



Identificación del Trabajo	
Área:	Tecnologías de las organizaciones
Categoría:	Doctorando
Regional:	Rafaela

Análisis de los datos climáticos disponibles en Argentina para pronósticos de corto plazo de generación de energía eólica.

Pedro QUERINI¹, Nabila ABZUG¹, Augusto MUES²

¹ UTN - Facultad Regional Rafaela

² UTN - Facultad Regional Santa Fe

e-mail de los autores: pedro.querini@frra.utn.edu.ar, nabila_abzug@hotmail.com, augustomues@gmail.com

Este trabajo ha sido realizado bajo la dirección del Dr. Omar Chiotti y la Dra. Erica Fernández, en el marco de los proyectos "Modelos de Negociación de Holguras para Reparar Programas de Abastecimiento en Ejecución" (2016 – 2019) y "Modelos de intercambio de energía con base en un enfoque colectivo para micro-redes eléctricas." (2019-2020).

Resumen

La energía producida a partir de parques de aerogeneradores ha alcanzado gran magnitud de cobertura de la demanda en muchos países, aunque en Argentina es una tecnología en vías de exploración. La generación en estos parques depende, por un lado, de las características de diseño, pero principalmente se encuentran ligados a las condiciones climáticas como la temperatura, la presión atmosférica y la velocidad de viento, siendo ésta última la más influyente. Por esta razón pequeños errores de pronósticos en las variables meteorológicas, producen grandes errores de pronósticos en la generación eólica. En este trabajo se realiza un análisis de los datos climáticos disponibles para un determinado lugar geográfico de Argentina, a efectos de cuantificar el grado de incertidumbre de los mismos y su impacto en el pronóstico de generación de energía eólica de corto plazo (horas).

Palabras Claves: Generación Eólica; Variables meteorológicas; Pronósticos; Error de Pronósticos.

1. Introducción

Los parques eólicos se han convertido en uno de los recursos de energía renovable más populares en todo el mundo debido a su limpieza y amplia disponibilidad. Según la Asociación Mundial de la Energía Eólica, las turbinas eólicas instaladas a fines de 2017 pueden cubrir más del 5% de la demanda mundial de electricidad. Para muchos países, la energía eólica se ha convertido en un pilar de sus estrategias para eliminar gradualmente la energía fósil y nuclear. Por ejemplo, en 2017 Dinamarca estableció un nuevo récord mundial con un 43% de su energía proveniente del viento (World Wind Energy Association 2018). En el caso de Argentina, la producción de energía renovables alcanzó el 2,85% el día 13 de agosto de 2019, según datos de CAMMESA (Cammesa 2019).

La producción de energía eólica depende fuertemente de las condiciones climáticas, en particular, la velocidad del viento y la densidad del aire; esta última a su vez depende de la temperatura y la presión atmosférica. Las frecuentes variaciones de estas variables producen fluctuaciones en el proceso de generación de energía (Cheng and Zhu 2014; Giebel and Kariniotakis 2017; Haupt et al. 2017) por lo cual, la tarea de gestión de la operación de los sistemas de producción de energía eólica implica importantes desafíos (Nikos Hatzigiorgiou et al. 2007; Steriotis et al. 2018; Benegiamo et al. 2018).

El principal inconveniente se debe a que la energía generada por una turbina es directamente proporcional al cubo de la velocidad del viento, por lo cual, un pequeño error en el pronóstico del valor de las variables atmosféricas puede generar un gran error en el pronóstico de la energía eólica que una turbina puede producir en un dado horizonte de tiempo (Wang et al. 2019). Por esta razón, tanto la comunidad científica como la industria, han invertido grandes esfuerzos en el último decenio a desarrollar modelos y herramientas para pronosticar la producción de energía eólica. Una buena referencia de los principales modelos desarrollados hasta el momento puede encontrarse en (Wang et al. 2019).

Los modelos de pronóstico de producción de energía eólica propuestos en la bibliografía se pueden clasificar según el tipo de datos que utilizan y según el horizonte de tiempo de pronosticación (Chen and Folly 2018). En el primer caso, se pueden definir dos grandes grupos: los que solo procesan datos históricos de producción de energía eólica, y los que procesan dichos datos combinados con datos de las variables ambientales registrados por los servicios meteorológicos. En el segundo caso, se clasifican en cuatro grupos: de muy corto plazo (minutos), de corto plazo (horas), de mediano plazo (días) y de largo plazo (meses y años).

