



industriales
etsii

Escuela Técnica
Superior
de Ingeniería
Industrial

UNIVERSIDAD POLITÉCNICA DE CARTAGENA

Escuela Técnica Superior de Ingeniería Industrial

Análisis de curvas de velocidad de viento y altura: propuesta de identificación de patrones

TRABAJO FIN DE MÁSTER

Máster en Energías Renovables

Autor: Alfonso Puerta León

Director: Ángel Molina García

Codirectora: M^a del Carmen Bueso Sánchez



Universidad
Politécnica
de Cartagena

Cartagena, 2 de Octubre de 2018

Índice	general
1. Introducción	1
1.1. Estado actual de la energía eólica	2
1.2. La eólica en España	3
1.3. Objetivos	5
2. El recurso eólico	7
2.1. Variación con respecto al tiempo	8
2.2. Incremento de la velocidad de viento con la altura	9
2.3. Turbulencia	11
2.4. Instalaciones Offshore	13
2.5. Potencia extraíble	15
3. Estado del arte	17
3.1. Aumento del área de barrido	18
3.2. Medición y estudio del recurso eólico	20
3.2.1. Métodos directos	20
3.2.2. Métodos indirectos	22
4. Caracterización del recurso eólico	29
4.1. Análisis Clustering	30
4.2. Datos para el estudio	32
4.3. Aplicación del método	33
4.4. Conclusiones	37
5. Referencias	41

Índice	de	figuras
Figura 1.	Potencia eólica total acumulada [1].	2
Figura 2.	Países con mayor producción eólica [1].	2
Figura 3.	Producción eléctrica año 2010 [2].	4
Figura 4.	Cobertura demanda eléctrica en 2017 [3].	4
Figura 5.	Evolución anual de la potencia acumulada e instalada en España (en MW) [3].	5
Figura 6.	Ejemplo gráfico de cómo se forma el viento [4].	7
Figura 7.	Variación temporal del viento según meses del año.	9
Figura 8.	Distribución de las distintas capas que afectan al viento [5].	10
Figura 9.	Ejemplo de perfiles de velocidad de viento frente a obstáculos [6].	11
Figura 10.	Ejemplo gráfico de la formación de las turbulencias [7].	11
Figura 11.	Ejemplo de función de densidad de Weibull y rosa de los vientos [8].	13
Figura 12.	Comparación de perfiles de viento Onshore y Offshore [5].	14
Figura 13.	Sistemas de fijación para los aerogeneradores en el mar [9].	14
Figura 14.	Imagen del proyecto <i>DoggerBank</i> , con ubicación en el mar del norte [10].	15
Figura 15.	Representación del recurso eólico a nivel mundial [11].	16
Figura 16.	Estimación del aumento del diámetro de los aerogeneradores [11].	19
Figura 17.	Comparativa tamaño del prototipo SUMR50 [12].	20
Figura 18.	Anemómetros de cazoletas. [13]	21
Figura 19.	Ejemplo de funcionamiento del sistema LiDAR [14].	22
Figura 20.	Ejemplo red neuronal sencilla [15].	24
Figura 21.	Comparación de los valores medios diarios obtenidos con cada alternativa [15].	24
Figura 22.	Variación del coeficiente α de la expresión de Hellman a lo largo de un día para tres emplazamientos diferentes [16].	25
Figura 23.	Variación del coeficiente z_0 de la fórmula logarítmica del perfil de viento a lo largo de un día para tres emplazamientos diferentes [16].	26
Figura 24.	Velocidad estimada frente a velocidad medida según alturas [17]	27
Figura 25.	Ejemplo de un perfil real de velocidad de viento [14].	29
Figura 26.	Ejemplo del cluster basado en la forma: En la figura se aprecia como la expresión consigue ajustar ambas curvas para obtener su distancia mínima.	31

Figura 27. Ejemplo Dendrograma de un proceso clustering jerárquico [18].	31
Figura 28. Ejemplo Estimación del patrón [19].	32
Figura 29. Velocidad de viento frente a la dirección del mismo, clasificada por alturas y meses [20].	33
Figura 30. Curvas observadas e interpoladas.	34
Figura 31. Dendrogramas para las 7:00 y las 19:00.	34
Figura 32. Agrupación de las curvas seleccionando 12 grupos para las 7:00	35
Figura 33. Agrupación de las curvas seleccionando 12 grupos para las 19:00.	35
Figura 34. Cluster nº4 para las 7:00 y nº1 para las 19:00, con las curvas normalizadas y sin normalizar [20].	36
Figura 35. Representantes para el cluster nº4 de las 7:00 y nº1 para las 19:00.	36
Figura 36. Curvas calculadas con el representante de la gráfica 35 y el grado de correlación con las curvas originales.	37
Figura 37. Proporción de curvas que hay en cada clúster cuando se consideran 12 grupos en total.	38

1. Introducción

En el año 1887, el escocés James Blyth fue capaz de generar electricidad mediante la creación de un pequeño molino para alimentar la casa en la que pasaba sus vacaciones [21]. Este suceso podría señalarse como la creación del primer aerogenerador moderno, o al menos lo más parecido a los modelos actuales que tenemos hoy en día. El uso de molinos ya se venía utilizando desde hace siglos, para tareas de agricultura en su mayoría, pero no fue hasta entonces cuando se consiguió generar electricidad con la misma.

A partir de ese momento, el desarrollo de esta tecnología a conseguido crear aerogeneradores más potentes, y de mayor tamaño capaces de producir varios megawatios de potencia, variando aspectos como el número de palas, el eje principal sobre el que rotan (vertical u horizontal), variando el emplazamiento y llegando a ser instalados en el mar y, especialmente, aumentando la altura y el tamaño de toda la estructura que lo compone. Lo que en un primer momento se presentaba como una alternativa que necesitaba progresar en cuanto a capacidad generada, con el paso del tiempo se ha convertido en una fuente energética necesaria y de primer nivel. El aprovechamiento de este recurso se ve respaldado entre otros factores, a las bajas emisiones asociadas a su actividad y que por tanto es más respetable con el medio ambiente, muy acorde a la conciencia desarrollada por la sociedad en estos últimos años, en los que la contaminación y el temido agujero en la capa de ozono han pasado a ser uno de los temas que más preocupan a la población.

Esta evolución en la tecnología alcanza ahora mismo un punto de madurez que la coloca entre las fuentes energéticas más importantes en el mundo, a la vez que esta expansión plantea ahora otros desafíos. Y es que para llevar a cabo la explotación del recurso eólico, los aerogeneradores utilizados presentan grandes dimensiones y ocupan cotas de terreno importantes. A la vez que avanza el número de parques que podemos encontrar en la superficie, también se reducen la cantidad de emplazamientos útiles para la instalación de estos aerogeneradores, razón por la cual se opta por colocarlos en el mar, con las dificultades asociadas que esto supone.

De manera resumida, para conocer las cualidades de una zona se llevan a cabo campañas de toma de datos acerca del viento con unos aparatos llamados anemómetros, y esta información que obtenemos sirve a posteriori para determinar si una zona es ideal para el correcto funcionamiento de los aerogeneradores.

1.1. Estado actual de la energía eólica

El grado de madurez alcanzado en la energía eólica, se ve reflejado en los diversos parámetros de potencia instalada anualmente. En el pasado año 2017 se instalaron 52.5 GW de potencia a nivel mundial, alcanzando un total acumulado de 539.123 GW, y que además supone el 4º año consecutivo instalando potencia de origen eólico por encima de los 50 GW. Los expertos afirman que, de mantenerse esta tendencia, de cara al año 2022 habrán una capacidad total instalada de 840.9 GW [1].

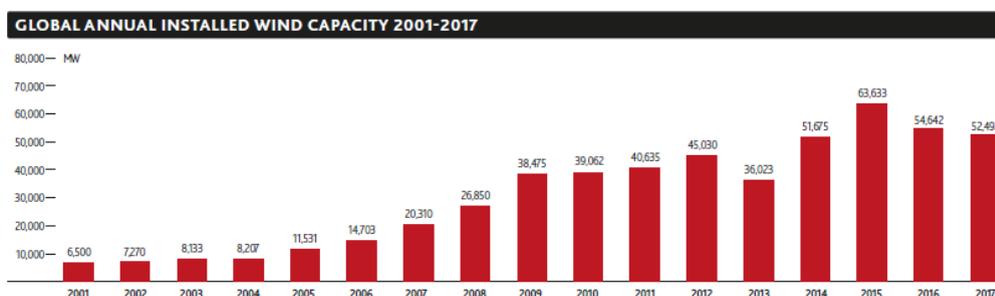


Figura 1: Potencia eólica total acumulada [1].

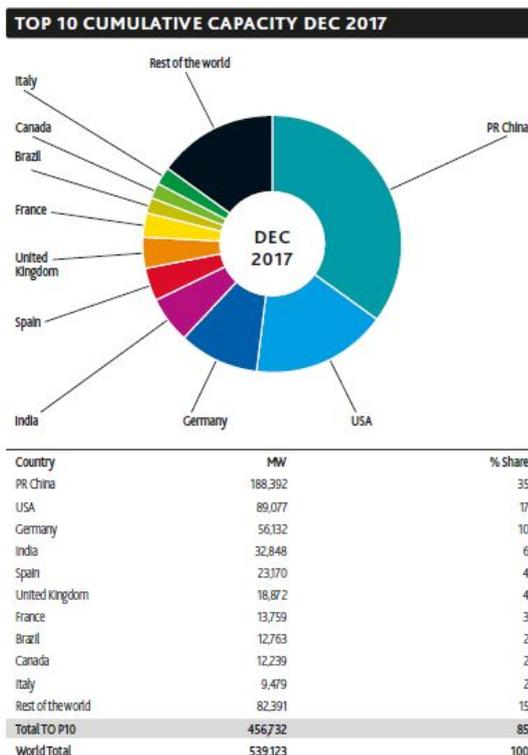


Figura 2: Países con mayor producción eólica [1].

En cuanto a nueva potencia eólica instalada, China se sitúa a la cabeza y es junto a Estados Unidos y Alemania los tres países que más potencia han instalado

en 2017, con 19.66 GW, 7.017 GW y 6.581 GW, respectivamente. A pesar de esto, los datos nos dicen que se ha instalado menos potencia que en años anteriores, especialmente en el caso de China que instaló 30.8 GW en 2016, un 60 % más que en 2017. [22].

Para satisfacer la creciente demanda en todo el mundo, se abrieron nuevas fábricas o se iniciaron labores de construcción, consiguiendo así que el pasado año la energía eólica se consolidara como la forma de energía más instalada en toda Europa, alcanzando a generar 300 TWh y cubriendo así un 10 % de la demanda energética correspondiente [1].

A nivel Europa hay instalados ahora mismo 177.506 GW de potencia eólica, de los cuales 161.726 GW corresponden a instalaciones onshore y el resto, 15.780 GW de fuentes offshore. De este total, Alemania posee 56.132 GW, España 23.17 GW y Reino unido 14.602 GW, sumando entre ellas 93.904 GW (Un 53 % del total en Europa). Les siguen en ranking de potencia instalada países como Francia, Italia y Turquía con 12.065 GW, 9.227 GW y 6.091 GW, respectivamente [1].

De estos totales, destacar el buen hacer de la eólica offshore, que ha tenido un 2017 de récord. Se han instalado 4.334 GW a nivel mundial, lo que supone un 95 % más que en el año anterior, alcanzando un total de 18.814 GW de los cuales un 84 % han ido a parar a Europa. El gran potencial de esta rama de la eólica, unido al avance en técnicas de construcción lo han hecho posible, como así lo demuestra el proyecto *Dogger Bank* para la creación de una isla asociada a un parque eólico offshore en el mar del norte [10].

De llevarse a cabo, se estima que se pueden generar unos 30 GW hacia 2027, pudiendo llegar hasta los 150 GW en 2040 y que se podría suministrar energía a países como Inglaterra, Dinamarca, Holanda, Alemania y Bélgica.

Este progreso en la instalación de aerogeneradores de tipo offshore se explica en parte a que las ubicaciones terrestres más adecuadas para parques eólicos onshore están bastante cubiertas, y esta propia falta de espacio está motivando la búsqueda de nuevas localizaciones para seguir explotando el recurso eólico.

1.2. La eólica en España

El sector de la eólica en España está sin duda muy asentado, tal y como recoge el Plan de Energías Renovables de 2011-2020, la energía eólica fue la fuente renovable que experimentó un mayor crecimiento en España hasta el año 2010. La

producción eléctrica del sector eólico para ese año llegó a alcanzar los 43700 GWh, contribuyendo en un 16% a la cobertura total de la demanda eléctrica nacional del momento, y superando en algunas ocasiones, una cobertura del 50% de la demanda horaria [2].

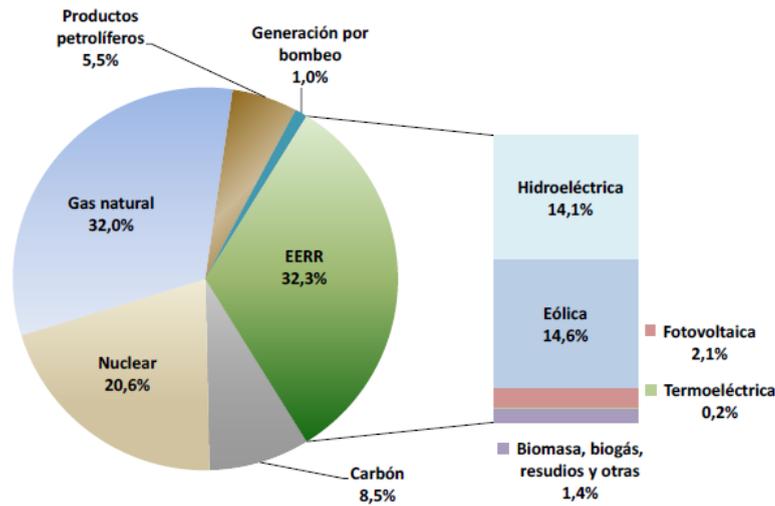


Figura 3: Producción eléctrica año 2010 [2].

