

ANÁLISIS DEL CRÉDITO DE CAPACIDAD PARA LA GENERACIÓN ELÉCTRICA A PARTIR DE ENERGÍAS RENOVABLES EN LA MATRIZ ELÉCTRICA ARGENTINA

Daniela Keesler¹, Gabriel Blanco¹, María E. Ramadán¹

¹Centro de Tecnologías Ambientales y energía (CTAE) - Departamento de Ingeniería Electromecánica
– Facultad de Ingeniería – Universidad Nacional del Centro de la Provincia de Buenos Aires
(UNICEN)

Tel.: +54 02284 670320 - e-mail: ingenieria@fio.unicen.edu.ar

RESUMEN: Ante la creciente incorporación de potencia renovable intermitente en la matriz de generación eléctrica actual y en escenarios futuros que buscan una matriz libre de emisiones de gases de efecto invernadero (GEI), es preciso establecer metodologías que permitan predecir si habrá suficiente energía para abastecer las diferentes demandas horarias durante todo el año.

El factor que permite determinar la capacidad de una planta de generación eléctrica para atender la demanda de manera “firme” y confiable es el “crédito de capacidad”. Este factor depende de numerosas variables como la tecnología, la locación, el porcentaje de participación de esta tecnología en la matriz, los patrones de demanda, entre otros. Determinar entonces este factor resulta de vital importancia para la prospectiva del sector energético de una región o de un país, así como también para la planificación diaria de la operatoria del parque de generación eléctrica.

Existen diversas metodologías que intentan determinar el crédito de capacidad para las energías renovables intermitentes, como la energía solar fotovoltaica y la energía eólica, basadas principalmente en métodos estadísticos y probabilísticos. En este trabajo se propone la aplicación de alguno de estos métodos a fin de calcular el crédito de capacidad para la generación eléctrica a partir de estas dos fuentes renovables, en diferentes escenarios de penetración en la matriz eléctrica argentina.

Se encontró que el crédito de capacidad para energía solar fotovoltaica varía entre 0 % y 94 %, mientras que para energía eólica oscila entre 5 % y 67 %, dependiendo de la región y del momento del año, reflejando la variabilidad de estos recursos a lo largo del país.

El análisis gráfico de la tecnología eólica arroja una tendencia decreciente de los valores obtenidos, mientras que, para la energía solar fotovoltaica, ese patrón es más difuso. Este análisis revela cómo la variabilidad temporal de los recursos renovables impacta en el crédito de capacidad y en su capacidad para satisfacer la demanda. El comportamiento real, basado en datos reales discretos, brinda valores que resultan confiables y útiles para la planificación. La acumulación de datos reales a lo largo del tiempo contribuirá a mejorar de manera gradual la precisión y robustez de los resultados.

Evaluar el crédito de capacidad considerando la simultaneidad con respecto a la demanda horaria y mensual es clave para una planificación energética efectiva. Esto contribuye a optimizar la expansión del sistema eléctrico mediante la implementación de energías renovables y a cumplir con objetivos ambientales nacionales de reducción de emisiones.

Palabras clave: energía solar, energía eólica, crédito de capacidad, confiabilidad, generación variable.

INTRODUCCIÓN

Para asegurar la cobertura de la demanda a lo largo de todas las horas del año, los sistemas eléctricos se conciben con un margen de seguridad que se conoce como margen de reserva. Este margen de reserva



se calcula como la relación entre la llamada “potencia firme” del parque de generación y el máximo pico de demanda registrado o proyectado, y suele fijarse entre un 10% a 25% (IRENA, 2017). La potencia firme se define como la cantidad de generación de energía eléctrica que se puede garantizar para satisfacer la demanda en un momento dado, incluso en condiciones adversas.

Actualmente, en nuestro país, se considera que las energías renovables intermitentes no aportan potencia firme al sistema eléctrico. Esta consideración limita la incorporación masiva de energías renovables al sistema eléctrico, dificulta planificar el reemplazo de las centrales térmicas con el objetivo de reducir las emisiones de GEI y, además, puede volver más costosos los sistemas de generación eléctrica por la necesidad de contar con fuentes de potencia firme adicionales. Sin embargo, en diferentes países del mundo y la región se acepta el aporte de energía firme por parte de tecnologías renovables intermitentes (ej. Chile, Perú, México, entre otros) (ASEP, 2019).

En este trabajo, se busca determinar cuál podría ser el aporte de potencia firme de centrales solares fotovoltaicas y eólicas en la matriz eléctrica argentina para diferentes escenarios de penetración. Para una nueva instalación, la potencia firme puede calcularse como el producto entre la potencia instalada y el crédito de capacidad (CC), dónde el CC puede definirse como la porción de capacidad nominal que estará disponible en los momentos de mayor demanda (Ibanez, Milligan, 2014). Para su determinación existen distintos métodos basados en dos conceptos: series estadísticas y cálculos probabilísticos. El desarrollo a continuación se basa en cálculos probabilísticos, siguiendo la metodología propuesta por Ferreira, Carvalho (1998). Esta metodología fue ajustada para optimizar su aplicación en la matriz eléctrica argentina.

METODOLOGÍA

A continuación, se detallan los modelos implementados y los pasos seguidos (Ferreira, Carvalho, 1998) para alcanzar el objetivo antes propuesto.

