

Evaluación geoestadística y krigeado de la temperatura del aire en los llanos venezolanos

Miguel I. Silva

Departamento de Ingeniería Agrícola, Facultad de Agronomía, Universidad Central de Venezuela
<climamiguel48@gmail.com>

(Recibido: 23-Mar-2019. Publicado: 28-May-2019)

Resumen

La temperatura es una de las variables meteorológicas más importantes en los estudios ambientales y agrícolas, pues influye en el desarrollo de los seres vivos en los diferentes ecosistemas. Sin embargo, es común no contar con información climática en algún sitio de interés, debido a la ausencia de estaciones meteorológicas, teniendo que recurrir a su estimación. Los métodos más ampliamente usados para tal fin son los métodos geoestadísticos, que permiten a su vez, estudiar del comportamiento espacial del fenómeno. En esta investigación se evaluaron los métodos geoestadísticos, Kriging Ordinario (KO) y Kriging Universal (KU) con la altura como covariable auxiliar, en el patrón espacial y eficiencia en la estimación de valores anuales promedios de temperatura mínima, media y máxima en los llanos venezolanos. Se empleó el coeficiente de determinación (R^2), la media cuadrática del error de predicción (MCEP) y la raíz cuadrática del error medio (RCM) como estadístico de evaluación de los errores por validación cruzada. Se observó un patrón espacial constante para los tres tipos de temperaturas para la mayoría del espacio analizado, así como una baja dependencia espacial y alcances entre los 60 y 79 km para el mejor predictor. Siendo éste el KO, al presentar el mejor ajuste y los menores errores de estimación.

Palabras clave: temperatura, estimación, geoestadística, Kriging, error

Geostatistic evaluation and kriging of air temperature in the Venezuelan plains

Abstract

Temperature is one of the most important meteorological variables in environmental and agricultural studies, as influences the development of living beings in different ecosystems. However, it is common to not have climate information in any place of interest, due to the absence of weather stations, having to resort to their estimation. The most widely methods used for this purpose are geostatistical ones, which in turn allow to study the spatial behavior of the phenomenon. In this investigation the geostatistical methods, Ordinary Kriging (OK) and Universal Kriging (UK) were evaluated with the altitude as an auxiliary covariable, in the spatial pattern and efficiency in the estimation of annual average values of minimum, average and maximum temperature in the Venezuelan plains. The coefficient of determination (R^2), the mean squared prediction error (MSPE) and the root-mean-square error (RMSE) were used as the statistical evaluation of the errors by cross validation. A constant spatial pattern was observed for the three types of temperatures in most of the analyzed space, as well as a low spatial dependence and ranges between 60 and 79 km for the best predictor. This being the OK, to present adjustments and the smallest estimation errors.

Key words: temperature, estimation, geostatistics, kriging, error

1. Introducción

Desde las disciplinas ambientales hasta las ramas sociales, la temperatura es una de las variables meteorológicas más importantes en los estudios de los diferentes campos de las ciencias. Su papel es trascendental en los ecosistemas naturales, al influir directamente en el desarrollo de innumerables especies

vegetales y animales. En el aspecto agrícola, determina la longitud de los ciclos de los cultivos, el manejo eficiente del agua de riego y el aprovechamiento de los insumos. En el campo humano, su entendimiento es fundamental en el confort térmico, para la planificación y establecimientos urbanos. Pero sobre todo, en el contexto cada vez más transversal del cambio climático (IPCC, 2014).

Sin embargo, no siempre se dispone de datos en áreas específicas para el desarrollo de estudios que impliquen el manejo de datos meteorológicos, debido a la ausencia de estaciones climáticas. Por lo que se hace necesario emplear técnicas de predicción o interpolación espacial a partir de los registros de las estaciones disponibles, si se necesitan de éstos en localizaciones no medidas.

Del abanico de posibilidades que se han desarrollado para la predicción de información no registrada, los más utilizados son aquellos pertenecientes al campo de la geoestadística, donde resalta el Kriging (Perin *et al.*, 2015) como principal exponente. La ventaja de estos métodos radica en la capacidad de aprovechar las relaciones espaciales de los datos observados, que permiten no solamente estimar valores desconocidos, sino también, proporcionar información sobre el comportamiento espacial del fenómeno, la existencia de covariación entre las distintas variables de interés y generar el grado de incertidumbre en las estimaciones.

