



ARTÍCULO

Determinación de cambios en la variabilidad climática bajo diferentes escenarios de cambio climático. Caso de estudio: Ensenada de Alberni Robertson, Isla de Vancouver

Assessment of station-scale changes in climate variability under different Climate Change Scenarios. Study Case: Alberni Robertson Creek, Vancouver Island

Fecha recepción: 2009-05-20 / Fecha aceptación: 2009-10-28

Carlos Felipe Gaitán Ospina, cgaitan@eos.ubc.ca,
University of British Columbia, 6339 Stores Road, Vancouver
BC, V6T 1Z4, Canadá.

Resumen

Se usaron las simulaciones del Reporte Especial sobre Escenarios de Emisiones A2 y A1B del modelo acoplado de circulación global canadiense versión 3.1, y redes neuronales artificiales (RNA) para bajar de escala estadísticamente los valores diarios de temperatura máxima y de temperatura mínima al nivel de la estación meteorológica Alberni Robertson Creek, ubicada en la isla de Vancouver en Canadá. Las series de datos generadas para la estación fueron analizadas, y su medias y varianzas calculadas; adicionalmente se realizaron comparaciones entre los valores para cada escenario en el período base (1961-2000) y las simulaciones del siglo XXI. Los resultados muestran un aumento en los valores de temperatura máxima media y temperatura mínima media, entre 1.16 y 1.47 grados Celsius, en la zona para el siglo XXI. Los modelos desarrollados simularon correctamente los ciclos interanuales de la temperatura, así como la temperatura media de la serie. Sin embargo, la varianza de la serie original es más grande que la del modelo para el período de registro. El método empleado mostró ser flexible y de fácil implementación, con bajos requerimientos computacionales. Dadas estas características, se recomienda su utilización en otras regiones que cuenten con registros confiables de variables macro climáticas.

Palabras claves: Cambio climático, reducción de escala, redes neuronales, escenarios climáticos, Vancouver, Canadá, temperatura.

Abstract

Simulations from the Canadian Coupled General Circulation Model version 3.1 Special Report on Emissions Scenarios A2 and A1B and the artificial neural networks (RNA) for downscaling statistically the maximum temperature and the minimum temperature daily values to the Alberni Robertson Creek weather station level, located at the Vancouver Island, Canada were used. The data generated for the station was analyzed and mean and variance were estimated; in addition, comparisons between the values for each scenario in the base period (1961-2000) and the simulations in the 21st century were carried out. The results show an increase in the values of the

minimum and maximum temperature means between 1.16 and 1.47 Celsius degrees in the zone for the 21st century. The models developed accurately simulated the temperature inter-annual cycles, as well as the series mean temperature. However, the variance of the original series is greater than that of the model for the period recorded. The method employed proved to be flexible and easy to implement, with low computational requirements. Given these characteristics, using it in other regions which have reliable records for macro climatic variables is recommended.

Key words: Climate change, downscaling, neural networks, climate scenarios, Vancouver, Canada, temperature.

Introducción

Según el Panel Intergubernamental sobre Cambio Climático (IPCC, por sus siglas en inglés), un modelo climático es una representación numérica del sistema climático basada en las propiedades físicas, químicas y biológicas de sus componentes, sus interacciones y procesos. El sistema climático puede ser representado por modelos de circulación global (GCMs), usados para simular el clima actual y proyectar climas futuros bajo diferentes escenarios de emisión de gases de efecto invernadero, y diversas tendencias de desarrollo socioeconómico [1]. Dada la baja resolución de los modelos actuales de circulación global (aproximadamente 100 kilómetros de espaciamiento entre celdas) los efectos del clima influenciados por la orografía y otras características fisiográficas se pierden. Esto implica una falta de confianza en los estimativos regionales de cambio climático basados en GCMs, ya que son incapaces de representar características y fenómenos dinámicos propios de escalas menores, como procesos convectivos en las nubes [2]. Sin embargo, para determinar los impactos hidrológicos del cambio climático se requiere información a nivel de cuenca. Este motivo lleva a la necesidad de bajar de escala datos de los modelos de circulación global a escala de variables meteorológicas locales.