Desde entonces, la energía eólica ha continuado su progreso aunque de forma más paulatina. El pasado año 2017 se produjo un aumento en la potencia eólica instalada de 96 MW, llegando así hasta un total de 23.17 GW manteniendo su estatus de 2º fuente principal de energía producida en España con una cuota del 18.2% (un 1.1% inferior respecto al ejercicio anterior), del total de la energía demandada anual, tal y como se puede ver en el gráfico:

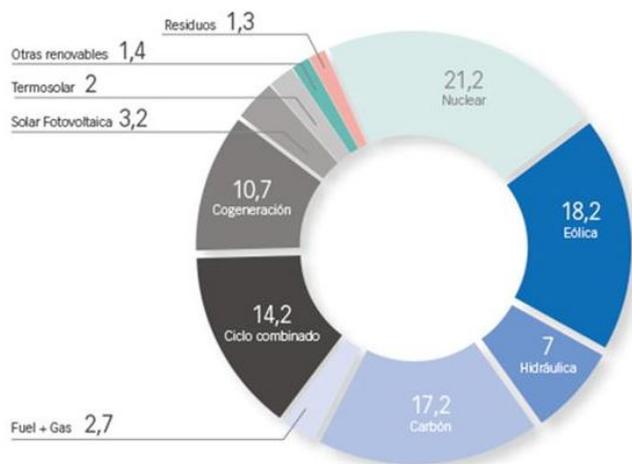


Figura 4: Cobertura demanda eléctrica en 2017 [3].

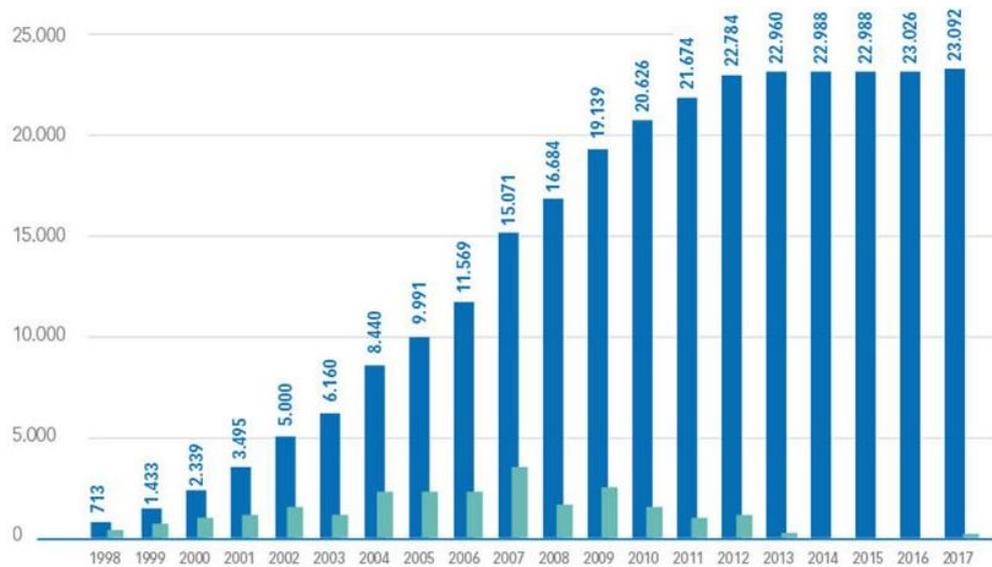


Figura 5: Evolución anual de la potencia acumulada e instalada en España (en MW) [3].

Tal y como se puede apreciar en las figuras anteriores, el sector eólico sigue siendo un pilar fundamental para el mix energético español, no obstante, la tendencia muestra un leve estancamiento respecto a años anteriores. A pesar este dato, España se mantiene como el 2º país con más MW de potencia eólica instalada en Europa, y el 5º a nivel mundial.

Los datos arriba expuestos sobre el sector a nivel nacional, tiene que ver en su mayoría con aerogeneradores de tipo onshore, y es que la apuesta por la eólica marina no parece despertar el suficiente interés en la mayor parte del país. A modo de excepción, y rompiendo con esta tendencia en las islas canarias se está llevando a cabo un proyecto bajo el nombre *Elisa*, que consiste en plataformas retráctiles de fijación que permitirán instalar aerogeneradores en el mar así como reutilizar aquellos de tipo onshore, y abaratando los costes cerca de un 30%. El éxito de esta iniciativa puede marcar una nueva época en el sector español, pudiendo instalar más KW a nivel marino [23].

1.3. Objetivos

Como hemos mencionado anteriormente, en la actualidad se llevan a cabo estudios para conocer las características del viento que hay en una zona, y es aquí donde nos preguntamos, ¿hasta que punto podemos extraer información sobre estos datos? ¿pueden existir relaciones no evidentes que estemos pasando por alto? ¿Podemos con estos datos llevar a cabo predicciones sobre futuros valores de velocidad del viento?

El objetivo principal de este trabajo será, empleando técnicas modernas de análisis de datos para casos reales de velocidades de viento, medidos con equipos Lidar en diferentes emplazamientos, obtener un conjunto de patrones que caractericen la velocidad del viento con la altura.

2. El recurso eólico

Antes de entrar a valorar los métodos y funciones empleadas para caracterizar el recurso eólico, primero cabe hacerse algunas preguntas, que pueden parecer sencillas. ¿Qué es el viento? ¿Cómo se genera? ¿Qué aspecto tiene? ¿Podemos aprovechar toda la energía contenida en él? En este capítulo trataremos de responder a estas preguntas para entender al viento como recurso energético y posteriormente analizarlo en los próximos capítulos.

De manera resumida, el viento se define como una serie de corrientes de aire en movimiento generadas por el desigual calentamiento producido en la Tierra debido al efecto de los rayos del Sol. Por esta misma razón, podemos afirmar que la energía eólica es una forma de energía derivada de la energía solar. Se estima que un 2% de la energía solar incidente sobre la Tierra es convertida a posteriori en viento [24].

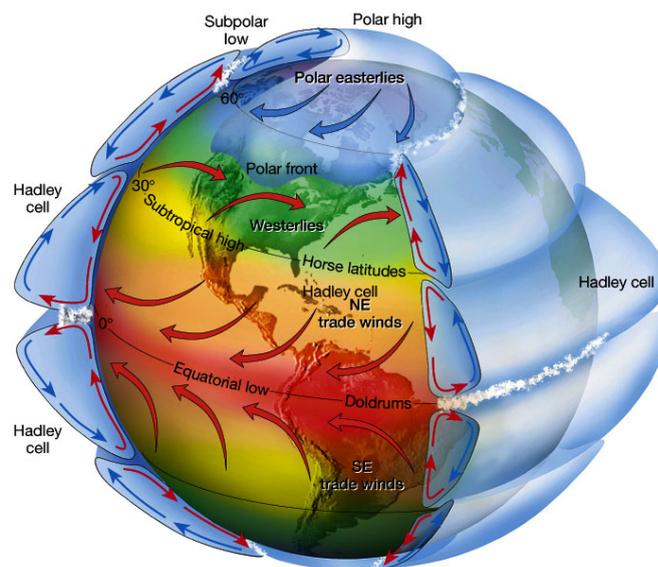


Figura 6: Ejemplo gráfico de cómo se forma el viento [4].

De manera más precisa, el sol calienta la zona del ecuador en mayor medida aumentando así la temperatura de las masas de aire que ahí se encuentran. Debido a que el aire caliente es menos denso que el aire frío, las masas calientes ascienden y se desplazan tanto hacia el norte como hacia el sur, descendiendo paulatinamente conforme desciende la temperatura y creando zonas de altas y bajas presiones [9].

A este movimiento en dirección a los polos hay que añadir también el efecto de la rotación de la tierra, o lo que es lo mismo, las fuerzas de Coriolis. La rotación terrestre provoca que las masas de aire sean movidas también dirección este y

oeste, distribuyendo las zonas de presión en todo el globo, como se puede apreciar en la imagen superior.

Producto de estas diferencias en las presiones, las masas de aire siguen con su desplazamiento, desde las zonas con mayor presión, a zonas de baja presión. Este movimiento confiere al aire una determinada energía cinética, que dependerá de su masa y su velocidad, y determinará la potencia que se podrá extraer del viento, como veremos más adelante.

Una vez explicada la formación de las corrientes de aire, seguiremos hablando de una serie de características asociadas al viento que determinan su comportamiento estocástico (tanto espacial como temporalmente), como son la variación con el tiempo, su estratificación a distintas alturas, la presencia de fenómenos aleatorios como las turbulencias, además de conocer cuánta energía se puede extraer mediante un sistema eólico.

2.1. Variación con respecto al tiempo

Características como la velocidad o la dirección se ven muy afectadas por el tiempo o el momento del año, y éstos puede variar en intervalos cortos de tiempo, desde minutos, horas a días e incluso periodos más largos de tiempo como meses y años.

Como hemos explicado al comienzo del capítulo, el movimiento de las masas de aire se produce principalmente por el calentamiento producido por el sol, y de igual manera que a lo largo del año diferenciamos cuatro estaciones cada una de ellas con sus temperaturas características, esto viene a explicar la variación mensual que experimenta el viento. Por otra parte, los cambios diarios son producidos por fenómenos térmicos como el calentamiento del agua por el Sol, que origina corrientes de viento en las proximidades de la costa del mar a tierra durante el día y en el otro sentido durante la noche.

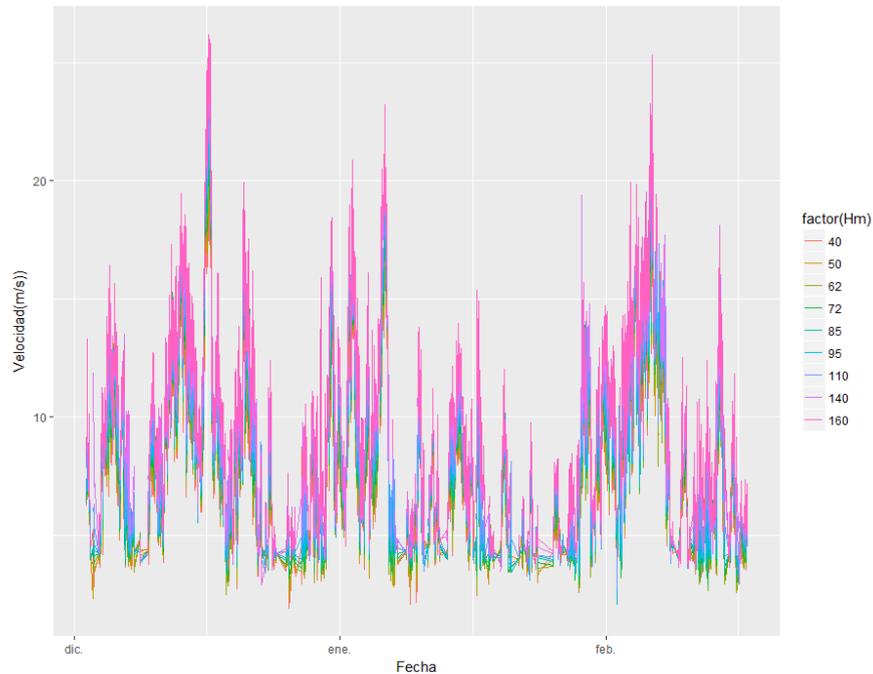


Figura 7: Variación temporal del viento según meses del año.

2.2. Incremento de la velocidad de viento con la altura

Además de su variación con el tiempo, otro factor muy a tener en cuenta y que afecta a la velocidad final del viento es el incremento del mismo cuanto mayor es la altitud. Esto ocurre por la acción del rozamiento de las masas de aire a grandes alturas, que conforme vayamos descendiendo y aproximándonos a la superficie terrestre, se irá reduciendo por la acción de otros factores como los obstáculos presentes en el terreno. Según la altitud a la que nos encontremos, el viento verá afectada su velocidad en mayor o menor medida por unos factores u otros, cuya acción podemos clasificar en tres capas o rangos de altura tal y como se aprecia en la siguiente figura:

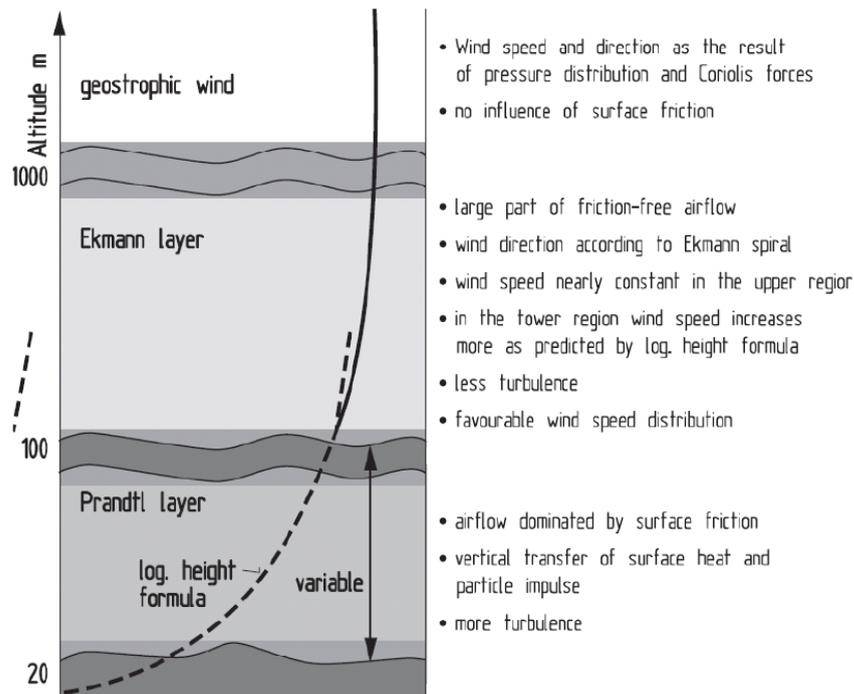


Figura 8: Distribución de las distintas capas que afectan al viento [5].

En la zona más próxima a la superficie terrestre, la capa de Prandtl, las corrientes de aire se ven fuertemente influenciadas por el efecto de la orografía en el terreno, como edificios, árboles, montañas y demás obstáculos que reducirán la velocidad del viento al contacto con el mismo. Por encima de esta capa, y hasta una altura próxima a 1000 m, se encuentra la capa de Ekman, en esta zona los efectos por rozamiento con el terreno son mucho menores y presenta menos turbulencias. Aquí el flujo de aire se encuentra a velocidades próximas a la del viento geostrofico, que sólo se ve afectado por las diferencias de temperaturas y presiones para esas alturas.

Hay que señalar que la capa de Prandtl puede verse afectada por las condiciones meteorológicas presentes. Por ejemplo, por la noche ve reducida su acción hasta los 50 m, mientras que en las horas del día puede llegar hasta los 150 m. Es en estos rangos de altura donde se sitúan la mayoría de aerogeneradores y que además provoca que el uso de fórmulas matemáticas como la de Hellman (como veremos en el capítulo 4) presente errores a la hora de estimar la velocidad de viento para alturas próximas al límite de estas capas.