Un hecho importante, es que la eficiencia de cualquier método varía de una región a otra de acuerdo a investigaciones consultadas. De las metodologías geoestadísticas que mejores resultados han demostrado en la interpolación de temperaturas se encuentra: kriging (Tencer *et al.*, 2011; Alves *et al.*, 2012; Maio *et al.*, 2012; Silva *et al.*, 2013), kriging simple y kriging disyuntivo (Apaydin *et al.*, 2004), kriging residual (Wu y Li, 2013), cokriging (Boer *et al.*, 2001), cokriging disyuntivo, cokriging simple, cokriging universal, cokriging ordinario (Apaydin *et al.*, 2004), kriging ordinario (Apaydin *et al.*, 2004; Barbosa, 2006; Mota *et al.*, 2008; Sartori *et al.*, 2010; Eldrandaly y Abu-zaid, 2011; Bhowmik, 2012; Moreano y Andrade, 2013) y kriging universal (Boer *et al.*, 2001; Apaydin *et al.*, 2004; Atorre *et al.*, 2007; Benavides *et al.*, 2007; Wang y Hou, 2009; Eldrandaly y Abu-zaid, 2011; Caballero, 2011; Bhowmik, 2012; Jabot *et al.*, 2012; Chazarra, 2014; Núñez *et al.*, 2014).

Por lo tanto, no existe un método único que garantice los mejores resultados para cualquier entorno, siendo imprescindible realizar evaluaciones profundas de los métodos en el área particular donde se necesiten datos meteorológicos no medidos. Debido, a que la efectividad de estas técnicas va a depender de múltiples factores, como por ejemplo la cantidad de datos medidos, la relación de los datos con otras variables y la naturaleza misma del fenómeno a predecir.

El objetivo de esta investigación se centra en realizar la evaluación de dos métodos geoestadísticos para el análisis espacial y predicción de los promedios anuales de las temperaturas mínimas, medias y máximas, en una de las zonas agrícolas más importantes de Venezuela conocida como los llanos. Esta región se caracteriza por ser la principal productora de cereales del país, así como de producción ganadera, por lo que el entendimiento y representación espacial de valores de temperatura es fundamental en ausencia de datos en esta región, para las diferentes planificaciones tanto agrícolas como urbanas.

2. Materiales y métodos

2.1. Área de estudio y datos climáticos

El área de estudio corresponde a los llanos occidentales, centrales y orientales de Venezuela. Estos se hayan localizados geográficamente entre los 6° y 10° de latitud norte y en los 62° y 72° longitud oeste. Presentan una topografía regular que va desde los 20 msnm hasta los 400 msnm con algunos accidentes orográficos como galeras, bancos, mesas y esteros (MINEA, 2017). Se caracterizan por climas contrastantes que oscilan entre el semiárido en parte de los llanos orientales hasta el moderadamente húmedo en las cercanías del piedemonte andino en los llanos occidentales (Martelo, 2003).

Los datos climáticos consisten en los promedios anuales correspondientes al periodo 1970-2000 de temperatura mínima, media y máxima de 45 estaciones meteorológicas pertenecientes a varias instituciones. 28 provienen del banco nacional de datos de Ministerio de Ambiente (MARN), 12 del servicio de meteorología de la aviación (FAV), 3 del Instituto de Investigaciones Agropecuarias (INIA) y 2 de la Facultad de Agronomía de la Universidad Central de Venezuela (UCV). Los registros de estas estaciones fueron sometidos a los criterios de control de calidad durante el proyecto de “Elaboración del Mapa de Zonas Áridas, Semiáridas y Subhúmedas de América Latina y el Caribe” (UNESCO, 2010). La figura 1 muestra la ubicación espacial de estas estaciones, junto a los cambios altitudinales en el área de estudio. Del total de las estaciones, 15 se encuentran fuera del perímetro esta área, con el objetivo de disponer información en todo el espacio una vez realizada la interpolación entre las estaciones.

