15
4.3. Resultados	16
5. Conclusiones	18
Bibliografía	19
Anexo I: Información de las estaciones y el punto MERRA	21
Anexo II: Diagramas de flujo de los algoritmos desarrollados	27
Anexo III: Métodos y ecuaciones utilizadas	31
Anexo IV: Tablas de resultados	35

1. Introducción

La Agencia Internacional de Energía (AIE), en su World Energy Outlook 2014, estima que la demanda mundial de energía aumente un 37 % para el 2040. Esta demanda dependerá sobretodo de los países emergentes y no tanto de los principales países desarrollados (países de la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico (OCDE)). El petróleo, el carbón, el gas natural aún representarán casi el 75 % de la demanda, por lo que las emisiones mundiales de gases de efecto invernadero continuarán aumentando poniendo en compromiso el sistema climático terrestre.

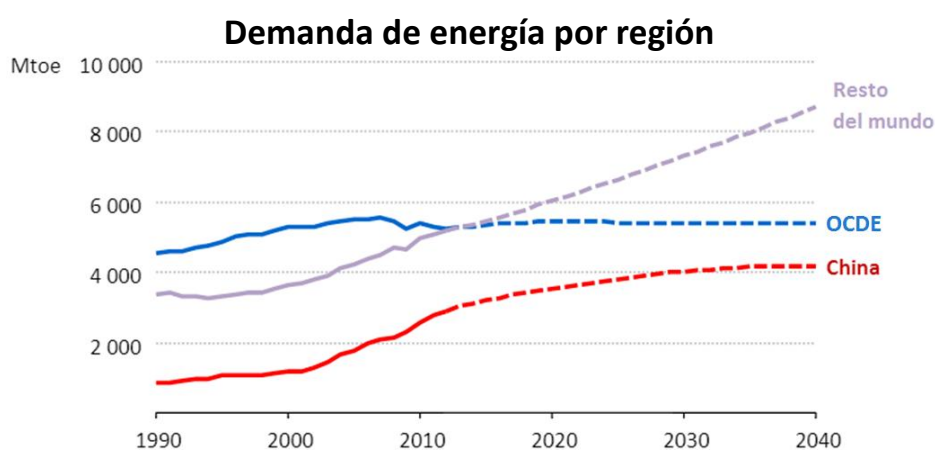


Figura 1.1. Mientras China frena su demanda, la India, el Sureste Asiático, el Oriente Medio, parte de África y Latino América se impone en el crecimiento de la demanda global de energía [International Energy Agency, 2014].

La AIE reconoce un “escenario de referencia” como aquel que ocurriría en ausencia de políticas energéticas específicas para que la temperatura suba más de 3 °C en promedio; un escenario con políticas de contención hasta 550 ppm, donde no subiría más allá de 3 °C; y un “escenario 450”, que describe los resultados de aplicar políticas energéticas que establezcan la concentración de gases en la atmósfera en 450 ppm, algo imprescindible para evitar una catástrofe climática, y evitar que suba más de 2 °C.

De hecho, el 81 % de las emisiones permitidas por el escenario 450 ya son inevitables porque supondría un trauma muy grave en la estructura del sistema económico y energético actual. Por otro lado, si no se toman medidas antes del 2017 se llegarán a superar las emisiones máximas de CO₂ contempladas en el escenario 450.

Este contexto internacional obliga a orientar la política energética mundial a favorecer 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 generan.

La energía eólica es la que mayor crecimiento ha experimentado en los últimos años. Crece a un ritmo de 30 % por año y el núcleo de crecimiento se ha trasladado en los últimos años de Europa y Norte América a Asia, que emerge como líder mundial en cuanto potencia instalada y fabricación

de aerogeneradores, fundamentalmente el 90 % de su desarrollo se encuentra en India y China [Global Wind Energy Council, 2014].

Capacidad instalada acumulativa global para la energía eólica

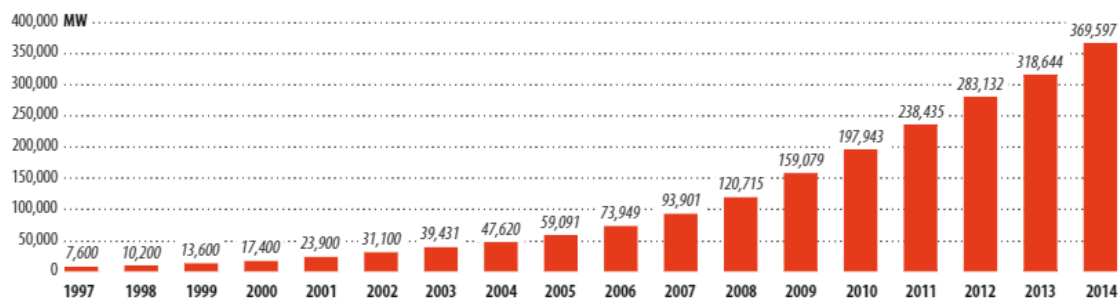


Figura 1.2. La capacidad instalada global para la energía eólica crece a un ritmo de 30 % por año [Global Wind Energy Council, 2014].

Capacidad instalada anual por región para la energía eólica

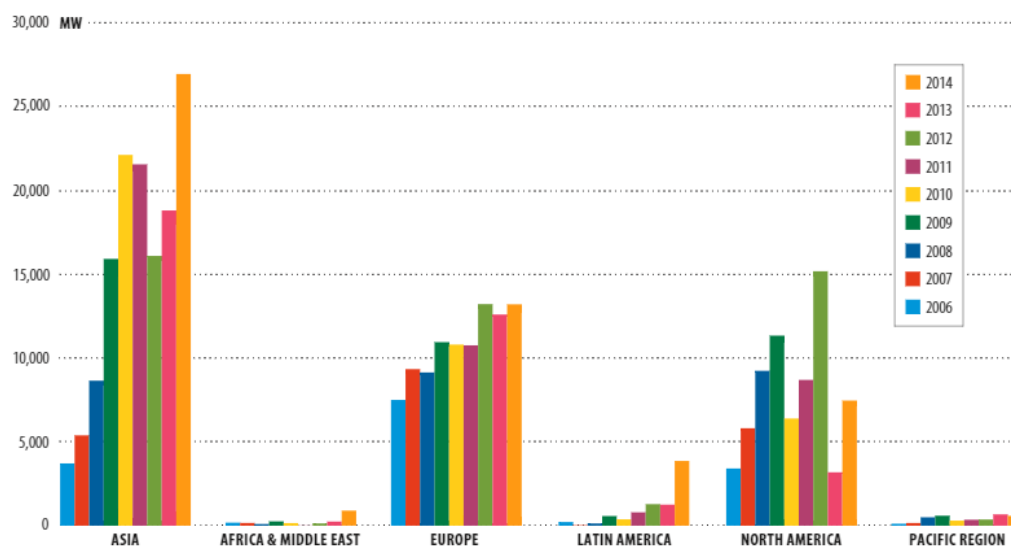


Figura 1.3. La capacidad instalada anual por región para la energía eólica entre 2006 y 2014. Asia se impone desde hace 5 años, doblando prácticamente a Europa y Norte América en el 2014 [Global Wind Energy Council, 2014].

La instalación de un parque eólico lleva asociado un elevado coste económico, entorno un millón de euros por MW instalado [European Wind Energy Association, 2009]. Por ello es necesario realizar numerosos estudios antes de su instalación para valorar la viabilidad energética, medioambiental, técnica y económica del proyecto. Estos estudios deben ajustarse lo máximo posible a la realidad con el fin de reducir riesgos financieros. Para ello, se instalan estaciones meteorológicas en puntos representativos del futuro emplazamiento eólico y se analizan los registros con el fin de asegurar la calidad de los datos depurando la serie o regenerando, si es necesario, alguna variable meteorológica.

Debido a la gran variabilidad interanual del viento, se hace necesaria su medición durante varios años para poder reflejar correctamente las condiciones que un parque eólico pueda tener a lo largo de su vida (unos 20 años). Sin embargo, no existe un acuerdo para la duración del periodo necesario para la caracterización del viento a largo plazo. La mayoría de expertos señalan que el periodo mínimo sugerido es el de 1 año para poder capturar las variaciones estacionales de la intensidad del viento, la dirección la turbulencia y la cizalla. Sin embargo, año tras año las variaciones pueden ser significativas y es recomendable la toma de medidas durante 20 años o más para caracterizarlo correctamente [Jain, 2011].

Por otro lado, mantener una campaña de medición durante tanto tiempo puede salir muy caro y prolongar el proyecto durante demasiado tiempo. Por ello, se suele medir el viento en el futuro emplazamiento eólico como mínimo durante 12 meses, para luego reconstruir los datos históricos en ese punto mediante la correlación existente entre estaciones de referencia próximas. Este método es el conocido como Medir-Correlacionar-Predecir (MCP) y es el que se tratará de verificar en este trabajo.

1.1 Objetivo y contenidos

El objetivo principal del trabajo consiste en verificar el método MCP mediante el análisis de los algoritmos más utilizados en el sector eólico a través de estaciones meteorológicas del Servei Meteorològic de Catalunya y valorar el grado de incertidumbre en la evaluación energética.

La memoria se compone de un total de 5 capítulos en los que se describe el método MCP, los diferentes algoritmos más utilizados y las estaciones meteorológicas usadas para su verificación:

- **Capítulo 1:** se introduce el principal tema de estudio y se presenta el objetivo y el contenido de la memoria.
- **Capítulo 2:** se define el método MCP, su aplicación y se describen los algoritmos utilizados.
- **Capítulo 3:** se describe el emplazamiento escogido y la base de datos del Servei Meteorològic de Catalunya y la base de datos meteorológica de “The Modern Era Retrospective-analysis for Research and Applications” (MERRA).
- **Capítulo 4:** se analizan los datos y se discuten los resultados obtenidos.
- **Capítulo 5:** se recogen las conclusiones.

2. Método MCP

El método MCP (Medir-Correlacionar-Predecir) tiene como objetivo realizar una predicción retrospectiva a largo plazo del viento en un emplazamiento para el que únicamente se dispone de datos a corto plazo. Esta predicción se basa en correlacionar la serie de datos medida en el emplazamiento con la serie de datos de las estaciones próximas a él. Esta correlación se realiza mediante regresión lineal y existen numerosas variaciones según como se tenga en cuenta la relación entre el módulo y la dirección del viento [Brower, 2012].

El método MCP tiende a tener mejor precisión que los modelos de simulación numérica como el WAsP (Wind Atlas Analysis and Application Program), sobretodo en terrenos complejos con gran número de efectos locales sobre el viento. Estos modelos introducen incertidumbres que no pueden ser cuantificadas en la predicción, por este motivo el método MCP se ha convertido en la herramienta estándar para la prospección eólica [Carta et al., 2013].

Para aplicar el MCP correctamente es necesario que se cumplan las siguientes premisas básicas [Brower, 2012]:

- El emplazamiento del futuro parque eólico y la estación de referencia deben estar sustancialmente correlacionadas climáticamente.
- Tanto el emplazamiento como la estación de referencia deben tener series homogéneas, es decir, las medidas deben ser tomadas continuamente en el mismo lugar, altura e instrumentación equivalente.
- El periodo de medida en el emplazamiento debe tener en cuenta las variaciones estacionales, por ello es necesario medir como mínimo durante un año.

A fin de que la estación de referencia se ajuste apropiadamente al emplazamiento eólico deber satisfacer ciertos requisitos:

- La estación meteorológica no debe estar afectada por factores externos como edificios o vegetación.
- La altura de las medidas tomadas en la referencia debería ser la misma que en el emplazamiento eólico. Probst et al. (2010) comprobaron que tomar las medidas a 40 y 60 metros empeoraba el coeficiente de correlación con la referencia, que suele tomarse a 10 metros de altura. Esto es debido a que existe una gran variabilidad diaria en el perfil vertical del viento.

Algunos estudios también han observado que existe relación entre el coeficiente de correlación y el periodo en el que se toman las medidas y las distancias entre la referencia y el emplazamiento eólico [Landberg et al., 1993; Ayotte et al., 2001; Bowen et al., 2004]. Nielsen et al. (2001) considera que es necesario realizar una media de los datos para aquellos que sean tomados cada 10 minutos y con estaciones relativamente alejadas para obtener una correlación aceptable. Bowen et al. (2004) observaron que medias de 1 hora podrían ser más apropiadas para evitar ruido o demasiada dispersión. Así pues, Früh (2013) calculó las correlaciones entre 7 anemómetros en Escocia. Según el autor observó que existe buena correlación entre estaciones en los intervalos promediados entre 10 minutos y 1 hora, entre 0,67 y 0,84 respectivamente, mientras que para 3 horas se empeoraba el resultado hasta 0,52.