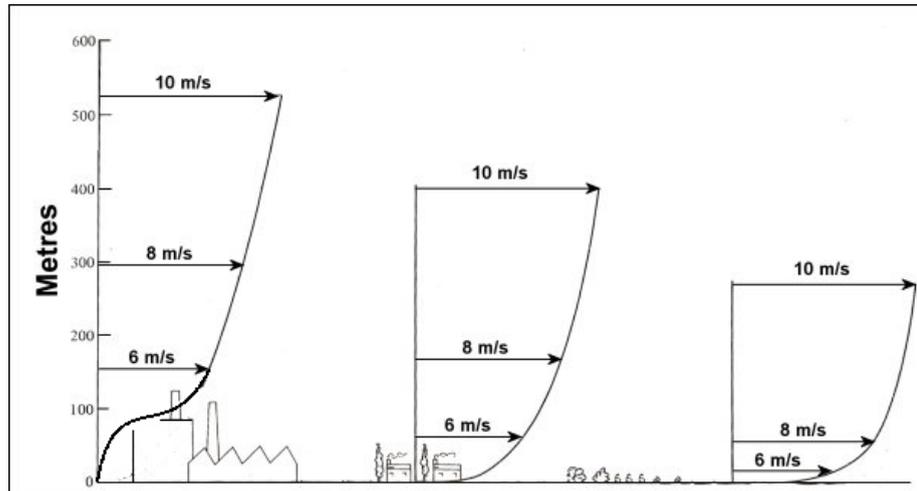


Figura 9: Ejemplo de perfiles de velocidad de viento frente a obstáculos [6].

2.3. Turbulencia

Otro factor que contribuye a la alta variabilidad en la velocidad del viento, es la presencia de cambios repentinos e instantáneos en la dirección, que son producidos especialmente en zonas que presenten obstáculos como vegetación, edificios, e incluso los propios aerogeneradores. Por esta razón, a la hora de montar un parque se intenta mantener una separación mínima de entre 3-5 veces el diámetro del rotor además de aumentar la altura de las turbinas para evitar los efectos de las mencionadas turbulencias.

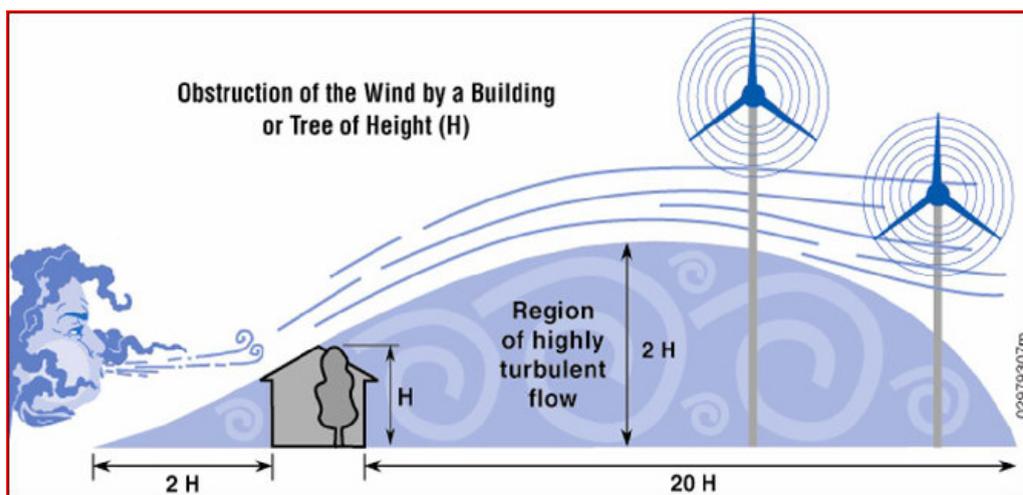


Figura 10: Ejemplo gráfico de la formación de las turbulencias [7].

En nuestro caso, una turbulencia se define como el cambio instantáneo o desviación respecto al valor de la velocidad media de viento de una zona, y depende en gran medida de las condiciones meteorológicas de la zona y de la

presencia de obstáculos. Para caracterizar este fenómeno, se emplea una relación entre la desviación estándar del viento σ_v respecto a la velocidad media \bar{v}_w , y se le conoce como intensidad de turbulencia σ_o y se expresa en tanto por ciento [5]:

$$\sigma_o = \frac{\sigma_v}{\bar{v}_w} \quad (1)$$

Para hacernos una idea, los valores más bajos para turbulencias son observados a nivel del mar y para zonas amplias con pocos obstáculos, con valores del 5-7% mientras para zonas con mayor presencia de vegetación, montaña o edificios aumenta hasta el 20%.

A menudo y para ver de manera sencilla las características del viento de la zona, se recopilan los datos y se clasifican en rangos de velocidades. Dos de las representaciones más conocidas son la rosa de los vientos, en la que se muestra la velocidad del viento acorde a la dirección del mismo y la otra, mediante el uso de una expresión utilizada en estadística que se conoce como distribución de probabilidad de Weibull. De esta manera, podemos obtener información acerca de la cantidad de horas que las distintas velocidades presentes se encuentran disponibles para unos determinados intervalos de tiempo. La expresión matemática empleada presenta la siguiente forma:

$$f(V) = \frac{k}{c} \cdot \left(\frac{V}{c}\right)^{k-1} \cdot e^{\left(-\frac{V}{c}\right)^k}, \quad (2)$$

donde k es el factor de forma y c es el factor de escala. En la figura 2 tenemos un ejemplo de las dos representaciones mencionadas, donde se puede apreciar también que para el caso de Weibull el área bajo la curva siempre vale 1, ya que la probabilidad de que el viento tenga una velocidad superior a 0 m/s siempre es del 100% [9].

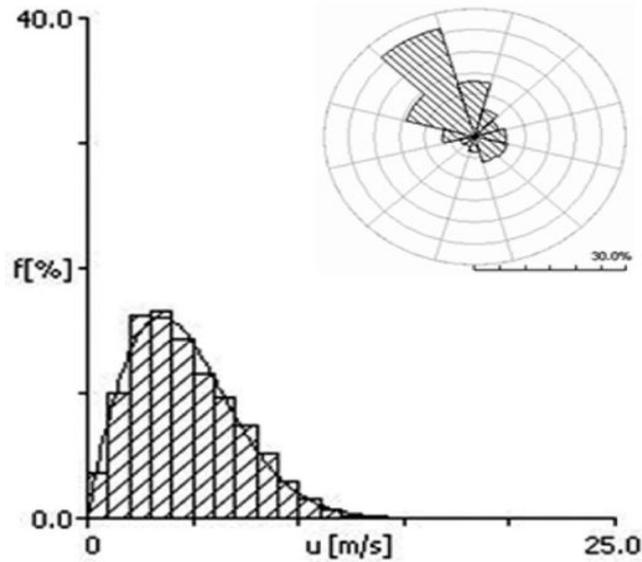


Figura 11: Ejemplo de función de densidad de Weibull y rosa de los vientos [8].

Uno de los problemas más habituales que se presentan en la práctica es la ausencia de datos sobre la propia distribución de frecuencias para zonas muy específicas. Para estos casos, es necesario emplear modelos matemáticos que permitan caracterizar el comportamiento del viento.

2.4. Instalaciones Offshore

Otra ubicación desde la que también podemos extraer energía eólica, es en el mar. Aunque esta opción no sea la más popular por las dificultades que presenta su montaje, poco a poco se van desarrollando nuevas propuestas para llevar los aerogeneradores al mar. El potencial para esta alternativa, más conocida como energía *Offshore* es grande, presenta una velocidad media del viento superior frente a zonas terrestres que poseen obstáculos tales como vegetación, montañas o edificios. Como se puede apreciar en la figura 12, la velocidad media de viento en tierra se sitúa en torno a los 4.6 m/s mientras que esta misma velocidad en el mar asciende hasta los 8.6 m/s de media, un 90 % superior [5].

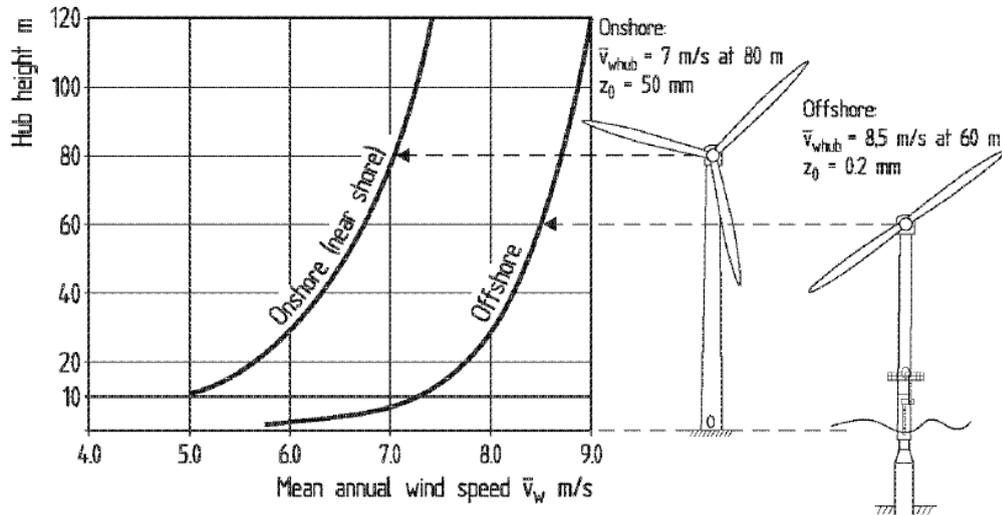


Figura 12: Comparación de perfiles de viento Onshore y Offshore [5].

El principio de funcionamiento es idéntico al de las turbinas instaladas en tierra, las diferencias vienen en los aspectos de instalación y mantenimiento de las plataformas. El clima de la zona ya no sólo interesa por los vientos que éste produce, si no también por cómo afecta al entorno marítimo en el que se va a ubicar la futura instalación. Los principales factores derivados del estado del mar son el propio oleaje, el efecto corrosivo del agua, o las partículas presentes en el agua que pueden ocasionar graves daños en la infraestructura, siendo uno de los puntos críticos a tener en cuenta para la instalación; a estas circunstancias hay que sumar la dificultad para construir la base sobre la que colocaremos nuestro aerogenerador, que puede ser fijada al suelo marino o bien situada sobre bases flotantes.

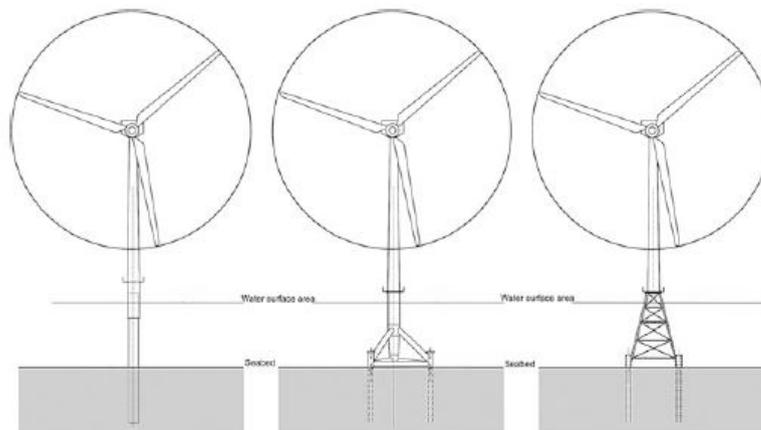


Figura 13: Sistemas de fijación para los aerogeneradores en el mar [9].

Las zonas en las que se instalarán estas turbinas suelen situarse a unos 20 km de la costa, en estas condiciones el viento disponible resulta más estable que en la superficie terrestre gracias a que no hay obstáculos y por tanto, menos turbulencias que puedan afectar al conjunto. Al situarse tan lejos de la orilla, los aerogeneradores Offshore presentan un impacto visual y acústico menor, pero al mismo tiempo la dificultad para acceder de manera frecuente a los mismos para llevar a cabo tareas de mantenimiento de manera frecuente se vuelve más complicado. Una solución propuesta a este problema de acceso, es el que se mencionó al principio de este trabajo, la isla eólica *DoggerBank* que se situará en el centro del parque eólico y servirá de torre de mando para el control y mantenimiento del mismo [10].



Figura 14: Imagen del proyecto *DoggerBank*, con ubicación en el mar del norte [10].

2.5. Potencia extraíble

Cuando hablamos de la potencia que existe en el recurso eólico, hemos de diferenciar entre la potencia bruta que se encuentra presente en el mismo, y la que somos capaces de extraer de este total. La cantidad total de energía que se encuentra contenida en el viento, es de tipo cinético y se calcula mediante la siguiente expresión:

$$P = \frac{1}{2} \cdot \rho \cdot V^3, \quad (3)$$

siendo ρ la densidad del aire y V la velocidad del mismo. Si nos fijamos en la fórmula se puede apreciar que la potencia depende en gran medida del cubo de la velocidad, por lo que cualquier pequeña variación a la hora de estimar este valor, producirá un gran cambio en la potencia resultante. Un incremento en 10% producirá un aumento del 30% en la potencia resultante, por esta razón puede ser más interesante desde el punto de vista energético una zona con fuertes rachas de viento, a una zona con una velocidad media más baja. [24].

Aplicada a los aerogeneradores, para conocer la potencia extraíble habría que añadir el valor correspondiente al área del rotor, y es que cuanto más grande sea el área de barrido, mayor cantidad de aire podremos captar y por lo tanto más potencia será producida. Sin embargo, la relación entre la energía disponible en el recurso eólico y la máxima extraíble por parte de las turbinas, es de tan sólo un 59.25% [9]. A este valor se le conoce como la ley de Betz, y se determina teniendo en cuenta que el aire que llega al aerogenerador, ve reducida su velocidad para poder mover las aspas, transformando la energía cinética en mecánica y ha de salir con una cierta velocidad para que pueda seguir llegando aire y se mantenga este proceso. Si la potencia máxima extraíble fuera el 100%, esto significaría que el viento a la salida del rotor llevaría una velocidad 0, y no podría seguir convirtiendo energía.