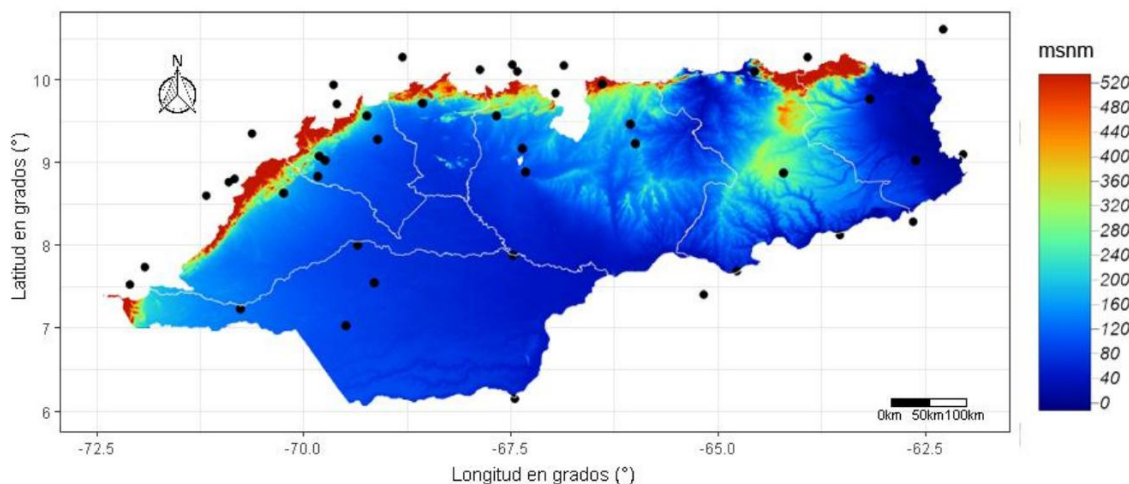


Fig. 1: Área de estudio y estaciones meteorológicas.

2.2. Análisis exploratorio de datos (AED)

Este análisis se aplicó con la finalidad de extraer la información inexplorada de los datos y tener un entendimiento básico de los mismos. Consistió en la determinación de la media, la mediana, la desviación estándar (DE), coeficiente de asimetría, curtosis, así como el grado de correlación de los datos con algunas variables como la longitud, latitud y altitud. Por otro lado, se usó la prueba de Shapiro-Wilks para el contraste de normalidad. El AED se realizó con el software estadístico R Studio versión 1.1.463 (Rstudio Team, 2015).

2.3. Métodos geoestadísticos y predicción

Se compararon y evaluaron el Kriging Ordinario (KO) y el Kriging Universal (KU). Estos métodos se fundamentan en la autocorrelación de los datos medidos en un área particular. El predictor del Kriging se encuentra a continuación:

$$Z_{(x_0)} = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z_{(x_i)} \quad (1)$$

Donde x_0 corresponde a la ubicación del valor a predecir, λ_i es el peso conocido para dicha ubicación, $Z_{(x_i)}$ es el valor medido, y n el número de valores medidos. Estos métodos se caracterizan por la minimización de la varianza para la estimación de los pesos que se usarán en la predicción o krigado, valiéndose de la modelación de un semivariograma. Esta modelación arroja diferentes parámetros conocidos como varianza aleatoria (C_0), varianza relativa ($C_0 + C_1$) y alcance (a) con los cuales se analiza a su vez el comportamiento espacial del fenómeno modelado.

Los semivariogramas pueden ser omnidireccionales (en todas las direcciones posibles) o direccionales (en una dirección específica) cuando se detecte algún tipo de tendencia en un sentido, con el objetivo de mejorar la modelación y ajustarla al comportamiento real del fenómeno, siempre que se dispongan de una elevada cantidad de datos. Para esta investigación por sólo disponer de 45 estaciones se decidió utilizar variogramas omnidireccionales.

La diferencia entre el KO y el KU radica en que mientras para el primero la media es desconocida y asume la estacionariedad de la misma, para el segundo, la estacionariedad es débil y exhibe tendencia, por lo que para éste último, se suele realizar el semivariograma con ayuda de variables complementarias que permitan explicar el comportamiento del fenómeno. Para este estudio, se empleó la altitud como variable auxiliar. Tanto la variografía como el krigado fueron realizados con el software R Studio versión 3.5.1.

2.4. Evaluación

Como método de evaluación de la capacidad predictiva de cada método se empleó la validación cruzada en su versión leave one out (uno por fuera). Este método consiste en excluir una sola observación y luego compararla con el valor predicho en la misma localización, repitiendo esto, para cada uno de los puntos. Para evaluar los errores de predicción generados en esta validación se utilizaron el coeficiente de determinación (R^2), la media cuadrática del error de predicción (MCEP) y la raíz cuadrática del error medio (RCEM). Los criterios de evaluación son un R^2 lo más cercano a 1 para garantizar el mejor ajuste. Mientras que para el MCEP y RCEM, el error debe ser lo más cercano a cero.