Métodos para bajar de escala los GCMs

Existen dos grandes enfoques para bajar de escala la información de los GCMs, el enfoque dinámico y el

enfoque estadístico. La técnica dinámica se basa en extraer información a escala local, mediante el desarrollo de modelos de circulación regional (RCMs por sus siglas en inglés). Los RCMs usan información obtenida de los GCMs como condiciones de frontera [3]. Por su parte, el enfoque estadístico se basa en buscar relaciones estadísticas entre las variables simuladas por los GCMs (predictores) y las requeridas en los estudios de impacto de cambio climático [4].

Métodos tradicionales para bajar de escala estadísticamente utilizan regresión lineal múltiple para determinar la relación entre las variables [5]; sin embargo estos métodos no son los más adecuados para analizar sistemas complejos y altamente no lineales como el clima. Motivo por el cual se determinó usar redes neuronales artificiales como herramienta para los análisis no lineales entre los datos del GCM, y los registros de temperatura máxima (Tmax) y mínima (Tmin) obtenidos a nivel de estación meteorológica.

Los resultados de este estudio indican la capacidad de las redes neuronales artificiales para ser usadas como herramienta para bajar de escala estadísticamente las variables de los GCMs. Los modelos desarrollados simularon correctamente los ciclos interanuales de la temperatura, así como la temperatura media de la serie, al ser comparados los datos del reanálisis con los obtenidos en la estación meteorológica. No obstante, la varianza de la serie original es más grande que la del modelo para el período de registro. Esto indica la necesidad de continuar el desarrollo de modelos similares que sean más apropiados para el estudio de eventos extremos, o de implementar correcciones en el pos proceso para que la varianza simulada sea la misma que la observada en el período de registro. Sin embargo, al evaluar diferentes escenarios de cambio climático para el siglo XXI no existe la certeza que la varianza del sistema en este siglo sea la misma que la registrada/simulada en el período base (1961-2000).

Respecto al error en la simulación de la varianza, es común entre todos los modelos existentes de circulación global y no existe un consenso entre estos respecto a elementos climáticos como temperatura y precipitación. Aún cuando la frecuencia de los eventos extremos se ve más afectada por cambios en la variabilidad que por cambios en la media [2].

Escenarios de emisiones

Basado en las definiciones usadas por el Panel Intergubernamental sobre Cambio Climático en su documento sobre escenarios de emisiones [1], los escenarios tratados corresponden a posibles futuros y deben verse como imágenes alternativas del futuro y no como predicciones.

Escenario A1B. Pertenece al grupo de escenarios de la familia A1. Esta familia describe un mundo con rápido crecimiento económico, bajo crecimiento poblacional y una rápida introducción de nuevas y más eficientes tecnologías. Trata un mundo con reducciones significativas de diferencias regionales en ingresos per cápita, y mayores interacciones sociales y culturales. El escenario A1B contempla el uso balanceado de diversas fuentes de energía.

Escenario A2. La línea A2 describe un mundo heterogéneo, con marcadas diferencias regionales en patrones de fertilidad y desarrollo económico. El mundo preserva identidades locales y los cambios tecnológicos son más lentos y fragmentados que en los otros grupos.

Reanálisis

Se utilizó el reanálisis suministrado por NCEP/NCAR el que incluyó el uso de radiosondas, satélites,

aeronaves, barcos y estaciones en tierra entre otros, para producir un registro de análisis globales de campos atmosféricos de 40 años. El equipo NCEP/NCAR usó el mismo sistema de asimilación durante todo el proyecto para eliminar “saltos” en el clima asociados con cambios en el sistema de datos [6].