El método MCP asume que el viento es climatológicamente estable, es decir, el viento medido en el futuro será similar al medido en el pasado. Sin embargo, es razonable preguntarse si el cambio climático tiene algo que decir y puede afectar en la precisión con la que se realiza el pronóstico para la producción de energía eólica [Freedman et al., 2009; Emeis, 2013].

Muchos son los estudios que se han realizado con el propósito de detectar cambios en el viento mediante reanálisis de datos mediante modelos meteorológicos y radiosondeos, pero debido a la gran variabilidad del recurso año tras año se hace muy difícil distinguir entre la tendencia natural del recurso y el efecto del cambio climático [Brower, 2012]. A pesar de todo, cualquier cambio dentro del horizonte temporal de los proyectos eólicos es probable que sea modesto. De hecho, incluso una disminución de un 5 % en la media anual del viento en 50 años, resultaría tan solo un 0,5 % inferior de media del recurso en 10 años del proyecto [Pryor, 2010].

2.1 Procedimiento para la aplicación del método MCP

El método MCP se basa en la correlación existente entre la serie medida con estaciones próximas al emplazamiento escogido y con la serie medida en él. Esta correlación se realiza mediante regresión lineal y como se ha mencionado anteriormente, existen numerosas variaciones según como se tenga en cuenta la relación entre el módulo y la dirección del viento. En general, el nivel de correlación debe ser superior a 0,7 para obtener unos resultados satisfactorios [Brower, 2012].

El procedimiento para la aplicación del método MCP se muestra en la figura 2.1. En primer lugar, los datos a corto plazo se comparan y se correlacionan mediante diferentes algoritmos MCP. Una vez escogido el modelo adecuado se toman los datos a largo plazo para reconstruir la serie histórica del futuro emplazamiento eólico.

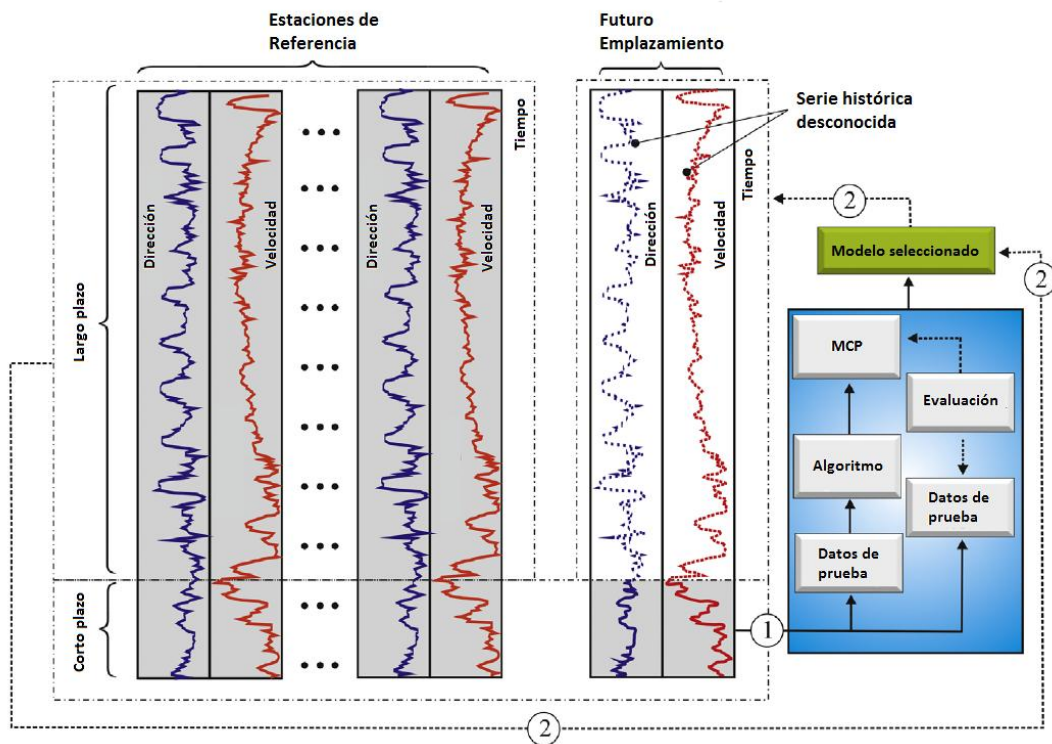


Figura 2.1. Esquema del procedimiento general para el método MCP. Adaptado de Carta et al. (2013).

Se deben tomar ciertas consideraciones para la velocidad y dirección al aplicar los métodos MCP.

- Para la velocidad se recomienda no utilizar todos los datos de la serie y filtrar los valores dentro de un determinado umbral. Según algunos autores [Landberg et al., 1993; Jain, 2011], velocidades por debajo de 3 m/s no son importantes desde el punto de vista energético por lo que se pueden descartar o analizar aparte, siempre y cuando no superen el 20 % de los datos.
- Por otra parte, para la dirección no se recomienda tomar todos los datos de golpe para realizar la correlación. Normalmente, los datos son agrupados en sectores de dirección y se correlacionan los datos dentro de cada sector para un tiempo dado. Los sectores generalmente son de 30° como se muestra en la figura 2.2. Sin embargo, puede darse el caso que en un sector no hayan suficientes datos disponibles para calcular un ajuste adecuado. Por ello, algunos autores toman estos sectores dinámicamente optimizando el tamaño de cada sector para el mejor ajuste posible [Carta et al., 2013].

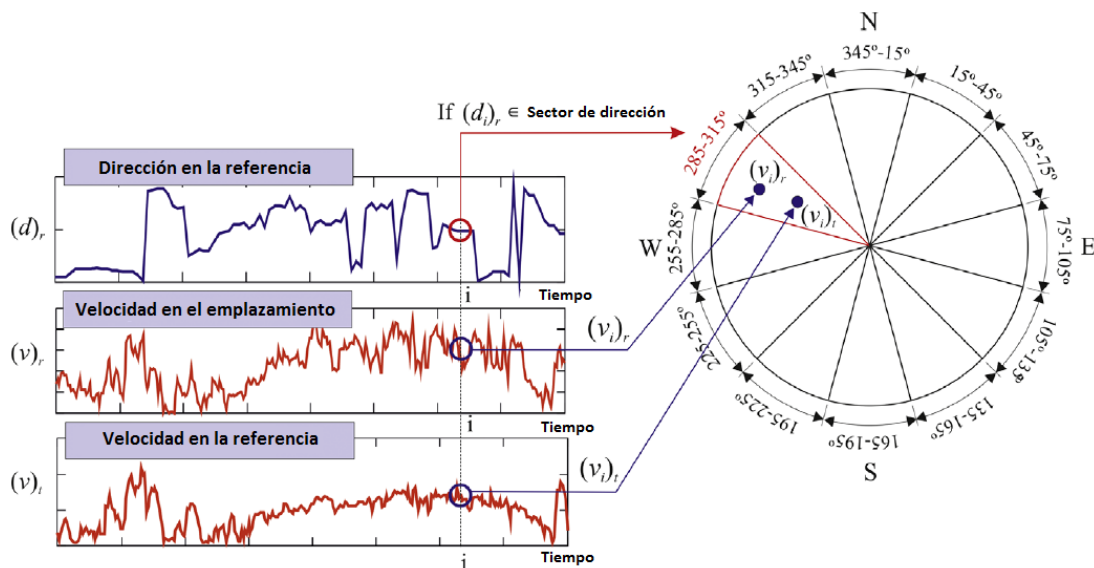


Figura 2.2. Sectores de dirección de 30° utilizados en los métodos MCP. Adaptado de Carta et al. (2013).

2.2 Algoritmos MCP más utilizados

Son muchos los algoritmos MCP desarrollados con el objetivo de disminuir la incertidumbre en la evaluación de la producción en los parques eólicos. Sin embargo, la gran mayoría son los que utilizan una única estación de referencia y algoritmos basados en funciones lineales para establecer relaciones entre la referencia y el emplazamiento eólico. Estos algoritmos incluyen las regresiones lineales por sector estático o dinámico, el método de bins propuesto por Beltrán et al. (2009), método de la varianza [Rogers et al., 2005] y otros con sus propios nombres comerciales [King et al., 2005]. Sin embargo, también existen otros algoritmos basados en relaciones no lineales entre sus variables [Derrick, 1992; Saengyuengpipat, 2010; Mina et al., 2012] y probabilísticos [Mortimer, 1994; Clive et al., 2008; Romo et al., 2011, Carta et al., 2011; Casella, 2011].

A continuación, se describirán los algoritmos utilizados en este trabajo para verificar el método MCP. Todo y cada uno de los algoritmos han sido programados en el lenguaje de programación R y sus código fuente se pueden encontrar en el Anexo II.

2.2.1 Algoritmo de los sectores estáticos

Este algoritmo agrupa los datos en 12 sectores fijos de dirección de 30° respecto la dirección de la referencia como se muestra en la figura 2.2. Tanto los datos de las estaciones de referencia como los del emplazamiento se reúnen en estos sectores y se hace coincidir el módulo para un tiempo t_i^{REF} en la referencia con el módulo para un tiempo t_i^{SITE} en el emplazamiento. Los valores t_i que no pertenecen al mismo sector quedan descartados.

Cada sector da lugar a una recta con un coeficiente de correlación asociado, es decir, en total se obtienen 12 rectas con 12 coeficientes de correlación únicos. Por otro lado, se puede calcular un coeficiente de correlación único ponderado según los datos existentes en cada sector.

Este algoritmo se ajusta muy bien con un gran volumen de datos y cuando las estaciones de referencia están realmente correlacionadas climáticamente, cumpliendo así los requisitos para aplicar correctamente el método MCP. Sin embargo, para series cortas puede penalizar mucho la correlación u obtener ajustes realmente malos si las series no se correlacionan en la dirección lo suficiente.

A la hora de reconstruir la serie completa en el emplazamiento es necesario aplicar el algoritmo tanto para el módulo como para la dirección.

2.2.2 Algoritmo de las componentes

Se basa en la naturaleza del viento como vector. Los anemómetros de las estaciones meteorológicas convencionales miden la velocidad del viento horizontal mientras que las veletas miden la dirección del mismo. Mediante trigonometría se pueden determinar las componentes del vector U:

$$u = -|\vec{U}| \cos(\theta)$$

$$v = -|\vec{U}| \sin(\theta)$$

Para determinar el ángulo se debe tener en cuenta que en meteorología el viento se define de donde viene, por lo que queda:

$$\theta = \arctan\left(\frac{u}{v}\right) + \theta'$$

El ángulo θ' corresponde al desfase para volver a las coordenadas meteorológicas donde:

$$\begin{cases} \theta' = 180; & \text{cuando } u > 0 \\ \theta' = 0; & \text{cuando } u < 0 \text{ y } v < 0 \\ \theta' = 360; & \text{cuando } u < 0 \text{ y } v > 0 \end{cases}$$

Las componentes ya incluyen la velocidad y dirección del viento y ya no es necesario agrupar los datos por sectores. Este método ajusta muy bien los datos realmente correlacionados ya que toma todos los datos existentes sin descartar alguno por encontrarse en una dirección sustancialmente diferente. Sin embargo, dada su sensibilidad penaliza mucho cuando alguna de las direcciones dominantes de la referencia o del emplazamiento no coinciden, como por ejemplo, cuando se da alguna racha o algún cambio de dirección debido a las características orográficas del terreno y efectos locales.

Por otro lado, al calcular las componentes del vector, permite calcular directamente la dirección y reconstruir las series con mucha más velocidad que el resto de algoritmos.

2.2.3 Algoritmo de bins

El algoritmo de bins fue desarrollado por Beltrán et al. (2010) y se basa en agrupar los datos en intervalos de 0,5 m/s respecto la referencia tal y como se realiza para determinar la curva de potencia de las turbinas eólicas.

En primer lugar, los datos son agrupados en intervalos de dirección respecto la referencia como en el algoritmo de los sectores estáticos. En cada uno de ellos, se agrupan las velocidades, tanto las del emplazamiento como las de la referencia, en intervalos de 0,5 m/s respecto la referencia.

Finalmente, para cada uno de los intervalos se realiza la media y se obtiene una matriz de datos en el que cada intervalo estará caracterizado por dos puntos, uno de la estación de referencia y otro de la estación en el emplazamiento. Se puede determinar entonces mediante una regresión lineal la ecuación de la recta que pasa por cada punto de los intervalos previamente definidos.