3. Resultados y discusión

El análisis exploratorio de datos (tabla 1) mostró una cercanía entre la media y la mediana, así como una baja desviación estándar para las tres variables analizadas. El coeficiente de asimetría arrojó un comportamiento asimétrico negativo y la curtosis, un apuntamiento bastante elevado, lo que implica una marcada concentración de los datos de temperatura alrededor de la media, pero también la presencia de algunos valores muy alejados de ésta. Situación observada gráficamente en la figura 2, donde se constata que estos valores son muy inferiores a las medidas de tendencia central mencionadas. Estos registros bajos corresponden a unas pocas estaciones ubicadas en zonas de elevada altitud donde la temperatura es mucho menor al resto.

Tabla 1: Análisis exploratorio de datos.

Temperatura	Media	Mediana	σ	Asimetría	Curtosis	Shapiro-Wilks		Correlación		
						W	P-valor	Latitud	Longitud	Altitud
Mínima	20.41	22.06	4.09	-3.13	11.02	0.62	0.00	0.00	0.17	-0.48
Media	25.45	26.97	4.14	-3.21	11.39	0.60	0.00	0.00	0.19	-0.49
Máxima	30.57	31.84	4.32	-3.06	10.46	0.62	0.00	0.00	0.21	-0.46

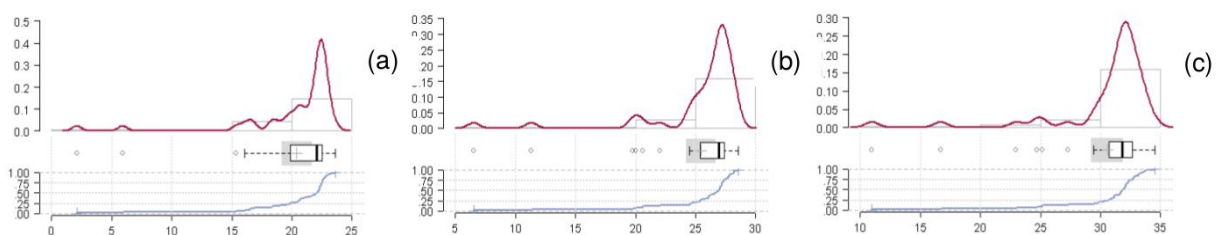


Fig. 2: Gráficas del análisis exploratorio de datos. Temperatura mínima (a), temperatura media (b) y temperatura máxima (c).

Estos resultados mostraron la ausencia de normalidad de los datos, comprobada con la prueba de Shapiro-Wilks, así mismo, se evidenció una baja dependencia espacial (correlación) de las variables con la latitud y longitud, y moderada con la altitud, siendo ésta, inversamente proporcional al aumento de la elevación. Una manifestación normal de la temperatura con respecto a la topografía.

A pesar, de que en los estudios geoestadísticos se amerita la disposición de datos que cumplan la distribución normal, no siempre los procesos naturales presentan ésta condición, ya sea por las características intrínsecas del fenómeno o por la reducida disponibilidad de datos. Por lo que se suele someter a éstos a transformaciones logarítmicas o box-cox, que no siempre garantizan la normalización de los mismos ni mejoras en las interpolaciones. Por otro lado, las herramientas geoestadísticas han demostrado ser lo suficientemente robustas para generar resultados satisfactorios sin necesidad de realizar tales transformaciones (Samper y Carrera, 1990) por lo que se decidió realizar el estudio con los datos originales (White, 1997).

Los semivariogramas teóricos, tanto univariado (KO) como bivariado (KU) (figura 3) mostraron un comportamiento transitivo y anidado, donde se observó un aumento de la semivarianza al aumentar la distancia, reflejando esto, una señal de dependencia espacial de los datos de temperatura.

