

1	
2	
3	SOBRE EL USO DE DATOS DE RAYOS COMO PROXY PARA LA
4	REFLECTIVIDAD RADAR EN LA REGIÓN CENTRAL DE
5	ARGENTINA
6	
7	Mailén Gómez Mayol ^{1,4} , Luciano Vidal ¹ , Paola Salio ^{2,3} , Maximiliano Sacco ^{1,3}
8	
9	¹ Servicio Meteorológico Nacional
10	² Centro de Investigaciones del Mar y la Atmósfera, CONICET-UBA
11	UMI 3351-CNRS-CONICET-UBA
12	³ Departamento de Ciencias de la Atmósfera y los Océanos, FCEyN, UBA
13	⁴ Departamento de Física, FCEyN, UBA
14	Autor correspondiente: Mailén Gómez Mayol <u>mmayol@smn.gov.ar</u>
15	
16	
17	RESUMEN
18	
19	Las tormentas y sus fenómenos asociados tienen alto impacto en el ámbito social y
20	económico de un país. Por ello es necesario contar con herramientas que permitan
21	garantizar la seguridad de las personas y sus bienes frente a estos eventos. Los datos
22	aportados por una red de radares meteorológicos son de suma importancia para el
23	pronóstico y seguimiento de las tormentas. Estas redes de radares son costosas y de difícil
24	mantenimiento. Asimismo, no todos los países cuentan con una red de radares
25	meteorológicos que cubra toda su extensión y aun así, a menudo tienen problemas técnicos
26	o de conectividad que dejan sin información a amplias zonas.
27	En este trabajo se presenta una técnica de producción de un campo artificial de reflectividad

29	descargas eléctricas en superficie. Este campo se puede usar como una alternativa rentable
30	de la información de radares meteorológicos enáreas donde no hay cobertura o la misma es
31	deficiente, o como un complemento a las imágenes de radares meteorológicos que están
32	afectadas por atenuación, interferencias u otros problemas de observación.
33	
34	Palabras clave: reflectividad radar, descargas eléctricas, redes neuronales, radar sintético.
35	
36	
37	ON THE USE OF LIGHTNING DATA AS A PROXY FOR RADAR
38	REFLECTIVITY OVER THE CENTRAL REGION OF ARGENTINA
39	
40	ABSTRACT
41	
42	Storms and their associated phenomena have a high impact in a country's social and
43	economic environment. It is necessary to have tools that guarantee the safety of people at
44	all times. The data provided by a network of meteorological radars is of utmost importance
45	for storm tracking and identification. These radar networks are expensive and difficult to
46	maintain. Not all countries have a radar network that covers all its extension and even so,
47	they often have technical or connectivity problems that leave large areas without
48	information about rainfall.
49	In this work we present a technique to generate a synthetic radar reflectivity field using
50	supervised deep learning techniques with cloud-to-ground lightning data. This product can
51	be used as a cost-effective radar alternative in areas where there is no or poor coverage, or
52	as a complement to meteorological radar images that are affected by attenuation,
53	interference or other observation problems.
54	
55	Key Words: radar reflectivity, cloud-to-ground lightning, neural networks, synthetic radar.
56	
57	

Meteoro logica

58

59 1) INTRODUCCIÓN

60 Las tormentas y sus fenómenos asociados pueden tener alto impacto en el ámbito social y 61 económico de un país. Los fuertes vientos, las lluvias intensas en cortos periodos de tiempo, el granizo de gran tamaño y la actividad eléctrica son algunas de las características 62 más peligrosas, especialmente para las diversas actividades humanas. El granizo daña 63 64 casas, autos, aviones, cultivos y ganado; los vientos rafagosos y las cortantes asociadas 65 cerca de superficie pueden causar problemas a los aviones especialmente en las fases de 66 despegue y aterrizaje; la actividad eléctrica puede desencadenar incendios, daños a 67 estructuras en ciudades y hasta explosiones, así como afectar el normal desarrollo de las 68 actividades en los aeropuertos (Sénési y otros, 2009; Taffener y otros, 2008). En este 69 contexto, son muchos los estudios en nuestra región basados en información de sensores 70 remotos que muestran que la frecuencia de fenómenos severos es muy alta e incluso 71 superior a otras regiones del planeta (Rasmussen y otros, 2014; Cecil y Blankenship, 2012; 72 Mezher y otros, 2012; Matsudo y Salio, 2011).

Meteoro logica

73 Las zonas donde se desarrollan los fenómenos meteorológicos más intensos dentro de estas 74 tormentas, suelen estar muy acotadas en espacio y tiempo. Las ascendentes capaces de 75 formar grandes piedras de granizo se caracterizan por tener unos pocos kilómetros de radio 76 y pocas horas de tiempo de vida, por ello el pronóstico se ve dificultado mediante el uso de 77 los modelos numéricos de predicción del tiempo (Gagne y otros, 2017; Grubisic y otros, 78 2005). Así, los sensores remotos como los radares meteorológicos, los satélites y las redes 79 de detección en superficie de descargas eléctricas atmosféricas (rayos), juegan un rol 80 fundamental para la detección, el seguimiento y pronóstico a muy corto plazo de este tipo 81 de tormentas (Dance, 2010; Megenhardt y otros, 2004).

Las zonas geográficas con grandes concentraciones de rayos representan regiones de
convección activa muchas veces severa. Se ha observado que un incremento súbito de la
tasa de descargas eléctricas totales (*lightning jumps*) se asocia a la presencia de tormentas

severas y tornádicas. La hipótesis que sobre la cual se basa esta tendencia está relacionada
con la respuesta eléctrica debido a la carga de hielo y agua sobre-enfriada asociada al
comportamiento de la ascendente en la evolución de las tormentas (Schultz y otros, 2011;
Gatlin, 2006; Steiger y otros, 2005, 2007;Bridenstine y otros, 2005; Goodman y otros,
2005; Wiens y otros, 2005).

Meteoro logica

90 Numerosas investigaciones han centrado sus esfuerzosen la determinación de una relación 91 sólida entre la actividad eléctrica atmosférica asociada a las nubes de tormentas y los 92 campos de reflectividad generados por los radares meteorológicos. Tapia y otros (1998) 93 estudiaron 22 tormentas de verano en la península de la Florida (EE.UU.) y desarrollaron 94 un modelo que relaciona la precipitación convectiva y la actividad eléctrica en la escala de 95 la tormenta. Los autores luego aplicaron su modelo para estimar la lluvia con el radar a 96 partir de los datos de las descargas eléctricas y concluyeron que era posible obtener 97 estimaciones de precipitación razonables en espacio y tiempo en eventos de lluvias 98 intensas. Weber y otros (1998) realizaron una regresión entre la variable derivada del radar 99 denominada agua líquida integrada en la vertical (VIL, por su sigla en inglés) y datos de 100 actividad eléctrica provenientes de la red National Lightning Detection Network para tres 101 casos convectivos en EE.UU. y encontraron una correlación modesta entre los dos campos, 102 señalando que los datos de actividad eléctrica podrían proporcionar beneficios para 103 completar los vacíos presentes en la cobertura espacial de la red de radares disponible en la 104 región. Luego, Mueller y otros (1999) desarrollaron, también para EE.UU., un producto 105 denominado NCWF (National Convective Weather Forecast) que indica posibles riesgos 106 de origen convectivo para la aviación. El NCWF se deriva de datos de radar (producto VIL) del compuesto nacional de la NEXRAD y datos de actividad eléctrica de Global Inc. Por su 107 108 parte, Megenhardt y otros (2000) llevaron a cabo un mapeo de los datos de actividad 109 eléctrica a una retícula de 4 km para crear relaciones entre las descargas nube-tierra 110 integradas en 10 minutos y en cajas de 8 km de lado, y VIL para servir como entrada a un 111 campo de detección de peligros denominado Detección Nacional del Tiempo Convectivo 112 (NCWD, por sus siglas en inglés). Ellos utilizan los datos de actividad eléctrica para 113 mejorar el NCWD a lo largo de los bordes principales de las tormentas y en las regiones



114 donde faltan datos de radar. Por su parte, Soula y Chauzy (2001) encontraron buenas 115 correlaciones entre las descargas eléctricas y los datos de radar en la escala de la tormenta 116 para casos de tormentas eléctricas en Francia. Si bien estos estudios de casos muestran el 117 potencial de utilizar datos de actividad eléctrica como un estimador del campo de 118 reflectividad radar o de precipitación cerca de superficie, en regímenes localizados, sus 119 relaciones no son directamente aplicables a los sistemas de predicción inmediata que deben 120 operar en grandes dominios espaciales donde los regímenes de precipitación pueden variar 121 notablemente. Mientras que Zhou y otros (2002) obtuvieron una relación similar para las 122 tormentas en China y concluyeron que las descargas nube-tierrapodrían usarse para estimar 123 la precipitación convectiva, especialmente en regiones con una cobertura de radar 124 insuficiente. Esta herramientas asociadas a las mejoras y calibraciones de los campos de 125 precipitación estimados usando información de descargas eléctricas presenta notables 126 resultados en las variaciones entre la precipitación convectiva y estratiforme (Xu y otros 127 2014; Morales y Anagostou, 2003).