Definiciones

Considerando la potencia instalada de las fuentes de energía convencionales como R y a la demanda de energía eléctrica como D , la confiabilidad con la que debe ser satisfecha la demanda se expresa en la Ecuación (1). Esta confiabilidad representa la probabilidad de que la potencia instalada convencional supere a la demanda con una confiabilidad α .

$$P(R - D \geq 0) \geq \alpha \quad (1)$$

Para analizar el efecto de la incorporación de fuentes renovables, se plantean dos escenarios. En ellos, R_1 y R_2 corresponden a valores específicos de la potencia instalada convencional R , mientras que G representa la potencia proveniente de fuentes de energía renovable. Las Ecuaciones (2) y (3) representan estos escenarios, identificando el aporte de las renovables en la segunda de ellas. Además, se introduce el concepto de demanda residual, definida como la demanda neta una vez considerado el aporte renovable ($D - G$).

$$P(R_1 - D \geq 0) = \alpha \quad (2)$$

$$P(R_2 + G - D \geq 0) = \alpha \quad (3)$$

En este marco:

R_1 denota la potencia instalada convencional mínima requerida para satisfacer la demanda con el nivel de confiabilidad especificado, sin considerar generación renovable.

R_2 por su parte, representa la potencia instalada convencional mínima necesaria teniendo en cuenta la contribución renovable.

Con base en estas definiciones, el crédito de capacidad (CC) se define como se muestra en la Ecuación (4). Esta métrica cuantifica la reducción potencial de la capacidad convencional gracias a la inclusión de renovables, expresada como el porcentaje de potencia instalada renovable que efectivamente reemplaza a la potencia instalada convencional, manteniendo los niveles de confiabilidad establecidos

$$CC = \frac{R_1 - R_2}{P_{instalada}} \cdot 100 \quad (4)$$

Consideraciones previas

Para los cálculos y modelos probabilísticos presentados, se realizaron las siguientes consideraciones.

En primer lugar, se debe tener en cuenta que, tanto D como G representan distribuciones de probabilidad, mientras que R_1 y R_2 corresponden a un parámetro constante en el análisis, sin variación estadística. Por otro lado, es necesario distinguir el tipo de fuente de energía renovable a evaluar, ya que sus comportamientos son diferentes. Este estudio se centró únicamente en la energía solar fotovoltaica y la energía eólica. El método de análisis resulta en una “resta” de distribuciones de probabilidad, se debe establecer el tipo de distribución de cada serie de datos a analizar: demanda de energía eléctrica y generación de cada fuente renovable a considerar. El comportamiento de la demanda de energía eléctrica (D) sigue una distribución normal (Ferreira, Carvalho, 1998), así como también la generación solar fotovoltaica (Dominguez Gutierrez, 2014), mientras que la generación eólica sigue una distribución del tipo Weibull (Tuller, Brett, 1984). Esto hace que las distribuciones de probabilidades de demanda y generación eólica no puedan restarse directamente y sea necesario recurrir a la Simulación Montecarlo para esta operación (Illana, 2013). Para asegurar la confiabilidad del método y la suavidad de las curvas, se realizó dicha simulación con 10^6 muestras.

Finalmente, el análisis se llevó a cabo dividiendo el país en distintas regiones, siguiendo las establecidas para el Mercado Eléctrico Mayorista (MEM), conforme a la categorización utilizada por CAMMESA (2025), entidad responsable de la operación del mercado eléctrico mayorista en Argentina.

Asimismo, se consideró una desagregación temporal a escala mensual. Esta metodología responde a la variabilidad espacial y temporal de los recursos naturales, tanto a lo largo del territorio nacional como a lo largo del año. Las regiones consideradas se ilustran en la Figura 1.

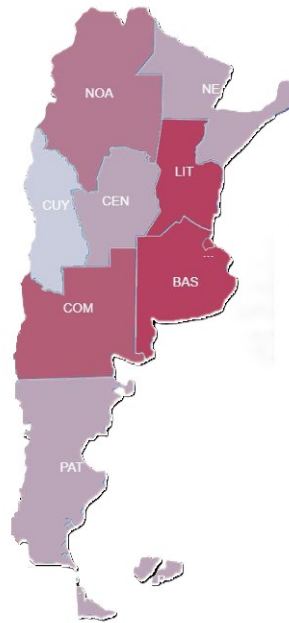


Figura 1: División por regiones en Argentina.

Análisis previos

Previo al modelado de cada distribución, se realizó un análisis basado en datos históricos de demanda máxima correspondientes al período 2007-2023. El objetivo fue identificar, para cada mes, el horario de máxima demanda. Esta información es necesaria para la aplicación del método, pero también porque dicho horario representa el momento de mayor estrés del sistema eléctrico, en línea con la definición del crédito de capacidad.

Los datos de demanda máxima horaria fueron obtenidos de las bases de datos disponibles en la página web de CAMMESA (2025). El análisis se realizó a partir de datos mensuales, los cuales fueron segmentados en 2 franjas horarias: desde las 00:00 hasta las 17:00 horas, identificando una primera mitad del día, y desde las 17:00 hasta las 00:00 horas, como segunda mitad del día. Esta división se estableció tras observar que el comportamiento de la demanda eléctrica presenta dos picos característicos a lo largo del día. Para cada franja horaria se identificaron los horarios con mayor recurrencia en los valores registrados. Finalmente, mediante un promedio ponderado en función de la demanda en MW para cada horario, se determinó el horario con el mayor pico de demanda. Estos pueden verse en la Tabla 1.