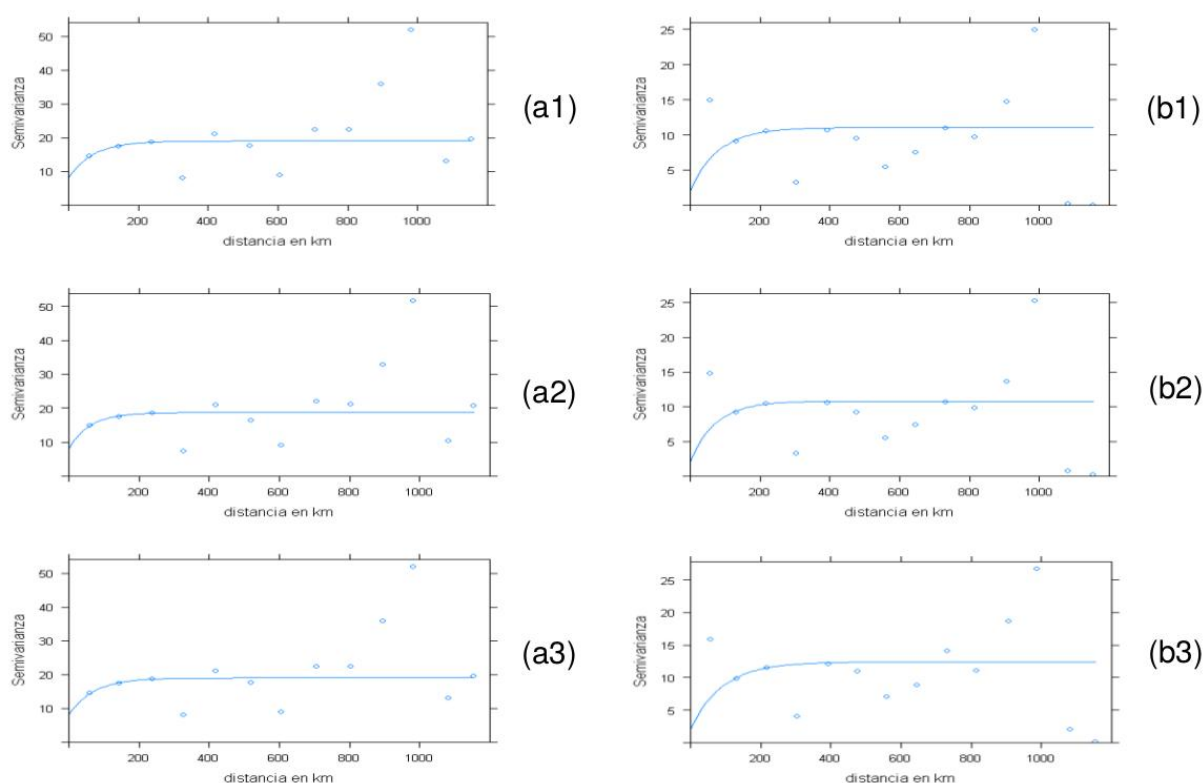


Fig. 3: Semivariogramas univariados (a) y multivariados (b) para temperatura mínima (1) media (2) y máxima (3).

El modelo que mejor ajuste tuvo en los semivariogramas experimentales fue el exponencial. Los elementos que derivaron del ajuste y el error asociado generado por validación cruzada se encuentran en la tabla 2. Se aprecian alcances que oscilaron entre los 60 km para la temperatura mínima, bajo el KO, y 90 km para la temperatura máxima, bajo el KU.

El porcentaje de varianza aleatoria que se consigue al relacionar la varianza aleatoria y relativa (Cambardell *et al.*, 1994) demostró una alta dependencia espacial de los datos (25%) cuando se realizó el variograma bivariado, posiblemente como una respuesta al incluir una covariable que está relacionada con la variable a predecir. Una alta dependencia espacial, indica una baja variabilidad y/o varianza del

fenómeno modelado a cortas distancias, lográndose en esto caso con la ayuda de variables auxiliares. Por el contrario, esta dependencia fue moderada (entre 25 % y 75 %) para la todas las temperaturas, durante la variografía univariada. Lo que indica un aumento de la variabilidad al disminuir esta dependencia, producto de tomar en cuenta sólo la auto correlación de los valores medidos durante la modelación.

No obstante, a pesar de la disminución de la varianza para el KU, este método no mostró un adecuado desempeño en la modelación de las temperaturas, como lo demuestra los valores más bajos del ajuste entre los valores medios y estimados, así como, los valores más altos en los estadísticos de evaluación en comparación al KO, consagrando a este último, como el mejor predictor.

Tabla 2: Parámetros de ajuste y resultados de la validación para el KO y KU.

Método	Temperatura	C_o	$C_0 + C_1$	A	% C_0	Modelo	R^2	MCEP	RCEM
KO	Mínima	8	10.7	60	74.77	Exponencial	0.78	7.84	2.80
	Media	8	11	79	72.73	Exponencial	0.79	7.60	2.75
	Máxima	8	12	75	66.67	Exponencial	0.78	8.23	2.87
KU	Mínima	2	8.8	72	22.73	Exponencial	0.57	12.56	3.54
	Media	2	9.05	80	22.10	Exponencial	0.57	13.18	3.63
	Máxima	2	10.4	90	19.23	Exponencial	0.56	14.90	3.86

El KO supera al KU, probablemente como respuesta al predominio de la estacionariedad de la media y la falta de tendencias espaciales importantes en los datos de temperatura en la zona analizada, lo cual es uno de los principios que rigen la aplicación de este método, y esto, sea producto de oscilaciones suaves de la topografía, que no modifican abruptamente la variable a predecir en esta región del país. Hecho visto previamente durante el análisis exploratorio de datos, donde se observó una moderada dependencia entre la temperatura y la altitud, así como también, el éxito del modelo exponencial en los ajustes de los semivariogramas, ya que éste, es un modelo acotado asociado a modelaciones donde los fenómenos son fuertemente estacionarios (Samper y Carrera, 1990). Reflejando que la variación de los datos de temperatura depende más de las distancias entre las observaciones, que de su ubicación.