128 En los últimos años han surgido nuevos métodos de pronóstico y alerta temprana de 129 variables meteorológicas basadas en técnicas de aprendizaje automático (comúnmente 130 llamado machine learning). Las investigaciones en el ámbito del estudio de variables 131 meteorológicas mediante redes neuronales y aprendizaje profundo son cada vez más 132 numerosas. La literatura es amplia y en constante crecimiento. Se han implementado 133 algunas técnicas básicas como el análisis de componentes principales para la reducción de 134 dimensionalidad (Monahan y otros, 2009) y k-means para clustering (Steinhaeuser y otros, 135 2011). Por mencionar algunos, Atkinson y Tatnall (1997) estudiaron la aplicación de las 136 redes neuronales en datos de sensores remotos y Krasnopolsky y Schiller (2003) las 137 aplicaron a datos satelitales. Hong y otros (2004) usaron las redes neuronales para calcular 138 estimados de lluvia de alta densidad a partir de mediciones de sensores remotos. Mientras 139 que Marzban y Stumpf (1996) entrenaron una red neuronal usando propiedades de la 140 circulación para identificar tornados, por su parte Marzban y Witt (2001) entrenaron una 141 red usando propiedades de las tormentas para hacer un pronóstico de granizo. Con respecto 142 al aprendizaje profundo, Xingjian y otros (2015) utilizaron redes convolucionales LSTM

143 (Long Short-Term Memory) para predecir eventos de precipitación en escala local usando 144 datos de ecos de radar. En el ámbito del clima, Prabhat y otros (2012, 2015) desarrollaron 145 una aplicación llamada TECA (*Toolkit for Extreme Climate Analysis*) que detecta patrones 146 en datos climáticos. A partir de esta herramienta, Liu y otros (2016) demostraron que las 147 redes neuronales convolucionales sobre imágenes con múltiples canales pueden utilizarse 148 para predecir distintos tipos de eventos extremos.

Meteoro

logica

149 El objetivo del presente trabajo es presentar un modelo que mediante técnicas de 150 aprendizaje profundo supervisado generativo, simula un campo de reflectividad de radar 151 (en adelante, radar sintético) a partir de datos de descargas eléctricas nube-tierra obtenidos 152 por una red de detección en superficie. Como dato de entrenamiento se utiliza un par de 153 imágenes donde están representadas la información de tasa de descargas eléctricas nube-154 tierra y el campo de reflectividad máximo de la columna observado. Una vez entrenado, el 155 modelo puede usarse para generar el producto radar sintético extrapolado a cualquier región 156 donde se disponga de información de actividad eléctrica. Estos datos pueden ser utilizados 157 en regiones donde la cobertura de radares es pobre o bien los datos están fuertemente 158 degradados, por ejemplo, por bloqueos topográficos, atenuación por precipitación sólida o 159 líquida, entre otros.

El trabajo se organiza de la siguiente manera. En la sección 2 se introduce el concepto de redes neuronales. Los datos que se usaron para entrenar el algoritmo: reflectividad radar y tasa de descargas eléctricas nube-tierra, se describen en la sección 3.En la sección 4 se detallan la metodología y todos los procesos por los que deben pasar los datos de radar y descargas eléctricas para poder ser aptos para el entrenamiento y luego para el análisis de los resultados. En la sección 5 se muestran los resultados y validación. Las conclusiones y trabajos futuros se describen en la sección 6.

167

168 2) SOBRE LAS REDES NEURONALES

Las redes neuronales (ANNs del inglés *artificial neural networks*) son algoritmos inspirados en sistemas biológicos, más precisamente en la investigación del cerebro humano, que son capaces de aprender y generalizar a partir de la experiencia (Bishop, 172 1995). Han demostrado ser excelentes herramientas en tareas de clasificación y reconocimiento de patrones. Actualmente se utilizan en muchos ámbitos de la ciencia, 174 industria y los negocios (Paliwal y Kumar, 2009; Cherkassky y otros, 2006).

Meteoro logica

La red neuronal es un modelo que busca inferir una función que mapee un conjunto de entrada en un conjunto de salida u objetivo (target, en inglés). El entrenamiento se hace por pasos. El primer paso consiste en aplicar una función con parámetros entrenables a un subconjunto de entrada y luego una función de activación. El resultado se compara con los datos del conjunto de salida utilizando una función de error (cuadrados mínimos, norma L1). Luego un algoritmo de tipo gradiente descendente (Ruder, 2016) optimiza el valor de los parámetros entrenables de forma tal que el error sea mínimo.

El segundo paso será repetir la misma operación a otro subconjunto de entrada y así hasta que todos los datos del conjunto de entrada hayan pasado por la red. Esto se lo conoce como haber completado una época. Al término de una cierta cantidad de épocas, que varía según el tipo de datos, se hace una verificación. La verificación consiste en realizar un paso de entrenamiento sobre datos que sean compatibles con los del conjunto de entrada pero que la red no haya procesado nunca (conjunto independiente).

188 En el presente trabajo se utilizan redes neuronales que tienen como base bloques de redes 189 convolucionales (CNN, del inglés Convolutional Neural Networks) que están diseñadas 190 para trabajar con imágenes como dato de entrada (LeCun, 2015). Una red convolucional 191 simple consiste en una secuencia de capas, y cada capa tiene como entrada la salida de la 192 anterior. Las redes convolucionales profundas consisten en una primer capa formada por un 193 conjunto de filtros que se entrenan para reconocer un patrón determinado en una imagen. 194 Las redes profundas son una sucesión de estas capas. Cada una interpreta la salida de la 195 capa anterior logrando así identificar patrones cada vez más complejos.

Meteoro logica

196 En particular se aplicó una red neuronal generativa antagónica condicional (cGAN), que es 197 una variante de las redes GAN. Las GAN fueron desarrolladas en el trabajo de Goodfellow 198 y otros (2014) y se las considera el estado del arte en redes neuronales ya que son capaces 199 de producir datos sintéticos muy realistas. El algoritmo propuesto en su trabajo se presenta 200 como un método para estimar modelos generativos donde se entrenan dos modelos en 201 simultáneo. Estos modelos son redes neuronales que compiten entre sí en un juego de suma 202 cero: un modelo "generativo" que aprende la distribución de los datos, y un modelo 203 "discriminativo" que estima la probabilidad que una muestra haya salido del conjunto de 204 entrenamiento o del generador. Ellos proponen ambos modelos sean perceptrones 205 multicapa. El generador se entrena para engañar al discriminador y el discriminador se 206 entrena para minimizar sus errores y distinguir mejor las imágenes simuladas de las reales, 207 un esquema del algoritmo se puede ver en la figura 1. Como se mencionó, el modelo que se 208 usa en este trabajo es un cGAN, que a diferencia del primero, aprende a inferir una función 209 que parte de un conjunto de imágenes de entrada a un conjunto de imágenes de salida. 210 Como punto de partida para el entrenamiento del discriminador se usa un conjunto de 211 imágenes reales. En este caso se le presentan imágenes del producto COLMAX de 212 reflectividad radar. Luego se entrena el generador, que toma las imágenes del campo 213 preliminar de radar y genera una nueva imagen. Esta imagen es evaluada por el 214 discriminador. En ambas redes se entrenan de modo que el generador produce 215 progresivamente mejores imágenes, mientras que el discriminador distingue con mejor 216 precisión las imágenes sintéticas de las reales.

217

3) DATOS

219 **3.1) Reflectividad radar**

Los datos de reflectividad utilizados provienen del radar meteorológico Selex SI
Gematronik Doppler de doble polarización en banda C (5.6 GHz) instalado en la Estación
Experimental Agropecuaria INTA Anguil (La Pampa), ubicado en 36° 32' 23"S y 63° 59'
24"O. Los datos corresponden a la estrategia de escaneo que genera un volumen de datos

Artículo en edición224cada 10 minutos conformado por un total de 12 elevaciones de antena que varían entre 0.5225y 15.1 grados, con una resolución en rango de 0.5 km y 1° en azimut y un alcance máximo226de 240 km. Los datos de entrenamiento fueron tomados para el período de verano entre el 1227de noviembre de 2016 y el 28 de febrero de 2017, mientras que los datos de validación228fueron tomados en el período enero y febrero de 2016.

Meteoro logica

229

230 **3.2) Descargas eléctricas nube-tierra**

231 Los datos de actividad eléctrica atmosférica empleados provienen de la red Vaisala Global 232 Lightning Dataset (GLD360) puesta en servicio en septiembre de 2009, estando los datos 233 disponibles para los usuarios a partir de mayo de 2011. La misma consta de sensores 234 ubicados estratégicamente en todo el mundo para la detección óptima de descargas 235 eléctricas desde las nubes a superficie (cloud-to-ground, CG). Las ubicaciones de las 236 descargas se obtienen utilizando diferentes métodos como el tiempo de llegada, búsqueda 237 de la dirección magnética y un algoritmo de reconocimiento de forma de la onda del rayo 238 (Said y otros, 2010). De este modo se cuenta con datos como la posición en tiempo (hora, 239 minuto y segundo) y espacio (latitud y longitud), y la polaridad (positiva o negativa) de 240 cada descarga.