Al igual que el algoritmo de los sectores, a la hora de reconstruir la serie completa en el emplazamiento es necesario aplicar el algoritmo tanto para el módulo como para la dirección.

En este algoritmo es relativamente sencillo obtener un coeficiente de correlación muy próximo a 1 ya que se correlaciona dos puntos dentro de un intervalo muy pequeño de velocidades. El valor de la correlación tiene poco sentido en este método puesto que no se busca el ajuste, sino una recta conformada por puntos dentro de un intervalo para aplicar la ecuación que la describe sobre los registros de la estación de referencia.

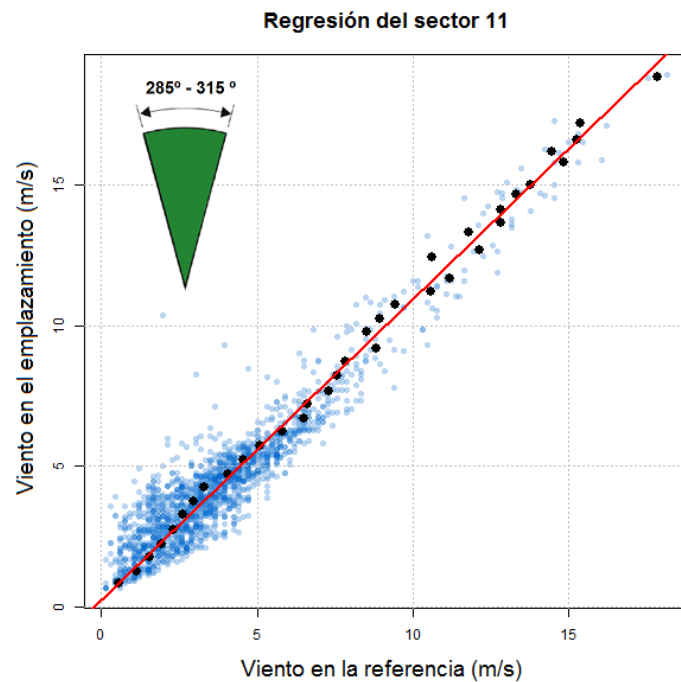


Figura 2.3. Resultado de aplicar el algoritmo de bins. Cada punto en negro representa un intervalo de 0,5 m/s. En azul se representan los datos reales y en rojo la recta de regresión.

3. Emplazamiento y base de datos

El emplazamiento escogido para este trabajo corresponde a las Montañas de Prades en Cataluña (España). Es un conjunto montañoso de la Cordillera Prelitoral Catalana localizado entre las comarcas del Alt Camp, Baix Camp, Conca de Barberà y el Priorat.

Se ha escogido este emplazamiento por encontrarse en una zona idónea para la construcción de parques eólicos y por tener múltiples estaciones del Servei Meteorològic de Catalunya con una base de datos relativamente extensa. Además, en la zona ya existen parques eólicos como se puede observar en la figura 3.1.

Los principales parques eólicos operativos próximos a las Montañas de Prades son los siguientes:

1. El parque eólico de **Collet dels Feixos**. Se puso en funcionamiento en julio de 2004 y está compuesto por 6 aerogeneradores. La potencia del parque es de 7,92 MW.
2. El parque eólico de **Mas de la Potra**. Fue inaugurado en julio de 2002 y está formado por 2 aerogeneradores. La potencia del parque es de 2,6 MW.
3. El parque eólico de **Trucafort**. Se puso en funcionamiento en marzo de 1999 y consta de 91 aerogeneradores. La potencia del parque es de 29,85 MW.



Figura 3.1. Parques eólicos operativos, con permiso administrativo y en tramitación. [EolicCat]

3.1 Estaciones del Servei Meteorològic de Catalunya

El Servei Meteorològic de Catalunya (SMC) dispone de 174 estaciones meteorológicas repartidas por todo el territorio de Cataluña con el objetivo de ofrecer servicio a Protección Civil. La gran mayoría de estaciones están equipadas con sensores que miden las principales variables meteorológicas. Sin embargo, 154 estaciones son las que miden la velocidad y dirección del viento.

Las estaciones meteorológicas miden a 2, 6 y 10 metros de altura. Desde el punto de vista meteorológico, la altura recomendable para realizar medidas de viento la World Meteorological Organization (WMO) es a 10 metros para evitar el efecto de la superficie. El motivo por el cual se mide a 2 y 6 metros se debe a la necesidad de su registro para el cálculo del riesgo de incendios forestales y el cálculo de la evapotranspiración. De las 154 estaciones mencionadas, 80 son las que miden el viento a 10 metros según los estándares establecidos.

La toma de medidas se realiza mediante un muestreo de valores cada segundo para la posterior fabricación de los datos medios cada minuto. Con estos se generan los datos de periodo que son cada 30 minutos u horarios. Actualmente se dispone de 48 estaciones que proporcionan los datos cada 30 minutos y 106 los datos horarios para la medida del viento.

Para la realización de este trabajo se ha escogido como estación de referencia la situada en Ulldemolins (Priorat) con registros desde 1996 cada 30 minutos y medidas a 10 metros. Como referencia se han escogido estaciones en Falset (Priorat) nombrada como estación 1, Vinebre (Ribera de l'Ebre) como estación 2 y en Espluga de Francolí (Conca de Barberà) como estación 3. Los registros de estas tres estaciones datan desde 2009, 1998 y 1996 respectivamente, cada 30 minutos y todas midieron la velocidad y dirección del viento a 10 metros.

La localización de las estaciones se puede observar en la figura 3.2 y los datos que la caracterizan, como el módulo o la rosa de los vientos, en el Anexo I.

3.1.1 Control de calidad

Los datos de las estaciones son sometidos a un control de calidad posterior al registro diario que consiste en procesos semiautomáticos de verificación bajo supervisión de los técnicos:

1. **Control de completitud:** verificar que los datos han sido enviados correctamente y no existe ningún tipo de problema con la alimentación o envío en la estación.
2. **Filtros de rango:** filtrar datos que se alejen demasiado dentro de un intervalo de medida de los sensores o incoherentes físicamente.
3. **Control de coherencia temporal:** detección de cambios bruscos o valores constantes en el tiempo.
4. **Control interno:** los valores medios no pueden sobrepasar a los valores extremos.
5. **Control de coherencia espacial:** comparar los datos entre estaciones próximas o en la misma región climática.
6. **Control visual:** inspección de los datos para identificar posible deriva de los sensores.

Una vez realizado el examen, el técnico decidirá el nivel de calidad de los datos considerando la situación meteorológica, la zona climática, la época del año, los datos de otras estaciones cercanas y la información facilitada por herramientas de teledetección u observadores.

3.1.2 Limitaciones

La base de datos del SMC tiene como objetivo conocer la situación meteorológica en tiempo real y mejorar el conocimiento del clima en Cataluña para dar servicio a protección civil y a la sociedad catalana.

El SMC ha pasado a gestionar parte de las redes de estaciones meteorológicas de otros departamentos de la Generalitat de Catalunya y otras instituciones según la ley meteorológica 15/2001. Estas redes son la XMET (Xarxa d'Estacions Meteorològiques Automàtiques), XAC (EMA de la Xarxa Agrometeorològica de Catalunya) y XANIC (EMA de la Xarxa Nivològica de Catalunya). Cada una de las redes tenía un objetivo concreto, como por ejemplo el estudio del clima, soporte para funciones agrícolas y forestales o control de aludes.

Debido a la diferente procedencia de las redes, las estaciones no estaban ni instaladas ni configuradas atendiendo a los mismos criterios, y por este motivo, el SMC está modificando algunas instalaciones e implantando de forma progresiva en todas las estaciones de la red criterios homogéneos en relación a los aspectos de muestreo y adquisición de los datos, el mantenimiento de los equipos o los controles de calidad que se aplican a los datos que éstas generan. Muchos de estos aspectos se recogen a normativas UNE (www.aenor.es) existentes, en relación a las redes de estaciones meteorológicas automáticas.

Por todos estos motivos, las estaciones meteorológicas suelen cambiarse de lugar para mejorar la representatividad de los datos, o se realizan mantenimientos o calibrados para mantener siempre la operatividad en situaciones de riesgo en las que Protección Civil requiera asesoramiento. Este tipo de actividades implican que hay registros que pueden perderse y que las estaciones no midan en continuo semanas o meses.

A pesar de todas estas limitaciones, en este trabajo se han tomado cuatro estaciones que no han sufrido cambios en su localización y con la máxima disponibilidad de datos en 10 años para verificar lo mejor posible el método MCP.

3.2 Base de datos de MERRA

The Modern Era Retrospective-analysis for Research and Applications (MERRA) es una base de datos meteorológica, de acceso público de la NASA, que contiene variables meteorológicas reanalizadas mediante la correspondencia entre las observaciones históricas y los modelos numéricos.

El reanálisis meteorológico consiste en analizar el estado inicial dentro de una malla de puntos, o volumen, sobre un mapa y encontrar el mejor ajuste entre el modelo meteorológico y las observaciones disponibles, teniendo en cuenta los errores asociados al modelo y a dichas observaciones. Así, se obtienen productos temporalmente y espacialmente consistentes con las observaciones realizadas y se logran gran cantidad de variables meteorológicas que no son fácilmente observables.

Los productos son generados mediante el modelo GEOS-5 (Goddard Earth Observing System Model) en su versión la versión 5.2.0. Datan desde 1979 hasta la fecha actual con una resolución de 55 km de latitud con 73 km de longitud. Los reanálisis en 2 dimensiones se producen en intervalos de cada hora, mientras que los de 3 dimensiones son cada 3 horas con hasta 42 niveles de altura diferentes según el producto.

La adquisición de los datos se puede realizar de múltiples maneras, cada una con sus pros y sus contras según para que tipo de software vaya orientada. Sin embargo, existe una interfaz gráfica [MDISC Data Subset] que permite seleccionar el producto, la región de interés, el periodo, las variables y el formato. Una vez realizada la consulta te redirige a una web con todos los días solicitados para poder descargarlos.

Para la realización de este trabajo se ha escogido el producto “IAU 2D atmospheric single-level diagnostics (avg1_2d_slv_Nx)” en el punto a latitud 41,5° y longitud 0,668° que ofrece datos cada hora. Las variables consultadas son U50M y V50M que corresponde a las componentes del viento a 50 metros del oeste y del sur respectivamente.

En la figura 3.2 se puede observar el viento medio anual a 80 metros sobre Cataluña. Además aparecen señaladas las estaciones y el punto MERRA escogido en rojo.

En el Anexo I se encuentran los datos que caracterizan cada estación y el punto MERRA escogido, como por ejemplo el módulo o la rosa de los vientos.

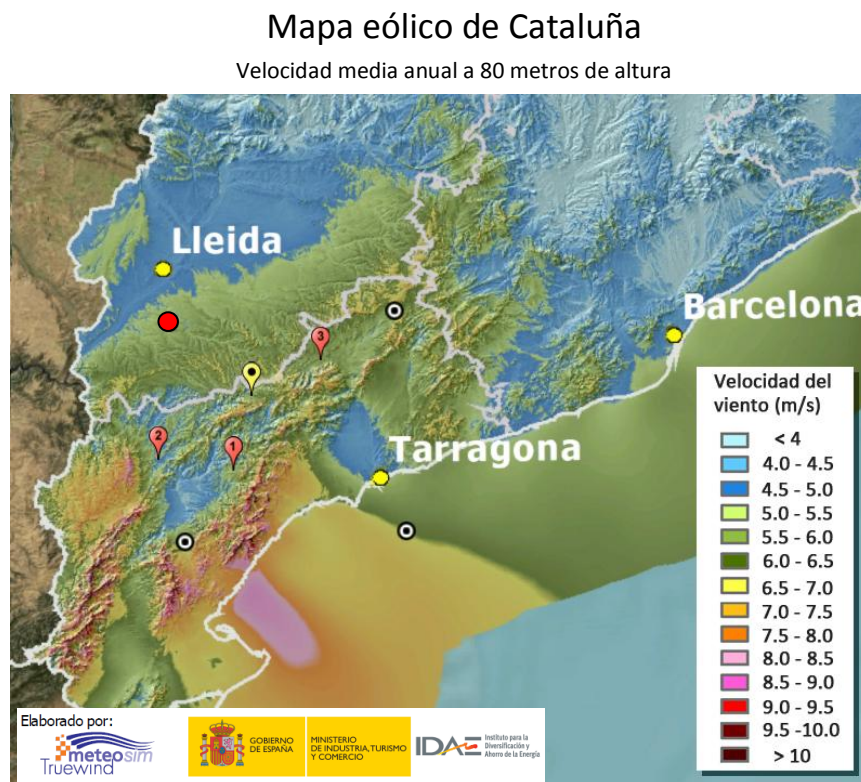


Figura 3.2. Velocidad media anual del viento a 80 metros de altura, correspondiente a la altura a la que se encontraría el buje de un aerogenerador estándar. Aparece la localización de las estaciones de referencia numeradas (en rojo) y el emplazamiento (amarillo) junto con la malla de puntos que ofrece la base de datos de MERRA y el punto escogido en rojo.