Lo anterior se puede apreciar visualmente en la figura 4, donde se encuentran las predicciones espaciales para las temperaturas mínimas, medias y máximas, acompañadas con los mapas de varianzas, que permiten a su vez, reflejar la magnitud de los errores de predicción para el mejor interpolador. En los mapas generados se observan temperaturas constantes, entre los 20 a 22 °C para las temperaturas mínimas, 26 a 28 °C para las temperaturas medias y entre 30 a 32 °C para las temperaturas máximas en la mayor parte de los llanos orientales, centrales y occidentales, disminuyendo hacia el este de estos últimos, gracias a la inversión adiabática de la temperatura generada por el piedemonte andino. Así mismo, estas predicciones espaciales coinciden con los valores medios reportados de temperatura mínima, máxima y media para esta misma región de Venezuela (MARN, 2005).

Por otro lado, los mapas de las varianzas ilustran una disminución de éstas hacia los datos medidos y aumentan hacia las áreas sin medición, concentrándose la mínima hacia el norte de los llanos y la mayor, hacia el sur debido a la menor presencia de estaciones. Esta información, reafirma la importancia de establecer estaciones meteorológicas tanto al centro como al sur de los llanos, que permitan disminuir esta varianza y generar predicciones de las temperaturas más cercanas a la realidad y con menor error en éstas zonas, a pesar de la escala de evaluación utilizada en esta investigación. Sobre todo, con las áreas de influencias que se hallaron en los semivariogramas teóricos, cuyos alcances muestran la pérdida de auto correlación a partir de 60 km para la temperatura mínima o 79 km para la temperatura máxima, dando una idea de la distancia máxima donde podrían asentarse estas estaciones. Sobre todo, en un área que abarca 280.000 km² (MARN, 2005), lo cual representa el 25 % de la superficie total del país (MINEA; 2017) y donde menos información climática hay disponible.

Es importante aclarar que la variabilidad de los fenómenos naturales puede cambiar dependiendo de la escala en la se estudie (Garten *et al.*, 2007) y del número de datos disponible. Por lo tanto, es imperante

complementar la información conseguida con valores anuales de temperatura, con lo que podría hallarse a escala mensual o diaria en una misma región, ya que no siempre se conocen con precisión los factores que influyen en la variabilidad de un determinado atributo en diferentes niveles ni los algoritmos que los definen (Giraldo, 2002) pudiendo esto, ser objetivos de otros estudios.