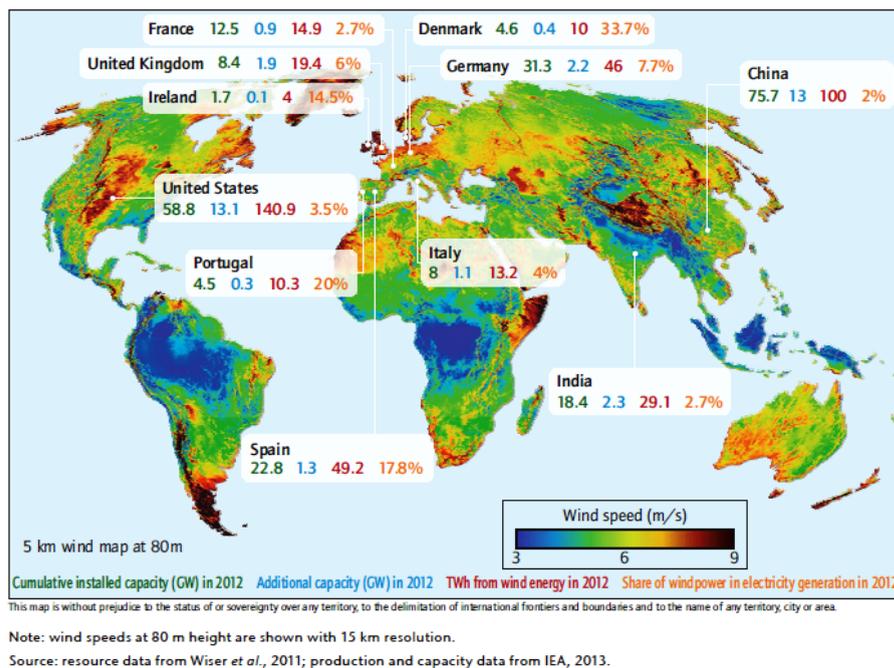


Figura 15: Representación del recurso eólico a nivel mundial [11].

3. Estado del arte

La integración de la energía eólica como respuesta al aumento de la demanda energética que hay en el mundo es una opción válida y consolidada como se pudo ver en las tablas que presentamos en la introducción de este trabajo, no obstante las cifras que citamos siempre hacen referencia a los aerogeneradores trabajando a máxima potencia, circunstancia que no siempre ocurre debido a la intermitencia del viento, como vimos en el capítulo anterior. Sin embargo, a pesar de que el viento no sople a una velocidad constante no le resta valor como recurso energético. Los avances de la tecnología hacen posible sacar partido de esta condición, haciendo que los nuevos aerogeneradores sean cada vez más altos, y aspas más grandes capaces de captar un mayor volumen de aire cuando este sopla a velocidades elevadas y sean interesantes desde el punto de vista energético.

Dejando a un lado la tarea de integrar la energía eólica en un mix energético y como compensar estos déficits en el suministro, en este capítulo nos centraremos en otros aspectos que vienen derivados del progreso de esta tecnología.

Como decíamos antes, el nivel actual en materia de fabricación y de la ingeniería, hace posible que cada vez seamos capaces de hacer diseños de turbinas más ambiciosos tanto en su tamaño como en la potencia máxima que pueden producir, resultando en aerogeneradores que superan con facilidad los 100 m de altura en su mástil y con diámetros de sus palas de más de 120 m. Aunque estas construcciones sean factibles a día de hoy, llevarlas a cabo para la puesta en marcha de un parque compuesto por multitud de aerogeneradores se convierte en una tarea de elevada dificultad, motivo por el que en la actualidad se esté apostando por la cambiar las técnicas de construcción, tanto en su diseño estructural como el de los materiales que lo componen.

A modo de ejemplo sobre lo comentado en el anterior párrafo, si se consigue mantener la tendencia actual las dimensiones de las turbinas alcanzarán en no muchos años el tamaño máximo teórico y tal como recoge [25], que estima que el límite constructivo estaría en turbinas de unos 20 MW de potencia con una altura de buje superior a los 150 m y un diámetro de las palas de 250 m. Para llevar a cabo este estudio, se tuvo en cuenta la carga que soportaría la estructura con los componentes descritos en el mismo. Teniendo esto en cuenta, la dirección a tomar en un futuro, salvando la parte constructiva, gira en torno a la eficiencia de las propias turbinas.

Y es aquí donde las técnicas de estudio del viento como recurso se presentan como una opción necesaria dentro de la energía eólica. Conocer con precisión su comportamiento, para caracterizar, predecir y comprobar cómo éste afecta al propio aerogenerador no sólo desde un punto de vista energético si no también en aspectos como la fatiga producida y como influye en la vida útil del mismo.

En el capítulo anterior hemos explicado cómo se produce el viento y justificado su variabilidad y características principales, podemos ahora entender que se trata de un elemento muy variable difícil de estudiar, predecir e incluso medir, y que la importancia de estudiarlo con precisión en una zona radica en la sensibilidad de los propios aerogeneradores para generar potencia, pues diferencias entre los valores reales y medidos pueden dar lugar a grandes variaciones en la potencia final obtenida. Teniendo esto en cuenta, haremos un repaso en este capítulo al estado del arte de estas técnicas, comenzando por presentar datos reales sobre el tamaño actual de las turbinas para después continuar con la tecnología utilizada a día de hoy para medir, predecir y caracterizar el recurso eólico.

3.1. Aumento del área de barrido

Vimos en la sección sobre el recurso eólico que cuanto mayor es la altura, la velocidad que lleva el viento tiende a ser mayor, siendo ésta la razón principal para buscar aerogeneradores que presenten mayores dimensiones y que sean capaces de captar corrientes de aire en cotas más altas, y mayores longitudes de pala para abarcar un mayor volumen del mismo. De esta manera, se antoja natural que aumentar el tamaño de estas máquinas sea el objetivo más importante, no obstante, asumir este incremento hace que el aspecto analítico sobre los datos de viento adquieran una mayor importancia. Las actuales técnicas utilizadas para los cálculos que se realizan para nuevas instalaciones, tienen por norma suponer la velocidad del aire incidente en todo el diámetro barrido por el aerogenerador constante y de igual magnitud en toda su sección.

Cuando los cálculos se realizan para turbinas de pequeño tamaño, esta suposición no lleva lugar a un error muy significativo, sin embargo, cuando las dimensiones de un aereo se incrementan, también lo hace el error asociado. En la figura 16 mostramos la evolución que han experimentado en los últimos años las dimensiones de los aerogeneradores además de unas estimaciones de cara al futuro.

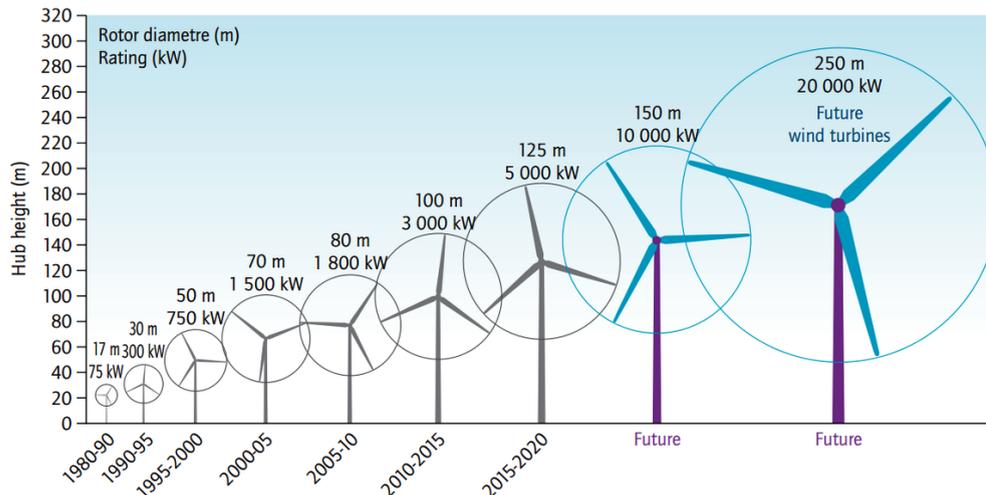


Figura 16: Estimación del aumento del diámetro de los aerogeneradores [11].

En la actualidad, el modelo comercial más grande que hay en el mercado es el Vestas V164 con de 9.5 MW de potencia y de tipo offshore [26], su mástil tiene una altura próxima a los 105 m y tiene un diámetro de 164 m; esto viene a significar una altura de 23 m en el punto más bajo y de 187 m para el punto más elevado. Este rango de alturas hace que la velocidad del viento que incide en todo el área barrida pueda presentar diferencias de hasta el 50% (como se aprecia en la figura 9) entre estos dos puntos y que a menudo se suponen iguales.

A modo de curiosidad y yendo un paso más allá respecto al estudio realizado en [25], se está llevando a cabo en la universidad de Virginia un proyecto bajo el nombre *SUMR* que está diseñando un modelo de turbina offshore con una potencia de 50 MW, con una altura de mástil de 500 m y aspas de 200 m de longitud, lo que supondría un diámetro de unos 400 m aproximadamente. Para hacer esto posible, y tomando como ejemplo el comportamiento de las palmeras que frente a grandes ráfagas de viento, se ha considerado el uso de materiales flexibles para la confección de las aspas. Por lo pronto, el proyecto se encuentra en fase de desarrollo y el momento de poner en marcha este modelo es aun una incógnita [12].

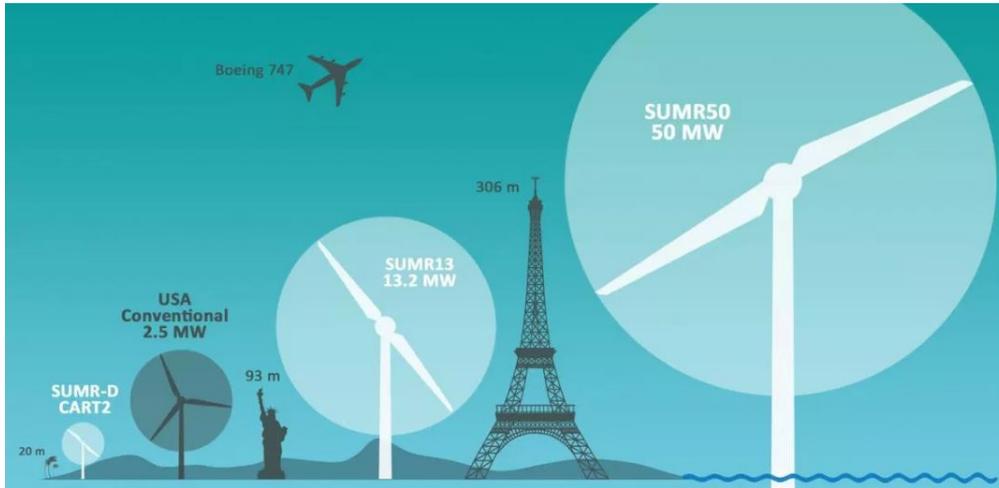


Figura 17: Comparativa tamaño del prototipo SUMR50 [12].

3.2. Medición y estudio del recurso eólico

Visto el tamaño que llegan a adquirir los aerogeneradores podemos entender que sea necesario tener un conocimiento preciso acerca del clima que hay en la zona de instalación, y es que cualquier error en la estimación de su funcionamiento puede ir asociado a pérdidas económicas muy elevadas. Hemos insistido mucho a lo largo del trabajo en la importancia de conocer la velocidad del viento, en su relación con la potencia extraída por parte del generador así que cabe preguntarse, ¿Cómo se mide entonces la velocidad el viento? .

A priori, distinguimos entre dos formas para obtener esta información que son, los métodos directos y los métodos indirectos. Entendemos por método directo cuando utilizamos un aparato de medida como puede ser un anemómetro o similar, y un método indirecto viene a ser cuando utilizamos la información en un punto para extrapolar esta velocidad a otras condiciones mediante el uso de fórmulas matemáticas o de otros métodos más sofisticados.

3.2.1. Métodos directos

Los mencionados anemómetros son los elementos empleados para medir la velocidad del viento. El término proviene del griego *anemos*, que significa viento y *metron*, que quiere decir medida. Su origen de data de mediados del siglo XV, cuando se utilizaban para medir la velocidad del viento de una manera sencilla, y que sentaría las bases del funcionamiento de los anemómetros de los que disponemos en la actualidad.

Normalmente, éstos se instalan en torres meteorológicas a una altura semejante a la del buje del aerogenerador, sin embargo este método se vuelve muy costoso cuando se alcanzan alturas como las mencionadas más arriba, ya que la propia construcción de estas torres meteorológicas aumenta el coste total de la instalación en el emplazamiento. Esta tecnología ha progresado tanto en la fiabilidad de las medidas obtenidas como en el principio de funcionamiento, surgiendo nuevos modelos que funcionan en base a la rotación, la presión ejercida, la variación del sonido producido por el viento, y hasta modelos más experimentales basados en el efecto Doppler. La precisión de estos dispositivos y el coste de los mismos son actualmente el punto clave para decidirnos entre una opción u otra.

La opción más utilizada, por su funcionamiento sencillo, su bajo coste y la precisión de las medidas realizadas es el anemómetro de cazoletas. Consiste en un número determinado de receptores (generalmente 3 ó 4) con forma cónica o semiesférica y compuestas de materiales ligeros que están igualmente separadas entre sí y unidas a un eje de rotación, de tal manera que el viento incidente hace rotar a este conjunto con una intensidad proporcional a la velocidad que recibe.

Son capaces de funcionar en diversas condiciones climatológicas pero presentan ciertas restricciones. Teniendo en cuenta que la fuerza resultante del conjunto es directamente proporcional a la densidad del aire que le empuja, cualquier variación de éste parámetro afectará a la medida de viento obtenida. Además, es más sensible al aumento de la velocidad del viento que a la reducción del mismo, lo cual no lo hace adecuado para medir grandes variaciones en espacios cortos de tiempo como pueden ser ráfagas de viento o similares. [24, 27].

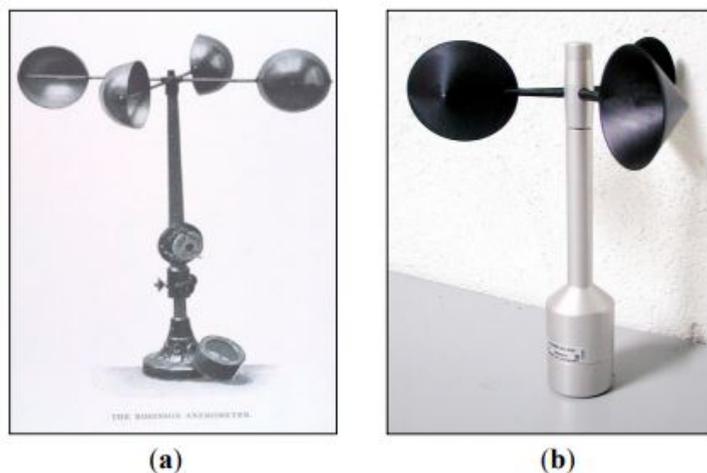


Figura 18: Anemómetros de cazoletas. [13]

El otro sistema que está irrumpiendo con fuerza en el sector es el anemómetro LiDAR, cuyo nombre es el acrónimo de *Light Detection and Ranging* en inglés. Su funcionamiento se basa en el conocido efecto Doppler y mide la velocidad del viento emitiendo una señal luminosa con una baja longitud de onda que a lo largo de su recorrido se irá disipando debido a las partículas como polvo transportadas por el viento y que por tanto se desplazan a una determinada velocidad, resultando una onda de frecuencia distinta a la original (siendo ésta la conocida como frecuencia Doppler) y que es proporcional a la velocidad [27].