Zona de estudio

El puerto Alberni está localizado cerca del valle del mismo nombre en la isla de Vancouver, en la mayor ensenada de la isla. Tradicionalmente la economía del puerto ha estado basada en minería y producción forestal. En la actualidad, la cercanía al parque natural Pacific Rim y la pesca de cinco especies salmón están convirtiendo al puerto en destino turístico. Cuenta con una población cercana a los 19,000 habitantes. La estación Alberni Robertson Creek ubicada en el extremo sur-oriental de la isla de Vancouver, en la Columbia Británica canadiense, está localizada en 49.34 N, -124.98 W a 73.75 m.s.n.m. (figura 1).

Materiales y métodos

Datos

Se cuenta con registros diarios de temperatura máxima (Tmax) y temperatura mínima (Tmin) del

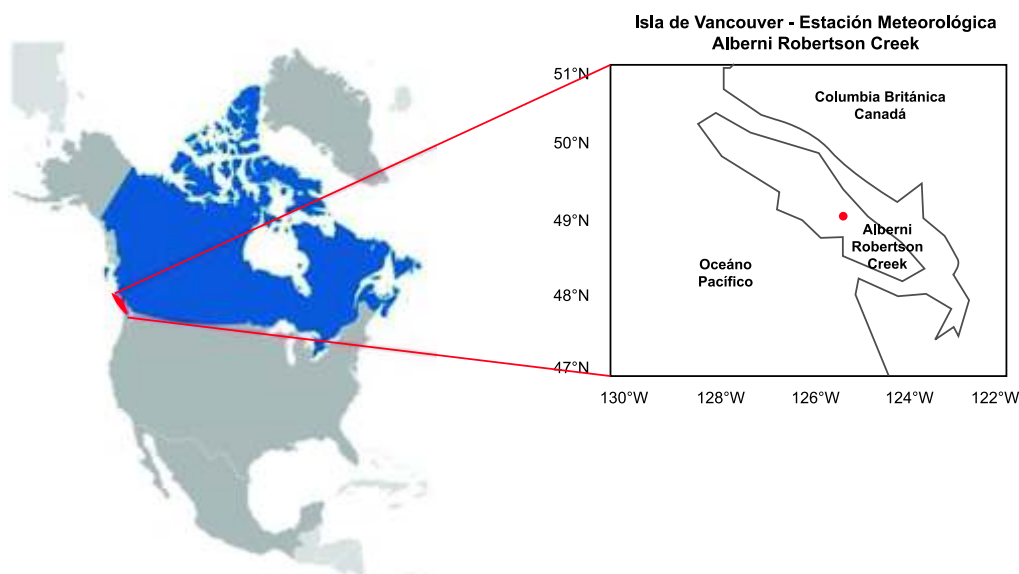


Figura 1. Isla de Vancouver - Estación meteorológica Alberni Creek.

período 1961-2000. Respecto a los datos del modelo acoplado canadiense de circulación global [7], se tiene información de veinticinco predictores asociados a la celda 63x12y de la versión 3.1 del modelo correspondientes a las simulaciones de los escenarios A1B y A2 [1]. Así mismo se cuenta con los datos provenientes del reanálisis realizado por NCEP/NCAR para la misma celda y el mismo período de registro (tabla 1).

Concerniente a la simulación de escenarios de emisión de gases se obtuvo para cada escenario estudiado el conjunto de predictores de la tabla 1 correspondientes al siglo XXI.

Tabla 1. Predictores obtenidos para el CGCM y reanálisis NCEP/NCAR [8].

No.	Predictores
1	Presión en el nivel medio del mar (Pa)
2	1000hPa Velocidad del viento
3	1000hPa U (componente)
4	1000hPa V (componente)
5	1000hPa Vorticidad
6	1000hPa Dirección del viento
7	1000hPa Divergencia
8	500hPa Velocidad del viento
9	500hPa U (componente)
10	500hPa V (componente)
11	500hPa Vorticidad
12	500hPa Geopotencial
13	500hPa Dirección del viento
14	500hPa Divergencia
15	850hPa Velocidad del viento
16	850hPa U (componente)
17	850hPa V (componente)
18	850hPa Vorticidad
19	850hPa Geopotencial
20	850hPa Dirección del viento
21	850hPa Divergencia
22	500hPa Humedad específica
23	850hPa Humedad específica
24	1000hPa Humedad específica
25	Temperatura a 2m