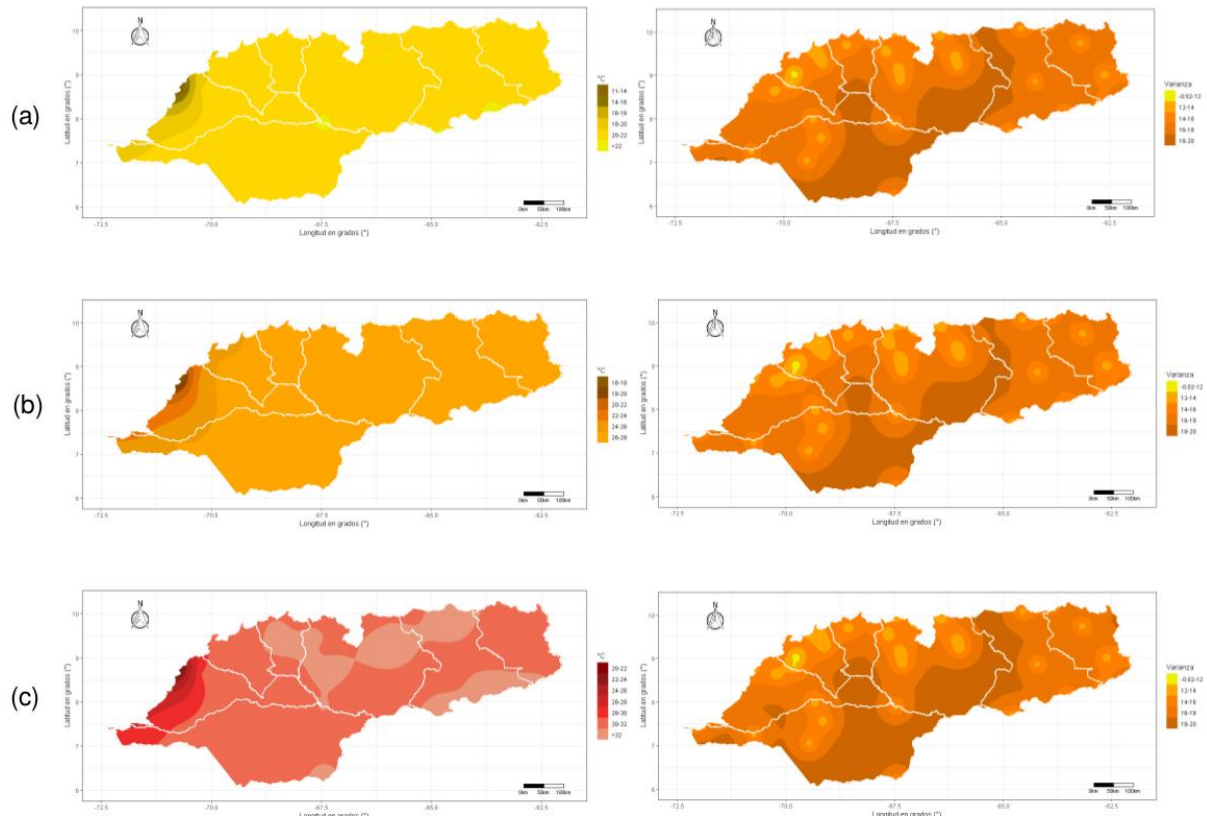


Fig. 4: Predicción y varianza de las temperaturas mínimas (a), medias (b) y máximas (c).

4. Conclusiones

La evaluación geostatística de las temperaturas a escala anual demostró la estacionariedad de los datos y bajas tendencias espaciales, así como una moderada dependencia espacial.

El KO modelado exponencialmente permite explicar con éxito la variabilidad espacial y predecir con menor error las temperaturas en la zona analizada.

5. Bibliografía

Alves EDL, Biudes MS, Vecchia FAS (2012): Interpolação Espacial na Climatologia: análise dos critérios que precedem sua aplicação. *Revista Geonorte*, Manaus, ed. esp. 2, 1:606-618.

Apaydin H, Sonmez K, Yildirim YE (2004): Spatial interpolation techniques for climate data in the GAP region in Turkey. *Climate Research Oldendorf*, 28:31-40.

Atorre F, Alfó M, DeSanctis M, Francesconi F, Bruno F (2007): Comparison of interpolation methods for mapping climatic and bioclimatic variables at regional scale. *International Journal of Climatology*, 27:1825-1843.

Barbosa JPM (2006): Utilização de método de interpolação para análise e espacialização de dados climáticos: o SIG como ferramenta. *Revista Caminhos da Geografia Uberlândia*, 7:85-96.