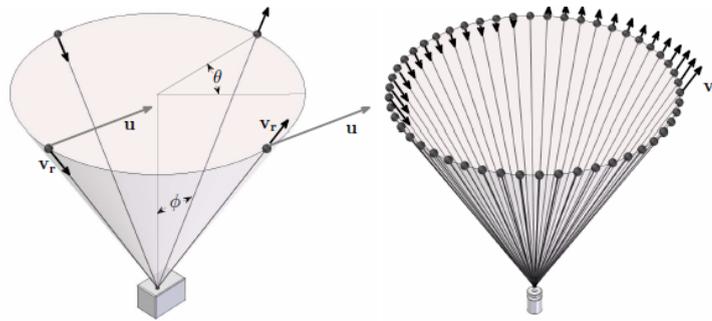


Figura 19: Ejemplo de funcionamiento del sistema LiDAR [14].

Las mejoras más significativas respecto al anemómetro clásico de cazoletas es que no requieren de la instalación de una torre de medida, pueden llegar a tomar datos hasta alturas superiores a los 100 m y presentan un error en las medidas del 5 % frente al 8 % que se puede tener con otros anemómetros [28].

3.2.2. Métodos indirectos

Aparte de los sistemas de medida anteriormente descritos para realizar observaciones reales sobre el recurso eólico, muchas veces no existe la posibilidad de adquirir esta tecnología o las campañas de medición que se hacen sólo recogen datos para una serie de condiciones muy específicas. En el supuesto de que quisiéramos instalar un aerogenerador que supere los 120 m de altura en una zona que sólo tiene disponible un registro hasta una altura máxima de 80 m, nos obligaría a realizar un nuevo estudio con nuevos anemómetros para la altura deseada.

En el caso de realizar una nueva campaña de medida de esta manera, al coste económico de los nuevos anemómetros hay que sumar el coste en tiempo que lleva obtener información válida en una zona que pueda dar lugar a resultados buenos. Esta posibilidad puede hacer que se descarte llevar a cabo el proyecto, dificultando

la construcción de nuevas máquinas eólicas en dicha zona; por esta razón se hace necesario disponer de técnicas alternativas que nos permitan conocer las características del viento y aprovechar los datos disponibles, que son los métodos indirectos que comentamos al comienzo de la sección.

Y es que, para estudiar el recurso eólico resulta de gran utilidad emplear funciones matemáticas que nos permitirán predecir, estimar o modelizar el comportamiento que tendrá el viento para distintas condiciones ambientales cuando el uso de los anemómetros no es una opción factible. El uso de estas herramientas está muy extendido en el campo de la ingeniería, y para el caso del viento pueden ser útiles para reducir los costes de operación de las plantas eólicas y facilitar la integración de esta energía en el suministro eléctrico nacional, gracias a las predicciones que se pueden hacer, entre otras ventajas. Según el artículo [29], en el que se hace un repaso al estado del arte de las técnicas de predicción del recurso eólico, éstas se pueden clasificar según sean aproximaciones con métodos estadísticos basadas en datos históricos de velocidad de viento, o bien aproximaciones basadas en características físicas de la zona.

Existen diversos programas orientados a la predicción, que basan su funcionamiento en el modelizado del viento mediante CFD (Computational fluid Dynamics), que simula el comportamiento de un fluido como el aire con la atmósfera creando una malla compuesta de multitud de nodos que interactúan entre sí de acuerdo a unas ecuaciones de control y unas condiciones iniciales, siendo capaces de estimar valores de temperatura, humedad, presión y velocidad del viento. Estos parámetros iniciales se van actualizando con las medidas que se llevan a cabo en las estaciones meteorológicas, y el error asociado a las mismas viene dado por la imposibilidad de simular todos los fenómenos que ocurren en la atmósfera terrestre. Este procedimiento es utilizado por los meteorólogos para hacer predicciones a corto y medio plazo, y algunos ejemplos de software son *Previento* [30] y *Prediktor* [31] entre otros, que se diferencian en su mayoría en la forma de componer la malla inicial.

Otra alternativa que se usa en la actualidad es el llamado modelo de redes neuronales artificiales (ver 20). En [15] se emplea para calcular la velocidad del viento a una altura de 100 m empleando para ello datos a 20, 30 y 40 m de altura respectivamente. De manera sencilla este sistema (inspirado en el funcionamiento de las neuronas humanas), consiste en una serie de nodos conectados entre sí que reciben unos parámetros de entrada y los combinan mediante operaciones aritméticas sencillas, otorgando a cada variable un peso determinado para obtener

una salida. Las diferencias entre una red y otra viene dada por las conexiones que existan entre sus nodos.

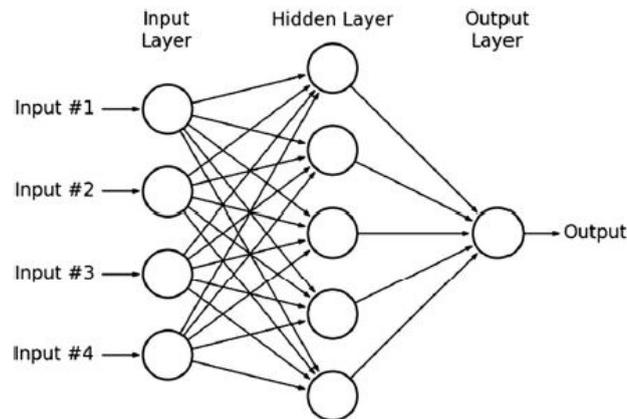


Figura 20: Ejemplo red neuronal sencilla [15].

Este proceso se combinó junto con otros dos algoritmos como son el Particle Swarm Optimización (PSO) y el Genetic Algorithm (GA), resultando en dos nuevos procedimientos, que para ser validados toman una serie de observaciones reales a distintas alturas para entrenar el modelo, y los resultados obtenidos fueron comparados frente a otras alternativas muy utilizadas como son la fórmula potencial y logarítmica (hablaremos de ellas más adelante). Como se puede ver en 21, los métodos propuestos se ajustan con bastante precisión a los valores medios diarios medidos.

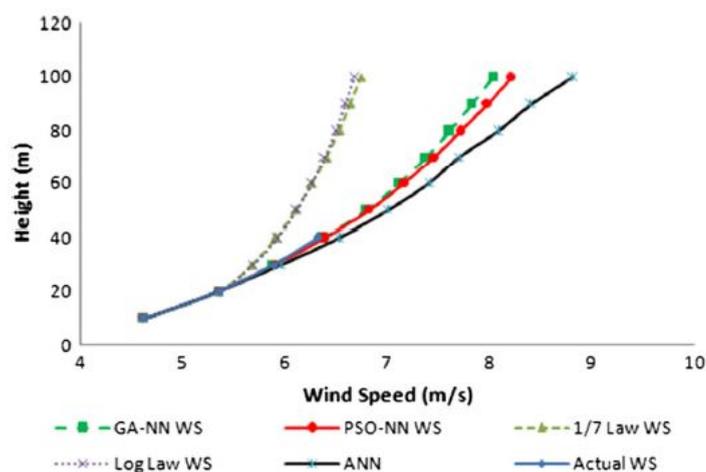


Figura 21: Comparación de los valores medios diarios obtenidos con cada alternativa [15].

A pesar de que los avances en técnicas para estimar la velocidad del viento son notables, existen dos métodos tradicionales que siguen siendo muy utilizados en materia de caracterización del recurso eólico, y son la ley exponencial de Hellman y la fórmula logarítmica. Sobre la primera, se trata de un método creado en 1916 [32] y que presenta la siguiente forma:

$$\frac{v}{v_0} = \left(\frac{h}{h_0} \right)^\alpha, \tag{4}$$

donde v y v_0 son las velocidades para las alturas h y h_0 , respectivamente, y α es el coeficiente de fricción o exponente de Hellman. Este último varía su valor dependiendo de la altura, hora del día, época del año, características del terreno, velocidades de viento y temperatura, entre otros factores [33, 34].

Los valores de este exponente suelen clasificarse en tablas según el tipo de terreno, aunque de modo general se emplea un valor de $\alpha = \frac{1}{7}$ para terrenos abiertos y con reducidos gradientes de presión [16, 33]. A pesar de ser una aproximación aceptada de manera global y teniendo en cuenta los diversos factores de los que depende el coeficiente α , esta consideración puede dar lugar a ajustes no adecuados cuando cambian las condiciones en las que está presente el recurso eólico. Este aspecto fue abordado en [16], donde se estudió el comportamiento de este parámetro a lo largo de un día para distintos emplazamientos, obteniendo los resultados que se muestran en la siguiente gráfica:

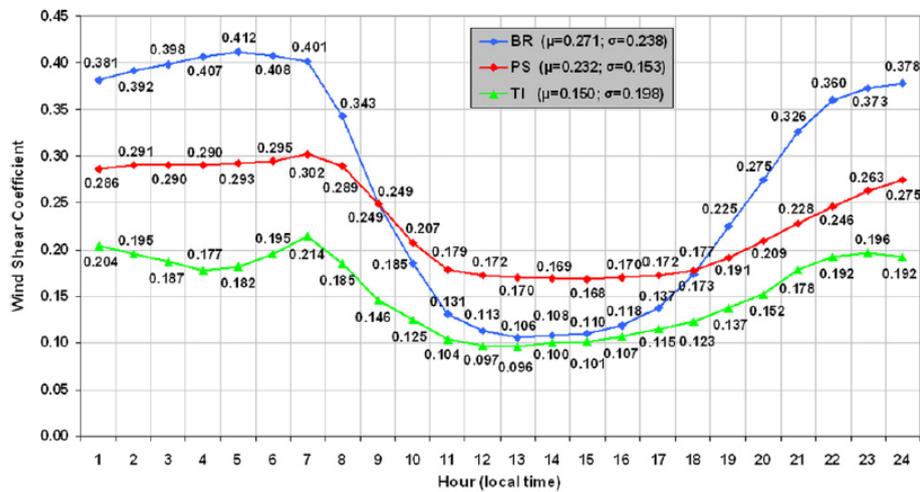


Figura 22: Variación del coeficiente α de la expresión de Hellman a lo largo de un día para tres emplazamientos diferentes [16].

Otra fórmula alternativa que se emplea para describir el incremento de la velocidad con la altura es la siguiente fórmula logarítmica del perfil de viento:

$$\bar{v}_h = \bar{v}_0 \cdot \frac{\ln \frac{h}{z_0}}{\ln \frac{h_0}{z_0}}, \quad (5)$$

siendo z_0 el coeficiente de rugosidad, se expresa en metros y depende del tipo de terreno y de la forma del mismo. Sus valores van desde 0.0002 m para la superficie del mar, hasta 1.6 m o superior para zonas con mucha vegetación o ciudades muy pobladas [33]. En [16] se estudió el comportamiento del parámetro z_0 durante el día para los mismos emplazamientos considerados en la gráfica anterior, obteniendo los resultados que se muestran en la siguiente figura, y que ponen de manifiesto la variabilidad de este coeficiente:

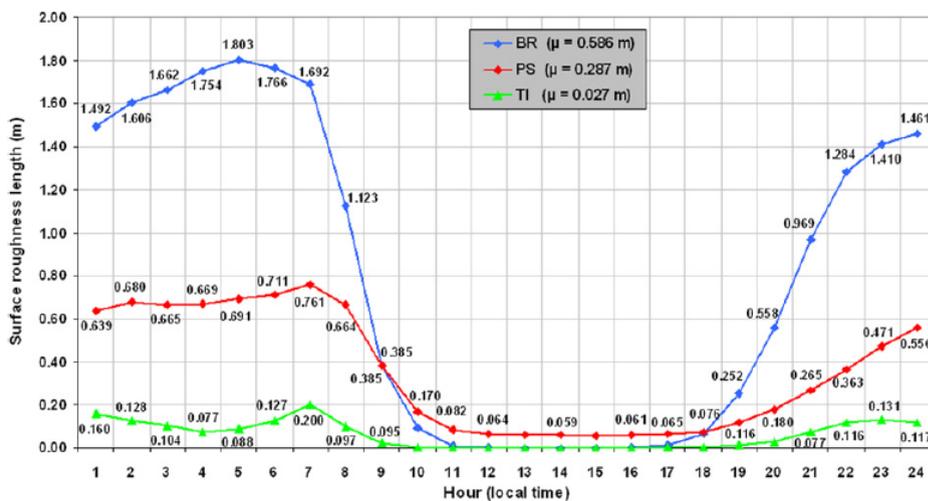


Figura 23: Variación del coeficiente z_0 de la fórmula logarítmica del perfil de viento a lo largo de un día para tres emplazamientos diferentes [16].

Como se ha visto, uno de los problemas que presentan estas funciones son su baja robustez, que provoca que una pequeña variación en alguno de sus coeficientes nos devuelva valores imprecisos de velocidad.

Además, la validez de estas expresiones se limita a la capa de Prandtl descrita anteriormente, para alturas más próximas al suelo en un rango entre 0 y 80 m. Recientemente, se han propuesto métodos alternativos que puedan tener en cuenta efectos como turbulencias o el incremento de la velocidad del viento con la altura para intentar solucionar este problema, como por ejemplo en [17].

En este trabajo se propuso recalcular el coeficiente α de la expresión de Hellman, reemplazándolo por una función en la que se tuvieron en cuenta factores como la hora del día, la temperatura, la relación entre una altura de referencia hm_0 y la altura objetivo h , mediante la siguiente formulación:

$$\alpha = \frac{1}{1 + e^{-g\left(hh, Tm, \frac{h}{h_0}\right)}}, \quad (6)$$

donde

$$g\left(hh, Tm, \frac{h}{h_0}\right) = \alpha_1 + \beta_1 hh + \beta_2 hh^2 + \rho Tm + \gamma_1 \left(\frac{h}{h_0}\right) + \gamma_2 \left(\frac{h}{h_0}\right)^2, \quad (7)$$

hh es la hora del día y Tm es la temperatura. Para este modelo, se obtuvieron los resultados mostrados en la figura 24, donde se representan los valores observados de la velocidad del viento vs los valores estimados. Como se puede observar para esta gráfica, existe mayor variabilidad en las estimaciones a medida que la altura aumenta.