4. Análisis de datos, resultados y discusión

4.1 Análisis de los coeficientes de correlación

La verificación del método MCP se ha realizado mediante el desarrollo de una serie de *scripts* con cada uno de los algoritmos descritos en el Capítulo 2. Los algoritmos han sido programados en el lenguaje R y sus diagramas de flujo se pueden encontrar en el Anexo II.

En primer lugar, se ha analizado la calidad de la correlación cada 3 meses con el objetivo de identificar qué periodo es el mínimo para la adquisición de datos de forma que se alcance un compromiso entre el coste de la operación y la calidad de la correlación.

En la figura 4.1, 4.2 y 4.3 se muestran los coeficientes de correlación obtenidos con el algoritmo de los sectores estáticos y el de las componentes. Se ha calculado para cada una de las estaciones de referencia seleccionadas y el punto MERRA escogido frente al número de meses incluidos en la correlación.

Los coeficientes de correlación globales han sido calculados ponderado según los datos existentes en cada sector.

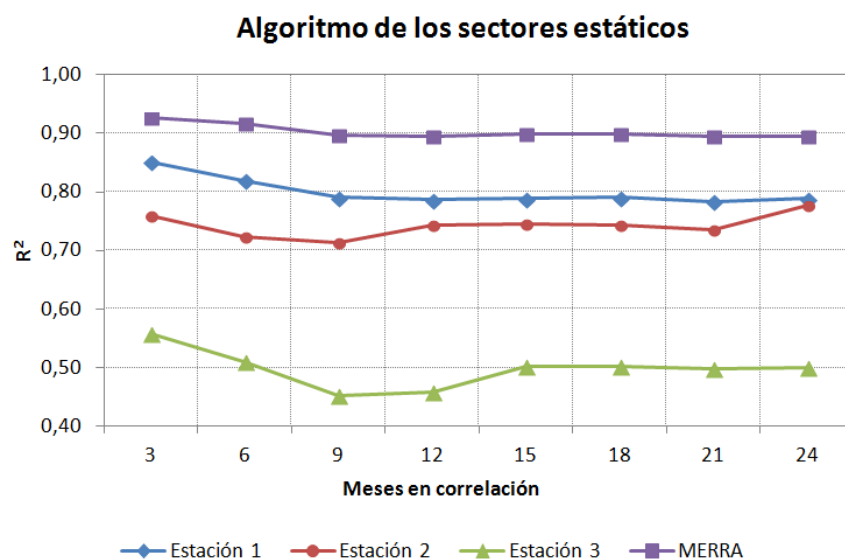


Figura 4.1. Coeficiente de correlación para el algoritmo de los sectores estáticos en función de los meses incluidos en la correlación.

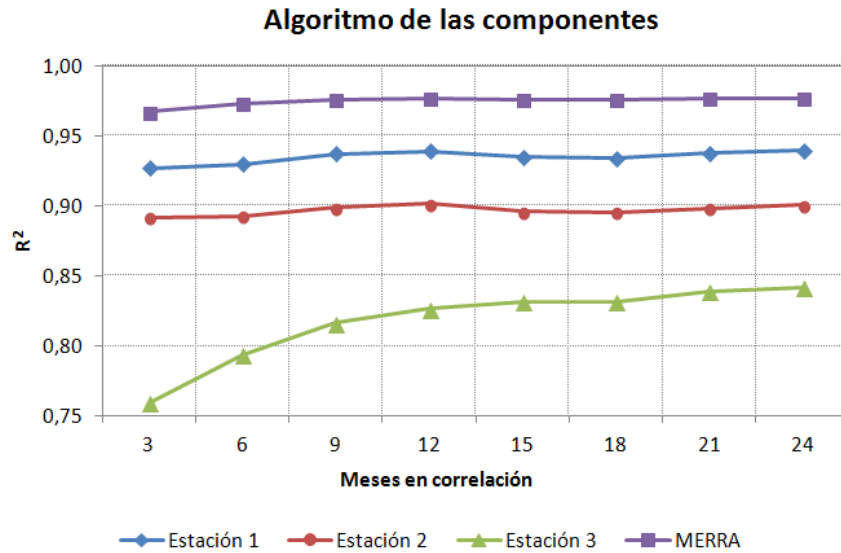


Figura 4.2. Coeficiente de correlación para el algoritmo de las componentes en función de los meses incluidos en la correlación.

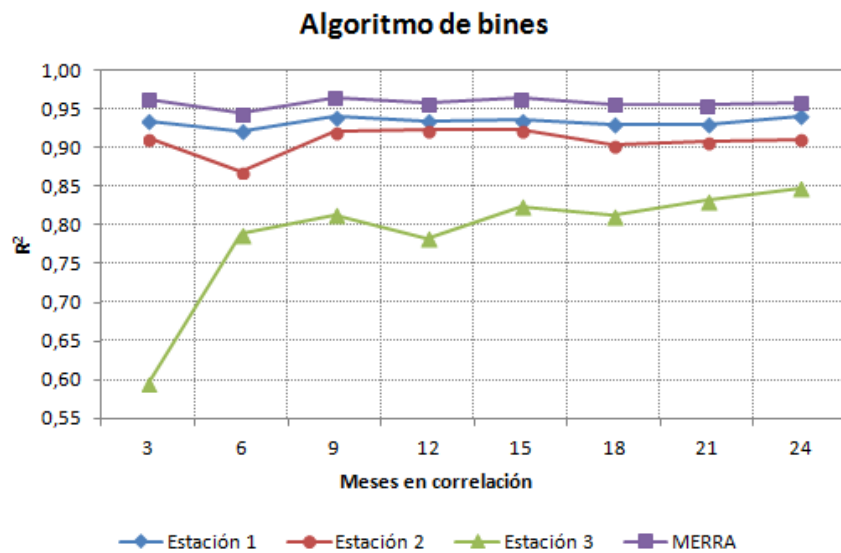


Figura 4.3. Coeficiente de correlación para el algoritmo de bins en función de los meses incluidos en la correlación.

Se observa que el que mejor ajuste presenta son los datos MERRA, seguidos de la estación 1, la más próxima al emplazamiento, la estación 2 y por último la estación 3, la más alejada y con un régimen de vientos diferente al del emplazamiento.

El punto MERRA se encuentra en un lugar con muy poco desnivel con características propias de una llanura, por lo que el viento sopla sin muchos obstáculos. Además, la dirección dominante es de componente oeste, como la que se observa en el emplazamiento, y posee una distribución de frecuencia similar. Estos motivos justifican la elevada correlación que se encuentra entre MERRA y la estación en el emplazamiento.

Por otro lado, la estación 1 se encuentra muy próxima al emplazamiento y con el mismo régimen de vientos, pero en un valle, por lo que se ve afectada por la orografía de los alrededores.

En el caso de la estación 2 el régimen de viento es ligeramente diferente y sopla en promedio con menor intensidad, por lo que se encuentra más afectado por el terreno y se correlaciona con mayor dificultad con el emplazamiento.

Por último la estación 3 posee un régimen de vientos totalmente diferente: tiende a soplar el viento del oeste cuando en las demás estaciones sopla el viento del noroeste. Este hecho hace que la dispersión sea mayor y que la correlación sea notablemente baja respecto al resto.

La correlación a 3 meses es muy elevada en el algoritmo de los sectores falseando el resultado ya que se dispone de una cantidad muy pequeña de datos por sector que pueden llegar a ajustarse muy bien. Sin embargo, se observa que con 9 meses es menor y disminuye hasta 9 o 12 meses cuando aumenta hasta que ya no mejora prácticamente la correlación. Este momento suele encontrarse entre 12 y 15 meses.

En el algoritmo de las componentes se observa como claramente el ajuste mejora a medida que el periodo considerado para la correlación aumenta. Además, ocurre que mientras menor es el valor de correlación, mayor es la mejora debido seguramente a la mayor dispersión del viento para periodos más cortos. Por otro lado, el momento en el que la inclusión de nuevos datos no aporta nueva información a la correlación se encuentra entorno 12 y 15 meses.

El algoritmo de bins presenta una correlación muy elevada para MERRA y estaciones 1 y 2, mientras que la para la estación 3 mantiene una baja correlación debido a que su régimen de vientos es diferente al del emplazamiento.

Sin embargo, en el algoritmo de bins el valor de la correlación no es tan relevante como en los otros dos algoritmos porque lo que se busca no es el ajuste, sino una recta conformada por puntos dentro de un intervalo para aplicar la ecuación que la describe sobre los registros de la estación de referencia, ya que se correlaciona dos puntos dentro de un intervalo muy pequeño de velocidades y es relativamente sencillo obtener un ajuste elevado.

En todos los algoritmos utilizados, se puede concluir que es prácticamente constante a partir de la introducción de 15 meses de datos por lo que se ha regenerado con los 3 algoritmos la serie de la estación en el emplazamiento teniendo en cuenta este resultado.

4.2 Verificación de los algoritmos MCP

Para valorar los diferentes algoritmos utilizados, se calcula la velocidad promedio, la desviación típica, los parámetros de la distribución de Weibull y la densidad de energía anual total disponible de la serie reconstruida tras aplicar las rectas de regresión obtenidas. Es necesario aclarar que los resultados de la estación 1 deben tomarse con cierta cautela puesto que se obtuvieron tomando aproximadamente 5 años y 10 meses a falta de más registros, mientras que para las estaciones 2, 3 y el punto MERRA se tomaron un total de 10 años.

Todos los parámetros han sido determinados a 80 metros de altura, porque es a la que se encontraría el buje de una turbina eólica convencional, y donde gran parte de los efectos orográficos son despreciables. El método de cálculo y las ecuaciones utilizadas para la verificación de los algoritmos se encuentran en el Anexo III.

Una vez calculados todos los parámetros, se calcula el error relativo para comparar los resultados para cada algoritmo con los obtenidos a partir de la serie de registros reales de la estación colocada en el emplazamiento.

4.2.1 Resultados

Los resultados obtenidos se resumen en las figuras 4.4 y 4.5; la primera facilita la comparación del grado del error cometido en la estimación de los parámetros calculados, mientras que la segunda permite evaluar en qué nivel se sobreestima o subestima según el algoritmo utilizado.

En la figura 4.4 se observa, que en general, el algoritmo de los sectores estáticos y el de binses son los que mejor resultados muestran. El algoritmo de las componentes, por el contrario, comete errores muy elevados y no se ajusta correctamente a los valores reales en el emplazamiento.

Este resultado puede ser debido a que el algoritmo de las componentes toma todos los datos sin agruparlos en ningún tipo de intervalo que evite las rachas o los cambios bruscos de dirección propios de cada localización, por lo que la dispersión de los datos es muy elevada. Este hecho se puede observar en los resultados en MERRA, donde los efectos locales de la referencia son muy similares a los que se encuentran en el emplazamiento y se obtiene un error muy reducido.

Por otro lado se observa que, para los algoritmos de los sectores y de binses, y con una buena correlación entre la referencia y el emplazamiento, el error cometido es del 5 % para todos los parámetros calculados (estación 1 y MERRA). Cuando esta correlación es muy baja (estación 3) puede llegar a tomar un error del 20 % y también se observa que aumenta la dispersión del error entre parámetros.