Tabla 1: Resumen de horarios de demanda máxima por mes.

	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sept	Oct	Nov	Dic
Hr	15 hs	15 hs	20 hs	20 hs	20 hs	20 hs	20 hs	20 hs	20 hs	20 hs	21 hs	15 hs

Modelado probabilístico

El modelado se basó en las series de datos históricas también obtenidos de CAMMESA. Estos datos cuentan con información horaria y mensual desagregada por región de la energía generada y demandada en el país. Los datos de energía demandada fueron tomados del año 2021 al año 2024, mientras que, para los datos de energía generada no fue posible tomar datos en un rango más allá de 1 año, debido a la variación de la potencia instalada, por la incorporación de nuevas centrales. Ampliar el rango temporal de los datos de energía generada para futuros análisis permitiría obtener estimaciones más robustas y

con mayor validez estadística sobre el comportamiento. Para este caso se tomaron datos desde abril de 2024 a marzo de 2025.

A partir de los datos en el horario de mayor demanda se logró confirmar las distribuciones antes propuestas. Una vez determinada la distribución de probabilidades que mejor se ajusta a cada serie de datos a analizar, se realizó el cálculo de los parámetros y distribuciones de cada una. A modo de ejemplo esto puede verse en la Figura (2) correspondiente a energía solar fotovoltaica para la región de Cuyo y en la Figura (3) correspondiente a energía eólica para Buenos Aires.

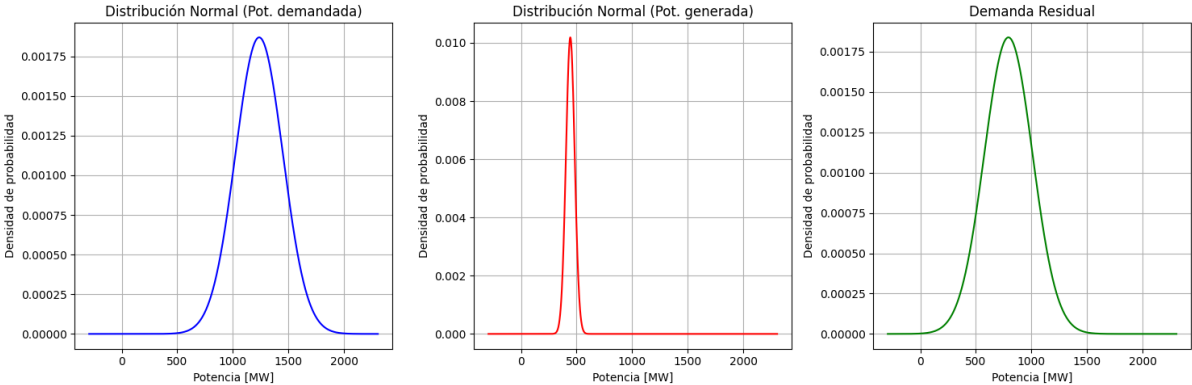


Figura 2: Gráficas de densidad de probabilidad, mes de enero región Cuyo, análisis energía solar fotovoltaica.

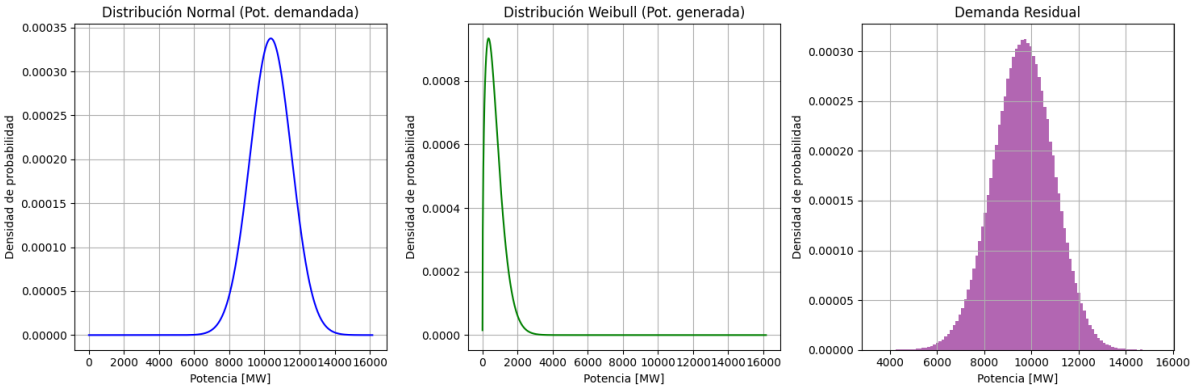


Figura 3: Gráficas de densidad de probabilidad, mes de julio región Buenos Aires, análisis energía eólica.

Procedimiento de cálculo

Luego de ajustar individualmente las distribuciones, se procedió a transformarlas en distribuciones acumuladas para facilitar la aplicación del método (Figuras 4 y 5). Las constantes R_1 y R_2 representan valores de potencia correspondientes al cuantil asociado al nivel de confiabilidad establecido. En este caso, se adoptó una confiabilidad de $\alpha = 0.99$. En la Tabla 2 se muestra la potencia instalada para cada fuente (solar y eólica) por región.