Método

El procedimiento para bajar de escala estadísticamente los valores del modelo de circulación global a nivel de estación usando un modelo básico de redes neuronales artificiales con una capa oculta y una capa de salida [9], requiere de los siguientes pasos:

Pre procesamiento de los datos. Se cuenta con 14,600 datos diarios correspondientes al período 1961-2000, para las 25 variables de la tabla 1. Dada la ubicación geográfica de la zona de estudio, se removió la media climatológica de los predictores y de los registros de temperatura. Posteriormente, se procedió a determinar la memoria del proceso calculando la función de auto correlación de las variables de salida. Se determinó que, para el caso de temperatura mínima, la memoria era de 2.7 días, y para la temperatura máxima de 2.2 días. Lo anterior conllevó a que el tamaño efectivo de la muestra fuera un tercio de la original. Una vez obtenidos los datos independientes para cada caso, se removieron los registros con datos no válidos. Este procedimiento se realizó para los datos del reanálisis y de cada escenario.

Modelo de Red Neuronal. Se procedió a entrenar un conjunto de Redes Neuronales Artificiales (RNA) tipo Feed Forward Back Propagation (FFBP) con 25 datos como predictores, una capa oculta con diferente número de neuronas (1 a 45) y una neurona de salida. El entrenamiento se realizó utilizando regularización bayesiana y el algoritmo Levenberg-Marquardt. El parámetro de penalidad óptima de pesos en la función de costos fue estimada usando un enfoque bayesiano [10], usando el código del programa 'trainbr' en el paquete complementario de Redes Neuronales de MATLAB [11]. Para mayor información en redes neuronales bayesianas se recomienda consultar los libros de Bishop [12] y MacKay [13].

Selección de arquitecturas de red

Para seleccionar las arquitecturas de red que condujeron a los menores valores de error medio absoluto al comparar los valores observados con los simulados, se decidió a probar 405 modelos para cada caso (Tmax y Tmin) usando fuerza bruta. Los modelos fueron creados combinando tres funciones de activación: 'logsig', 'tansig' y 'purelin' en cada una de

las capas, para un total de 9 combinaciones. Posteriormente cada combinación de funciones de activación se probó con un conjunto de neuronas en la capa oculta que variaba de 1 a 45.

La función 'logsig' corresponde a la función de transferencia Logística - Sigmoidea que genera valores de salida entre 0 y 1 para valores de entrada a la red entre menos infinito y más infinito. La función 'tansig' representa la función de transferencia Tangencial - Sigmoidea que genera valores de salida entre -1 y 1, y recibe entradas entre menos infinito y más infinito. Finalmente, la función 'purelin' corresponde a una función lineal, y es generalmente usada en la última capa de la red ya que no restringe los valores de salida, al contrario de las redes con neuronas sigmoideas en su última capa.

Para el caso de temperatura máxima, la tabla 2 muestra las 10 mejores arquitecturas de red probadas, comparando las predicciones de los modelos usando el error absoluto medio (MAE) según recomendación de Willmott y Matsuura [14].

Tabla 2. Diez mejores modelos para simular temperatura máxima.

MODELO	FT 1	FT2	HN	MAE
162	logsig	tansig	27	3.352
247	logsig	purelin	22	3.374
27	tansig	tansig	27	3.375
44	tansig	tansig	44	3.392
112	tansig	purelin	22	3.398
179	logsig	tansig	44	3.398
24	tansig	tansig	24	3.405
33	tansig	tansig	33	3.414
135	tansig	purelin	45	3.431
121	tansig	purelin	31	3.439

Para las simulaciones de temperatura máxima el promedio del error absoluto medio para los 10 modelos es de 3.38 grados Celsius. La primera función de transferencia (FT1) en los modelos seleccionados nunca fue lineal y la arquitectura tansig-tansig correspondió a la usada 4/10 de los

modelos seleccionados. Sobre las neuronas en la capa oculta (HN) los modelos usaron siempre un número alto de las mismas; requiriendo la calibración de un mayor número de parámetros, pesos y errores.