Un aspecto importante a observar es que los modelos de pronóstico que utilizan datos climáticos, son sensibles al lugar geográfico y a la incertidumbre de los pronósticos generados para el mismo por los servicios meteorológicos. La motivación principal de este trabajo es que no tiene sentido invertir en el desarrollo de modelos de gestión (planificación) de la generación de energías renovables (en este caso eólicas) si la información clave (pronóstico de generación) no es confiable. Por esta razón, el objetivo de este trabajo es realizar un análisis de los datos climáticos disponibles para un determinado lugar geográfico de Argentina, a efectos de cuantificar el grado de incertidumbre de los mismos y su impacto en el pronóstico de generación de energía eólica de corto plazo (horas).

El resto del trabajo se organiza del siguiente modo, en la Sección 2 se presentan las ecuaciones de cálculo de la producción de energía eólica; en la Sección 3 se presentan los datos objeto de estudio; en la Sección 4 se describe el análisis de los datos climáticos pronosticados y reales y se discute su impacto en el cálculo de la producción de energía eólica; finalmente, en la Sección 5 se presentan las conclusiones y trabajo futuro.

2. Velocidad del viento versus energía eólica

La energía eólica ideal y real que se obtiene a través de las palas del rotor de una turbina por unidad de área de barrido se define mediante las Ecuaciones 1 y 2 respectivamente (Chen and Folly 2018).

$$P_{ideal}(v) = \frac{1}{2} \rho(t) A v^3 \quad (1)$$

$$P_{real}(v) = \frac{1}{2} \rho(t) A v^3 C_p(v) \quad (2)$$

Donde: $P_{ideal}(v)$ es la potencia ideal que podría generar el rotor y $P_{real}(v)$ es la potencia real que una dada turbina puede generar [Watts]; $\rho(t)$ es la densidad del aire en el tiempo t que depende de la temperatura y la presión atmosférica; A es el área de barrido de las palas [m²]; v es la velocidad el viento [m/s]; y $C_p(v)$ es el coeficiente de potencia del rotor que, para una turbina particular, está determinado por el ángulo de la punta, el diseño de la pala y la relación entre la

velocidad del viento y la velocidad del rotor. El valor máximo del coeficiente de potencia (límite de Betz) es 0.593 (Chen and Folly 2018).

3. Datos objeto de estudio

Se utilizaron datos de la base de datos del Servicio Meteorológico Nacional, particularmente de la Estación Meteorológica Aeropuerto Internacional Ushuaia a 1,1km de la ciudad de Ushuaia. La ubicación de la estación es Lat. -54.800 Long. -68.317 y la elevación de 22m (Sistema Meteorológico Nacional.). Se han tomado datos de pronósticos y registros de los valores reales de las variables climáticas de interés proporcionados por el Servicio Meteorológico Nacional. La decisión del lugar geográfico se debió exclusivamente al hecho que es la única región geográfica del país (exceptuando la ciudad de Buenos Aires) para la cual el servicio meteorológico también registra datos de irradiación solar. Datos que, si bien no interesa en este estudio, se utilizarán a futuro para el pronóstico de producción de energía solar.

Se seleccionaron de manera aleatoria dos muestras de datos: los correspondientes al período 01/01/2019 -07/01/2019 y al período 25/05/2019-31/05/2019.

No se disponen de datos de pronósticos de la presión atmosférica pero si de la temperatura. Entonces, para obtener una estimación de la energía que puede generar una turbina, la densidad del aire se calcula considerando la presión atmosférica media de Ushuaia y los datos de pronósticos de temperatura. Esto es, sólo se corrige por temperatura. Para obtener la estimación de energía real generada por una turbina se utilizan valores reales de presión atmosférica y temperatura.

Los datos de pronósticos de la temperatura y velocidad del viento se encuentran registrados cada 3 horas. Para estimar los datos correspondientes a las 2 horas faltantes se interpola utilizando la Ecuación 3.

$$x_i = \left(\frac{x_k - x_{k-3}}{3} \right) + x_{i-1} \quad (3)$$

Dónde: x_i es el valor estimado de la variable climática, x_{i-1} es el último valor estimado de la variable climática y x_k y x_{k-3} es el dato de pronóstico en la hora k y $k-3$ (k queda definido por un valor entero en el rango $[3, N]$, siendo N el número total de datos de pronósticos disponibles).