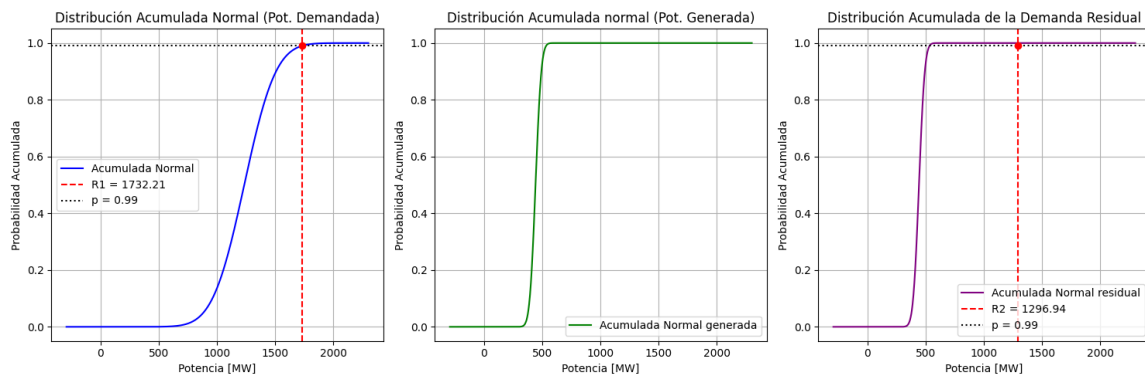


Figura 4: Gráficas de distribución acumulada, mes de enero región Cuyo.

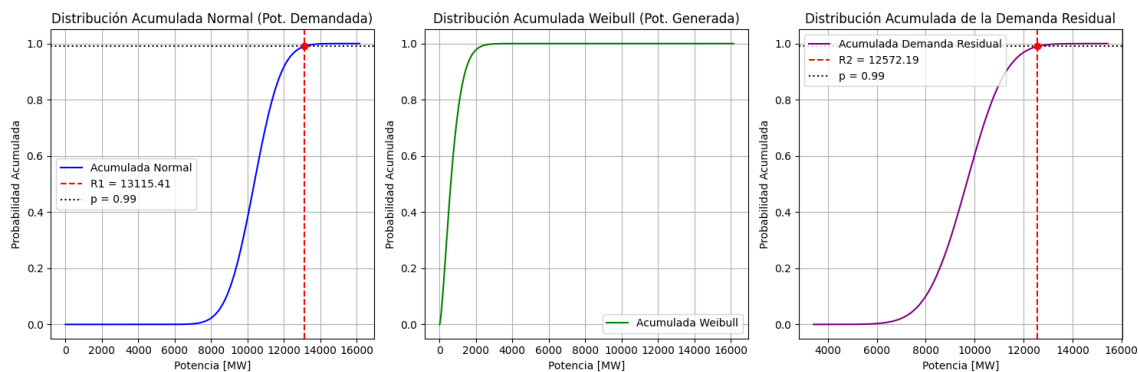


Figura 5: Gráficas de distribución acumulada, mes de julio región Buenos Aires.

En la Tabla 2 se muestra la potencia instalada para cada fuente (solar y eólica) por región.

Tabla 2: Resumen de potencia instalada por región y tipo de energía en MW.

	CUY	COM	NOA	CEN	BSAS	NEA	PAT	PAÍS
FV	565	10	850	118	0	145	0	1688
EO	0	253	194	395	1821	0	1656	4319

Con la potencia instalada, y los valores de R_1 y R_2 obtenidos para cada una de estas regiones, se calculó el crédito de capacidad, considerando la Ecuación 4.

RESULTADOS

A continuación, en Tabla 3 y Tabla 4, se detallan los resultados obtenidos para cada región y cada mes, correspondientes a las energías analizadas.

Tabla 3: Crédito de capacidad para energía eólica en %.

	Prome dio	Desvío estándar	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sept	Oct	Nov	Dic
--	--------------	--------------------	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	------	-----	-----	-----

BSAS	29,82	10,98	25,52	17,67	30,32	28,06	21,4	31,74	28,91	39,38	26,78	34,19	41,5	32,38
CEN	22,2	7,46	19,84	15,32	21,64	18,41	14,82	31,74	17,21	22,03	26,71	31,89	38,86	22,23
COM	21,42	5,57	18,85	18,97	25,84	21,74	17,9	17,41	12,34	20,72	29,91	20,68	32,43	23,7
NOA	46,97	14,61	45,07	31,52	56,63	53,3	42,47	13,97	32,71	43,02	49,25	63,25	67,09	44,43
PAT	15,1	6,5	14,52	15,12	17,6	13,45	10,8	34,84	15,75	10,8	22,88	15,88	13,85	16,44
COM + BSAS	30,66	7,94	24,97	19,87	30,75	29,24	22,89	14,05	29,09	38,33	29,22	34,68	43	32,98
PAÍS	35,42	11,37	31	29,06	38,85	34,87	26,27	32,96	35,25	35,12	37,38	40,72	45,29	38,55

Tabla 4: Crédito de capacidad para energía solar fotovoltaica en %.