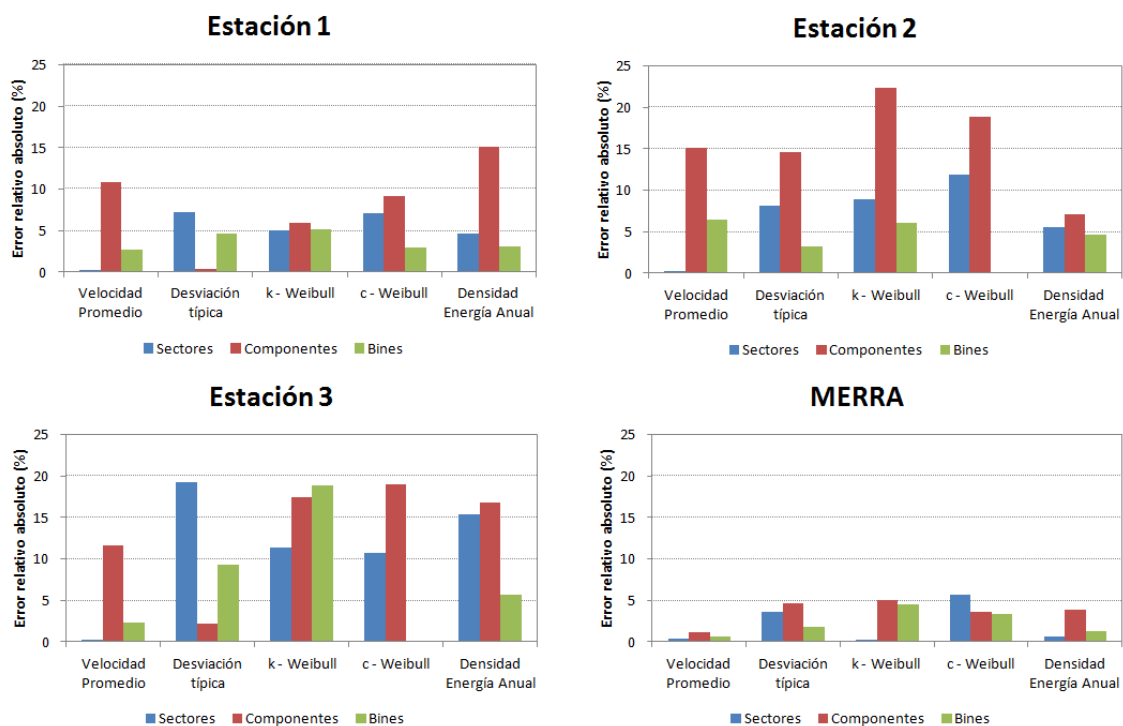


Figura 4.4. Errores relativos en valor absoluto cometidos en la estimación de los diferentes parámetros según el algoritmo y la referencia tomada. Los datos calculados de los parámetros se recogen en las tablas adjuntas en el Anexo IV.

En promedio, se observa que el algoritmo de bins ajusta los parámetros mejor que el algoritmo de los sectores pero sin notables diferencias. Sin embargo, según los resultados, el algoritmo de bins ajusta mejor la densidad de energía anual total disponible en general que el algoritmo de los sectores, sobre todo en la estación 3 con la correlación más baja.

Este resultado puede ser debido a que el algoritmo de bins caracteriza mejor la naturaleza del emplazamiento al realizar promedios de los intervalos de velocidad. Gracias a ellos, suavizan valores extremos que pueden desviar el ajuste. Por el contrario, el algoritmo de los sectores tan solo agrupa por sectores de dirección, tomando todos los datos disponibles en cada una de ellas y sesgando el ajuste.

En la figura 4.5 se observa que en la gran mayoría de casos, los parámetros calculados son subestimados, sobre todo con el algoritmo de las componentes. En el caso del algoritmo de los sectores, se sobreestiman los parámetros de Weibull y el resto se iguala o subestima. Finalmente, para el algoritmo de bins no se encuentra un patrón claro, si bien la velocidad promedio tiende a subestimarse y la desviación típica a sobreestimarse.

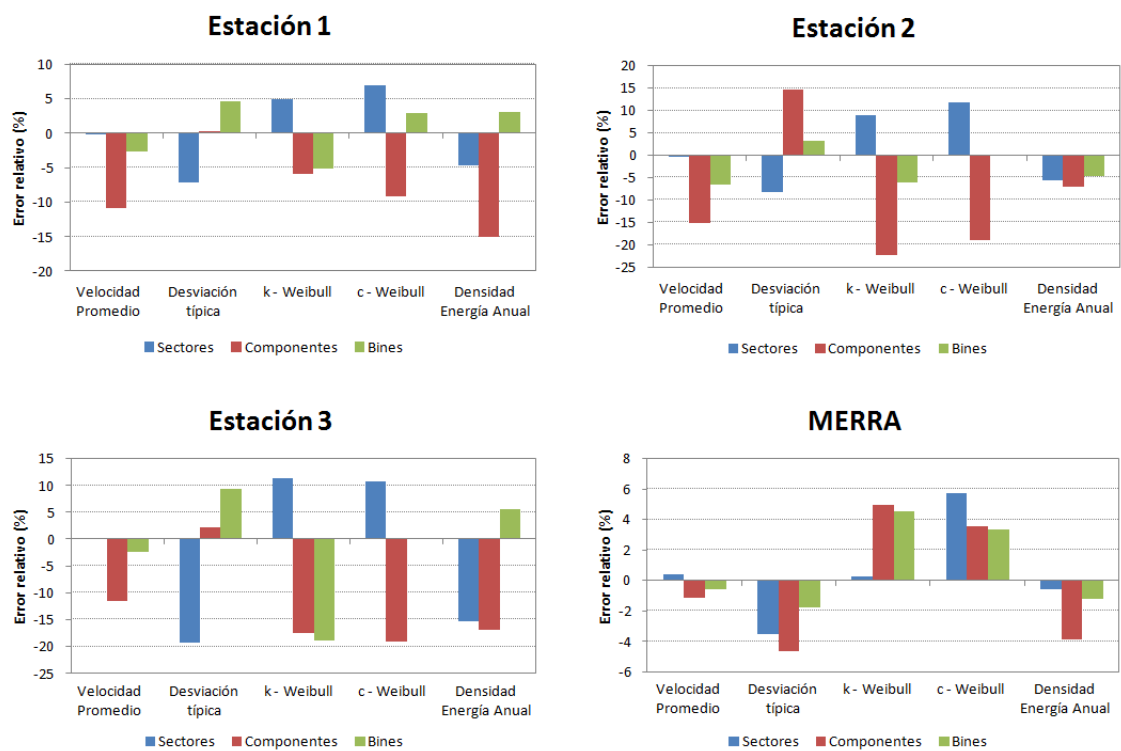


Figura 4.5. Errores relativos cometidos en la estimación de los diferentes parámetros según el algoritmo y la referencia tomada. Los datos calculados de los parámetros se recogen en las tablas adjuntas en el Anexo IV.

Según los resultados, se puede concluir que el método MCP es una técnica que permite reconstruir series con un alto grado de exactitud y fiabilidad, pero requiere una referencia que se correlacione lo mejor posible con la serie a reconstruir y utilizar el algoritmo idóneo.

Por otro lado, el algoritmo con menor incertidumbre asociada es el de bins, seguido de muy cerca el de los sectores estáticos y finalmente el de las componentes; un algoritmo de aplicación rápida pero con un elevado grado de incertidumbre.

5. Conclusiones

En este trabajo se ha verificado el método MCP mediante tres algoritmos: el algoritmo de los sectores estáticos, el más utilizado, el de las componentes y el de bins, propuesto por Beltrán et al. (2010). Cada uno de ellos se ha aplicado a tres estaciones de referencia y a un punto reanalizado con observaciones y modelización, próximos al emplazamiento escogido.

Las principales conclusiones se enumeran a continuación:

- La correlación entre la estación de referencia y el emplazamiento del parque es el factor principal que determina la incertidumbre en el método MCP. Por ello, es importante encontrar una referencia que sea próxima al emplazamiento o que mantenga las características propias del mismo, como por ejemplo, la dirección dominante, y por otro lado, evitar los efectos locales y orográficos.

En este sentido, la base de datos MERRA puede aportar un valor añadido respecto a los aeropuertos o estaciones meteorológicas cercanas para la reconstrucción de la serie en el emplazamiento, con datos cada hora desde los años 80, a diferentes alturas y una resolución de 55 por 73 km. Además, su extensión no solo alcanza puntos sobre la tierra, sino que también se dispone de puntos sobre el mar; el futuro de la energía eólica.

- Escoger el algoritmo idóneo para la aplicación del método MCP en nuestra base de datos es necesario para obtener resultados satisfactorios. Por ello, es recomendable evaluar, con los datos disponibles, cada algoritmo y aplicar el que mejor resultado aporte. Esto implica que no existe un algoritmo ideal que funcione con cualquier tipo de datos y que dependerá de la referencia y la complejidad del terreno.

En esta línea, el algoritmo de bins o el de los sectores estáticos alcanza valores reducidos de incertidumbre, alrededor del 5 % en la densidad de energía anual total disponible, gracias a que agrupa los datos en intervalos que evitan los valores extremos. Estos son los responsables de sesgar el ajuste y tienen su origen en los efectos locales y orografía, como pasa en el algoritmo de las componentes que toma todos los datos en su ajuste.

- Se recomienda tomar 12 meses de datos para aplicar el método MCP, ya que por encima de este periodo se hace difícil mejorar los resultados obtenidos, y dependerá del grado de correlación y del algoritmo escogido para la reconstrucción de la serie. Por el contrario, por debajo de este periodo los ajustes se ven afectados por la variabilidad estacional y pueden estar sesgados, reduciendo la fiabilidad de los resultados.

El método MCP es de vital importancia para evaluar la viabilidad de un parque eólico, ya que permite determinar en mayor o menor medida la producción de energía de la cual se fundamenta el parque. Sin embargo, esta herramienta es útil siempre y cuando se entienda de dónde proviene la incertidumbre asociada que se pueda obtener, conociendo la complejidad del terreno y la meteorología de la zona.

En conclusión, mejorar los algoritmos MCP e implementar la base de datos de MERRA para la valoración del recurso eólico será el futuro de la prospección de la energía eólica.

Bibliografía

- Ayotte KW, Davy RJ, Coppin PA (2001). A simple temporal and spatial analysis of flow in complex terrain in the context of wind energy modeling. *Boundary layer Meteorology*, 98, 275–295.
- Beltrán J, Cosculluela L, Pueyo C, Melero JJ (2010). Comparison of measure- correlate-predict methods in wind resource assessments. *Proceedings of the European wind energy conference, Varsovia, Polonia*, 20–23.
- (http://proceedings.ewea.org/ewec2010/posters/PO.119_EWEC2010presentation.pdf)
- Bowen AJ, Mortensen NG (2004). WAsP prediction errors due to site orography. *Risø National Laboratory*. Accedido el 20 de junio del 2015.
- (http://orbit.dtu.dk/fedora/objects/orbit:91202/datastreams/file_7711496/content)
- Brower MC (2012). *Wind resource assessment*. 1st ed. Wiley.
- Carta JA, Velázquez S, Cabrera P (2013). A review of measure-correlate-predict (MCP) methods used to estimate long-term wind characteristics at target site. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 27, 362-400.
- Casella L (2011). Long term correction when varying correlation: a general rule using a joint probabilistic approach. *Proceedings of the European wind energy conference & exhibition, Bruselas, Bélgica*, 14–17.
- Clive PJM (2008). Non-linearity in MCP with Weibull distributed wind speeds. *Wind Engineering*, 32, 319–324.
- Derrick A (1992). Development of the measure-correlate-predicts strategy for site assessment. *Fourteenth British wind energy conference*. Mechanical Engineering Publications Ltd, 259–265.
- Emeis S (2013). *Wind energy meteorology*. 1st ed. Springer.
- European Wind Energy Association (2009). *The Economics of Wind Energy*.
- Freedman JM, Waight KT, Duffy PB (2009). Does climate change threaten wind resources? *North American Wind power*.
- Früh WG (2013). Long-term wind resource and uncertainty estimation using wind records from Scotland as example. *Renewable Energy*, 50, 1014–1026.
- Global Wind Energy Council (2014). *Global Wind Report 2014 – Annual Market Update*.
- International Energy Agency (2014). *World Energy Outlook 2014*.
- Jain P (2011). *Wind energy engineering*. 1st ed. McGraw-Hill.

- King C ,Hurley B (2005). The SpeedSort , DynaSortand Scatterwind correlation methods. *Wind Engineering*, 29, 217–241.
- Landberg L, Mortensen NG (1993). A comparison of physical and statistical methods for estimating de wind resource at a site. *Mechanical Engineering Publications Ltd*, 119–125.
- MDISC Data Subset. MERRA. National Aeronautics and Space Administration. Goddard Space Flight Center. Accedido el 20 de junio del 2015.
(<http://disc.sci.gsfc.nasa.gov/daac-bin/FTPSubset.pl>)
- Mina G, Clive P (2012). Assessing the influence of neighboring wind farms on one another. *Proceedings of the EWEA annual conference and exhibition*. Bella Center, Copenhagen, Dinamarca; 16–19.
- Mortimer AA (1994). A new correlation prediction method for potential windfarm sites. *Sixteenth British wind energy conference*. *Mechanical Engineering Publications*, 349–352.
- Nielsen M, Landberg L, Mortensen NG, Barthelmie RJ, Joensen A (2001). Application of the measure-correlate-predict approach for wind resources assessment *European wind energy conference*. *Wind energy for the new millennium*. *Renewable Energies*, 773–776.
- Probst O, Cárdenas D (2010). State of the art and trends in wind resource assessment. *Energies*, 3, 1087-1141.
- Pryor SC, Barthelmie RJ (2010). Climate change impacts on wind energy: a review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*,14, 430–437.
- Romo A, Amezcua J, Probst O (2011). Validation of three new measure-correlate- predict models for the long-term prospection of the wind resource. *Journal of Renewable Sustainable Energy*, 3.
- Saengyuenyongpipat P (2010). Demonstrating measure-correlate-predict algorithms for estimation of wind resources in Central Finland. *Tesina*, University of Jyväskylä , Department of Physics, Master's Degree Program in Renewable Energy.