Respecto al análisis de los modelos para el caso de temperatura mínima, las mejores arquitecturas encontradas se muestran en la tabla 3 siguiendo el mismo procedimiento usado para temperatura máxima:

Tabla 3. Diez mejores modelos. Temperatura mínima.

MODELO	FT 1	FT2	HN	MAE
16	tansig	tansig	16	2.249
151	logsig	tansig	16	2.260
176	logsig	tansig	41	2.262
171	logsig	tansig	36	2.273
228	logsig	purelin	3	2.277
41	tansig	tansig	41	2.282
104	tansig	purelin	14	2.290
36	tansig	tansig	36	2.298
166	logsig	tansig	31	2.298
239	logsig	purelin	14	2.312

El promedio del error absoluto medio para los 10 modelos es de 2.28 grados Celsius al analizar los resultados para temperatura mínima. La FT1 siempre fue no lineal y la FT2 fue tansig en 7/10 de los modelos seleccionados. Vale la pena notar el desempeño del modelo 228 que usa tan sólo tres neuronas en su capa oculta y presenta un MAE de 2.282 grados Celsius comparado con el mejor modelo (No. 16) que tiene un MAE de 2.249 pero usa 16 neuronas.

La figura 2 muestra a la izquierda la curva de probabilidad acumulada (CPA) de temperatura mínima simulada usando los datos del reanálisis, y la curva de probabilidad acumulada de las observaciones en la estación meteorológica, para el período base. Las curvas a la derecha de la figura 2 corresponden a temperatura máxima simulada usando el reanálisis y las observaciones. Se observa una separación de 1.2 grados Celsius en el diez por ciento de las gráficas de temperatura mínima (2.8 Vs 1.6

grados Celsius) y de 1.5 grados Celsius en el 90 por ciento de las graficas de temperatura máxima (24.0 Vs. 25.5 grados Celsius). Estas diferencias corresponden al error en grados Celsius entre las observaciones, y los modelos al momento de determinar eventos extremos de temperatura mínima (>10% de la CPA), y temperatura máxima (<90% de la CPA).

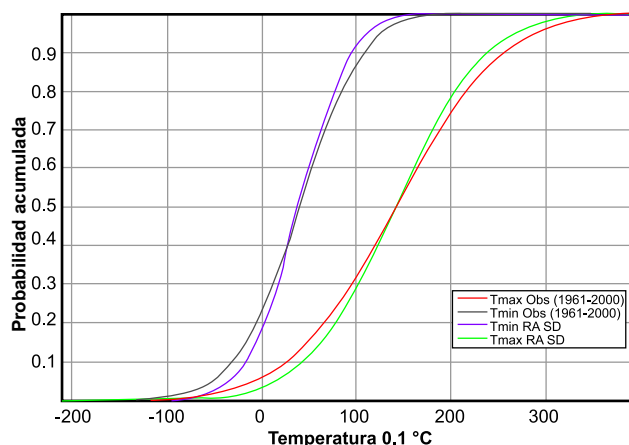


Figura 2. Probabilidad acumulada. Simulaciones Vs. Observaciones. Temperatura máxima y mínima. Alberni Robertson Creek.

Procedimiento para bajar de escala (Downscaling)

El procedimiento para bajar de escala estadísticamente los datos obtenidos en el modelo canadiense de circulación global 3.1 al nivel de la estación meteorológica Alberni Robertson Creek incluye los siguientes pasos:

1. Se entrena un modelo usando datos históricos provenientes del reanálisis. En este caso se utilizó el reanálisis NCEP/NARR dado que este fue interpolado a la misma resolución que el CGCM 3.1. En términos generales los datos de circulación sinóptica se usan como entradas del modelo y los datos provenientes de observaciones en tierra son las salidas.
2. Para obtener los resultados se ingresan los datos del escenario deseado (A1B o A2) en el modelo estadístico entrenado en el paso 1.
3. Se repite el paso 2 con los datos de la simulación para el siglo XXI.