241 La eficiencia de detección (en adelante, DE) esperada y la precisión de la ubicación media 242 (en adelante, LE) de esta red es 70% y 5-10 km, respectivamente. No obstante, varios son 243 los trabajos realizados, mayormente en EE.UU. y Europa, tendientes a evaluar el 244 desempeño de la red. Demetriades y otros (2010) llevaron a cabo una comparación de 245 GLD360 con la Red Nacional de Detección de Rayos (NLDN) de EE.UU. para el periodo 246 comprendido entre el 1 de diciembre de 2009 y el 31 de enero de 2010, y encontraron 247 valores para DE de entre 86 y 92%, mientras que para LE el valor medio encontrado fue de 248 10,8 km. Para el mismo periodo, pero usando la Red Brasileña de Detección de Rayos 249 (BrasilDAT), Naccarato y otros (2010) encuentran para el sudeste de Brasil una DE de 16% 250 y un LE de 12,5 km. Más tarde, Said y otros (2013) realizan una evaluación contrastando 251 GLD360 con la red NLDN pero para el periodo comprendido entre el 21 de julio de 2011 y 252 el 21 de julio de 2012. Los resultados encontrados muestran que la DE fue del 57% con un

Meteoro logica

253 LE de 2,5 km. Estudios comparativos similares se realizaron en otras partes del mundo 254 como Europa. Pohjola y Makela (2013) encuentran un valor para DE del 48% y de 1,5 km 255 para LE cuando comparan GLD360 contra EUCLID (European Cooperation for Lightning 256 Detection) en Austria durante julio de 2011. Más recientemente, Mallick y otros (2014) 257 estimaron las características de rendimiento de GLD360 utilizando datos de rayos activados 258 por cohete y cable en Camp Blanding (Florida, EE.UU.) entre 2011 y 2013. Esta es la 259 primera evaluación exhaustiva de las características de rendimiento de GLD360 en relación 260 con la verdad absoluta, ya que todas las evaluaciones previas discutidas anteriormente son 261 al menos en parte relativas a otros sistemas de detección. No obstante es importante 262 remarcar que estos resultados son sólo aplicables a esta región. Los autores encuentran una 263 DE de entre 67 y 37%, para flashes y strokes respectivamente, y un LE de 2 km. Otro tipo 264 de análisis comparativo tendiente a evaluar la red son los que llevaron a cabo Rudlosky y 265 otros (2017). Los autores evaluaron el rendimiento de los datos GLD360 operacionales y 266 reprocesados en relación con el sensor de imágenes de rayos LIS a bordo del satélite 267 TRMM durante el periodo 2012-2014. El análisis compara las observaciones de rayos 268 basadas en superficie y las vistas desde el espacio con el objetivo principal de realizar una 269 mejor caracterización de la red GLD360 antes y después de la actualización. La red 270 GLD360 se sometió a una actualización el 18 de agosto de 2015 que incluyó cambios del 271 algoritmo en el procesador central (Said y Murphy, 2016). Estos resultados muestran que la 272 DE se incrementó de 32,6% (2012) a 38% (2013) a 43,2% (2014) sobre Sudamérica.

Para el presente trabajo se utilizaron datos de la red GLD360 (fecha/hora/lat/lon)
disponibles en el banco de datos del Departamento de Investigación y Desarrollo del
Servicio Meteorológico Nacional para el período mencionado en la sección anterior de los
datos de radar.

277

2784) METODOLOGIA

279 Como se mencionó en la introducción, el objetivo del presente trabajo es obtener un 280 producto de reflectividad simulado a partir de datos de actividad eléctrica (rayos nube-281 tierra). Para ello el flujo de trabajo incluye una primer etapa donde se sigue la metodología



282 propuesta por Iskenderian (2008) con el objetivo de obtener un producto preliminar de 283 reflectividad COLMAX a partir de la tasa de descargas eléctricas (en adelante, radar 284 preliminar). Luego, en una segunda etapa se utiliza el framework "pix2pix" propuesto por 285 Isola y otros (2016) que emplea un tipo de Red Generativa Antagónica (GAN - del inglés 286 Generative Adversarial Network) para aprender un mapeo entre imágenes de entrada (radar 287 preliminar) a imágenes de salida (radar observado). Este algoritmo es de tipo supervisado 288 por lo que es necesario contar con un conjunto de datos de entrenamiento. A continuación se describen cada uno de los pasos dentro del flujo de trabajo mencionado. 289

290 **4.1) Imágenes objetivo: producto COLMAX**

Se generaron imágenes COLMAX con resolución de 2 km² para los datos del radar utilizando el paquete PyART (Hellmus y Collis, 2016). Este paquete lee un archivo donde se encuentran las mediciones del radar (campos medidos, información de las coordenadas del radar, información sobre las elevaciones y estrategias de escaneo, entre otros) y genera un *objeto radar*. Los archivos que se usaron en este trabajo contienen la variable reflectividad radar (dBZ) para las 12 elevaciones que corresponden a un intervalo de tiempo de medición de 4 minutos aproximadamente (volumen completo).

298 Se calcularon 30 campos CAPPI (Constant Altitude Plan Position Indicator) entre el nivel 299 del mar y los 15 km de altura con una resolución vertical de 0.5 km y horizontal de 2 km. 300 Los CAPPI se generaron mediante la función grid_from_radars del módulo map de 301 PyART. Esta función toma como entrada un objeto radar y lo mapea a una retícula regular 302 mediante el algoritmo de reticulado map_gates_to_grid, que se eligió por sobre la otra 303 opción (map to grid) por ser más rápida computacionalmente. El algoritmo 304 map_gates_to_grid genera una retícula cartesiana de un campo de mediciones de radar a 305 partir de los puntos de uno o varios radares. Para cada punto define un radio de influencia y 306 pesa la contribución de cada punto usando una función de peso. El radio de influencia se 307 eligió para que crezca con la distancia al radar, siendo así más importantes los puntos que 308 están cerca. Finalmente, la imagen COLMAX se obtuvo buscando el valor máximo de 309 reflectividad en la altura para cada punto de la retícula (figura 2).

310

311 **4.2) Filtrado de volúmenes atenuados**

La señal de los radares meteorológicos en banda C puede verse afectada fuertemente por problemas de atenuación cuando la señal atraviesa zonas de precipitación intensa y/o presencia de granizo, llegando a casos extremos en los cuales la misma puede extinguirse totalmente. En esta condición, la señal del radar puede verse muy debilitada lo cual puede llevar a interpretaciones erróneas de la información provista por el radar (Gu y otros, 2011; Bringi y otros, 2001; Carey y otros, 2000).

Los pioneros en el estudio de los efectos de atenuación fueron Atlas y Bank (1951) cuando encontraron que los patrones de reflectividad del radar eran distorsionados por la presencia de patrones de lluvia. Más tarde Hitschfeld y Bordan (1954) derivaron y estudiaron la ecuación de la atenuación, que relaciona los perfiles de lluvia con la reflectividad medida. Esta ecuación tenía algunos problemas de estabilidad que luego solucionaron por Marzoug y Amayenc (1991). De este modo se define el factor de reflectividad medido en un rango dado r para una longitud de onda atenuada (Z_m) como:

325
$$Z_m(r) = Z_e(r) * \delta C * A(r_0) * exp\left[-0.46 * \int_{r_0}^r k(s) ds\right](4)$$

326 donde Z_e es el factor de reflectividad equivalente en el mismo rango., δC representa el 327 posible error de calibración del radar, y *A* es el factor PIA que se define como:

328
$$A(r) = A(r_0) * exp\left[-0.46 * \int_{r_0}^r k(s) ds\right](5)$$

329 Aquí, k es el coeficiente de atenuación (dB km⁻¹), que depende de la longitud de onda del 330 radar y de la distribución del tamaño y la temperatura de las gotas de lluvia. Se define el 331 PIA (dB) como el doble de la integral de *k* entre el rango 0 y el rango r, o:

332
$$PIA = -10 * exp_{10}[A(r)](6)$$

donde log hace referencia al logaritmo en base 10. La variable r_0 representa el llamado

Meteoro logica

rango ciego, es decir, el rango donde se inicia el muestreo de reflectividad o donde las reflectividades pueden considerarse libres de ruido. Aquí, $A(r_0)$ es el factor de atenuación de rango ciego, por lo tanto, permite la descripción de los efectos de atenuación que ocurren en caso de lluvia cerca del sitio del radar (por ejemplo, radomo mojado).

338 Si se asume que las relaciones entre el factor de reflectividad equivalente Z_e , el coeficiente 339 de atenuación k y la tasa de lluvia R pueden representarse satisfactoriamente mediante 340 modelos de ley de potencia con las siguientes ecuaciones:

341
$$Z_e = aR^n, \quad k = cR^d \quad y \quad Z_e = aR^\beta \quad (7)$$

Luego el factor de atenuación puede ser estimado combinando las ecuaciones (4) y (7) con $a=543, b=136, c=1,55x10^{-3}$ y d=1,30. Estos valores fueron elegidos usando las curvas de la evolución de los componentes para radar de banda C que se presenta en el trabajo de Delrieu y otros (1999). Estas curvas fueron calculadas usando un modelo de distribución de gotas en una zona de latitudes medias.