	Prome dio	Desvío estándar	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sept	Oct	Nov	Dic
CEN	19,63	34,54	81,64	67,24	2,79	0,06	0	0	0	0,028	0,29	2,55	0,05	80,91
COM	22,91	40,30	93,93	84,62	4,29	0,01	0	0	0	0	0,11	1,56	0,05	90,37
CUY	20,09	34,18	77,04	74,51	5,63	0,21	0,0005	0	0	0,085	0,92	4,01	0,16	78,48
NOE	19,26	34,80	70,25	79,06	0,54	0	0	0	0	0	0	0,09	0	81,16
NOA	19	33,26	73,25	63,4	3,36	0,23	0,0001	0	0	0,07	0,75	2,69	0,005	84,24
PAÍS	20,4	35,89	77,51	77,5	1,03	0,2	0,0002	0	0	0,065	0,73	3,19	0,06	84,49

Por otro lado, se observan en la Figura (6) y Figura (7) las gráficas “CC% vs. Potencia instalada”, para cada energía. Para un mejor desarrollo de las gráficas, la potencia instalada se normaliza en función a la demanda máxima. A su vez, en la Figura (8) y Figura (9), se detallan las gráficas “CC% vs. Potencia instalada” con respecto a los valores a nivel país.

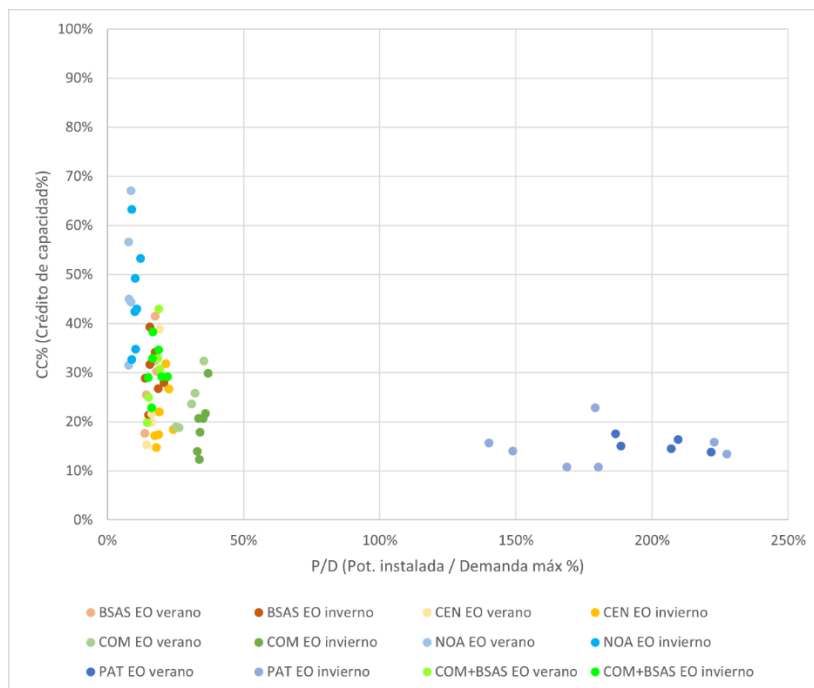


Figura 6: Gráfica del comportamiento del crédito de capacidad de la potencia eólica en función a la potencia instalada para los meses de enero a diciembre.

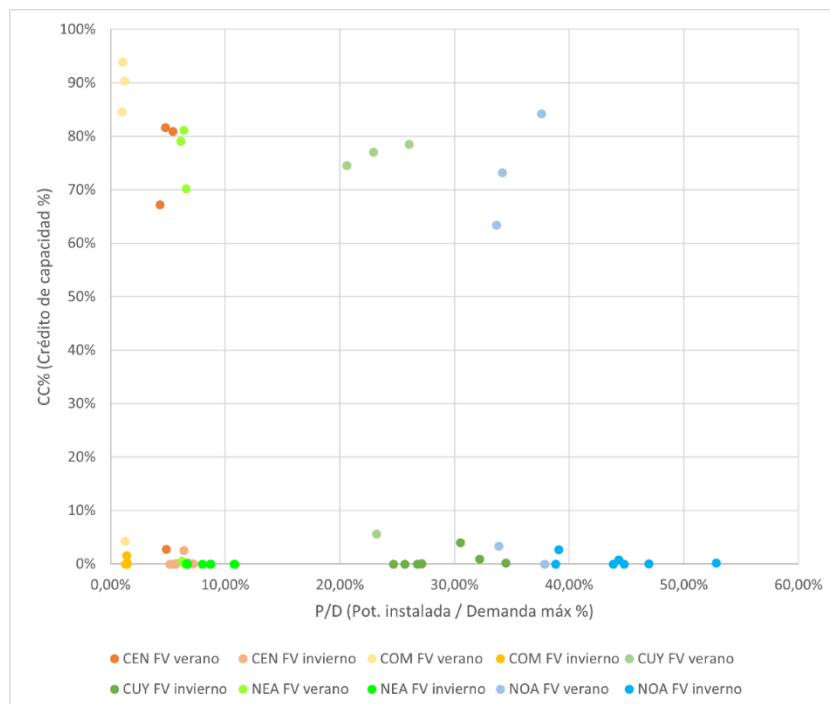


Figura 7: Gráfica del comportamiento del crédito de capacidad de la potencia solar fotovoltaica en función a la potencia instalada para los meses de enero a diciembre.