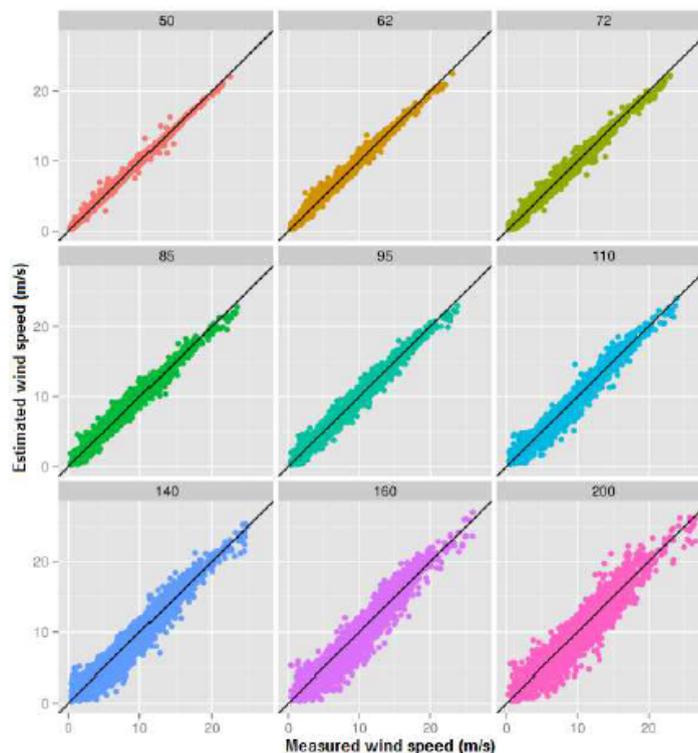


Figura 24: Velocidad estimada frente a velocidad medida según alturas [17]

4. Caracterización del recurso eólico

Hemos visto a lo largo de los capítulos anteriores las características físicas del viento, y cómo éstas afectan a su comportamiento así como algunos de los aparatos empleados para medir y las técnicas utilizadas para tratar de predecir y caracterizar para distintas condiciones.

Como se comentó en el apartado de objetivos, en este trabajo vamos a desarrollar un estudio alternativo para caracterizar el recurso eólico. Los motivos principales para éste son que las funciones vistas anteriormente para predecir velocidades de viento, están más orientadas a obtener valores puntuales a una altura determinada. Esto, sumado al aumento en el tamaño de los aerogeneradores hace necesario que existan propuestas para predecir el comportamiento del viento para un rango de alturas dado, o lo que es lo mismo, su perfil de velocidades.

A pesar de que ya existen métodos con demostrada validez como la ley exponencial de Hellman, que pueden ajustarse con cierta precisión al perfil potencial que presenta el viento (como vimos en la figura 8), y que existan otras nuevas alternativas como las redes neuronales descritas anteriormente e igualmente capaces de replicar el mismo comportamiento (ver figura 21), sucede que la acción de las capas en las que se divide la atmósfera y la acción del rozamiento entre las masas de aire puede resultar en perfiles de velocidad que no son necesariamente de tipo potencial, y no cumplen la premisa de a mayor altura mayor velocidad.

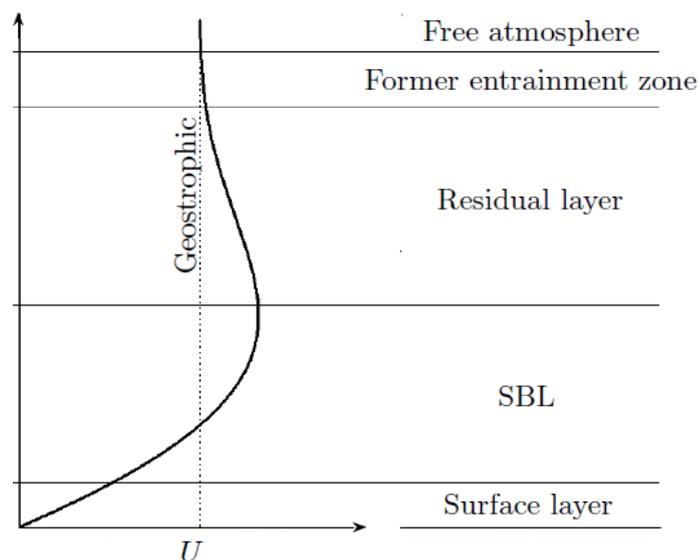


Figura 25: Ejemplo de un perfil real de velocidad de viento [14].

Es por esta razón, que vamos a realizar un estudio aplicando técnicas de *Clustering* para tratar de caracterizar el comportamiento del viento utilizando un conjunto de datos reales observados en un parque eólico en Albacete. En los siguientes apartados definiremos los conceptos básicos de esta técnica, las características que presentan los datos de viento utilizados y el procedimiento a seguir para llevar a cabo el análisis.

4.1. Análisis Clustering

El análisis de patrones y agrupación de datos, también conocido como *Clustering* es una técnica que busca establecer grupos y clasificaciones para un conjunto de datos determinado. Los grupos (o cluster) creados de esta forma contienen datos que son muy parecidos entre sí, e igualmente distintos respecto al resto de grupos creados. La forma de establecer estas diferencias, se hará estableciendo una medida de distancia que determinará cuánto se parece un dato a otro dentro del mismo conjunto, para después con esta misma unidad determinar las divisiones y sub-agrupaciones que realizaremos para todo el grupo de datos .

Existen diferentes procedimientos clustering, que se clasifican según la unidad de distancia que utilizan o cómo manejan las agrupaciones de los datos. En nuestro caso, usaremos un algoritmo de tipo jerárquico aglomerativo, el método de Ward2 [35, 36], y una medida de distancia basada en la forma (SBD, Shape Based Distance, [19, 37]) . Explicaremos de manera sencilla en qué consisten estos aspectos.

En un procedimiento de clustering jerárquico aglomerativo, partimos del total de los datos y consideramos a cada uno de éstos como un único grupo a partir del cual se irán uniendo y formando nuevos grupos sucesivamente hasta que, se alcance un número determinado de iteraciones hasta que sea posible, que será cuando los datos estén unidos en un único cluster. [38].

Para estimar la distancia entre los miembros del conjunto de datos, se necesita de un factor de medida que determine como de próxima se encuentra una observación de otra. En nuestro caso, y por disponer de un conjunto con curvas de velocidad de viento, hemos escogido el método sbd (Shape based distance) basado en la forma de la propia curva [37]. Matemáticamente, esta distancia se calcula haciendo primero un normalizado de los datos (mediante la ecuación 8) para evitar que las medidas den lugar a resultados erróneos, y después aplicando las expresión 9 que puede tomar valores de 0 a 2, siendo 0 el valor adoptado cuando las

similitudes entre estos datos son máximas.

$$\|x_i\| = \frac{x_i - \mu_X}{\sigma_X}, \tag{8}$$

$$SBD(x,y) = 1 - \frac{\max(NCC_{c(x,y)})}{\|x\|_2 \cdot \|y\|_2}, \tag{9}$$

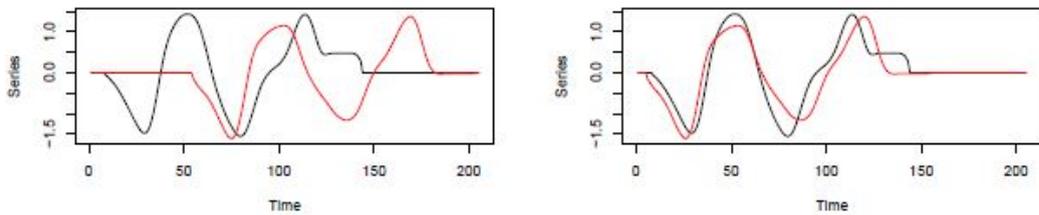


Figura 26: Ejemplo del cluster basado en la forma: En la figura se aprecia como la expresión consigue ajustar ambas curvas para obtener su distancia mínima.

Una vez seleccionada la unidad de medida, se creará una matriz en la que estarán contenidas todas las posibles combinaciones de curvas con sus respectivos valores de distancia calculados. Es ahora cuando el algoritmo *Ward2* [35, 36] determinará como agrupar estas distancias, y generará un dendrograma (ver figura 27) que representa las divisiones realizadas a lo largo del proceso.

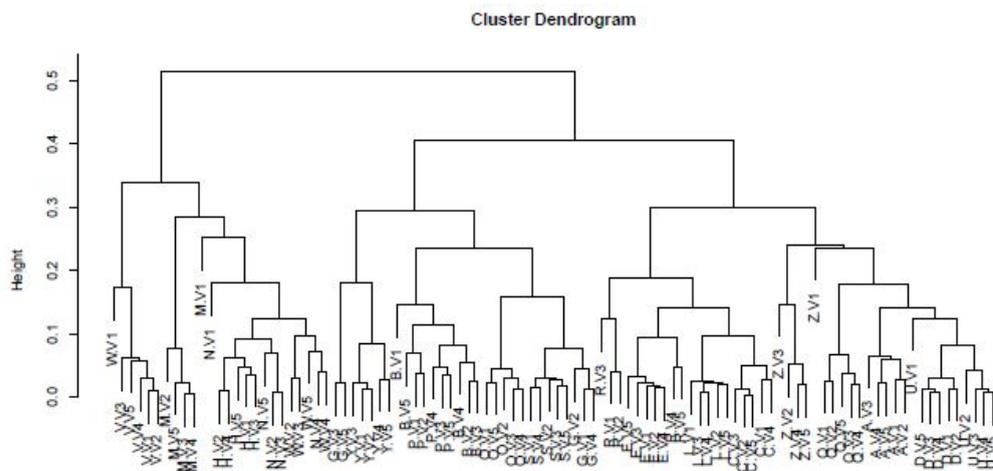


Figura 27: Ejemplo Dendrograma de un proceso clustering jerárquico [18].

Llegados a este punto el proceso clustering ya estaría casi completado, y solo restaría realizar la llamada extracción del patrón o cálculo del representante. Esto es, tomando una de las agrupaciones realizadas en el proceso, generar un valor o

curva que represente a todo ese subconjunto. Esta operación se realiza también con el proceso *Shape based distance* y en la figura 28 se pone un ejemplo en el que la curva c) es calculada como representante de las curvas A y B mediante este procedimiento, mientras que la curva b) se determina con otra unidad de medida que nos lleva a tener una pérdida de información.

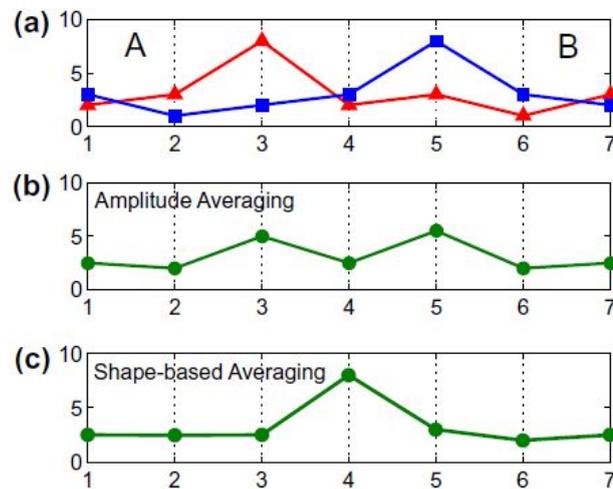


Figura 28: Ejemplo Estimación del patrón [19].

4.2. Datos para el estudio

Utilizaremos una serie de datos obtenidos mediante un sistema LiDAR situado en un parque eólico en Albacete, España. Dichas medidas se recogieron durante una campaña de medida que duró 3 meses, desde el 2 de diciembre del año 2011 hasta 17 de febrero de 2012. Se tomaron muestras para 10 rangos de altura distintos (40, 50, 62, 72, 85, 95, 110, 140, 160 y 200 m) en intervalos de 10 minutos, obteniendo un total de 110320 registros con valores de temperatura, velocidad y dirección del viento.

Antes de utilizar el proceso clustering, será necesario aplicar un filtrado previo a los datos con el objetivo de eliminar aquellos registros que han dado lugar a error o que tomaron valores extremos que pudieran desvirtuar el proceso. En nuestro caso eliminaremos los datos que:

- Han proporcionado un error por parte del sistema LiDAR.
- Falten más del 50% de los datos para un instante de tiempo determinado.
- Presenten valores por debajo de 4 m/s.

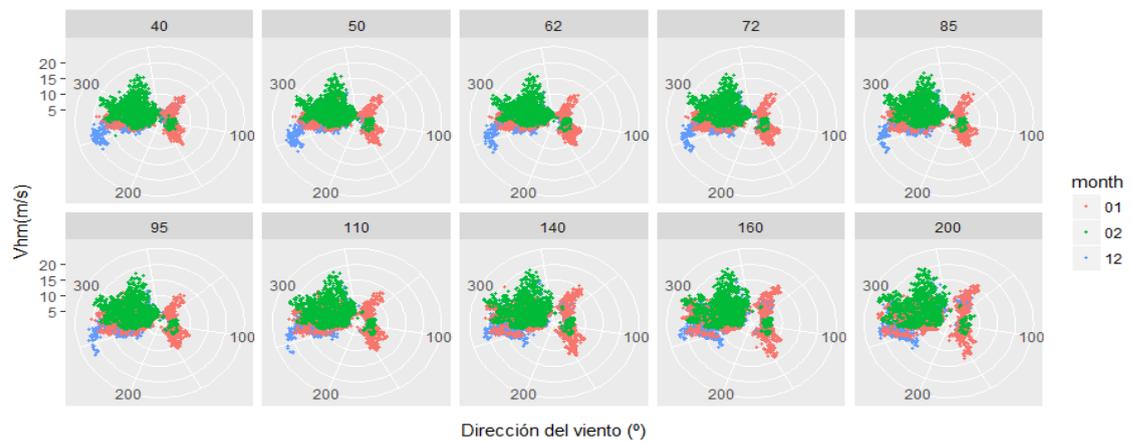


Figura 29: Velocidad de viento frente a la dirección del mismo, clasificada por alturas y meses [20].

4.3. Aplicación del método

El procedimiento que seguiremos para el análisis clustering será el siguiente:

- Representación de las curvas 10 minutales, separación por horas.
- Filtrado de los valores y rotación de las gráficas para evitar el problema mencionado en la figura 25.
- Interpolación de los datos para lograr mejores resultados.
- Normalizado de los datos.
- Aplicación del clustering y obtención del dendrograma.
- Cálculo del representante para cada grupo de curvas.