4. Análisis de los datos y su impacto en la producción de energía eólica

4.1. Análisis de las variables climáticas

A continuación, se presenta el error entre los datos de pronósticos y registros de los valores reales de las variables climáticas temperatura y presión atmosférica en las muestras del mes de enero (Figura 1) y mayo (Figura 2). La densidad del aire posee un error muy pequeño en ambos meses, por esta razón no será graficada. En el mes de enero, el rango de variabilidad del error de la presión atmosférica es de 23 [hPa] y de la temperatura es de 6,38 [°C]. En el mes de mayo, el rango de variabilidad de la presión atmosférica es de 23 [hPa] y de la temperatura es de 11,91 [°C]. Una causa de la mayor variabilidad de la presión atmosférica puede ser porque se tomó como dato pronosticado la presión atmosférica medida de Ushuaia (Sección3). Ambas variables climáticas son utilizadas para el cálculo de la densidad del aire, la cual posee un rango de variabilidad 0,05 [kg/m³]

y 0,06 [kg/m³] para los meses de enero y mayo respectivamente. Si bien la variabilidad de la temperatura y la presión son considerables no afecta significativamente al resultado del cálculo de la densidad del aire.

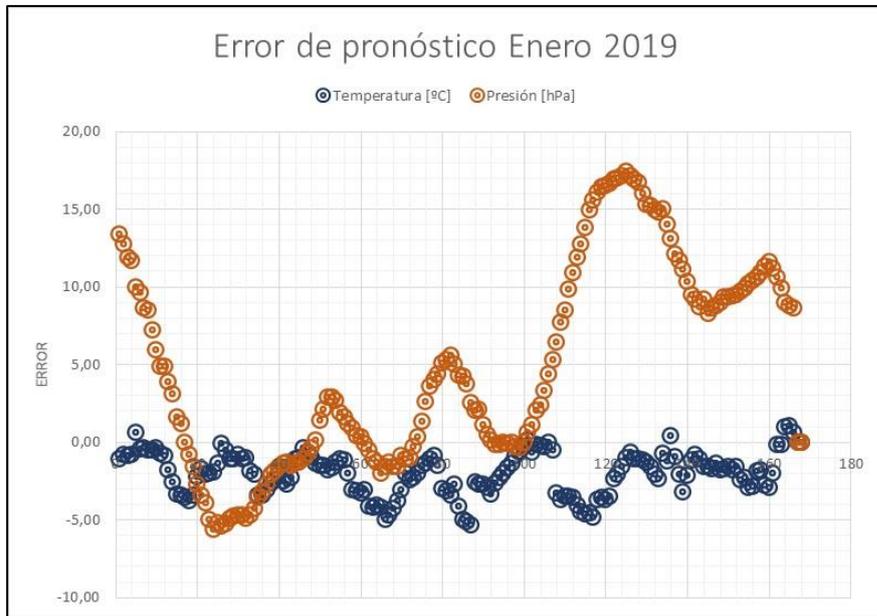


Figura 1. Error de temperatura y presión (enero 2019)

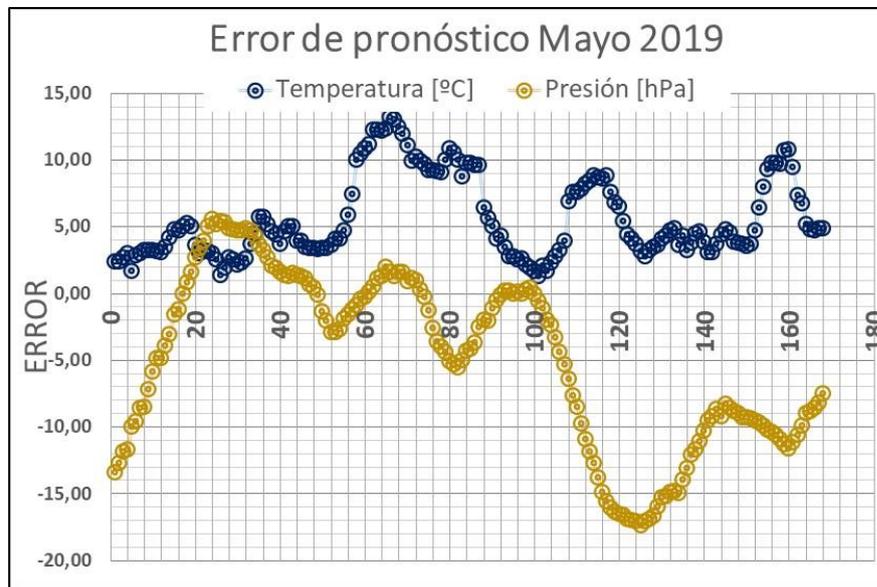


Figura 2. Error de temperatura y presión (mayo 2019)