347 En este trabajo las imágenes de radar sirven como objetivo de un entrenamiento y es de 348 suma importancia contar con imágenes de buena calidad que representen lo más fielmente 349 posible la reflectividad real de los ecos meteorológicos. Por esta razón, se seleccionaron 350 aquellos datos que no presentan atenuación significativa. Para ello se aplicó un filtro basado 351 en el cálculo de la atenuación para cada píxel en función de la reflectividad de acuerdo a lo 352 mostrado anteriormente. Como resultado se descartan todos aquellos volúmenes que tengan 353 algún pixel atenuado por encima de un umbral de 1 dB. Para definir este umbral se analizó 354 un conjunto de imágenes de radar que presentaban ecos atenuados y se determinó el valor a 355 partir del cual los ecos empezaban a deformarse debido a la atenuación. Como umbral se 356 eligió el menor de dichos valores. Si bien el radar utilizado es de doble polarización, el 357 filtro propuesto no pretende hacer una corrección de la reflectividad por atenuación sino 358 identificar regiones donde la misma es muy notoria. Por lo tanto no se utilizó la variable 359 diferencial de fase específica para el cálculo de la atenuación como propone Bringi y otros 360 (2001).



4.3) Preparación del dato de entrada: radar preliminar COLMAX

363 Las imágenes de entrada a la red neuronal son campos preliminares del producto 364 COLMAX que surgen de encontrar una relación entre la tasa de descargas eléctricas CG 365 (en adelante, TCG) de un punto (figura 3b) y su valor correspondiente observado en el 366 campo de reflectividad COLMAX (figura 3c). Estas relaciones se crean usando un método 367 de comparación de probabilidades (PMM, del inglés Probability Matching Method; 368 Calheiros y Zawadzki, 1987). El método PMM ha sido utilizado en la bibliografía para 369 derivar relaciones entre reflectividad radar y tasa de lluvias (Atlas y otros, 1990, 1993; 370 Crosson y otros, 1996; Marks y otros, 1993; Rosenfeld y otros, 1993; entre muchos otros) 371 y para encontrar la relación entre descargas eléctricas y lluvia convectiva con el fin de 372 asimilar información de actividad eléctrica en modelos de pronóstico numérico (Chang y 373 otros, 2001).

Meteoro

logica

374 Siguiendo la metodología propuesta por Iskenderian (2008), la posición de cada descarga eléctrica CG (figura 3a) se alinea con la retícula de 2 km² de los datos de radar (figura 3c) y 375 376 se calcula la TCG en cada celda (figura 3b). No se consideran aquellas descargas que estén 377 por fuera del rango máximo del volumen radar empleado en el presente trabajo (240 km). 378 Luego se hace un suavizado espacial que asigna a cada punto la suma de una contribución 379 del valor de la tasa de actividad eléctrica en un radio de 8 km conforme a la bibliografía 380 citada anteriormente, de modo tal que el resultado tenga un aspecto similar a las imágenes 381 de radar. Para obtener el suavizado se convoluciona la imagen con un filtro que suma la 382 TCG de los píxeles vecinos dependiendo de la distancia a la que se encuentra. Se utilizó un 383 filtro de tipo gaussiano que suma a cada píxel el valor de sus primeros vecinos, un 0.75 de 384 la suma de los segundos vecinos (8 píxeles) y un 0.25 de la suma de los terceros vecinos 385 (16 píxeles).

Luego, el método PMM consiste en construir relaciones TCG $[min^{-1}]$ - Z_{COLMAX} [dBZ] basados en pares de datos (TCG_i, Z_{COLMAX,i}) de forma que la función de distribución acumulada (CDF) de tasa de descargas eléctricas y reflectividad en el i-ésimo intervalo



389 sean iguales:

390
$$\int_{Z_{COLMAX},\tau}^{Z_{COLMAX},i} P\left(Z_{COLMAX}\right) dZ_{COLMAX} = \int_{TCG_{\tau}}^{TCG_{i}} P\left(TCG\right) dTCG(8)$$

donde P() representa una función de densidad de probabilidad y Z_{COLMAX,} son los valores más bajos que toma cada CDF. Para encontrar los valores mínimos se usa todo el set de datos TCG y COLMAX observado y se computa la función de distribución acumulada para cada uno de ellos. El menor valor detectable de tasa de descargas es 1 por lo tanto se puede especificar TCG₀=0.25 de antemano. Luego los demás valores se usan para emparejar con la probabilidad condicional de la reflectividad.

397 Una vez que se determina el umbral de reflectividad se aplica la ecuación (8) al conjunto de
398 datos para encontrar las relación tasa de descargas-reflectividad (figura 4c). Luego se ajusta
399 la curva de la figura 4c obteniéndose la relación entre la tasa de descargas eléctricas y la
400 reflectividad. La relación obtenida para los datos de este trabajo es:

401
$$COLMAX_{prel} = 5.90 * ln(TCG) + 33.41(9)$$

402

403 **4.4) Imágenes de entrada**

404 El algoritmo de la red neuronal utiliza como dato de entrada una imagen compuesta como 405 el ejemplo que se muestra en la figura 5. Para poder utilizar tanto el campo preliminar 406 COLMAX como el observado como imágenes de entrada es necesario aplicarles una 407 normalización. Luego se grafican ambas imágenes con una paleta de colores lineal y se 408 unifican los límites a -10 dBZ (mínimo) y 80 dBZ (máximo). Si bien en general en el uso 409 operativo se utilizan diferentes paletas de colores con rangos variables dependiendo del uso 410 que se le déa los datos de radar, en el caso particular del presente trabajo es conveniente 411 aplicar una paleta de colores lineal (Borland y otros, 2007) para poder luego recuperar los 412 valores de reflectividad a partir de las imágenes. Al usar una paleta lineal luego es sencillo 413 hacer una traducción de la imagen a datos crudos (0 a 255), ya que si se emplea una paleta 414 cualitativa luego se vuelve complejo recuperar el valor del píxel en dBZ a partir de su valor

415 RGB.

416

417 **4.5) Conjunto de entrenamiento y validación**

418 El conjunto de entrada para la red está compuesto por 3422 pares de imágenes (figura 5) de 419 las cuales el 75% de las mismas dentro de la red se utilizan para entrenamiento y el resto 420 para verificación. La red se entrenó durante 100 épocas. El criterio de corte de 421 entrenamiento consiste en evaluar el error de verificación. Se calcula el error del conjunto 422 de verificación cada 25 épocas. Cuando el error de verificación deja de decrecer, se termina 423 el entrenamiento. Esta técnica evita el sobre entrenamiento de las redes (Piotrowski, 2013). 424 Una vez entrenada la red se la aplicó a un conjunto de validación que consta de 100 pares 425 de imágenes que corresponden a eventos con gran actividad eléctrica en el período 426 correspondiente a enero y febrero de 2016. Se eligieron los volúmenes, se generaron las 427 retículas y se aplicaron los mismos métodos que al conjunto de entrenamiento. Una vez 428 obtenidas las imágenes compuestas se le aplicó el modelo y se las comparó con las imágenes reales. El costo de entrenar la red es relativamente bajo, para completar las 100 429 430 épocas bastó entrenar durante 24 horas en un clúster de 24 procesadores. Por su parte el 431 costo de aplicar el modelo al conjunto de validación es aún menor; se corrió el modelo 432 sobre el conjunto completo de validación en menos de un minuto en una computadora de 433 escritorio con un procesador i5 y 4GB de memoria RAM.

Meteoro logica

434

435 **4.6**) Verificación de los resultados

A fin de determinar el desempeño del modelo a lo largo de todo el periodo considerado para la validación, se calcularon los índices de verificación estadística que miden la correspondencia entre la ocurrencia de eventos observados y estimados. Este método de verificación se basa en la confección de una tabla de contingencia de 2x2 donde se computan eventos que ocurrieron o no ocurrieron, es decir hubo eco/no hubo eco de radar. Se calcularon estas tablas para distintos umbrales de reflectividad usando los datos COLMAX preliminar, COLMAX sintético y COLMAX observado. Luego, se calculó la

Meteoro logica

Artículo en edición

443 probabilidad de detección (POD), que mide la fracción de eventos ocurridos que fueron 444 estimados correctamente; la tasa de falsa alarma (FAR), que mide la fracción de eventos 445 estimados que no ocurrieron; el BIAS, que da la relación entre la reflectividad estimada 446 (preliminar y sintética) y la observada; y el índice de éxito crítico (ETS) que estima la 447 fracción de todos los eventos estimados y/o observados que fueron detectados 448 correctamente. Estos índices se definen como,

$$POD = \frac{n_{aciertos}}{n_{aciertos} + n_{fallas}}$$

450

$$FAR = \frac{n_{falsa \ alarma}}{n_{aciertos} + n_{falsa \ alarma}}$$

$$BIAS = \frac{n_{aciertos} + n_{falsa alarma}}{n_{aciertos} + n_{fallas}}$$

453 454

$$ETS = \frac{n_{aciertos}}{n_{aciertos} + n_{fallas} + n_{falsa alarma}}$$

455 456

457 Donde n_{aciertos} es el número de puntos donde se observa reflectividad por encima del umbral 458 considerado tanto en el COLMAX sintético como en el COLMAX observado; n_{fallas} es el 459 número de puntos donde hay datos válidos en el COLMAX observado pero no en el 460 sintético; y n_{falsa alarma} es el número de puntos donde se observan datos válidos en el 461 COLMAX sintético pero no en el observado. El ETS resulta proporcional a la cantidad de 462 aciertos mientras que el BIAS compara el tamaño de las áreas donde hay datos válidos de 463 reflectividad por encima de un umbral, sin importar la ubicación de la misma. Los valores 464 de BIAS mayores (menores) a uno indican que el área donde se observan datos de reflectividad en el COLMAX sintético es mayor (menor) al área correspondiente en el 465 466 COLMAX observado. En una estimación perfecta del COLMAX, el ETS y el BIAS serían 467 iguales a uno, al igual que el POD, mientras que el FAR debería ser cero. Todos estos 468 estadísticos se calcularon para nueve umbrales de reflectividad COLMAX (0, 10, 15, 20,

469 25, 30, 35, 40 y 50 dBZ).