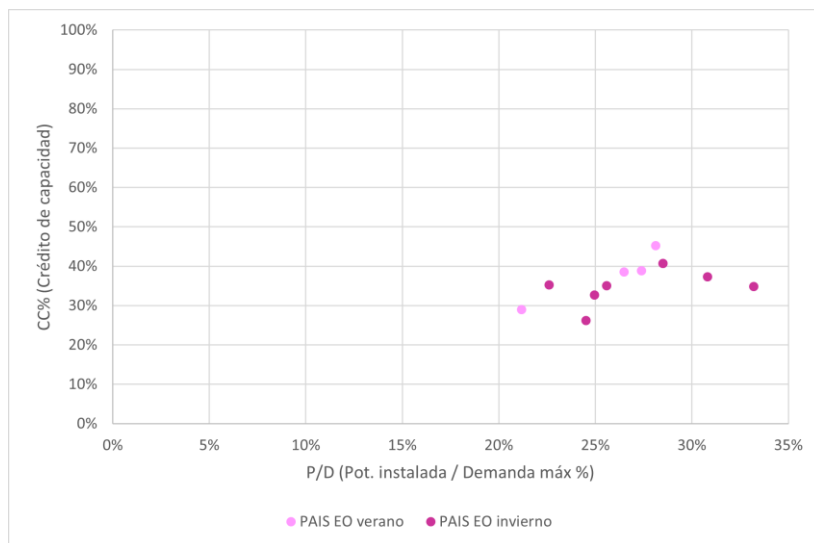


Figura 8: Gráfica del comportamiento del crédito de capacidad de la potencia eólica en función a la potencia instalada a nivel país.

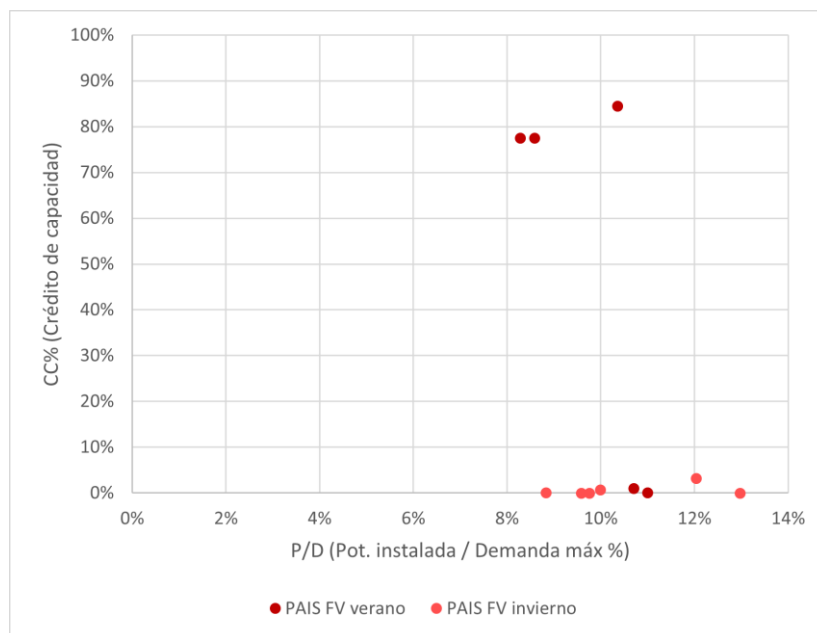


Figura 8: Gráfica del comportamiento del crédito de capacidad de la potencia solar fotovoltaica en función a la potencia instalada a nivel país.

Al iniciar el estudio, se indicaba que el crédito de capacidad presentaría un comportamiento exponencial decreciente respecto de la potencia instalada. Analizando los resultados obtenidos en la Figura (6) puede observarse una tendencia aproximada para el crédito de capacidad en el caso de energía eólica (EO), mientras que en la Figura (7) correspondiente a la energía solar fotovoltaica (FV), la tendencia resulta menos clara. Esta diferencia no se debe a la variabilidad intrínseca del recurso, sino a que el método original utiliza una función matemática que genera datos continuos de potencia, mientras que en este estudio se trabajó con datos reales discretos, los cuales reflejan de manera más precisa y representativa el comportamiento verdadero de las tecnologías consideradas.

Dificultades presentadas

Si bien en una primera instancia se analizaron metodologías desarrolladas por organismos como el NREL, IRENA y la IEA, que incorporan indicadores de confiabilidad como el LOLE, LOLP o ELCC, estas no fueron finalmente utilizadas ya que los datos reales disponibles, no se ajustaban a los requerimientos de estos modelos y, por lo tanto, no garantizaba una mejora sustancial en la representatividad de los resultados, en consecuencia, se aplicó el método previamente descrito, considerado más adecuado dadas las características de los datos disponibles.

Durante el desarrollo del estudio surgieron diversas dificultades para aplicar de manera estricta el método inicialmente propuesto. Dicha metodología se fundamentaba en datos de velocidad del viento, los cuales se transformaban posteriormente en estimaciones de potencia generada, conforme a las especificaciones técnicas de los aerogeneradores (VESTAS, 2025). Sin embargo, la dispersión geográfica de las estaciones meteorológicas disponibles en el país (SMN, 2025), muchas de las cuales se encuentran alejadas de los emplazamientos reales de los parques eólicos, junto con la variabilidad introducida por las diferencias en la altura de medición respecto al eje del rotor, motivaron un ajuste en el enfoque metodológico. En lugar de estimar la generación a partir de datos meteorológicos, se optó por trabajar directamente con los registros reales de potencia generada.