Las Figuras 3 y 4 muestran el error entre los datos de pronósticos y registros de los valores reales de la variable climática velocidad del viento para la muestra de los meses de enero y mayo respectivamente. El rango de variabilidad es de 18,81 [m/s], lo que afecta significativamente los valores pronosticados y reales de la generación de energía debido a que dicha variable se encuentra elevada al cubo en la Ecuación 1.

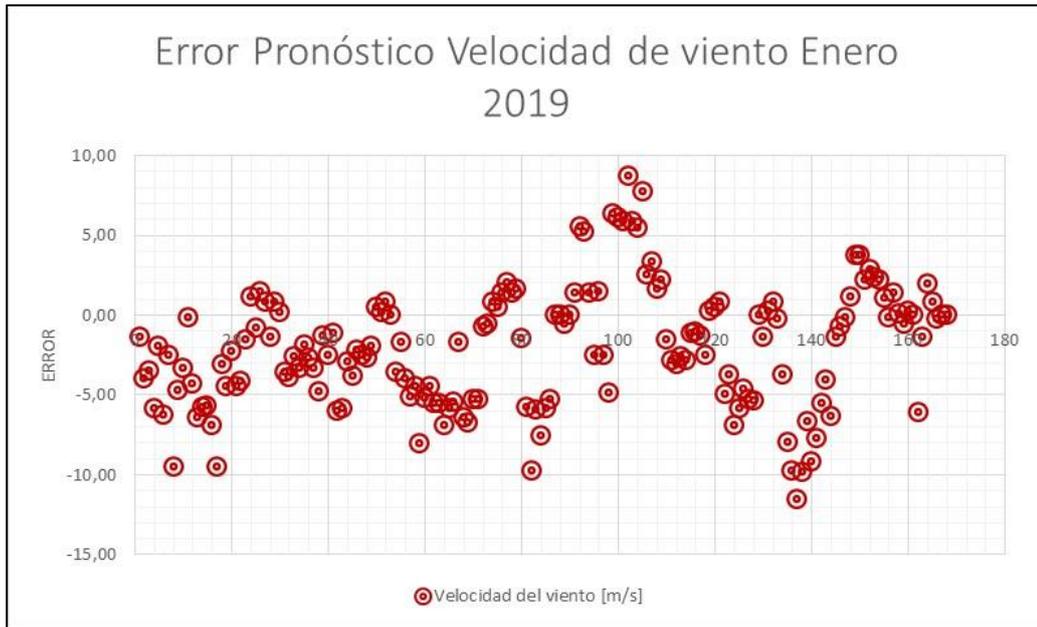


Figura 3. Error velocidad del viento (enero 2019)