470

471 5) RESULTADOS

472 **5.1) Análisis estadístico**

473 En la figura 6 se muestran los histogramas de los valores de reflectividad COLMAX 474 obtenidos al aplicar el modelo de radar sintético sobre todo el conjunto de situaciones 475 elegidas para la de validación. Se observa que las distribuciones de ambas variables son 476 similares. La distribución de la diferencia presenta un máximo en cero resultante de una 477 compensación entre casos donde el radar sintético sobrestima o subestima los valores de 478 reflectividad observada. En el histograma 2D que se muestra en la figura 6b se puede ver que hay una buena correlación entre los valores observados y sintéticos, observándose una 479 480 ligera subestimación de los valores de reflectividad COLMAX por parte del radar sintético 481 en la región a partir de los 20 dBZ. Las funciones de distribución muestran una 482 sobreestimación del máximo de frecuencia en 18 dBZ, asimismo son subestimadas las 483 frecuencias inferiores a 18 dBZ y por encima de 35 dBZ. Es importante destacar, que el 484 radar meteorológico sufre de diferentes procesos de atenuación, que si bien durante el 485 entrenamiento fue tenida en cuenta la atenuación por la presencia de la precipitación en el 486 camino del radar, esto puede generar errores dado la falta de conocimiento de la 487 reflectividad real. La función distribución de las diferencias muestra un histograma muy 488 balanceado que denota un adecuado balance entre subestimaciones y sobreestimaciones. 489 Eso es claro en un ligero bias de 0.69 muy cercano a cero.

Meteoro logica

En la figura 7 se muestran los índices estadísticos para distintos umbrales de reflectividad para el COLMAX sintético. Todos los índices se calcularon con un total de 1.267.401 pares de valores de reflectividad observada-sintética. El índice POD indica que el COLMAX sintético tiene un buen desempeño en reflectividades medias y bajas, hasta 30 dBZ, donde también el índice de falsas alarmas es menor. El ETS un rendimiento adecuado en reflectividades hasta 30 dBZ. Finalmente, el BIAS es siempre ligeramente menor a 1 lo que indica que el COLMAX sintético subestima los valores de reflectividad. Esta subestimación



497 es máxima en valores altos y mínima en valores medios (20 dBZ). . En conclusión, el 498 COLMAX sintético es capaz de reconstruir los valores de reflectividad media. Sin embargo 499 a medida que los valores de reflectividad por encima de 40 dBZ se observan valores 500 inferiores en los estadísticos lo cual puede estar debido a un número inferior de pares de 501 puntos que vuelve menos confiable los valores de los estadísticos, dado que las tasas de 502 actividad eléctrica en presencia de convección es grande y eso mejora el ajuste entre los 503 parámetros.

504

505 **5.2) Análisis de casos**

506 Como se mencionó en la introducción, los datos del radar muchas veces están degradados 507 por problemas como atenuación de la señal del radar por presencia de núcleos intensos de 508 precipitación o bien por la presencia de ecos no meteorológicos que introducen ruido al 509 momento de una correcta interpretación de la información por parte del usuario. Con el 510 objetivo de mostrar los beneficios asociados al producto radar sintético en situaciones 511 particulares donde este tipo de artilugios está presente en los datos, se muestran los 512 siguientes ejemplos seleccionados.

513

a) Línea convectiva

515 En la figura 8 se muestra el caso del día 16 de enero de 2016 a las 19:30 UTC. Este caso 516 corresponde a una línea convectiva ubicada al noreste del radar y dos celdas aisladas al 517 noroeste. El campo COLMAX preliminar (figura 8b) muestra una buena correspondencia 518 con la región más convectiva, tanto de la línea como de las celdas aisladas (Z_{COLMAX}>30 519 dBZ) cuando se la compara con el campo de COLMAX observado (figura 8d). Sin 520 embargo los valores están sobreestimados, con diferencias del orden de 10 dBZ en algunos 521 sectores, y no es capaz de capturar las regiones con reflectividades menores a 30 dBZ 522 (región estratiforme o asociada al yunque del sistema) ya que se centra en las zonas con 523 baja actividad eléctrica. El campo de COLMAX sintético (figura 8c) en cambio es capaz de



524 reproducir los máximos de reflectividad en la zona convectiva con diferencias máximas de 525 5 dBZ y logra capturar muy bien la región estratiforme que rodea a los núcleos convectivos. 526 Esto se refleja en los valores estadísticos calculados para el COLMAX observado y 527 COLMAX sintético. El valor del coeficiente de correlación muestra que hay una buena 528 correlación entre los valores sintéticos y observados; el bias positivo indica que hay una 529 ligera sobrestimación por parte de los valores sintéticos. En la figura 8 además se grafican 530 los histogramas y distribuciones de los valores para el COLMAX sintético, observado y la 531 diferencia. Se observa que hay más píxeles con valores por encima de los 30 dBZ en el 532 COLMAX observado que en el sintético, sin embargo, la distribución de la diferencia está 533 centrada en cero y se ven algunas diferencias por encima de los 10 dBZ justificando el bias 534 positivo. En el gráfico de la dispersión se ve que el COLMAX sintético sobrestima la 535 reflectividad observada por debajo de los 20 dBZ y subestima los valores observados por 536 encima de este umbral. Algo a destacar es la ausencia del clutter (eco de terreno) cerca del 537 radar en la imagen sintética que se observa en la figura 8d hacia el oeste.

538

b) Atenuación de la señal por radomo mojado

540 Este caso se corresponde con una situación en la que se observa precipitación intensa sobre 541 el radar que genera atenuación en la señal dado que el radomo se encuentra mojado. La 542 figura 9 muestra unasecuencia temporal correspondiente al día 18 de febrero de 2016 entre 543 las 13:10 y las 13:30 UTC. En particular, a las 13:20 UTC se da el pasaje de una celda 544 convectiva con reflectividades altas (>45 dBZ) por encima del radar haciendo que la señal 545 se atenúe como consecuencia de la intensa precipitación que genera una película de agua 546 sobre el radomo (figura 9 der.). En la secuencia correspondiente al COLMAX sintético 547 (figura 9 izq.) se puede ver que no presentan este tipo de anomalías mostrando el beneficio 548 de contar con un producto de estas características que permiten minimizar problemas 549 típicos de la información radar. En la figura 10 se puede ver en detalle todos los campos 550 que se calculan en el algoritmo. El gráfico de las distribuciones (histograma) de valores 551 para este caso particular muestra que el COLMAX sintético parece sobrestimar la



552 reflectividad observada, resultado esperable ya que este se ve afectado por la atenuación 553 producto del efecto de radomo mojado. La atenuación en los datos observados también 554 hace que el coeficiente de correlación sea pequeño. La distribución de datos sintéticos está 555 siempre por encima de la distribución de datos observados (figura 10, ver histograma) y la 556 distribución de la diferencia tiene un pico alrededor de los 7 dBZ. Esto indica que los 557 valores del COLMAX observado son menores a los del COLMAX sintético, resultado que 558 es evidente en el diagrama de dispersión. Esto también se puede ver reflejado en el valor 559 del bias que es positivo y de valor absoluto mayor al del conjunto completo.

560

561 c) Eco meteorológico sin actividad eléctrica

562 Este caso muestra una secuencia de dos tiempos sucesivos de imágenes COLMAX del día 563 19 de enero de 2016 a las 22:40 (figura 11) y 22:50 UTC (figura 12). En la figura 564 correspondiente a las 22:40 UTC de COLMAX observado (figura 11d) se presenta en el 565 sector oeste-noroeste una zona de ecos meteorológicos probablemente asociado al yunque de un núcleo convectivo que se encuentra por fuera del dominio de radar y que no presenta 566 567 actividad eléctrica. Allí el producto COLMAX sintético (fig. 11c) no logra capturar nada 568 del patrón de reflectividad presente, esto se refleja en el valor del bias que es negativo y de 569 valor relativamente alto. El coeficiente de correlación es alto probablemente porque los 570 datos sintéticos logran reproducir los ecos del sudoeste del área estudiada. En el segundo 571 campo se observa que empieza a registrarse actividad eléctrica en dicho sector y ahí si el 572 COLMAX sintético (fig. 12c) presenta un mejor acuerdo el COLMAX observado (fig. 12d); 573 el valor del bias, si bien permanece negativo, aumenta. Las distribuciones (histogramas) 574 para ambos tiempos son similares, ambas muestran que los datos observados tienen un pico 575 muy alto en regiones de reflectividad baja (10-15 dBZ) asociados a zonas estratiformes. En 576 esa zona la distribución del COLMAX sintético es menor en los dos tiempos. A las 22:50 577 UTC (fig. 12) la distribución de los datos sintéticos aumenta levemente en la zona de los 578 20-30 dBZ, esto se corresponde con la aparición de actividad eléctrica en el borde noroeste 579 del radar.