Estos pasos se deben llevar a cabo dado que no se cuenta con una simulación del clima para el siglo XX que corresponda a las observaciones. Por este motivo se debe entrenar el modelo con datos del reanálisis interpolados al mismo tamaño de celda que el modelo de circulación global. Una vez entrenado el modelo, se procede a usar los datos de los escenarios para simular el clima usando ese posible futuro. De esta manera se simula usando modelos cuyos errores no son causados por diferencias en la interpolación de datos o en los datos de entrenamiento.

Resultados

Se procedió a comparar directamente los resultados de las simulaciones para el período base con las simulaciones para el siglo XXI dado que los errores asociados a éstas son los similares, al ser generadas por los mismos modelos. La comparación de las simulaciones del siglo XXI con datos de estación es inviable por la inexistencia de observaciones en el período. La comparación entre la salida del modelo y las observaciones para el período base se usó como argumento para seleccionar los mejores modelos generados, conforme se muestra en la sección de selección de arquitecturas de red. Tanto para Tmax como para Tmin se realizó un promedio de las salidas simuladas por cada uno de los 10 modelos, y esa salida se consideró como el producto final (salida luego de bajar de escala el GCM).

La figura 3 muestra las salidas del modelo luego de bajar de escala estadísticamente los datos del reanálisis y las observaciones en la estación Alberni Robertson Creek. Se observa la capacidad del modelo para simular series (Tmax y Tmin RA SD) con el mismo promedio de temperatura pero menor variabilidad que los datos de la estación (Tmax Obs y Tmin Obs (1961-2000)). Esta figura permite determinar que los modelos usados no están introduciendo cambios en la temperatura media de las salidas.

La tabla 4 muestra la media y la desviación estándar de las temperaturas simuladas al ser bajadas de escala estadísticamente al nivel de la estación Alberni Robertson Creek. Los resultados muestran cómo las temperaturas simuladas (escenarios A2 y A1B) para el siglo XXI presentan un aumento en la media respecto a las simuladas usando los datos del reanálisis para el

período base (1961-2000). Así mismo, la variabilidad se ve reducida. Los datos de temperatura se presentan en décimos de grado centígrado.

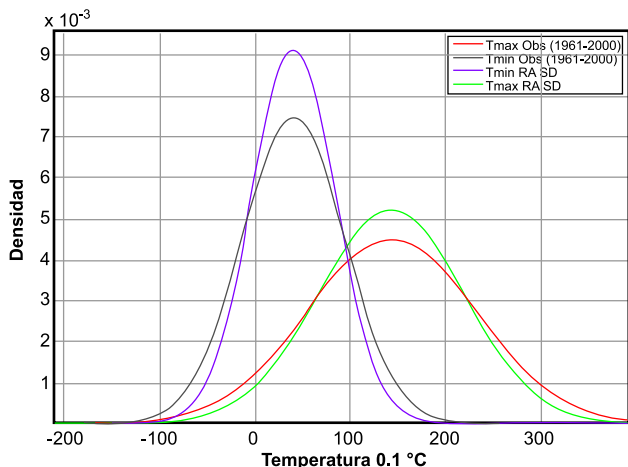


Figura 3. Curvas de densidad de probabilidad. Temperatura máxima y mínima. Observaciones Vs. Simulaciones (1961-2000). “Estación Alberní Robertson Creek”.

Las dos simulaciones utilizadas muestran un aumento en la temperatura media de 1.47 grados Celsius en el caso de la temperatura máxima y superior a 1.1 grados Celsius para la temperatura mínima. Respecto a la varianza de la muestra, todas las simulaciones presentan un decrecimiento en la varianza respecto a la simulación creada con los datos del reanálisis. Este

resultado era esperado debido a las restricciones de las redes neuronales para simular eventos extremos, más aun cuando los datos del siglo XXI contienen valores superiores a los usados para entrenar el modelo.