Por otro lado, el método (Ferreira, Carvalho, 1998) detalla únicamente su aplicación para la energía EO. Si bien se menciona la posibilidad de extenderlo a otras fuentes renovables variables, como la energía FV, no se proporciona una guía clara sobre qué tipo de distribución estadística utilizar ni cómo modelar su comportamiento. Esto implicó la necesidad de realizar un análisis previo específico, con el fin de identificar el modelo más adecuado para representar su variabilidad y ajustar los datos de forma coherente.

ANÁLISIS DE RESULTADOS

El crédito de capacidad calculado para cada fuente renovable refleja con claridad la variabilidad inherente a ambos recursos naturales. En el caso de la energía solar fotovoltaica, se evidencia una mayor dispersión en los valores, e incluso en algunos casos se observan créditos de capacidad superiores a los correspondientes a la energía eólica. Esta variabilidad se atribuye al comportamiento particular de la radiación solar, la cual presenta fluctuaciones no solo a escala mensual, sino también a lo largo del día. Por ejemplo, en los meses en que el pico de demanda ocurre alrededor de las 20 horas, el crédito de capacidad tiende a 0 %, dado que en ese horario la generación solar es prácticamente nula. En contraste, cuando la demanda máxima se presenta alrededor de las 15 horas, el crédito de capacidad aumenta considerablemente, al coincidir con el período de mayor irradiancia.

Por su parte, la energía eólica muestra un comportamiento relativamente más estable a lo largo del día, ya que depende de la velocidad del viento, la cual suele presentar, comparativamente, menor variabilidad horaria, aunque sí puede experimentar fluctuaciones significativas a lo largo del año.

Este comportamiento se observa con mayor claridad en las Tablas 3 y 4, donde se presentan los promedios mensuales del crédito de capacidad por región, junto con su desvío estándar. Es decir, para los meses en los que el pico de demanda ocurre en momentos sin generación, un crédito de capacidad del 0% refleja que la energía solar FV no puede considerarse para cubrir dicho pico. Por el contrario, en los meses en los que la generación coincide con el pico de demanda, un crédito de capacidad, por ejemplo, del 81,64% para la fuente FV o del 19,84% para la fuente EO, en el mes de enero en la región CENTRO, indica que dichas tecnologías pueden aportar ese porcentaje de su potencia instalada para atender la demanda en ese momento crítico, con la confiabilidad considerada.

CONCLUSIONES

Como conclusión, se puede destacar que el análisis desarrollado muestra de manera clara el impacto de la variabilidad de los recursos renovables en la generación de energía eléctrica para el adecuado abastecimiento de la demanda. Aunque se evidencian diferencias entre el comportamiento teórico esperado y los resultados obtenidos en base a datos reales. Según el marco metodológico, se anticipaba una curva exponencial decreciente para cada tecnología, en la cual el crédito de capacidad disminuye a medida que aumenta la potencia instalada, hasta alcanzar una asíntota que representa un valor límite. Sin embargo, esta forma idealizada no se reflejó con precisión con los datos reales.

Para la energía eólica, si bien se identificó una tendencia decreciente general del crédito de capacidad al incrementarse la potencia instalada, la dispersión de los datos impidió identificar con claridad la estabilización asíntótica esperada. Para la energía solar fotovoltaica, la discrepancia con la situación teórica es aún mayor, ya que no se muestra un comportamiento decreciente definido ni se alcanza a generar una estabilización en los valores. Estas diferencias entre el comportamiento teórico y los resultados obtenidos reflejan las limitaciones del modelo cuando se trabaja con datos reales discretos, que reflejan el verdadero comportamiento del sistema.

No obstante, se considera que los valores obtenidos de crédito de capacidad son representativos y confiables, ya que, a pesar de no seguir con exactitud la curva teórica, se mantienen dentro de los rangos esperados y aceptados. Asimismo, ampliar el rango temporal de los datos de energía generada en futuros análisis permitiría obtener estimaciones más robustas y con mayor relevancia estadística sobre el comportamiento del crédito de capacidad.

Estos resultados remarcan la importancia de considerar no solo la cantidad de energía eléctrica generada por las fuentes renovables, sino también la simultaneidad de esta generación con las curvas de demanda. Para lograr una planificación energética efectiva, es clave evaluar el crédito de capacidad en función de esta simultaneidad entre el comportamiento horario, diario y mensual de la demanda y de los recursos renovables.

Se destaca la importancia de adaptar el uso del crédito de capacidad al contexto específico del análisis. En ciertos estudios puede ser más apropiado emplear valores desagregados por región y mes, mientras que, en otros, el uso de un promedio —simple o ponderado según la demanda máxima— puede ser suficiente, aunque con menor precisión. Esta flexibilidad permite ajustar las herramientas de planificación energética a diferentes escalas y necesidades del sistema.