581 d) Atenuación asociada a celdas intensas

582 El caso del día 7 de febrero de 2016 a las 03:40 UTC (figura 13) muestra una situación 583 típica de atenuación por detrás de núcleos convectivos intensos. En la figura se puede ver 584 que la reflectividad observada (fig. 13d) presenta valores atenuados al sudeste del radar 585 (recuadro), sin embargo tanto el radar sintético (fig. 13c) como el preliminar (fig. 13b) logran representar adecuadamente esta región (fig. 13d). Este resultado es muy alentador 586 587 pues demuestra la capacidad de este tipo de técnicas para minimizar problemas de 588 atenuación tan frecuentes en los radares de banda C en presencia de precipitaciones 589 intensas tan frecuentes en nuestro país.

Meteoro logica

590

591 6) CONCLUSIONES

592 Es de suma importancia para la seguridad de la población y de las actividades 593 socioeconómicas que la misma desarrolla, contar con pronósticos a corto plazo de 594 tormentas y demás fenómenos de clima severo cada vez más precisos. Para ello los radares 595 meteorológicos juegan un rol fundamental pero como es sabido los mismos presentan 596 ciertas limitaciones relacionadas con la calidad de la información que proveen así como de 597 la cobertura espacial y temporal que ofrecen. En caso que la red de radares disponible tenga 598 problemas de conectividad, salidas de servicios, pérdida de información, interferencias, 599 bloqueo de terreno o poca cobertura, la calidad de los pronósticos a corto plazo empeora 600 debido a la carencia de información. Pero en los últimos años numerosos estudios han 601 mostrado que la intensidad de la actividad eléctrica asociada a las nubes de tormenta está 602 altamente correlacionada con los campos de reflectividad medido por los radares 603 meteorológicos y por ende puede aprovecharse para desarrollar productos alternativos que 604 complementen a los ofrecidos por los radares.

En el presente trabajo se propuso utilizar técnicas de *machine learning* como las redes
neuronales generativas sobre datos de descargas eléctricas para lograr obtener un producto
simulado de radar, denominado radar sintético. Se trabajó con datos provistos por la red

Meteoro logica

global Vaisala GLD360 que detecta con una eficiencia aceptable las descargas nube-tierra
(*cloud-to-ground*, CG) y de reflectividad provista por el radar meteorológico en banda C
ubicado en la EEA INTA Anguil (La Pampa).

611 Los resultados encontrados son muy prometedores y son una muestra clara de la relevancia 612 y el potencial de este tipo de técnicas de aprendizaje inteligente aplicadas en el ámbito de 613 las ciencias de la atmósfera y en particular en la meteorología por radar. A su vez, se trata 614 de la primera vez que se utiliza este tipo de metodología en la región para combinar dos 615 fuentes de información con el objetivo de simular un producto crítico en las actividades 616 operativas diarias de monitoreo y pronóstico de fenómenos meteorológicos de alto impacto 617 tanto social como económico en el ámbito del Servicio Meteorológico Nacional de 618 Argentina. La importancia de este radar sintético es que ofrece información del campo de 619 reflectividad radar en cualquier lugar geográfico, tanto sobre continente como sobre el 620 océano, donde se pueda contar datos de actividad eléctrica. Por ende, puede se usado como 621 un complemento a la red de radares que en su gran mayoría están desplegados sobre tierra y 622 además cuya información bajo determinadas circunstancias discutidas con anterioridad 623 puede encontrarse degradada. Así el área de emisión de las alertas meteorológicas a corto 624 plazo asociadas con la ocurrencia de fenómenos severos tales como granizo y lluvias 625 torrenciales, entre otros, se puede extender y así satisfacer las necesidades de un amplio 626 abanico de usuarios. Por otro lado, esta técnica ofrece el potencial de utilizarse en otro tipo 627 de aplicaciones como la estimación cuantitativa de precipitación, donde siguiendo la misma 628 metodología se podría encontrar una relación entre la tasa de descargas eléctricas y la 629 intensidad de la precipitación. Ésta última podría derivarse del radar mismo como provenir 630 de otras fuentes como las estimaciones derivadas de satélites meteorológicos.

Es importante destacar que en noviembre de 2017 se puso en órbita el sensor *Geostationary Lightning Mapper* (GLM) a bordo del satélite meteorológico de órbita geoestacionaria
GOES-16. El sensor GLM es el primero en su tipo y ofrece un monitoreo durante las 24
horas los 365 días del año de la actividad eléctrica total sobre el continente americano
(Goodman y otros, 2013). De este modo, los datos provistos por dicho sensor podrán ser



utilizados como entrada de la herramienta desarrollada y así generar el producto COLMAX
sintético para una región mucho más amplia.

638 El trabajo futuro estará centrado en probar este modelo sobre otros radares de la red 639 argentina estudiando las relaciones entre la tasa de descargas y la reflectividad radar 640 (primer paso para obtener el radar preliminar) con el objetivo de analizar si hay cambios a nivel regional dados por los diferentes tipos de sistemas precipitantes que se dan en el 641 642 centro y norte de Argentina. Este es un paso importante con el fin último de extender este 643 producto a todo el país. Por otro lado se trabajará en evaluar los datos del sensor GLM 644 como fuente primaria de entrada de datos de actividad eléctrica en nuestra región. La 645 información provista por este sensor es diferente a los datos de GLD360. Mientras este 646 último detecta mayormente descargas CG a partir de antenas posicionadas en superficie, el 647 sensor GLM detecta la actividad eléctrica total, es decir, no tiene la capacidad de separar 648 entre descargas CG, intra-nube o nube-nube. Entonces la pregunta a responder será si la 649 tasa de descargas eléctricas totales está relacionada de igual manera con la reflectividad 650 radar integrada en la vertical como si lo está la tasa de descargas CG a partir de los 651 resultados mostrados en el presente trabajo.

652 Por último, entre el 1 de noviembre y el 18 de diciembre de 2018 se realizó el experimento 653 de campo RELÁMPAGO en las Sierras de Córdoba, donde se desplegó un sinfín de 654 instrumental entre ellos la red LMA (Lightning Mapping Array) con el objetivo de validar 655 los datos del sensor GLM. Esta red ofrece datos tridimensionales de la actividad eléctrica 656 con una gran resolución espacial y temporal. De este modo, en un futuro cercano se podría 657 contar con esta información para evaluar en algún caso de estudio la metodología propuesta. Por su parte, recientemente en el Servicio Meteorológico Nacional se cuenta con 658 659 datos provenientes de la red Earth Network cuya eficiencia de detección en la región 660 centro-este de Argentina será del 70% mientras que el error medio de localización rondará los 0,5 km. 661

- 662
- 663

664

AGRADECIMIENTOS: Este trabajo se realizó en el marco del Proyecto PIDDEF
N°5/2014 (Ministerio de Defensa) mediante una Beca de Capacitación Profesional. A los
proyectos PDTS ALERT.AR, PICT 2013-1299, UBACyT 20020130100618BA y
UBACyT 20020170100164BA.

Meteoro logica

669

670

671 **REFERENCIAS**

- Atkinson, P.M. and Tatnall, A.R.L., 1997: Introduction neural networks in remote
 sensing. International Journal of Remote Sensing, 18 (4), pp. 699-709.
- Atlas, D. y Banks, H.C., 1951: The interpretation of microwave reflections from rainfall.
 Journal of Meteorology, 8 (5), pp. 271-282.
- Atlas, D., D. Rosenfeld, and D. B. Wolff, 1990: Climatologically Tuned Reflectivity-Rain
 Rate Relations and Links to Area-Time Integrals. J. Appl. Meteor., 29, 1120-1135.
- 678 Atlas, D., D. Rosenfeld, and D. B. Wolff, 1993: C-Band Attenuation by Tropical Rainfall
- in Darwin, Australia, Using Climatologically Tuned Ze-R Relations. J. Appl. Meteor., 32,426-430.
- Bishop, C. and Bishop, C.M., 1995: Neural networks for pattern recognition. Oxford
 university press.
- Borland, D. y Ii, R.M.T., 2007: Rainbow color map (still) considered harmful. IEEE
 computer graphics and applications, 27(2).
- Bridenstine, P.V., Darden, C.B., Burks, J. y Goodman, S.J., 2005: The application of
 total lightning data in the warning decision making process. Preprints. Conf. on
 Meteorological Applications of Lightning Data, San Diego, CA, Amer. Meteor. Soc., P1.2.
 [Disponible online en http://ams.confex.com/ams/pdfpapers/83037.pdf.].

Meteoro logica

Artículo en edición

Bringi, V.N., Keenan, T.D. and Chandrasekar, V., 2001: Correcting C-band radar reflectivity and differential reflectivity data for rain attenuation: A self-consistent method with constraints. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, *39*(9), pp.1906-1915.