Para el filtrado, realización del proceso clustering y las representaciones gráficas, se ha utilizado el software libre *R* [20] y *Rstudio* [39], además de los paquetes asociados *dplyr* [40] y *ggplot2* [41], así como el paquete *dtwclust* [18] que integra todas las funciones cluster arriba mencionadas.

Para el estudio realizado los datos medidos cada 10 minutos se agruparon en períodos de una hora, debido al gran número de gráficas que resultan de aplicar el proceso completo, representaremos los resultados obtenidos para las 7:00 y 19:00.

En primer lugar, mostramos las curvas ya filtradas para las horas seleccionadas, que se corresponden con los valores medidos y su posterior interpolación que realizamos para rellenar los puntos faltantes entre los 40 m y 160 m además de aumentar el número de puntos por curva para obtener mejores resultados 30.

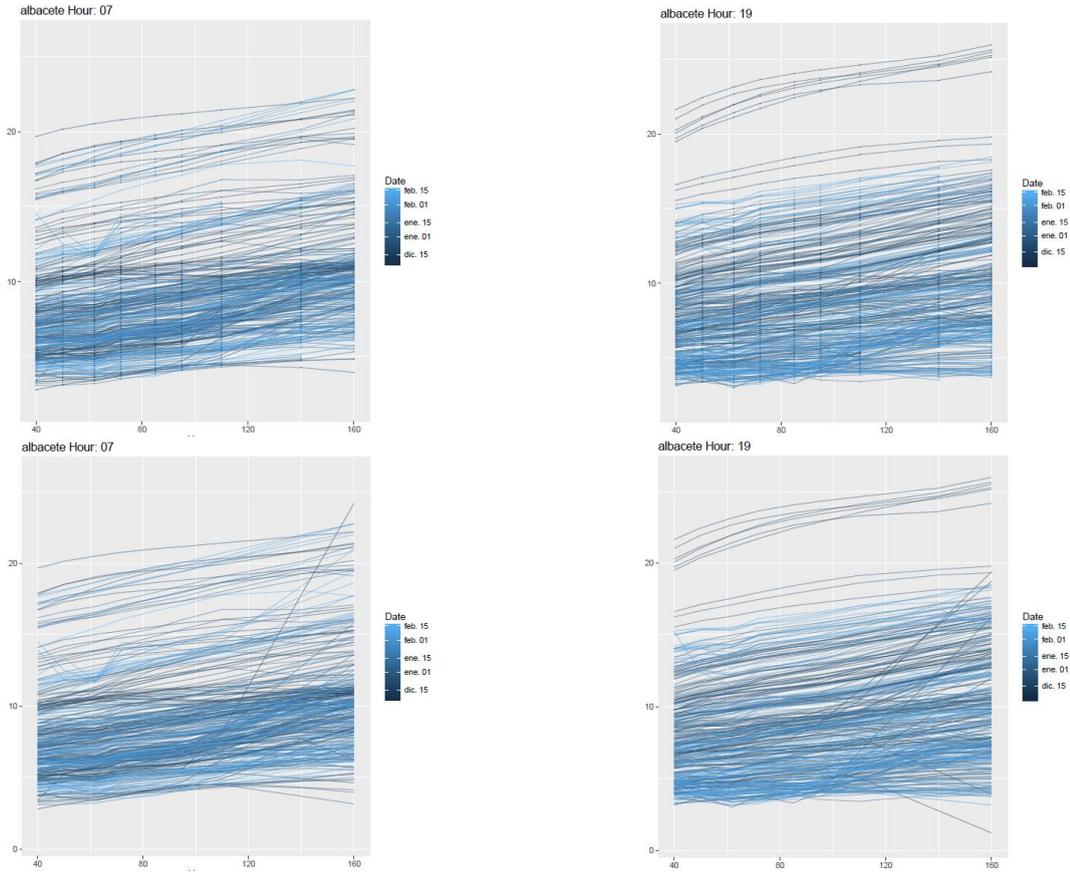


Figura 30: Curvas observadas e interpoladas.

En segundo lugar, normalizamos con la expresión 8 las curvas del conjunto de datos y aplicamos el algoritmo clustering con la distancia basada en la forma y el algoritmo Ward2, obteniendo los siguientes dendrogramas para las 7:00 y 19:00 respectivamente:

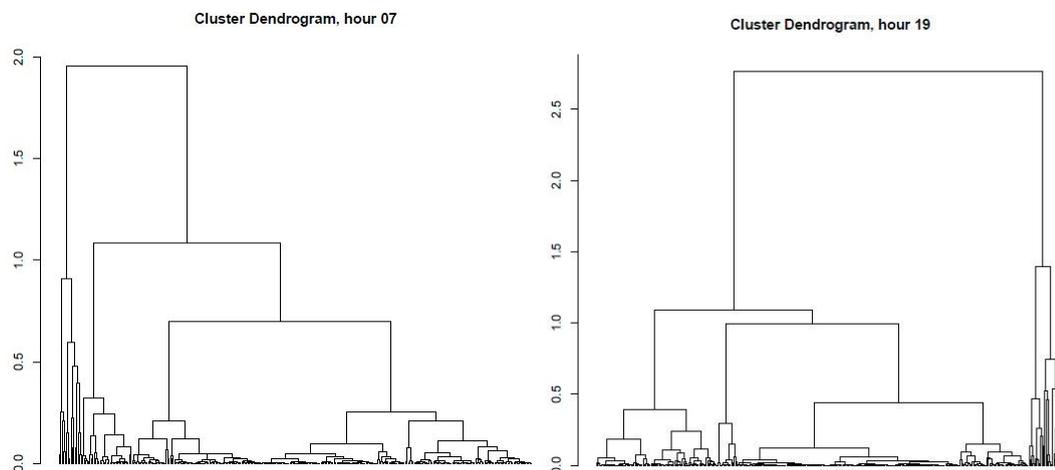


Figura 31: Dendrogramas para las 7:00 y las 19:00.

Obtenidos los dendrogramas, inspeccionamos las posibles separaciones y consideramos que el número de cluster a obtener para agrupar las curvas. Se selecciona 12 como el número en cuestión para las posteriores labores de agrupación y representación de patrones. En las figuras 32 y 33 se muestran todos los conjuntos creados para las horas consideradas, y en la figura 34 vemos con más detalle las curvas del cluster nº4 para la hora 7:00 y las curvas cluster nº1 para la hora 19:00, normalizadas y sin normalizar como muestra de este procedimiento:

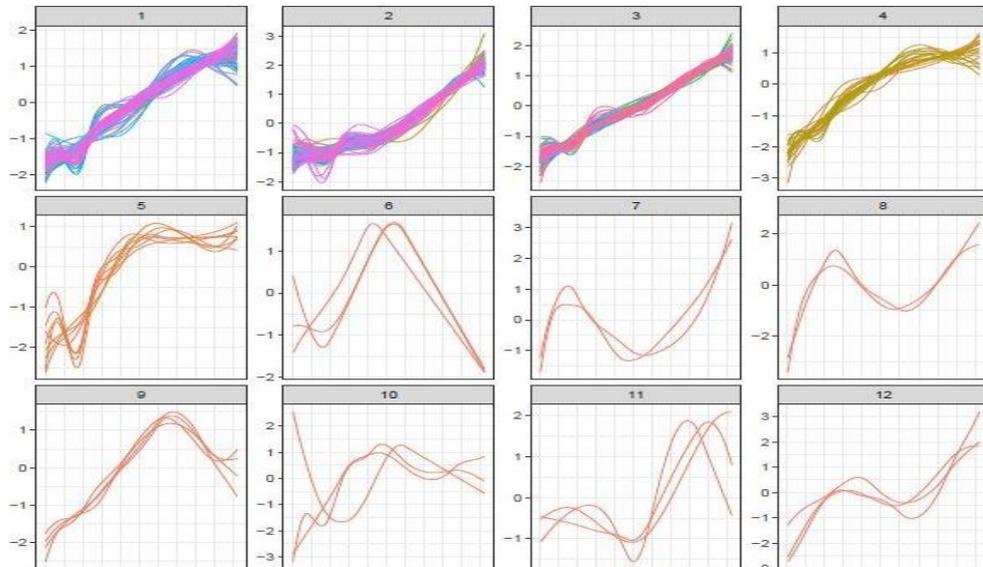


Figura 32: Agrupación de las curvas seleccionando 12 grupos para las 7:00 .

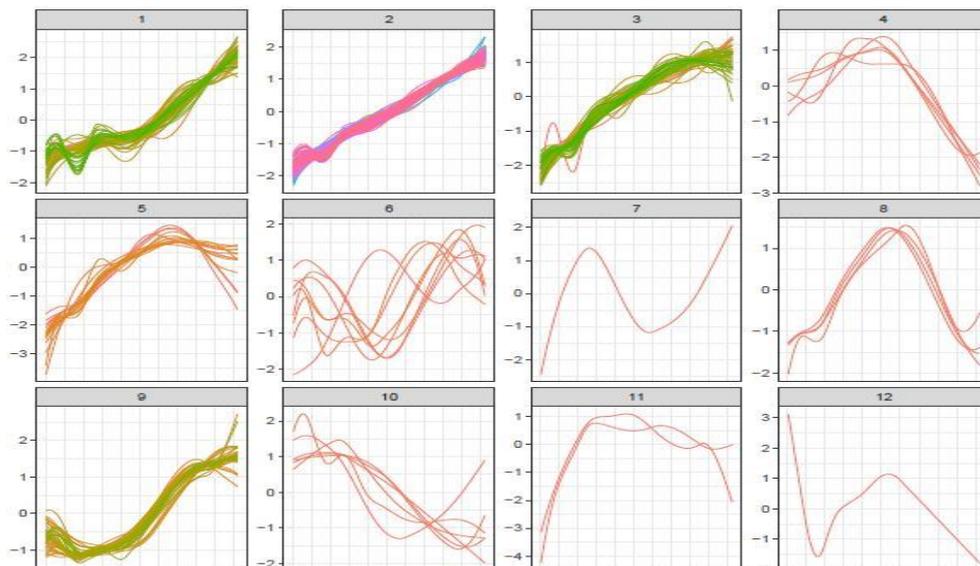


Figura 33: Agrupación de las curvas seleccionando 12 grupos para las 19:00.

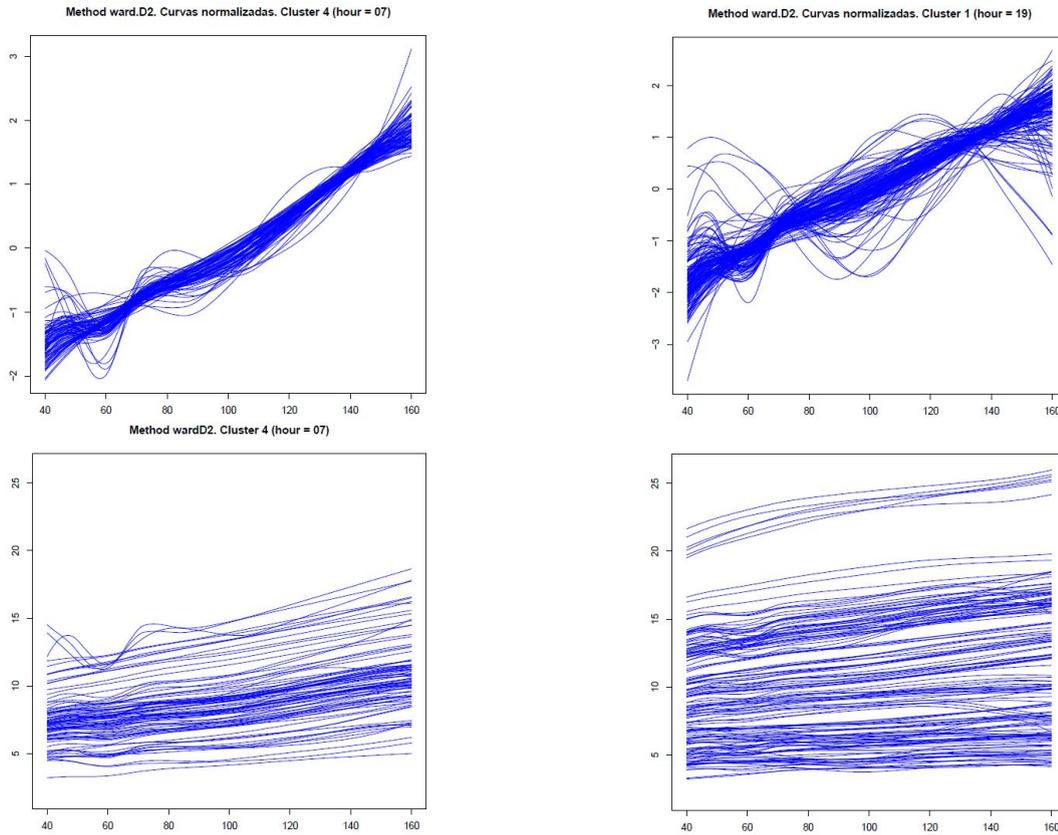


Figura 34: Cluster nº4 para las 7:00 y nº1 para las 19:00, con las curvas normalizadas y sin normalizar [20].

Escogido el número de grupos para cada hora, ahora se calcula una única curva para cada subconjunto que representará a todas las curvas pertenecientes al mismo grupo (cluster).

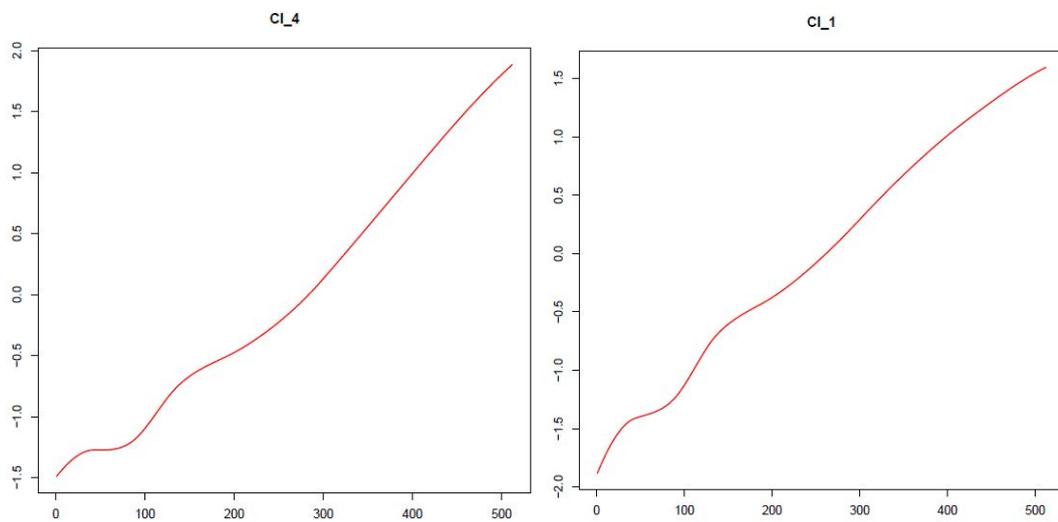


Figura 35: Representantes para el cluster nº4 de las 7:00 y nº1 para las 19:00.