Anexo I: Información de las estaciones y el punto MERRA

Estación en el emplazamiento

Municipio: Ulldemolins.
 Comarca: Priorat.
 Altitud: 687 metros.
 Fecha operativa: 4 Marzo de 1996.
 Altura del anemómetro: 10 metros.

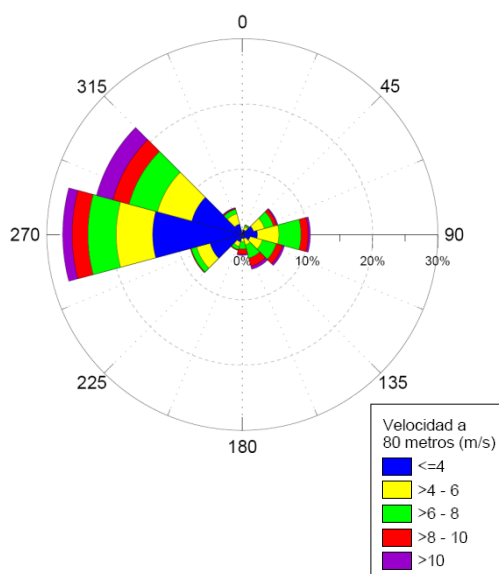


Medias anuales

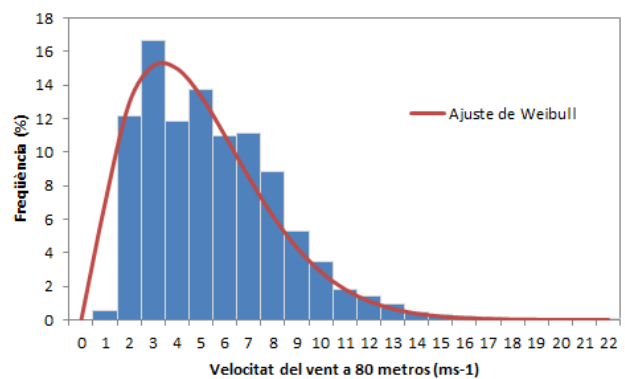
	10 metros	80 metros*
Velocidad promedio (m/s)	3,42	5,18
Desviación típica (m/s)	1,84	2,79
Moda (m/s)	1,48	2,24
Mediana (m/s)	3,14	4,76
Cuartil 1 (m/s)	1,86	2,82
Cuartil 2 (m/s)	2,40	3,64
Cuartil 3 (m/s)	4,48	6,79
Cuartil 4 (m/s)	12,60	19,10
Parámetro k Weibull	-	1,66
Parámetro c Weibull (m/s)	-	5,04
Densidad de energía anual disponible (kWh/m ² año)	-	1715

*Se ha calculado teniendo en cuenta un exponente de Hellmann de 0,2.

Rosa de los vientos



Distribución de frecuencia



Estación 1

Municipio: Falset.
 Comarca: Priorat.
 Altitud: 359 metros.
 Fecha operativa: 20 Diciembre 2006.
 Altura del anemómetro: 10 metros.

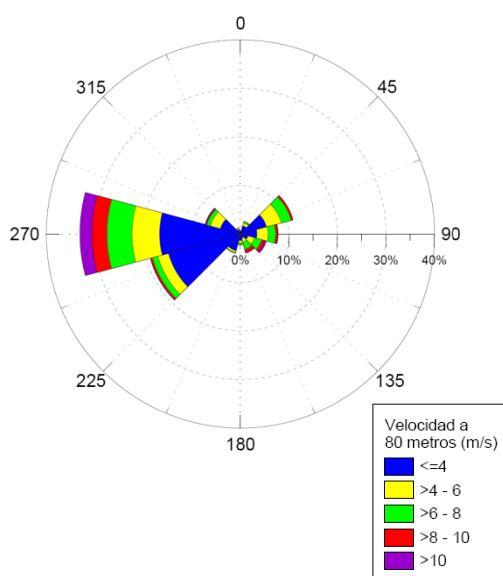


Medias anuales

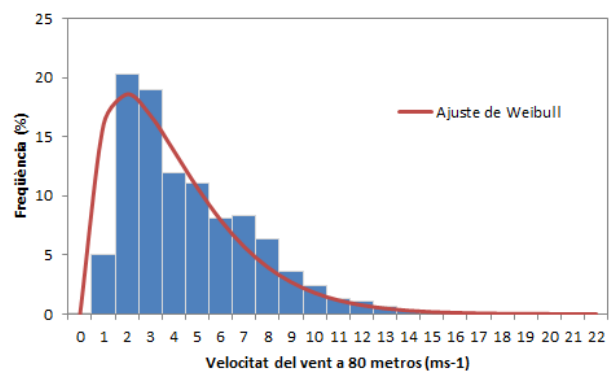
	10 metros	80 metros*
Velocidad promedio (m/s)	2,80	4,24
Desviación típica (m/s)	1,83	2,77
Moda (m/s)	1,20	1,82
Mediana (m/s)	2,32	3,52
Cuartil 1 (m/s)	1,32	2,00
Cuartil 2 (m/s)	1,84	2,79
Cuartil 3 (m/s)	3,94	5,97
Cuartil 4 (m/s)	11,96	18,13
Parámetro k Weibull		1,33
Parámetro c Weibull (m/s)		3,94
Densidad de energía anual disponible (kWh/m ² año)		1223

*Se ha calculado teniendo en cuenta un exponente de Hellmann de 0,2.

Rosa de los vientos



Distribución de frecuencia



Estación 2

Municipio: Vinebre.
 Comarca: Ribera d'Ebre.
 Altitud: 53 metros.
 Fecha operativa: 22 Enero 1998.
 Altura del anemómetro: 10 metros.

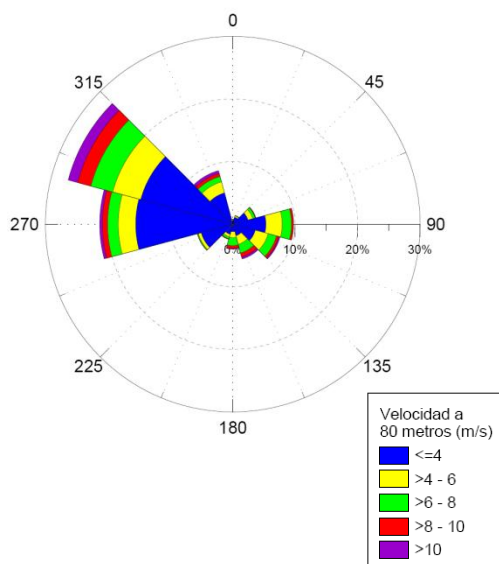


Medias anuales

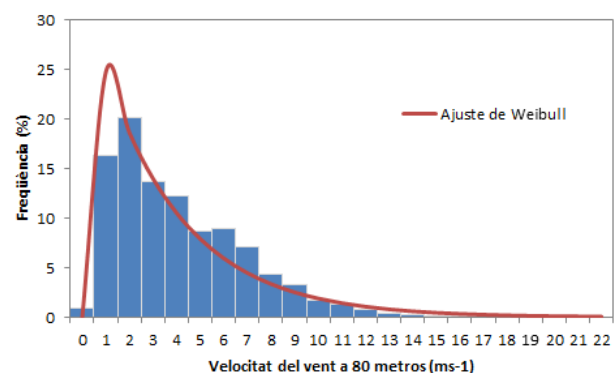
	10 metros	80 metros*
Velocidad promedio (m/s)	2,42	3,67
Desviación típica (m/s)	1,83	2,77
Moda (m/s)	0,66	1,00
Mediana (m/s)	1,96	2,97
Cuartil 1 (m/s)	0,92	1,39
Cuartil 2 (m/s)	1,44	2,18
Cuartil 3 (m/s)	3,44	5,21
Cuartil 4 (m/s)	11,52	17,46
Parámetro k Weibull	-	1,01
Parámetro c Weibull (m/s)	-	3,50
Densidad de energía disponible (kWh/m ² año)	-	991

*Se ha calculado teniendo en cuenta un exponente de Hellmann de 0,2.

Rosa de los vientos



Distribución de frecuencia



Estación 3

Municipio: l'Espluga de Francolí.
 Comarca: Conca de Barberà.
 Altitud: 446 metros.
 Fecha operativa: 23 Febrero 1996.
 Altura del anemómetro: 10 metros.

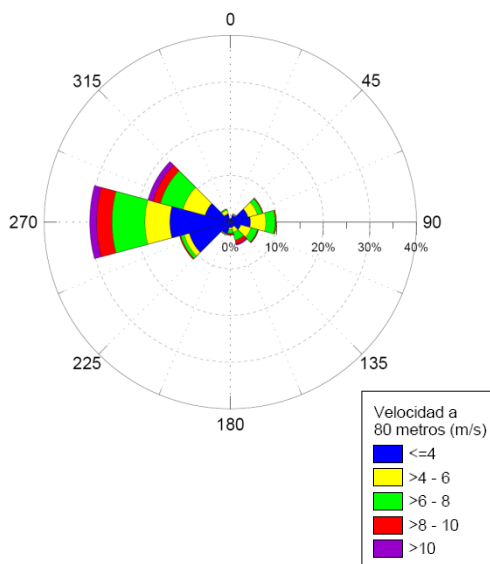


Medias anuales

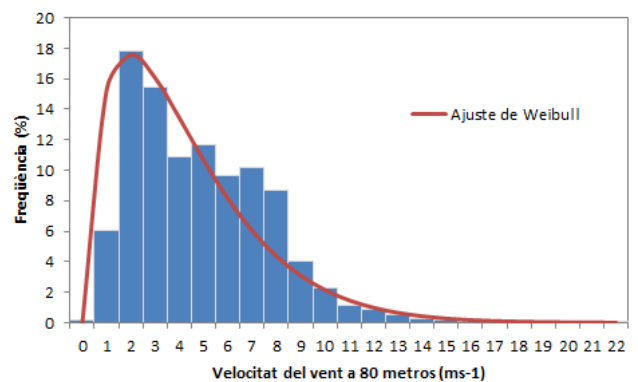
	10 metros	80 metros*
Velocidad promedio (m/s)	2,96	4,48
Desviación típica (m/s)	1,84	2,79
Moda (m/s)	1,14	1,73
Mediana (m/s)	2,64	4,00
Cuartil 1 (m/s)	1,36	2,06
Cuartil 2 (m/s)	1,98	3,00
Cuartil 3 (m/s)	4,24	6,43
Cuartil 4 (m/s)	11,82	17,92
Parámetro k Weibull	-	1,31
Parámetro c Weibull (m/s)	-	4,18
Densidad de energía disponible (kWh/m ² año)	-	1296

*Se ha calculado teniendo en cuenta un exponente de Hellmann de 0,2.

Rosa de los vientos



Distribución de frecuencia



Punto MERRA

Producto: IAU 2D atmospheric single-level diagnostics (tavg1_2d_slv_Nx).

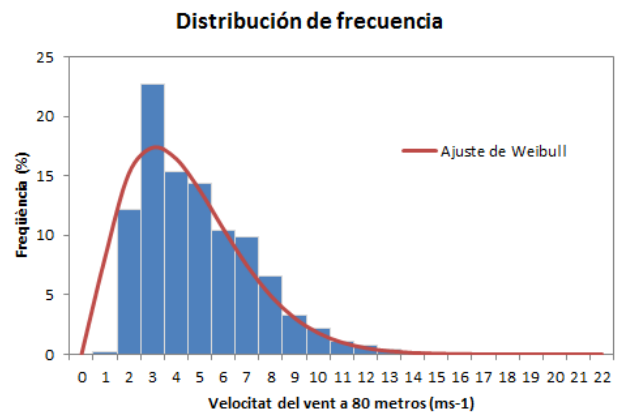
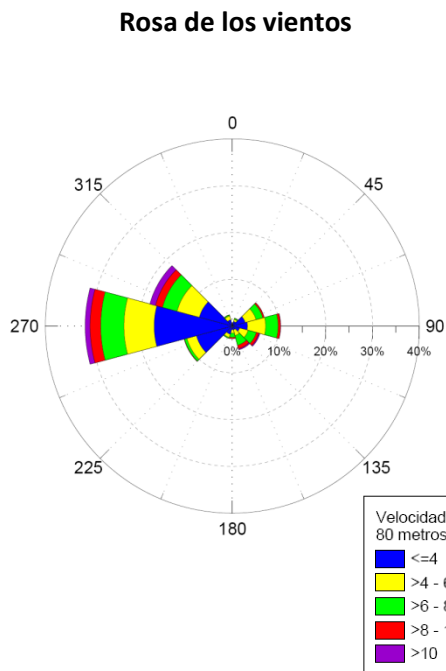
Localización: latitud 41,5° y longitud 0,668°.