A continuación se presentan los resultados de las simulaciones de temperatura máxima y temperatura mínima, la información sobre las curvas de densidad de probabilidad para el período de registro y el siglo XXI para los escenarios A2 y A1B se encuentra en la tabla 4.

En general según los escenarios analizados, la varianza de temperatura máxima se reducirá debido a una menor ocurrencia de los eventos menos cálidos (cola izquierda de las curvas). Respecto a la temperatura mínima se presenta una reducción en la varianza, un aumento en la media y los escenarios proyectan que los eventos extremos corresponderán a valores más altos de temperatura mínima. Esto implica que una temperatura extrema para el siglo XXI correspondiente al 10% de probabilidad de ocurrencia tenía una mayor probabilidad de ocurrencia en el siglo XX, en la zona de estudio.

Discusión

La presente investigación mostró la flexibilidad de los modelos de redes neuronales artificiales para ser usados en problemas de bajar de escala variables de circulación sinópticas a nivel local, así como para simular climas futuros bajo diferentes escenarios de

Tabla 4. Promedio y desviación estándar de los modelos.

Variable	Simulación	Período	Promedio (t) 0.1 grados Celsius	Desviación estándar (s) 0.1 grados Celsius	Diferencia respecto RA	
					(t) 0.1 grados Celsius	(s) 0.1 grados Celsius
TMax	Reanálisis (RA)	1961 - 2000	142.60	76.26	-	-
	A1B	2001 - 2100	157.37	61.20	14.77	-15.06
	A2	2001 - 2100	157.37	55.09	14.77	-21.17
TMin	Reanálisis (RA)	1961 - 2000	40.13	43.57	-	-
	A1B	2001 - 2100	51.80	38.17	11.67	-5.40
	A2	2001 - 2100	53.74	38.32	13.61	-5.25

emisión. De igual manera presenta por primera vez resultados de las simulaciones para la estación Alberni Creek usando métodos de análisis no lineal. El método estudiado requiere un bajo costo computacional, y presenta una alternativa a la creación y calibración de modelos dinámicos de circulación a escala local.

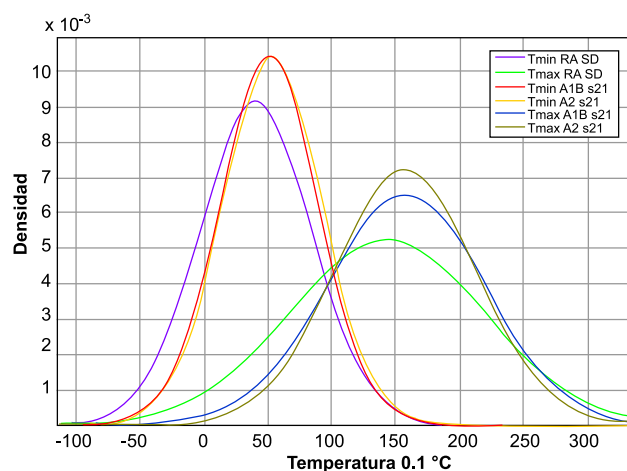


Figura 4. Curvas de densidad de probabilidad. Temperaturas simuladas. Escenarios A1B y A2 (2001-2100) Vs. Reanálisis (1961-2000). “Estación Alberni Robertson Creek.”

Los resultados además de mostrar un aumento en la temperatura media de la zona para el siglo XXI, facilitan los estudios de impacto del cambio climático respecto al análisis de eventos extremos y temperatura media en la zona ya que da nuevas herramientas para analizar factores como la adaptación de especies a los nuevos regímenes, y la posible invasión de especies al área, como es el caso del escarabajo del pino que puede ser devastador para la industria maderera de la zona, entre otros [15]. De otra parte, bajo estos escenarios la agricultura se verá favorecida por presentarse menor número de eventos debajo de cero grados en el presente siglo.