Finalmente, la determinación del crédito de capacidad no solo es clave para una mejor planificación de la expansión del sistema eléctrico, sino también para contar con una representación más precisa de la matriz energética nacional. Asignar un valor de CC distinto de cero a las energías renovables evita sobredimensionar innecesariamente el sistema con el agregado de centrales térmicas. Esto no solo permite optimizar inversiones en infraestructura, sino que también contribuye a la reducción del impacto ambiental y de las emisiones de gases de efecto invernadero, en línea con los compromisos asumidos por la Argentina en los últimos años.

En este sentido, resulta evidente que la mejora en la disponibilidad y calidad de los datos constituye un factor clave para fortalecer el análisis del crédito de capacidad en energías renovables. Si bien este estudio no profundiza en aspectos regulatorios, futuras investigaciones podrían explorar cómo los marcos normativos y de planificación energética pueden contribuir a garantizar el relevamiento sistemático de la información necesaria.

FUENTES DE FINANCIAMIENTO

El trabajo presentado en este documento fue realizado en el marco de una Beca de Estímulo a las Vocaciones Científicas del Consejo Interuniversitario Nacional (CIN) y contó con el apoyo del Centro de Tecnologías Ambientales y Energía de la Facultad de Ingeniería de la UNICEN.

NOMENCLATURA

α : Confiabilidad.
BSAS: Región Buenos Aires.
CC: Crédito de capacidad. [%]
CEN: Región Centro.
COM: Región Comahue.
CUY: Región Cuyo.
D: Potencia demandada. [MW]
EO: Eólica.
ELCC: Effective load carrying capability
FV: Fotovoltaica.
G: Potencia generada. [MW]
GEI: Gases de efecto invernadero.
LOLE: Expectativa de pérdida de carga.
LOLP: Probabilidad de pérdida de carga.
MEM: Mercado a término mayorista.
NEA: Región Noreste.
NOA: Región Noroeste.
PAT: Región Patagonia.
R: Potencia fuentes convencionales. [MW]

REFERENCIAS

- CAMMESA (2025). *Parte post-operativo*. En CAMMESA. Recuperado de <https://cammesaweb.cammesa.com/parte-post-operativo/> el 17 de junio de 2025.
- CAMMESA (2025). *Informes y estadísticas*. En CAMMESA. Recuperado de <https://cammesaweb.cammesa.com/informes-y-estadisticas/> el 17 de junio de 2025.
- Estudios Energéticos Consultores & Autoridad Nacional de los Servicios Públicos (ASEP). (2019). Consultoría para la revisión del cálculo de la potencia firme de las centrales de generación conectadas al Sistema Interconectado Nacional (Informe final) (Informe N.º R1101-16). Estudios Energéticos Consultores.
- Ferreira, L. A. F. M., & Carvalho, P. M. S. (1999, January). Capacity credit for renewable energy resources. In IEEE Power Engineering Society. 1999 Winter Meeting (Cat. No. 99CH36233) (Vol. 1, pp. 471-475). IEEE.
- Gutiérrez, A. D. (2014). Contribución de la energía solar fotovoltaica a la fiabilidad del sistema eléctrico. (Doctoral dissertation, Universidad Carlos III de Madrid).
- Ibáñez, E., & Milligan, M. (2014, July). Comparing resource adequacy metrics and their influence on capacity value. In 2014 International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems (PMAPS) (pp. 1-6). IEEE.
- Illana, J. (2013). I.: Métodos Montecarlo. Departamento de física teórica y del cosmos universidad de granada. 26. Ene.

- IRENA, L. (2017). *Planning for the renewable future: Long-term modelling and tools to expand variable renewable power in emerging economies*. 2021-02-02]. <https://xueshu.baidu.com/usercenter/paper/show>.
- Servicio Meteorológico Nacional (SMN) (2025). Descarga de datos. En Servicio Meteorológico Nacional. Recuperado de <https://www.smn.gob.ar/descarga-de-datos> el 17 de junio de 2025.
- Tuller, S. E., & Brett, A. C. (1984). The characteristics of wind velocity that favor the fitting of a Weibull distribution in wind speed analysis. *Journal of Climate and Applied Meteorology*, 124-134.
- Vestas (2025). V150-4.5 MW – 4 MW Platform. En Vestas. Recuperado de <https://www.vestas.com/en/energy-solutions/onshore-wind-turbines/4-mw-platform/v150-4-5-mw> el 17 de junio de 2025.

ANALYSIS OF CAPACITY CREDIT FOR ELECTRICITY GENERATION FROM RENEWABLE ENERGIES IN THE ARGENTINE ELECTRICITY MATRIX

ABSTRACT: Given the increasing integration of intermittent renewable power in the current electricity generation matrix and in future scenarios aiming for a greenhouse gas emissions (GHG) free matrix, it becomes essential to establish methodologies capable of predicting whether there will be sufficient energy to meet hourly demand throughout the year.

The metric used to determine the capacity of a power plant to reliably supply demand is the capacity credit. This factor depends on numerous variables such as technology type, geographical location, the share of that technology in the generation mix, and demand patterns, among others. Therefore, determining this factor is of vital importance for both regional or national energy sector planning and the daily operation of the power generation fleet.

Various methodologies have been proposed to estimate the capacity credit of intermittent renewable energies, most of them based on statistical and probabilistic approaches. This study proposes the application of such methods to calculate the capacity credit of renewable energy generation under different levels of penetration within the Argentine electric power system.

Keywords: solar energy, wind power energy, capacity credit, confiability, variable generation.