Variables: U50M y V50M.

Medias anuales

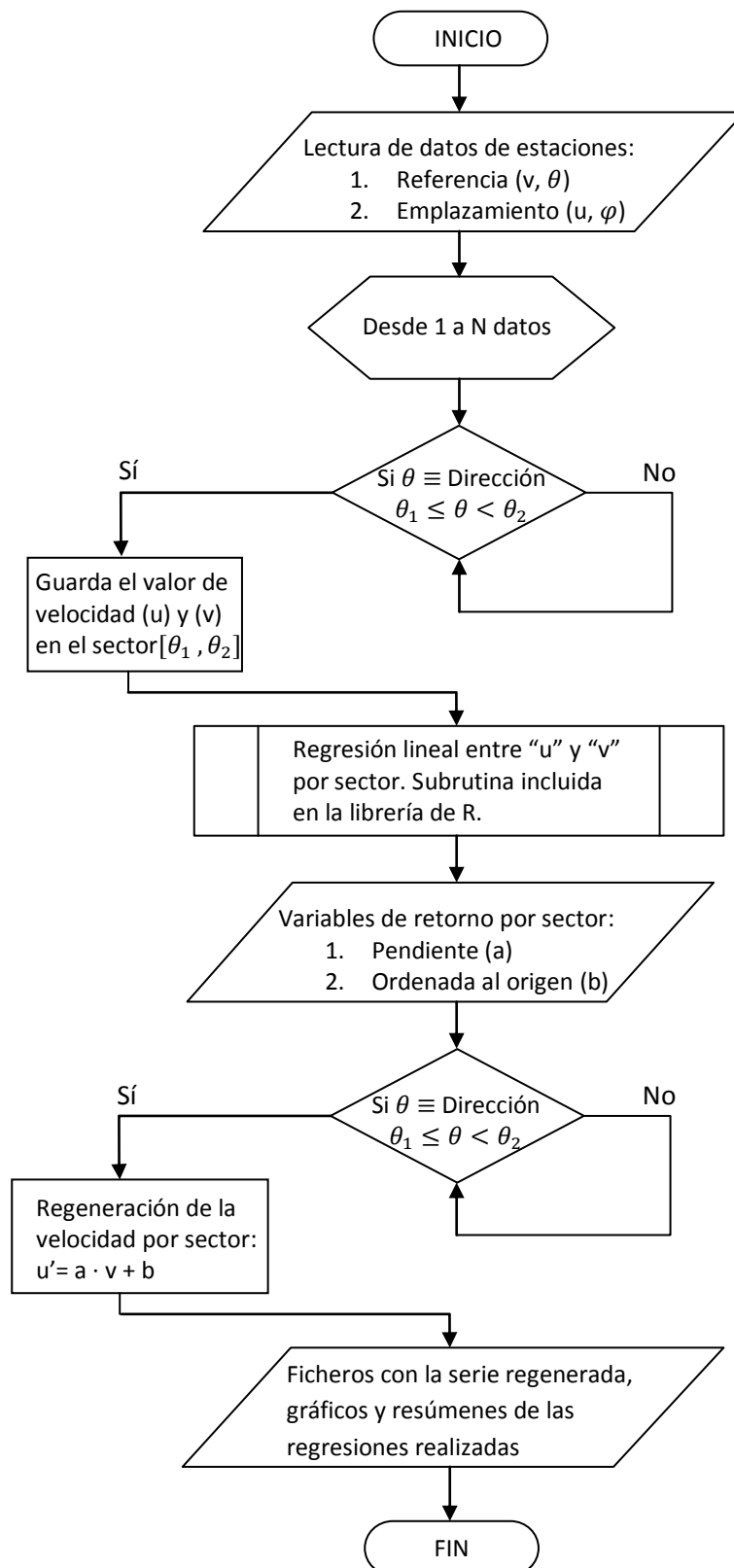
	10 metros*	80 metros*
Velocidad promedio (m/s)	3,03	4,59
Desviación típica (m/s)	1,57	2,37
Moda (m/s)	1,70	2,58
Mediana (m/s)	2,68	4,06
Cuartil 1 (m/s)	1,72	2,61
Cuartil 2 (m/s)	2,04	3,09
Cuartil 3 (m/s)	3,88	5,88
Cuartil 4 (m/s)	11,82	17,92
Parámetro k Weibull	-	1,69
Parámetro c Weibull (m/s)	-	4,47
Densidad de energía disponible (kWh/m ² año)	-	1176

*Se ha calculado teniendo en cuenta un exponente de Hellmann de 0,2.

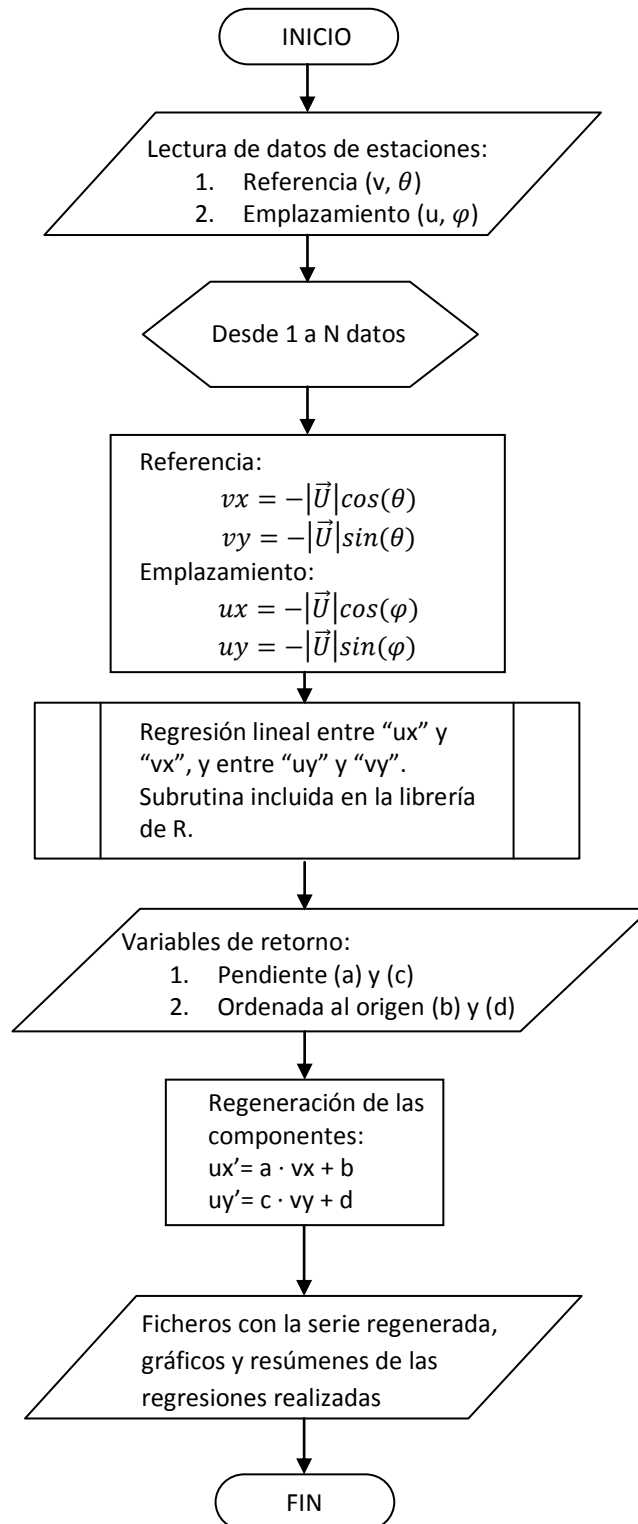


Anexo II: Diagramas de flujo de los algoritmos desarrollados

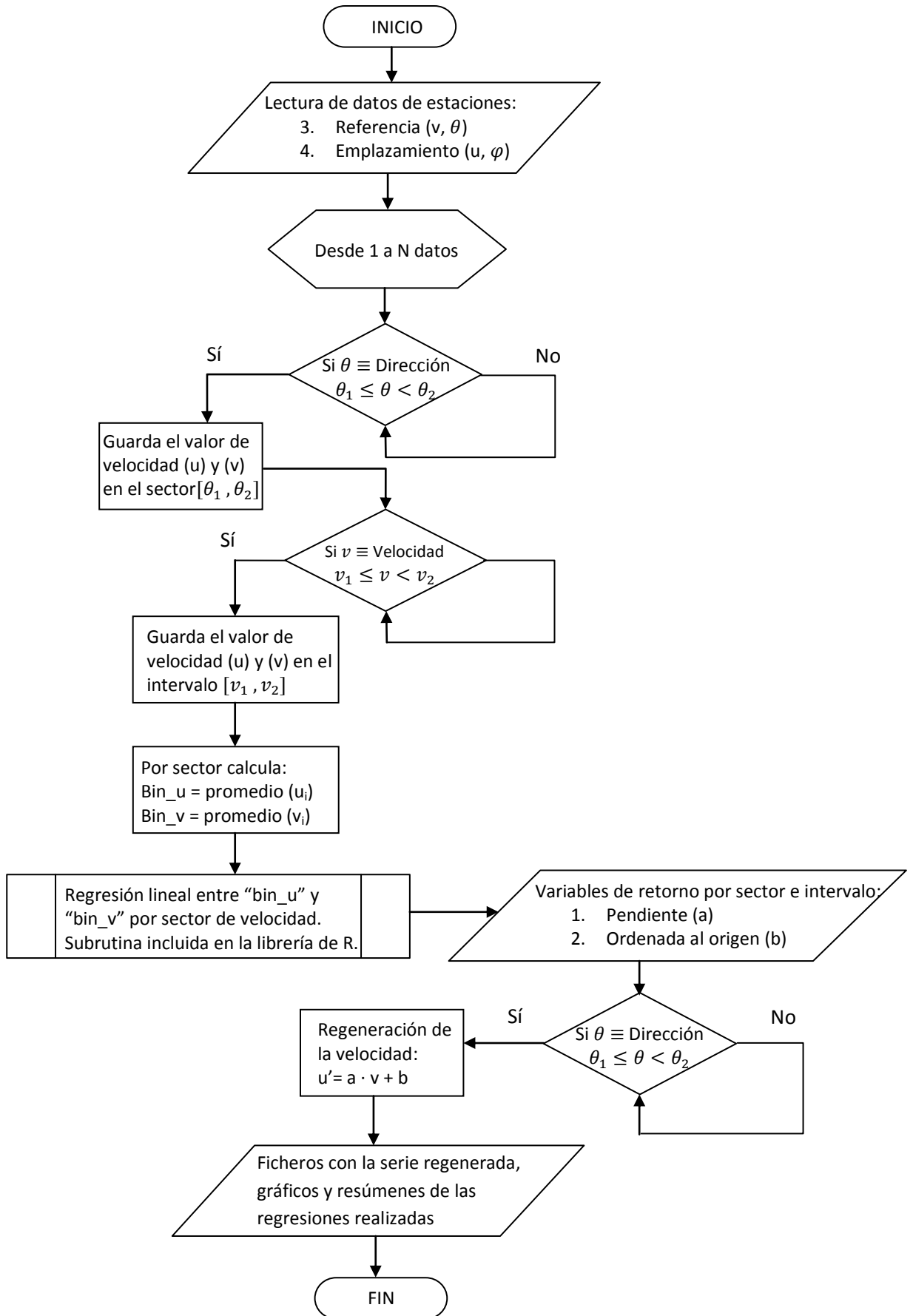
Algoritmo de los sectores estáticos



Algoritmo de las componentes



Algoritmo de bins



Anexo III: Métodos y ecuaciones utilizadas

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 de la atmósfera terrestre, la capa límite atmosférica es la parte de la troposfera que está directamente influenciada por la presencia de la superficie terrestre y responde a los forzamientos superficiales. 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.