No obstante la importancia local de este trabajo, su mayor aporte es la flexibilidad del modelo empleado para bajar de escala estadísticamente los GCMs a nivel de estación meteorológica. La metodología empleada y su descripción, permiten replicar estudios similares para cualquier región del globo que cuente

con observaciones confiables, bien sea a nivel de estación meteorológica en tierra o de boya en el mar. Futuros desarrollos incluyen el uso de predictores de celdas cercanas a la estación [4], se espera que al analizar un área mayor se represente mejor la climatología de la zona. Así como metodologías para corregir las diferencias entre las simulaciones del reanálisis respecto a las observaciones, y modelos que bajen de escala variables no gaussianas como precipitación.

Agradecimientos

Se agradece especialmente la colaboración suministrada por el Grupo de Predicción Climática de la Universidad de British Columbia, en cabeza del Profesor William Hsieh. Así mismo se agradece la información aportada por el grupo DAI de Environment Canadá y el apoyo financiero del proyecto NSERC-SRO “Probabilistic assessment of regional changes in climate variability and extremes”.

Referencias bibliográficas

- [1] Nakicenovic N, et al. Emissions Scenarios. A Special Report of Working Group III of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge, U.K. and New York, N.Y., U.S.A. : Cambridge University Press, 2000. pág. 599.
- [2] Wigley, T.M.L., et al. Obtaining subgrid scale information from coarse resolution general circulation model output. Journal of Geophysical Research 1990;1943-1953.
- [3] Temporal neural networks for downscaling climate variability and extremes. Dibike, Y.B. y Coulibaly, P. s.l. : Elsevier, Neural Networks 2006;19:135-144.
- [4] Statistical downscaling in central Europe: evaluation of methods and potential predictors. Huth, Radan. s.l.: Climate Research, Climate Research 1999; 13:91-101.
- [5] Gachon, P., A. St-Hilaire, T. Ouarda, V.T.V. Nguyen, C. Lin, J. Milton, D. Chaumont, J. Goldstein, M. Hessami, T.D. A first evaluation of the strength and weaknesses of statistical downscaling methods for simulating extremes over various regions of eastern Canada. Sub-component. Environment Canada. Montreal, Quebec : Climate Change Action Fund (CCAF), 2005. pág. 209.
- [6] The NCAR/NCEP 40 year reanalysis project. Kalnay, E., y otros. Bulletin of the American Meteorological Society 1996;437-71.
- [7] CCCma. CCCma: Models, The Third Generation Coupled Global Climate Model (CGCM3). Canadian Centre for Climate

Modelling and Analysis. [En línea] 27 de abril de 2005. [Citado el: 01 de 05 de 2009.] <http://www.cccma.bc.ec.gc.ca/models/cgcm3.shtml>.

[8] DAI Team. Predictor datasets derived from the CGCM3.1 T47 and NCEP/NCAR reanalysis. 2008.

[9] Some applications of artificial intelligent systems in Hydroinformatics. Obregón-Neira, N y Fragala', F. Acapulco : s.n., 2003. Proceedings of the Workshop on Environmental Decision Support Systems. 18th International Joint Conference on Artificial Intelligence.

[10] Bayesian interpolation. MacKay, D.J.C., *Neural Computation* 1992; 4(3):415-447.

[11] MathWorks. Matlab: the language of technical computing, 7 edition. Massachusetts : MathWorks Inc., 2004.

[12] Bishop, C.M. *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford : Clarendon Pr., 1995.

[13] MacKay, D.J.C. *Information Theory, Inference and Learning Algorithms*. Cambridge : Cambridge Univ. Pr, 2003.

[14] Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. Willmott, Cort J y Matsuura, Kenji. s.l. : *Climate Research* 2005; Vol. 30.

[15] IPCC; Solomon, S.; Qin, D.; Manning, M.; Chen, Z.; Marquis, M.; Averyt, K.B.; Tignor, M.; Miller, H.L. (editors). *Climate Change 2007: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge, United Kingdom and New York : Cambridge University Press 2007. pág. 996.