- 693 Calheiros, R. V., and I. Zawadzki, 1987: Reflectivity-Rain Rate Relationships for Radar
 694 Hydrology in Brazil. J. Appl. Meteor., 26, 118-132.
- Carey, L.D., Rutledge, S.A., Ahijevych, D.A. and Keenan, T.D., 2000: Correcting
 propagation effects in C-band polarimetric radar observations of tropical convection using
 differential propagation phase. Journal of Applied Meteorology, 39 (9), pp. 1405-1433.
- 698 Cecil, D.J. y Blankenship, C.B., 2012: Toward a global climatology of severe hailstorms
 699 as estimated by satellite passive microwave imagers. Journal of Climate, 25 (2), pp. 687700 703.
- Chang, D.-E., J. A. Weinman, C. A. Morales, and W. S. Olson, 2001: The Effect of
 Spaceborne Microwave and Ground-Based Continuous Lightning Measurements on
 Forecasts of the 1998 Groundhog Day Storm. Mon. Wea. Rev., 129, 1809-1833.
- Cherkassky, V., Krasnopolsky, V., Solomatine, D.P. and Valdes, J., 2006:
 Computational intelligence in earth sciences and environmental applications: Issues and
 challenges. Neural Networks, 19 (2), pp. 113-121.
- 707 Crosson, W. L., C. E. Duchon, R. Raghavan, and S. J. Goodman, 1996: Assessment of
 708 Rainfall Estimates Using a Standard Z-R Relationship and the Probability Matching
 709 Method Applied to Composite Radar Data in Central Florida. J. Appl. Meteor., 35, 1203710 1219.
- Dance, S., Ebert, E. and Scurrah, D., 2010: Thunderstorm strike probability nowcasting.
 Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 27 (1), pp. 79-93.
- 713 Delrieu, G., Hucke, L. and Creutin, J.D., 1999: Attenuation in rain for X- and C-band

- Meteoro logica
- 714 weather radar systems: Sensitivity with respect to the drop size distribution. Journal of
- 715 Applied Meteorology, 38 (1), pp. 57-68.
- 716 Demetriades, N.W.S., M.J. Murphy y J.A. Cramer, 2010: Validation of Vaisala's
- 717 Global Lightning Dataset (GLD360) over the continental United States, paper presented at
- 718 21st Int. Light. Detect. Conf. (ILDC), Orlando, Fla.
- 719 Gagne, D.J., A. McGovern, S.E. Haupt, R.A. Sobash, J.K. Williams, and M. Xue,
- 720 2017: Storm-Based Probabilistic Hail Forecasting with Machine Learning Applied to
- 721 Convection-Allowing Ensembles. Wea. Forecasting, 32, 1819–1840,
- 722 https://doi.org/10.1175/WAF-D-17-0010.1
- Gatlin, P., 2006: Severe weather precursors in the lightning activity of Tennessee Valley
 thunderstorms. M.S. thesis, The University of Alabama in Huntsville, 87 pp.
- Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S.,
 Courville, A. y Bengio, Y., 2014: Generative adversarial nets. In Advances in neural
 information processing systems (pp. 2672-2680).
- 728 Goodman, S.J., Blakeslee, R., Christian, H., Koshak, W., Bailey, J., Hall, J., McCaul,
- 729 E., Buechler, D., Darden, C., Burks, J. y Bradshaw, T., 2005: The North Alabama
- 730 Lightning Mapping Array: Recent severe storm observations and future prospects.
- 731 Geophys. Res. Lett., 15, 1185–1188.
- 732 Goodman, S.J, R. Blakeslee, W. Koshak, D. Mach, J. Bailey, D. Buechler, L. Carey, C.
- 733 Schultz, M. Bateman, E. McCaul, and G. Stano, 2013: The GOES-R Geostationary
- T34 Lightning Mapper (GLM). Atmospheric Research 125-126, 34-49.
- 735 Gu, J.Y., Ryzhkov, A., Zhang, P., Neilley, P., Knight, M., Wolf, B. and Lee, D.I., 2011:
- Polarimetric attenuation correction in heavy rain at C band. Journal of AppliedMeteorology and Climatology, 50 (1), pp. 39-58.
- 738 Grubišić, V., Vellore, R.K. and Huggins, A.W., 2005: Quantitative precipitation

- forecasting of wintertime storms in the Sierra Nevada: Sensitivity to the microphysical
 parameterization and horizontal resolution. Monthly weather review, 133 (10), pp. 28342859.
- 742 Helmus, J. and Collis, S., 2016: The Python ARM Radar Toolkit (Py-ART), a library for
- working with weather radar data in the Python programming language. Journal of OpenResearch Software, 4 (1).
- Hitschfeld, W. y Bordan, J., 1954: Errors inherent in the radar measurement of rainfall at
 attenuating wavelengths. Journal of Meteorology, 11 (1), pp. 58-67.
- Hong, Y., K. Hsu, S. Sorooshian, y X. Gao, 2004: Precipitation estimation from remotely
 sensed imagery using an artificial neural network cloud classification system. J. Appl.
 Meteor., 43, 1834–1853.
- Iskenderian, H., 2008: Cloud-to-ground lightning as a proxy for nowcasts of VIL and
 echo tops. In 13th Conference on Aviation, Range and Aerospace Meteorology (pp. 21-24).
- Isola, P., Zhu, J.Y., Zhou, T. y Efros, A.A., 2016: Image-to-image translation with
 conditional adversarial networks. arXiv preprint arXiv:1611.07004.
- Krasnopolsky, V.M. and Schiller, H., 2003: Some neural network applications in
 environmental sciences. Part I: forward and inverse problems in geophysical remote
 measurements. Neural Networks, 16 (3-4), pp.321-334.
- 757 LeCun, Y., Bengio, Y. and Hinton, G., 2015: Deep learning. nature, 521 (7553), p. 436.
- 758 Liu, Y., Racah, E., Correa, J., Khosrowshahi, A., Lavers, D., Kunkel, K., Wehner, M.
- and Collins, W., 2016: Application of deep convolutional neural networks for detecting
- reprint arXiv:1605.01156.
- Mallick, S., and Coautores, 2014: Evaluation of the GLD360 performance characteristics
 using rocket-and-wire triggered lightning data. Geophys. Res. Lett., 41, 3636–3642.

Marks, F. D., D. Atlas, and P. T. Willis, 1993: Probability-matched Reflectivity-Rainfall
Relations for a Hurricane from Aircraft Observations. J. Appl. Meteor., 32, 1134-1141.

Meteoro logica

- Marzban, C., y G. Stumpf, 1996: A neural network for tornado prediction based on
 Doppler radar-derived attributes. J. Appl. Meteor., 35, 617–626.
- 767 Marzban, C., y A. Witt, 2001: A Bayesian neural network for severe-hail size prediction.
- 768 Wea. Forecasting, 16,600–610.
- 769 Marzoug, M. y Amayenc, P., 1991: Improved range-profiling algorithm of rainfall rate
- from a spaceborne radar with path-integrated attenuation constraint. IEEE Transactions on

771 Geoscience and Remote Sensing, 29 (4), pp. 584-592.

- Matsudo, C.M. and Salio, P.V., 2011: Severe weather reports and proximity to deep
 convection over Northern Argentina. Atmospheric research, 100 (4), pp. 523-537.
- Megenhardt, D., Mueller, C.K., Rehak, N. and Cunning, G., 2000: Evaluation of the
 national convective weather forecast product. In Conference on Aviation, Range, and
 Aerospace Meteorology, 9 th, Orlando, FL (pp. 171-176).
- Megenhardt, D., Mueller, C., Trier, S., Ahijevych, D. y Rehak, N., 2004: NCWF-2
 probabilistic nowcasts. In 11th Conference on Aviation, Range, and Aerospace
 Meteorology, Hyannis, Massachusetts, 4–8 Oct 2004.
- Mezher, R.N., Doyle, M. and Barros, V., 2012: Climatology of hail in Argentina.
 Atmospheric research, 114, pp. 70-82.
- Monahan AH, Fyfe JC, Ambaum MHP, Stephenson DB, North GR., 2009: Empirical
 orthogonal functions: the medium is the message. J. Climate, 22, 6501–6514.
- Morales, C.A. and E.N. Anagnostou, 2003: Extending the Capabilities of HighFrequency Rainfall Estimation from Geostationary-Based Satellite Infrared via a Network
 of Long-Range Lightning Observations. J. Hydrometeor., 4, 141–159.