La capa límite varía entre los 100 m y los 2000 m a lo largo del día, o incluso puede llegar a ser mayor en algunas condiciones de fuerte convección. Sin embargo, el perfil de viento es, en promedio, geostrófico¹ por encima del 10 % de la altura de la capa límite (capa superficial). Por debajo de este 10 %, el perfil del viento es cercano al perfil logarítmico y aumenta su intensidad con la altura.

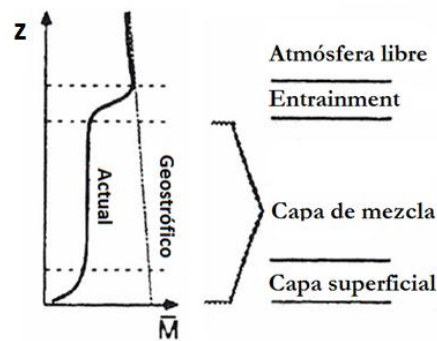


Figura 1. Perfil vertical del viento en la capa límite atmosférica diurna [Stull RB (1988) An introduction to boundary layer meteorology. Kluwer Academic Publisher, Dordrecht].

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:

$$U(z) = \frac{U^*}{k} \left[\ln \left(\frac{z}{z_0} \right) + \psi_s \left(\frac{z}{L_s} \right) \right]$$

Donde,

$U(z)$, velocidad del viento a la altura z .

U^* , velocidad de rozamiento.

k , constante de von Karman con un valor de 0.4.

z_0 , rugosidad de la superficie.

$\psi_s(z/L_s)$, es un término de estabilidad donde L_s es la longitud de Monin-Obukhov.

¹ El viento geostrófico es una aproximación física del viento real. En él se considera que existe un balance entre las fuerzas de Coriolis y la fuerza producida por el gradiente de presión. Por otro lado, se considera despreciable el efecto de la fricción y la aceleración centrípeta.

En condiciones de atmosfera neutra, el último término es cero, por lo que se simplifican los cálculos y se obtiene:

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

Donde, α es el exponente de Hellmann y está relacionado con la rugosidad del terreno. Este coeficiente tiene un valor de aproximadamente 0,2 en lugares sin grandes obstáculos y accidentes orográficos. Esta ecuación permite extrapolar los datos de las estaciones meteorológicas a la altura del buje de los aerogeneradores.

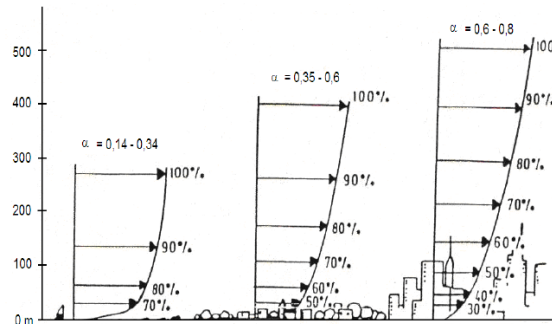


Figura 2. Perfiles verticales del viento en función del parámetro α [Stull RB (1988) An introduction to boundary layer meteorology. Kluwer Academic Publisher, Dordrecht].

Distribución de Weibull

Con el fin de caracterizar el carácter aleatorio del viento se recurre a herramientas estadísticas, como por ejemplo, a la distribución de frecuencias por intervalos de velocidad. La distribución de frecuencias a la que más se ajusta el viento es a la distribución de Weibull. La función densidad de probabilidad $p(v)$ correspondiente a Weibull viene dada por la expresión:

$$p(v) = \frac{k}{c} \left(\frac{v}{c} \right)^{k-1} e^{-\left(\frac{v}{c} \right)^k}$$

Donde,

v , es la velocidad del viento.

c , el factor de escala. Valor que suele ser próximo a la velocidad media y unidades de $m s^{-1}$.

k , factor de forma que caracteriza la asimetría de la función probabilidad y es adimensional.

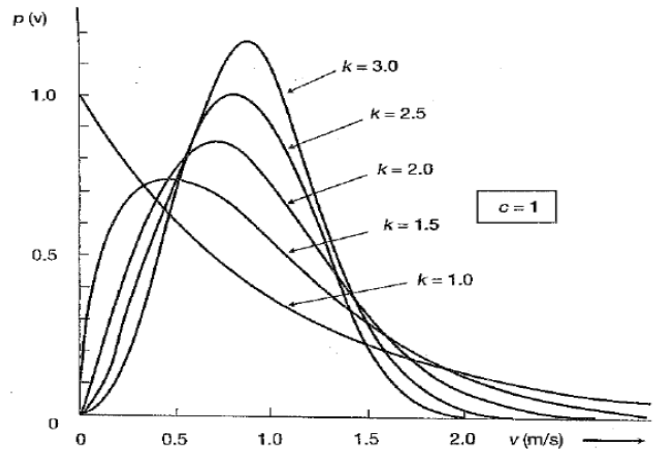


Figura 3. Distribuciones de Weibull para diferentes factores de forma [Villarubia M, (2011). Ingeniería de la energía eólica. Marcombo, p. 67].

Para determinar el factor de escala y el factor de forma que caracterizan la distribución de Weibull se recurre al ajuste de mínimos cuadrados teniendo presente que la frecuencia acumulada viene dada por la expresión:

$$F(v) = 1 - e^{-\left(\frac{v}{c}\right)^k}$$

A partir de la expresión anterior y aplicando dos veces el logaritmo neperiano se tiene la ecuación de una recta:

$$\ln[-\ln(1 - F)] = k \cdot \ln(v) - \ln(c)$$

Donde,

- k , es la pendiente de la recta.
- $\ln(c)$, es la ordenada al origen.

Tras determinar los parámetros k y c se puede calcular la distribución de Weibull asociada a los datos medidos como puede observarse en la figura 4.

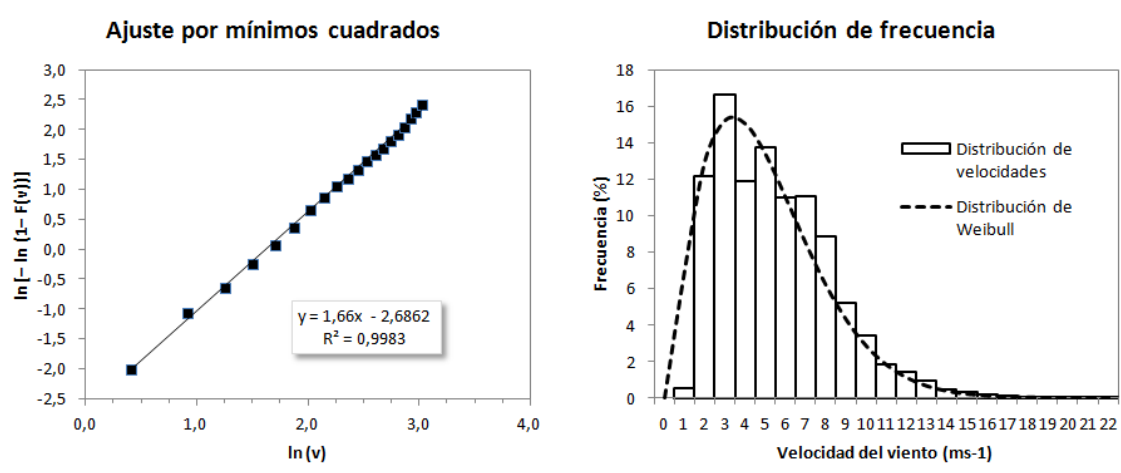


Figura 4. A la izquierda la recta que determina el factor de escala y el factor de forma. A la derecha la distribución de frecuencia para la medidas reales frente al ajuste de Weibull.

Anexo IV: Tablas de resultados

Tabla 1. Resultados obtenidos tomando como referencia la estación 1 para cada algoritmo.

Estación 1	Método sectores			Método componentes		Método bins	
	Valor real	Valor	Error relativo (%)	Valor	Error relativo (%)	Valor	Error relativo (%)
Velocidad promedio (m/s)	4,96	4,95	-0,2	4,42	-10,9	4,83	-2,6
Desviación Típica (m/s)	2,79	2,59	-7,2	2,80	0,4	2,92	4,7
Factor k Weibull	1,62	1,70	5,0	1,53	-5,9	1,54	-5,2
Factor c Weibull (m/s)	4,84	5,18	7,0	4,40	-9,1	4,98	2,9
Densidad de energía anual (kWh/m ² año)	1617	1543	-4,6	1373	-15,1	1666	3,0

Tabla 2. Resultados obtenidos tomando como referencia la estación 2 para cada algoritmo.

Estación 2	Método sectores			Método componentes		Método bins	
	Valor real	Valor	Error relativo (%)	Valor	Error relativo (%)	Valor	Error relativo (%)
Velocidad promedio (m/s)	5,10	5,09	-0,2	4,33	-15,1	4,77	-6,5
Desviación Típica (m/s)	2,81	2,58	-8,2	3,22	14,6	2,90	3,2
Factor k Weibull	1,66	1,81	8,9	1,29	-22,3	1,56	-6,1
Factor c Weibull (m/s)	5,04	5,64	11,9	4,09	-18,8	5,04	0,0
Densidad de energía anual (kWh/m ² año)	1715	1621	-5,5	1594	-7,1	1636	-4,6

Tabla 3. Resultados obtenidos tomando como referencia la estación 3 para cada algoritmo.

Estación 3	Método sectores			Método componentes		Método Bines	
	Valor real	Valor	Error relativo (%)	Valor	Error relativo (%)	Valor	Error relativo (%)
Velocidad promedio (m/s)	5,10	5,11	0,2	4,51	-11,6	4,98	-2,4
Desviación Típica (m/s)	2,81	2,27	-19,2	2,87	2,1	3,07	9,3
Factor k Weibull	1,66	1,85	11,3	1,37	-17,4	1,35	-18,9
Factor c Weibull (m/s)	5,04	5,58	10,7	4,08	-19,0	5,04	0,0
Densidad de energía anual (kWh/m ² año)	1715	1451	-15,4	1426	-16,9	1812	5,6

Tabla 4. Resultados obtenidos tomando como referencia el punto MERRA para cada algoritmo.

MERRA	Método sectores			Método componentes		Método Bines	
	Valor real	Valor	Error relativo (%)	Valor	Error relativo (%)	Valor	Error relativo (%)
Velocidad promedio (m/s)	5,10	5,12	0,4	5,04	-1,2	5,07	-0,6
Desviación Típica (m/s)	2,81	2,71	-3,6	2,68	-4,6	2,76	-1,8
Factor k Weibull	1,66	1,67	0,2	1,74	5,0	1,73	4,5
Factor c Weibull (m/s)	5,04	5,33	5,7	5,22	3,6	5,21	3,4
Densidad de energía anual (kWh/m ² año)	1715	1705	-0,6	1649	-3,9	1694	-1,2

Abstract

Wind power is one of the energy sectors that has grown fastest in recent years. It is a key resource for a change in the global energy policy that is respectful of the environment and reduces emissions of greenhouse gases.

Nevertheless, a wind farm installation entails a high economic cost. Therefore, it is necessary to do some researches until proceed to the installation, in order to assess its energetic, environmental, technical and economic feasibility. For this, meteorological stations are installed at representative points of the future wind site and measures are analyzed to ensure the quality of the data series debugging or regenerating registers of wind through methods such as Measure-Correlate-Predict (MCP).

The MCP method consists of reconstructing the speed and the wind's direction historical series of the future wind site. For this, we measure, through a meteorological station, the wind at the site over a 12 months period, in order to reconstruct the historical data series at that site through the correlation which exists among close reference stations.

This work aims to verify the MCP method, and three of the most used algorithm in the evaluation of the wind power were used to do it: the static sectors algorithm, which is the most used, the components algorithm and the bines one.

Each of the algorithms used has been applied to four stations of the Servei Meteorològic de Catalunya, three of them used as a reference for the regeneration of the data series, while the left one is used as a meteorological station on future wind farm.

In addition, we used the meteorological database called The Modern Era Retrospective-analysis for Research and Applications (MERRA). This database contains meteorological variables reanalyzed by the correspondence between the historical observations and numerical models. Furthermore, they date from 1979 to the current date, with a resolution of 55 km latitude with a 73 km longitude. Reanalysis in two dimensions occur in hourly intervals, while the three dimensions are every three hours with 42 different height levels by product.

The MERRA data base is presented as a promising commitment to replace meteorological data, which are offered either from airports or meteorological stations, for the reconstruction of the series of wind in wind power assessment. In addition, its extension will not only reach points above the ground, but also points above the sea, which are the future of the wind power.