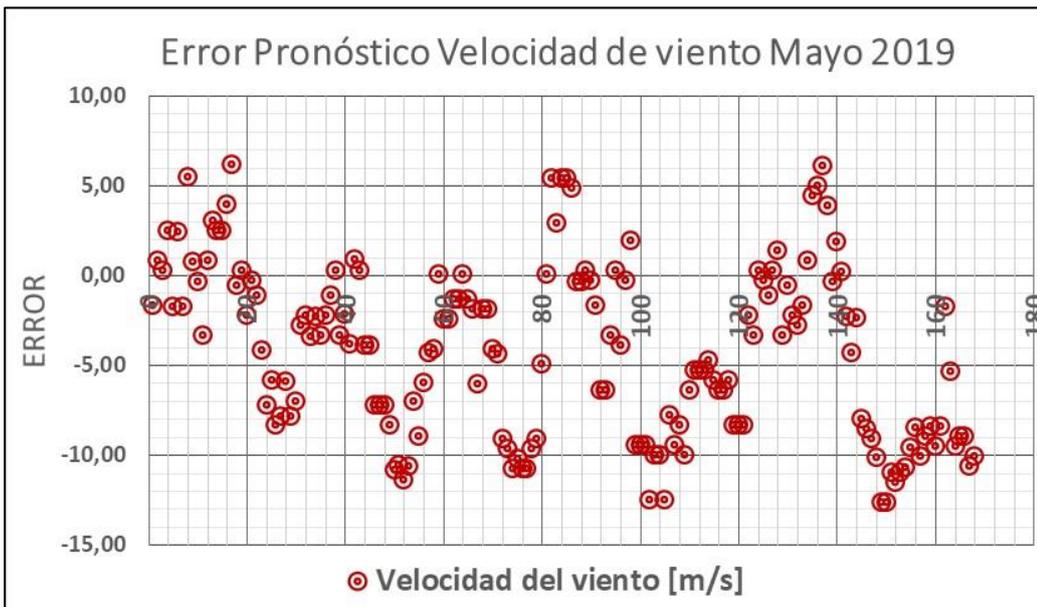


Figura 4. Error velocidad del viento (mayo 2019)

4.2. Análisis de la generación de energía

Para el análisis de la producción de energía se utiliza un aerogenerador marca ENERCON modelo E-48. En la Tabla I se observan sus especificaciones técnicas.

Tabla I. Especificaciones técnicas del aerogenerador E-48

Coefficiente de potencia	0,3
Diámetro	48,0 [m]
Área molino	1810 [m ²]
Presión aproximada	998 [hPa]
Latitud	-54,8°
Longitud	-68,3°
Altitud	60 [m]
Vel. Mínima [m/s]	2,5
Vel. Máxima [m/s]	34
Pot. Nominal [kW]	800

Con los datos de pronósticos y registros de los valores reales de las variables climáticas de interés y utilizando la Ecuación 2 se estima la *generación pronosticada* [kW] y la generación real [kW] para los meses de enero y mayo. Obtenidos dichos valores se calcula el indicador de error de pronóstico MAPD (Mean Absolute Percentage Deviation).

Para estimar la generación pronosticada y real, previamente se debió calcular la velocidad del viento a partir de la cual el generador alcanza su potencia nominal de 800 [kW] (Figura 1) obteniendo como resultado, 13.16 [m/s]. Para ello, se consideraron los parámetros de velocidad mínima y máxima (Tabla I) que determinan el rango de la velocidad del viento dentro del cual el generador puede producir energía, condiciones normales de presión 1013,25 [hPa] y temperatura 0 [°C] y el coeficiente de potencia del rotor $C_p(v)$ que se obtuvo despejándolo de la Ecuación 2.

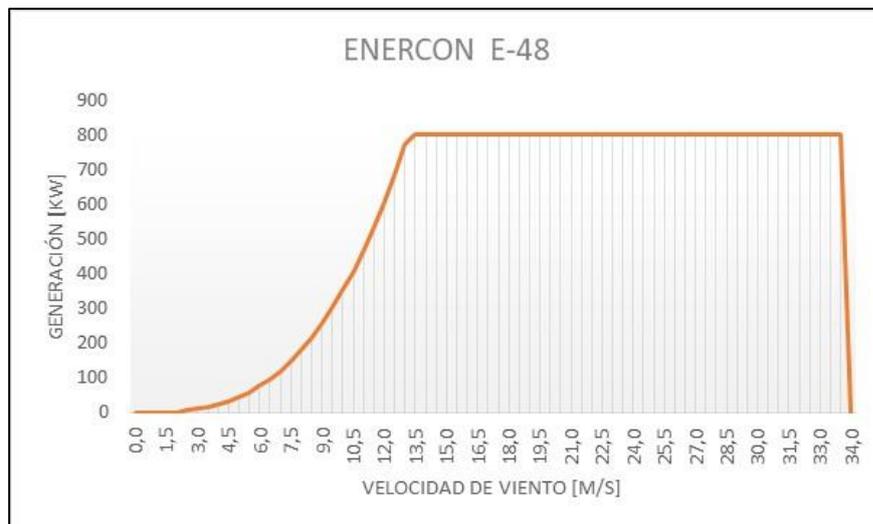


Figura 5. Generación en función de velocidad del viento

Las Figuras 6 y 7 muestran los valores estimados de la generación pronosticada y la generación real para las muestras de los meses de enero y mayo. Ambas gráficas fueron obtenidas utilizando la Ecuación 1. En general, la generación pronosticada es inferior a la generación real y

con diferencias significativas. Por ejemplo, en el mes de enero (Figura 6) el día 6 de enero a las 19 hs. (dato 140) la generación pronosticada fue de 50,18 [KWh] y la generación real de 800 [KWh]. En el mes de mayo (Figura 7) la generación pronosticada posee un rango de variabilidad de 70 [KW]. Sin embargo, la generación real difiere significativamente.