- Mueller, C. K., C. B. Fidalgo, D. W. McCann, D. Meganhardt, N. Rehak, T. Carty,
 1999: National Convective Weather Forecast Product, Preprints, Eighth Conference on
 Aviation, Range, and Aerospace Meteorology, Dallas, TX, 10-15 January 1999, American
 Meteorological Society.
- 791 Naccarato, K. P., O. Pinto Jr., S. A. M. Garcia, M. Murphy, N. Demetriades, and J.
- 792 Cramer, 2010: Validation of the new GLD360 dataset in Brazil: First results, paper
- 793 presented at 21st Int. Light. Detect. Conf. (ILDC), Orlando, Fla.
- Paliwal, M. and Kumar, U.A., 2009: Neural networks and statistical techniques: A review
 of applications. Expert systems with applications, 36 (1), pp. 2-17.
- Piotrowski, A.P. and Napiorkowski, J.J., 2013: A comparison of methods to avoid
 overfitting in neural networks training in the case of catchment runoff modelling. Journal of
 Hydrology, 476, pp. 97-111.
- Pohjola, H., and A. Makela, 2013: The comparison of GLD360 and EUCLID lightning
 location systems in Europe, Atmos. Res., 123, 117–128.
- 801 Prabhat, Oliver Rubel, Surendra Byna, Kesheng Wu, Fuyu Li, Michael Wehner, and
- 802 Wes Bethel, 2012: Teca: A parallel toolkit for extreme climate analysis. ICCS, 2012.
- 803 Prabhat, Surendra Byna, Venkatram Vishwanath, Eli Dart, Michael Wehner, and
- William D. Collins, 2015: Teca: Petascale pattern recognition for climate science. CAIP,
 2015.
- 806 Rasmussen, K.L., Zuluaga, M.D. y Houze, R.A., 2014: Severe convection and lightning
- in subtropical South America. Geophysical Research Letters, 41 (20), pp. 7359-7366.
- Rosenfeld, D., D. B. Wolff, and D. Atlas, 1993: General Probability-matched Relations
 between Radar Reflectivity and Rain Rate. J. Appl. Meteor., 32, 50-72.
- **Ruder, S., 2016:** An overview of gradient descent optimization algorithms. arXiv preprint
 arXiv:1609.04747.

Rudlosky, S.D., M.J. Peterson, and D.T. Kahn, 2017: GLD360 Performance Relative to
TRMM LIS. J. Atmos. Oceanic Technol., 34, 1307–1322.

Meteoro logica

- Said, R. K., U. S. Inan, and K. L. Cummins, 2010: Long-range lightning geolocation
 using a VLF radio atmospheric waveform bank, J. Geophys. Res., 115, D23108, doi:
 10.1029/2010JD013863.
- 817 Said, R. K., and M. Murphy, 2016: GLD360 upgrade: Performance analysis and
 818 applications. Extended Abstracts, 24th Int. Lightning Detection Conf. and Sixth Int.
 819 Lightning Meteorology Conf., San Diego, CA, Vaisala, 8 pp.
- 820 Sénési, S., Guillou, Y., Forster, C. and Tafferner, A., 2009: Cb nowcasting in 821 FLYSAFE: improving flight safety regarding thunderstorm hazards, in: WMO Symposium
- 822 on Nowcasting, Whistler, B.C., Canada, 30 August–4 September 2009, No. 4.12, 14 pp.,
 823 2009.
- Schultz, C.J., Petersen, W.A. and Carey, L.D., 2011: Lightning and severe weather: A
 comparison between total and cloud-to-ground lightning trends. Weather and forecasting,
 26 (5), pp. 744-755.
- Soula, S. y Chauzy, S., 2001: Some aspects of the correlation between lightning and rain
 activities in thunderstorms. Atmospheric research, 56 (1), pp. 355-373.
- 829 Steiger, S. M., Orville R. E., Murphy M. J., Demetriades N. W. S., 2005: Total 830 lightning and radar characteristics of supercells: Insights on electrification and severe 831 weather forecasting. Preprints, Conf. on Meteorological Applications of Lightning Data, 832 San Diego, CA, Meteor. Soc. P1.7. [Disponible online Amer. en 833 http://ams.confex.com/ams/pdfpapers/84908.pdf.]
- Steiger, S.M., Orville, R.E. y Carey, L.D., 2007: Total lightning signatures of
 thunderstorm intensity over north Texas. Part I: Supercells. Monthly Weather Review, 135
 (10), pp. 3281-3302.



Meteoro logica

840 Tafferner, A., C. Forster, S. Senesi, Y. Guillou, P. Tabary, P. Laroche, A. Delannoy,

841 B. Lunnon, D. Turp, T. Hauf, D. Makovic, 2008: Nowcasting thunderstorm hazards for

flight operations: the CB WIMS approach in FLYSAFE. ICAS 2008 Conference,
International Council of the Aeronautical Sciences Conf. Proc.(8.6. 2), Optimage Ltd.,

Edinburgh, UK.

Tapia, A., Smith, J.A. y Dixon, M., 1998: Estimation of convective rainfall from lightning
observations. Journal of Applied Meteorology, 37 (11), pp. 1497-1509.

Weber, M.E., Williams, E.R., Wolfson, M.M. y Goodman, S.J., 1998: An Assessment of
the Operational Utility of a GOES Lightning Map Sensor. Project Report NOAA-18,

849 Lincoln Laboratory, Massachusetts Institute of Technology, Lexington, MA.

Wiens, K.C., Rutledge, S.A. y Tessendorf, S.A., 2005: The 29 June 2000 supercell
observed during STEPS. Part II: Lightning and charge structure. Journal of the atmospheric
sciences, 62(12), pp.4151-4177.

Xingjian, SHI, Chen, Zhourong, Wang, Hao, Yeung, Dit-Yan, Wong, Wai-kin, and
Woo, Wangchun, 2015: Convolutional lstm network: A machine learning approach for
precipitation nowcasting. In Advances in Neural Information Processing Systems.

Xu, W., R.F. Adler, and N. Wang, 2014: Combining Satellite Infrared and Lightning
Information to Estimate Warm-Season Convective and Stratiform Rainfall. J. Appl. Meteor.
Climatol., 53, 180–199.

Zhou, Y., Qie, X. y Soula, S., 2002: A study of the relationship between cloud-to-ground
lightning and precipitation in the convective weather system in China. In Annales
Geophysicae (Vol. 20, No. 1, pp. 107-113).



863 Figuras y Tablas

864



Figura 1. Esquema del algoritmo de una red neuronal generativa antagónica condicional (cGAN).

- 866
 867
 868
 869
 870
 871
- 0/1
- 872



873



Figura 2. Esquema 3D de un volumen de reflectividad radar (dBZ) donde se muestran los cortes CAPPI (Constant Altitude Plan Position Indicator) y como se realiza la proyección para obtener el producto COLMAX.



- 880





Figura 3. (a) Localización de las descargas CG detectados por la red Vaisala GLD360 el día 5/12/2016 entre las 00:50 y las 00:54 UTC. (b) tasa de descargas CG (TCG, min⁻¹). (c) Imagen COLMAX (dBZ) de reflectividad correspondiente al 5/12/2016 a las 00:50 UTC. El espaciamiento entre anillos es de 60 km. El centro del radar se indica con el símbolo +.







Figura 4. (a) Función de distribución acumulada de tasa de descargas CGs (TCG, min⁻¹). (b) Función de distribución acumulada de reflectividad COLMAX (dBZ). (c) Relación TCG- Z_{COLMAX} obtenida mediante la técnica PMM. Los puntos con igual probabilidad acumulada se combinan para crear esta última curva.









Figura 5. Ejemplo de imagen de entrenamiento correspondiente al día 26 de febrero de 2016 de 20:00 a 20:04 UTC. La misma está conformada por la imagen COLMAX preliminar (izq.) y la imagen COLMAX observado (der.).





Figura 6. Gráfico de la distribución e histograma de valores de reflectividad observada y sintética para todo el conjunto de validación (sup.) e histograma 2D (inf.).







Figura 7. Resultado de los índices de validación estadísticos de COLMAX sintético para distintos umbrales de reflectividad.

Meteoro logica

Artículo en edición



Figura 8. Ejemplo de los resultados obtenidos para el día 16 de enero de 2016 a las 19:30 UTC. (a) Localización de los rayos detectados por GLD360 entre las 19:30 y las 19:34 UTC. b) COLMAX preliminar obtenido a partir de aplicar la ecuación (9) a la tasa de rayos derivada de a). (c) COLMAX sintético obtenido a partir del entrenamiento de la red pix2pix. (d) COLMAX observado. La separación entre anillos es de 60 kilómetros. Se muestra el histograma correspondiente a reflectividad observada COLMAX (línea punteada), reflectividad sintética (guión punto) y su diferencia (línea continua). Dentro se muestra un histograma 2D con la distribución de valores observados contra los valores sintéticos.







Figura 9. Secuencia de tres COLMAX consecutivos para el día 18 de febrero de 2016. Se muestra un sistema precipitante que al pasar sobre el radar atenúan la señal observada (der., COLMAX observado) pero no la señal simulada (izq., COLMAX sintético). La hora indicada es UTC. La separación entre anillos es de 60 kilómetros.







Figura 10. Ídem figura 8 pero para el día 18 de febrero de 2016 a las 13:20 UTC. Los datos mostrados en (a) corresponden al período 13:20-13:24 UTC.







Figura 11. Ídem figura 8 pero para del día 19 de enero de 2016 a las 22:40 UTC. Los datos mostrados en (a) corresponden al período 22:40-22:42 UTC.







Figura 12. Ídem figura 8 pero para del día 19 de enero de 2016 a las 22:50 UTC. Los datos mostrados en (a) corresponden al período 22:50-22:54 UTC.







Figura 13. Ídem figura 8 pero para el 7 de febrero del 2016 a las 03:40 UTC, donde se indica con un recuadro la región donde los datos de reflectividad observada se encuentran atenuados. Los datos mostrados en (a) corresponden al período 03:40-03:44 UTC.