- Benavides R, Montes F, Rubio A, Osoro K (2007): Geostatistical modelling of air temperature in mountainous region of northern Spain. *Agricultural & Forest Meteorology*, 146:173-188.
- Bhowmik AK (2012): A comparison of Bangladesh climate surfaces from the geostatistical point of view. *ISRN Meteorology*, doi:10.5402/2012/353408, 20 pp.
- Boer EP, Beurs KM, Hartkamp AD (2001): Kriging and thin plate splines for mapping climate variables. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 3:146-154.
- Caballero WdJ (2011): *Kriging Universal para Datos Funcionales*. Cartagena de Indias, Colombia: Tesis de grado presentada como requisito parcial para optar al título de Magíster en Estadística. Universidad Nacional de Colombia.
- Cambardell C, Moorman T, Novak J, Parkin T, Karlen D, Turco R, Konopka E (1994): Field-scale variability of soil properties in Central Iowa soils. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 58:1501-1511.
- Chazarra A (2014): Interpolación espacial de la temperatura mínima diaria mediante Krigeado Universal. *XXXIII Jornadas Científicas de la Asociación Meteorológica Española*, Oviedo, España.
- Eldrandaly KA, Abu-zaid MS (2011): Comparison of Six GIS-Based Spatial Interpolation Methods for Estimating Air Temperature in Western Saudi Arabia. *Journal of Environmental Informatics*, 18:38-45.
- Garten Jr CT, Kang S, Brice DJ, Schadt CW, Zhou J (2007): Variability in soil properties at different spatial scales (1 m - 1 km) in a deciduous forest ecosystem. *Soil Biology & Biochemistry*, 39:2621-2627.
- Giraldo HR (2002): *Introducción a la geoestadística. Teoría y Aplicación*. Universidad Nacional de Colombia, Bogotá, 94 pp..
- IPCC (2014): *Climate Change 2014. Synthesis Report*. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of Intergovernmental Panel on Climate Change, Geneva, Switzerland.
- Jabot E, Zin I, Lebel T, Gautheron A, Obled C (2012): Spatial interpolation of sub-daily air temperatures for snow and hydrologic applications in mesoscale Alpine catchments. *Hydrol. Process.*, 26:2618-2630.
- Maio BM, Collischonn E, Mattos GP (2012): Comportamento noturno de temperatura e umidade do ar na cidade de Pelotas/RS sob diferentes condições de tempo. *Revista Geonorte*, Manaus, ed. esp. 2. 2:1364-1376.
- Martelo M (2003): *La precipitación en Venezuela y su relación con el sistema climático*. Ministerio del Ambiente y de los Recursos Naturales, Caracas, 72 pp.
- MARN. (2005): *Primera comunicación nacional en cambio climático de Venezuela*. Ministerio del Ambiente y de los Recursos Naturales. Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo, Fondo Mundial para el Medio Ambiente, República Bolivariana de Venezuela. Caracas. 164 pp.
- MINEA (2017): *Segunda Comunicación Nacional ante la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre Cambio Climático*. Ministro del Poder Popular para Ecosocialismo y Aguas. Fundación de Educación Ambiental (Fundambiente), Caracas. 389 pp.
- Moreano R, Andrade L (2013): Sistema de Información para la Interpolación de datos de Temperatura y de Precipitación del Ecuador. *Revista Politécnica*, 32:70-75.
- Mota VC, Lima R, Alves MC, Oliveira MS, Carvalho LG, Silva FM (2008): Uso da predição temporal como alternativa para visualizar variáveis climáticas de Juiz de Fora-MG, sob cenários futuros de mudanças climáticas. *53ª Reunião Anual da Região Brasileira da Sociedade Internacional de Biometria*, Lavras.

- Núñez M, Del Puerto M, Leal C, Camello A (2014): Análisis de dos métodos de interpolación y sus parámetros, para temperatura y precipitaciones mensuales, en Extremadura. *XXXIII Jornadas Científicas de la Asociación Meteorológica Española*, Oviedo, España.
- Bagio E, De Novaes LF, Da Silva W, Mendes A, Pandolfo C (2015): Interpolação das variáveis climáticas temperatura do ar e precipitação: revisão dos métodos mais eficientes. *Geografia*, 40:269-289.
- Rstudio Team (2015): *RStudio. Integrated Development for R*. R Studio, Inc., Boston, MA
<http://www.rstudio.com/>
- Samper FJ, Carrera J (1990): *Geoestadística. Aplicaciones a la Hidrogeología Subterránea*. Centro Internacional de Métodos Numéricos en Ingeniería. Universitat Politècnica de Catalunya, Barcelona.
- Sartori AAC, Silva AFS, Ramos CMC, Zimback CRL (2010): Variabilidade temporal e mapeamento dos dados climáticos de Botucatu- SP. *Revista Irriga Botucatu*, 15:131-139.
- Silva L, Alves TV, Volpato M, Borém FM (2013): Avaliação de interpoladores espaciais para representação da temperatura do ar na região da Serra da Mantiqueira, Minas Gerais. Congresso Brasileiro de Engenharia Agrícola-Combea, 42, Fortaleza.
- Tencer B, Rusticucci M, Jones P, Lister D (2011): A southeastern south american daily gridded dataset of observed surface minimum and maximum temperature for 1964-2000. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 92:1339-1346.
- UNESCO (2010): *Atlas de Zonas Áridas de América Latina y el Caribe*. Dentro del marco del proyecto "Elaboración del Mapa de Zonas Áridas, Semiáridas y Subhúmedas de América". CAZALAC. Documentos Técnicos del PHI-LAC, N° 25.
- Wang Y, Hou S (2009): A new interpolation method for Antarctic surface temperature. *Progress in Natural Science: Materials International*, 19:1843-1849.
- White JG (1997): Soil Zinc Map of the USA using Geostatistics and Geographic Information Systems. *Soil Science Society of American Journal*, 61:185-194.
- Wu T, Li Y (2013): Spatial interpolation of temperature in the United States using residual kriging. *Applied Geography*, 44:112-120.