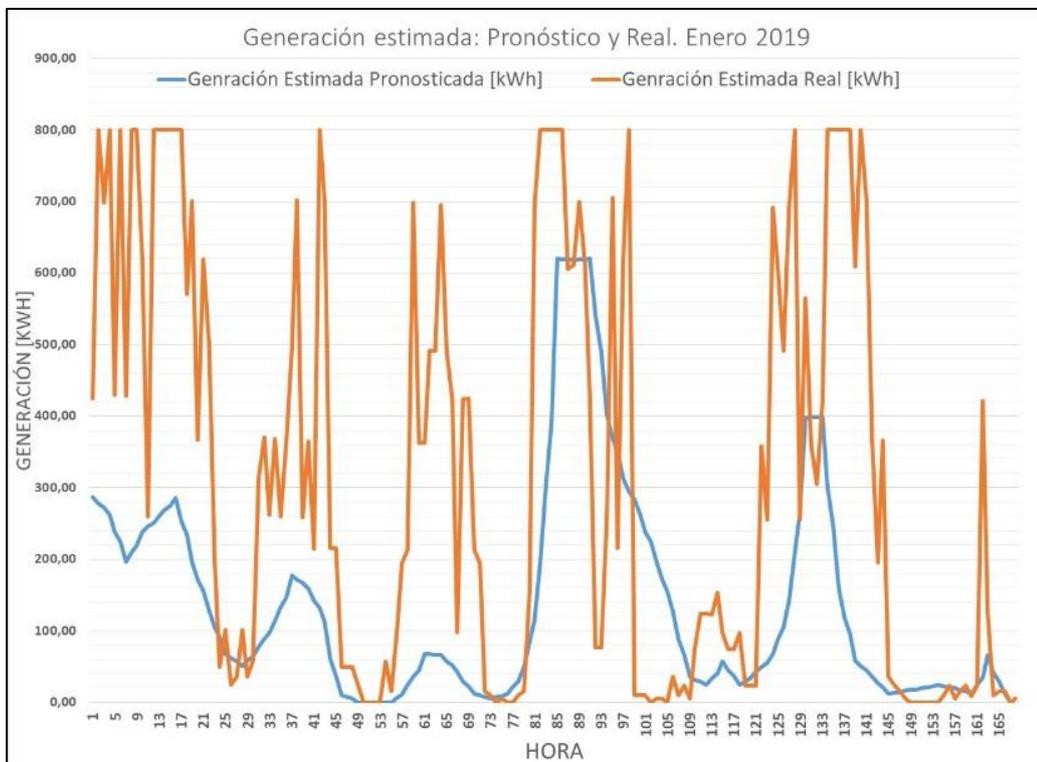


Figura 6. Generación estimada pronosticada y real (enero 2019).