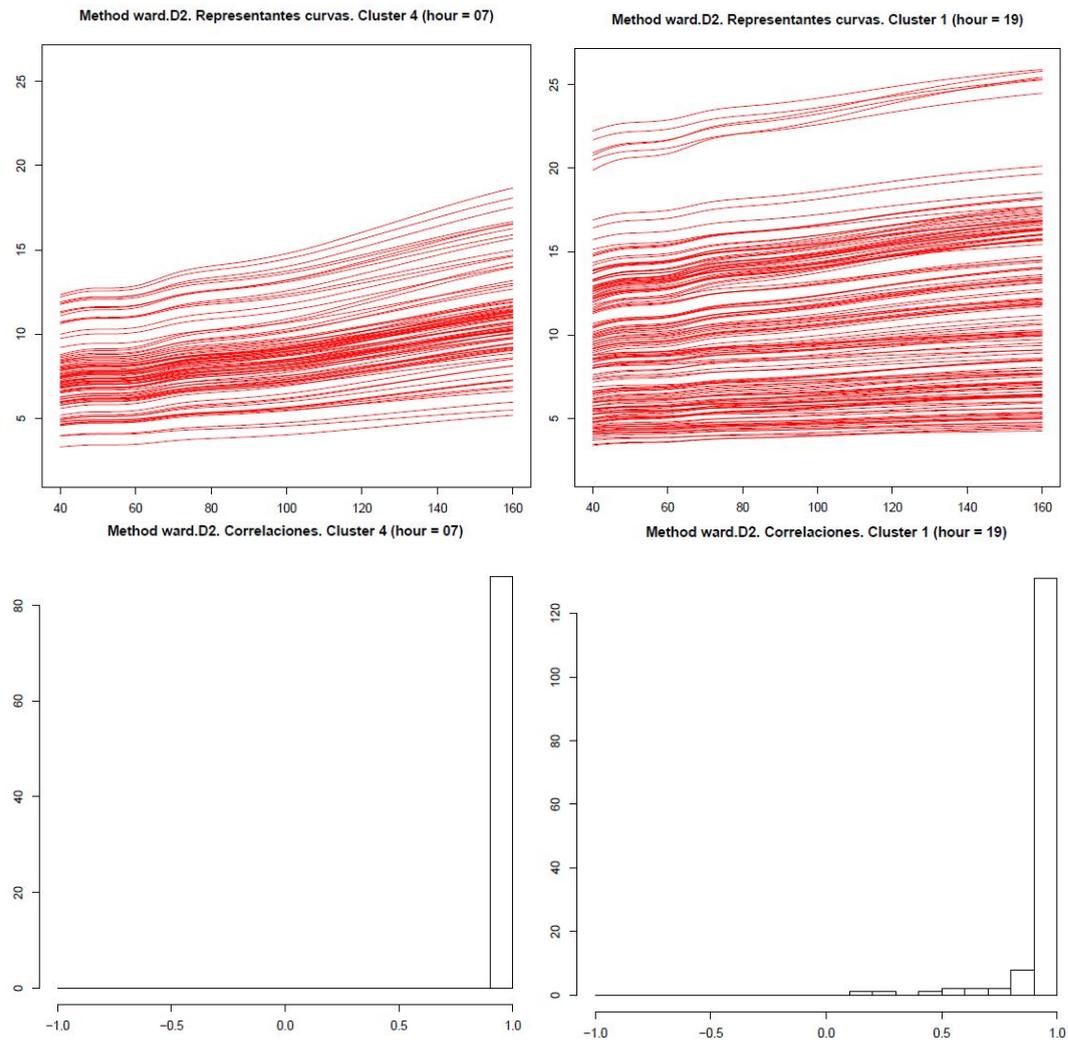


Figura 36: Curvas calculadas con el representante de la gráfica 35 y el grado de correlación con las curvas originales.

Una vez calculados todos los representantes de cada grupo y para cada hora, utilizamos dicho representante para con los valores de la media y la desviación típica que presenta cada curva por separado en el cluster, calcular una curva que sea la original. Con esto pretendemos comprobar la validez del representante y la capacidad del mismo para determinar el perfil de velocidad inicial con tan solo un par de datos. En la figura 36 tenemos representado cada perfil individual calculado con el representante y un gráfico que muestra el nivel de correlación entre la curva calculada y la original, obteniéndose resultados muy buenos para este caso.

4.4. Conclusiones

En el presente trabajo hemos tratado de exponer la situación actual respecto a las técnicas de medida del recurso eólico y el problema existente con las funciones

de caracterización, como se pudo ver en la figura 25 y que representa un comportamiento real que de cara a la predicción del recurso eólico no se encuentra en la bibliografía revisada y da lugar a imprecisiones, para posteriormente proponer una solución novedosa de análisis de patrones como es el método clustering.

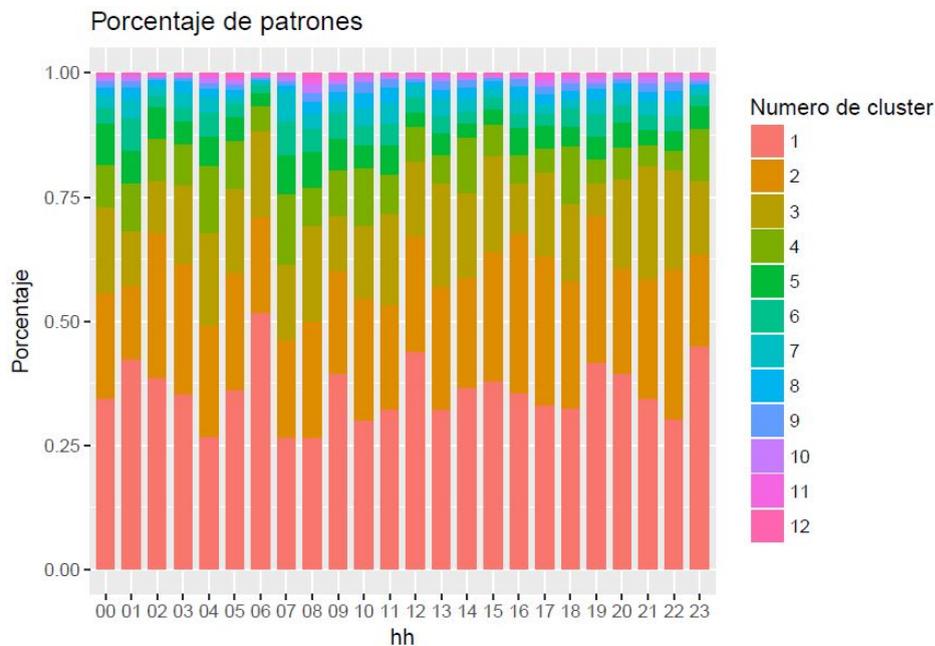


Figura 37: Proporción de curvas que hay en cada clúster cuando se consideran 12 grupos en total.

En el apartado anterior tan sólo mostramos una pequeña parte de los resultados obtenidos con un objetivo práctico y para entender el proceso seguido paso por paso. En la figura 36, mostramos el nivel de correlación existente entre cada curva calculada para cada cluster y la curva original. A la vista de estos datos, y fijándonos en la imagen 37, podemos observar que tomando los 4 cluster más numerosos para cada hora, se consigue representar en más de un 75% a los perfiles de velocidad de viento existentes para ese instante de tiempo.

A modo de conclusión, el método propuesto y su aplicación al conjunto de datos obtenido ha dado lugar a unos resultados muy buenos. Hemos conseguido caracterizar al recurso eólico diferenciando entre los posibles comportamientos que éste puede presentar a lo largo de un día y ser capaz de calcular el perfil original con gran precisión y hasta una altura de 160m.

Algunas posibles mejoras respecto a esta propuesta, podría ser la realización del mismo método pero variando la unidad de distancia inicial o poder realizar el

mismo análisis para un mayor volumen de datos y así ser capaces de caracterizar el viento presente en una zona para mayores períodos de tiempo. Además, tal y como se menciona en el artículo [29], algunas de las técnicas de predicción utilizadas actualmente consisten en la combinación de varias técnicas para mejorar los valores estimados. El método clustering propuesto podría formar parte de esta serie de procesos híbridos, y ayudar al desarrollo de nuevos modelos de predicción del recurso eólico.

5. Referencias

- [1] Global Wind Energy Council (GWEC). *Global Wind Report*. 2018.
- [2] Instituto para la Diversificación y Ahorro de la Energía (IDAE). *Plan de energías renovables 2011-2020*. 2011.
- [3] Asociación Empresarial Eólica (AEE). <https://www.aeeolica.org/es/sobre-la-eolica/la-eolica-en-espana/generacion-eolica/>.
- [4] www.ux1.eiu.edu/~cfjps/1400/circulation.html.
- [5] E. Hau. *Wind Turbines Fundamentals, Technologies, Application, Economics*. 2013.
- [6] www.wind-power-program.com/windestimates.htm.
- [7] <http://www.four-winds-energy.com/wind.html>.
- [8] Simon Watson Murray Thompson Hanan Al Buflasa, David Infield. Wind resource assesment for the kingdom of bahrain. 2008.
- [9] Jyotirmay Mathur Hermann-Josef Wagner. *Introduction to Wind Energy Systems*.
- [10] Tennet. North sea wind power hub, 2017. <https://www.tennet.eu/our-key-tasks/innovations/north-sea-wind-power-hub/>.
- [11] International Energy Agency (IEA). *Technology Roadmap*. 2013.
- [12] Segmented Ultralight Morphing Rotor (SUMR), 2017. <https://sumrwind.com/>.
- [13] Elena Roibas-Millan, Javier Cubas Cano, and Santiago Pindado Carrion. Studies on cup anemometer performances carried out at idr/upm institute. past and present research. *Energies*, 10(11):1860, Noviembre 2017. Desarrollo y Ensayos Aeroespaciales DEA.
- [14] A. Peña Díaz. Sensing the wind profile, 2009.
- [15] Md. Saiful Islam, Mohamed Mohandes, and Shafiqur Rehman. Vertical extrapolation of wind speed using artificial neural network hybrid system. *Neural Computing and Applications*, 28(8):2351–2361, Aug 2017.
- [16] G. Gualtieri and S. Secci. Wind shear coefficients, roughness length and energy yield over coastal locations in southern italy. 2011.

-
-
- [17] A. Honrubia-Escribano, E. Gómez-Lázaro, M.C. Bueso, M. Kessler, and A. Molina-García. Estimation of vertical wind speed profiles based on alternatives approaches. 2015.
- [18] Alexis Sarda-Espinosa. *dtwclust: Time Series Clustering with Dynamic Time Warping Distance*, 2016. R package version 2.0.0.
- [19] Warissara Meesrikamolkul, Vit Niennattrakul, and Chotirat Ann Ratanamahatana. Shape-based clustering for time series data. In Pang-Ning Tan, Sanjay Chawla, Chin Kuan Ho, and James Bailey, editors, *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*, pages 530–541, Berlin, Heidelberg, 2012. Springer Berlin Heidelberg.
- [20] R Core Team. *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, 2017.
- [21] Trevor J. Price. James blyth — britain’s first modern wind power pioneer. *Wind Engineering*, 29(3):191–200, 2005.
- [22] Renewable Energy Policy Network for the 21st Century (REN21). *A comprehensive annual overview of the state of renewable energy*. 2018.
- [23] ESTEYCO, 2017. <http://esteyco.com/projects/elisa/elisa.html>.
- [24] S. Mathew. *Wind Energy Fundamentals, Resource Analysis and Economics*. 2006.
- [25] Upwind. *Design limits and solutions for very large turbines*. 2011.
- [26] Wind Power Monthly. <https://www.windpowermonthly.com/10-biggest-turbines>.
- [27] A. Honrubia-Escribano, E. Gómez-Lázaro, Á. Molina-García, and A. Viguera-Rodríguez. Sistemas de evaluación del recurso eólico: Integración de nuevas soluciones basadas en tecnología láser. 2012.
- [28] Steven Lang and Eamon McKeogh. Lidar and sodar measurements of wind speed and direction in upland terrain for wind energy purposes. *Remote Sensing*, 3(9):1871–1901, 2011.
- [29] Jaesung Jung and Robert P. Broadwater. Current status and future advances for wind speed and power forecasting. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 31:762 – 777, 2014.
- [30] Ulrich Focken, Matthias Lange, and H. Waldl. Previento-a wind power prediction system with an innovative upscaling algorithm. 2001.

-
-
- [31] Lars Landberg. A mathematical look at a physical power prediction model. *Wind Energy*, 1(1):23–28.
- [32] D. A Spera, T. R Richards, and Lewis Research Center. *Modified power law equations for vertical wind profiles*. Cleveland, Ohio : NASA, Lewis Research Center, 1979. Includes abstract.
- [33] F. Bañuelos-Ruedas, C. Ángeles Camacho, J.A. Serrano-García, and D.E. Muciño-Morales. Análisis y validación de metodología usada para la obtención de perfiles de velocidad de viento. 2008.
- [34] G. L. Johnson. *Wind Energy Systems*. 2001.
- [35] Fionn Murtagh and Pierre Legendre. Ward’s hierarchical agglomerative clustering method: Which algorithms implement ward’s criterion? *Journal of Classification*, 31(3):274–295, Oct 2014.
- [36] Joe H. Ward Jr. Hierarchical grouping to optimize an objective function. *Journal of the American Statistical Association*, 58(301):236–244, 1963.
- [37] John Paparrizos and Luis Gravano. k-shape: Efficient and accurate clustering of time series. In *Proceedings of the 2015 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data, SIGMOD ’15*, pages 1855–1870, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [38] Saeed Aghabozorgi, Ali Seyed Shirkhorshidi, and Teh Ying Wah. Time-series clustering - a decade review. *Inf. Syst.*, 53(C):16–38, October 2015.
- [39] RStudio Team. *RStudio: Integrated Development Environment for R*. RStudio, Inc., Boston, MA, 2015.
- [40] H. Wickham, R. Francois, L. Henry, and K. Müller. *dplyr: A Grammar of Data Manipulation*, 2017. R package version 0.7.1.
- [41] H. Wickham. *ggplot2: Elegant Graphics for Data Analysis*. Springer-Verlag New York, 2009.