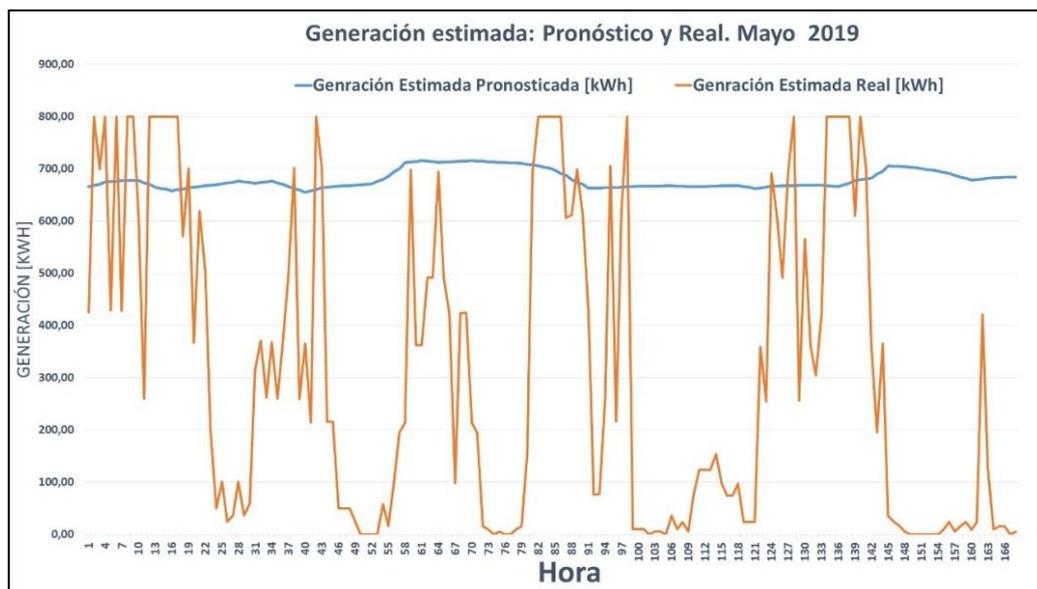


Figura 7. Generación estimada pronosticada y real (mayo 2019).

4.3. Discusión de resultados

Las Tablas II y III presentan un resumen del procesamiento de los datos. Se calculó para cada una de las variables climáticas y la producción de energía el MAPD y la cantidad de puntos sobreestimados y subestimados. Si bien la temperatura (columna 2, Tabla II y III) posee un MAPD de 29% y 78% para los meses de enero y mayo, no parece afectar significativamente al cálculo de la densidad del aire (columna 4, Tabla II y III) y como consecuencia en la generación de energía. La densidad del aire que se obtiene con datos de temperatura y presión posee un MAPD de 1% y 3% para cada uno de los meses analizados. La velocidad del viento (columna 5, Tabla II y III) posee un MAPD de 29% y 78% afectando significativamente los valores de generación de energía por encontrarse en la Ecuación 1 elevada al cubo. Esto se ve reflejado en el incremento del MAPD de 70% al 131% (columna 6, Tabla II y III) en la generación de energía.

La fila 5 de cada tabla, denominada sobreestimación, determina la cantidad de datos en los que lo pronosticado es mayor a la estimación real. La fila 6 de cada tabla, denominada subestimación es la situación inversa. Como resultado de la tabla II, se puede observar que la generación estimada se encuentra subestimada en 112 puntos y sobre estimada en 50 puntos. Esto impacta directamente en la posibilidad de entender que la generación se encuentra sobrestimada en el mes de enero. En la Tabla III sucede lo mismo. Al realizarse nuevos pronósticos esto resulta interesante ya que existe más de un 50% de probabilidades de que la generación real sea mayor que la pronosticada para ambos meses.

Se destaca que, las mediciones de la velocidad del viento fueron tomadas a 22 m de altura mientras que la altura del aerogenerador es de 60 m, por lo cual, se debe realizar la corrección por diferencia de altitud (Chen and Folly 2018). Dicha corrección no se ha presentado en este trabajo dado que no tiene impacto en los resultados objeto de estudio, que es la diferencia entre los valores estimados de generación pronosticada y real.

Tabla II. Análisis de los datos de Enero 2019

ene-19	Temperatura [°C]	Presión [hPa]	Densidad del aire [kg/m3]	Velocidad del viento [m/s]	Generación [kWh]
N° Datos	168,0	168,0	168,0	168,0	168,0
Sum Err Abs	344,9	1037,9	2,5	569,0	36855,6
MAPD	29%	1%	1%	40%	70%
MAP	2,1	6,2	0,0	3,4	219,4
Error Sob. [nro/168]	6,0	113,0	158,0	49,0	50,0
Error Sub. [nro/168]	159,0	49,0	8,0	112,0	112,0

Tabla III. Análisis de los datos de Mayo 2019

may-19	Temperatura [°C]	Presión [hPa]	Densidad del aire [kg/m3]	Velocidad del viento [m/s]	Generación [kWh]
N° Datos	168	168	168	168	168
Sum Err Abs	943,19	1053,60	5,28	861,42	68624,50
MAPD	78%	1%	3%	61%	131%
MAP	5,61	6,27	0,03	5,13	408,48
Error Sob. [nro/168]	168,00	49,00	1,00	37,00	34,00
Error Sub. [nro/168]	0	115	167	131	134

5. Conclusiones y trabajos futuros

En este trabajo se analizó la incertidumbre que tienen los datos de las variables climáticas y su impacto en la generación estimada por pronóstico y la generación estimada real de corto plazo. Para cada una de ellas se mostró la diferencia entre los valores pronosticados y los reales. Se pudo observar que, si bien las diferencias en los valores de temperatura son significativas, su impacto en la densidad del aire es menor (MAPD 1% en enero y 3 % en mayo) con lo cual su impacto en la generación también es menor. No ocurre lo mismo con la velocidad del viento, cuya diferencia es significativa (MAPD 40% en enero y 61% en mayo) y su impacto en la generación se incrementa por la potencia cúbica en la ecuación de cálculo, con lo cual el indicador de error de pronóstico MAPD asciende a 70% para enero y 131% para mayo. Estos valores de error de pronósticos hacen inviable la implementación de cualquier tipo de procesos de planificación de producción, ocasionando que cualquier tipo de modelo de gestión que se genere, por ejemplo, despacho económico, compra-venta de energía, entre otros, sean de poca utilidad para la toma de decisiones.

Como resultado del análisis se desprende la necesidad de invertir esfuerzo en el desarrollo de modelos de pronósticos de generación con base en datos históricos específicos del comportamiento de aerogeneradores o parque eólicos que se encuentren funcionando y que dichos modelos sean validados con datos reales de generación. Esta línea de trabajo es objeto de investigación de gran interés actual (Giebel and Kariniotakis 2017; Chen and Folly 2018). Otra línea de investigación combina datos históricos de generación y datos climáticos (Haupt et al. 2017; Wang et al. 2019). A futuro, se trabajará en esta línea de investigación.

Reconocimientos

Los autores agradecen a los directores y en especial a la UTN Facultad Regional Rafaela y UTN Facultad Regional Santa Fe por su constante apoyo y seguimiento para que este trabajo fuese posible.

Bibliografía

- Benegiamo, Alberto; Loiseau, Patrick; Neglia, Giovanni (2018): Dissecting demand response mechanisms: The role of consumption forecasts and personalized offers. In *Sustainable Energy, Grids and Networks* 16, pp. 156–166. DOI: 10.1016/j.segan.2018.07.005.
- Cammesa (2019): Datos de Cobertura de Pico. <http://portalweb.cammesa.com>.
- Chen, Q.; Folly, K. A. (2018): Wind Power Forecasting. In *IFAC-PapersOnLine* 51 (28), pp. 414–419. DOI: 10.1016/j.ifacol.2018.11.738.
- Cheng, Ming; Zhu, Ying (2014): The state of the art of wind energy conversion systems and technologies: A review. In *Energy Conversion and Management* 88, pp. 332–347. DOI: 10.1016/j.enconman.2014.08.037.
- Giebel, Gregor; Kariniotakis, George (Eds.) (2017): Wind power forecasting—a review of the state of the art. From models to applications. Cambridge: Woodhead Publishing (Woodhead publishing series in energy).
- Haupt, Sue Ellen; Jiménez, Pedro A.; Lee, Jared A.; Kosović, Branko (Eds.) (2017): Principles of meteorology and numerical weather prediction. From models to applications. Cambridge: Woodhead Publishing (Woodhead publishing series in energy).
- Nikos Hatzigiorgiou; Hiroshi Asano; Reza Iravani; Chris Marnay (2007): Microgrids. An Overview of Ongoing Research, Development, and Demonstration Projects. In *IEEE Power and Energy Mag*, pp. 78–94.
- Sistema Meteorológico Nacional.: Datos de Pronósticos. www.smn.gov.ar.

- Steriotis, Konstantinos; Tsaousoglou, Georgios; Efthymiopoulos, Nikolaos; Makris, Prodromos; Varvarigos, Emmanouel (2018): A novel behavioral real time pricing scheme for the active energy consumers' participation in emerging flexibility markets. In *Sustainable Energy, Grids and Networks* 16, pp. 14–27. DOI: 10.1016/j.segan.2018.05.002.
- Wang, Han; Han, Shuang; Liu, Yongqian; Yan, Jie; Li, Li (2019): Sequence transfer correction algorithm for numerical weather prediction wind speed and its application in a wind power forecasting system. In *Applied Energy* 237, pp. 1–10. DOI: 10.1016/j.apenergy.2018.12.076.
- World Wind Energy Association (2018): Wind power capacity reaches 539 GW, 52.6 GW added in 2017.