

## Estimación probabilística del cambio climático en Venezuela mediante un enfoque bayesiano

### Probabilistic Estimation of Climate Change in Venezuela using a Bayesian approach

ALEXIS DURÁN<sup>1,a</sup>, LELYS GUENNI<sup>2,b</sup>

<sup>1</sup>DEPARTAMENTO DE ESTADÍSTICA, FACULTAD DE CIENCIAS, UNIVERSIDAD EXPERIMENTAL  
EZEQUIEL ZAMORA, SAN CARLOS, VENEZUELA

<sup>2</sup>DEPARTAMENTO DE CÓMPUTO CIENTÍFICO Y ESTADÍSTICA, DIVISIÓN DE CIENCIAS FÍSICAS Y  
MATEMÁTICAS, UNIVERSIDAD SIMÓN BOLÍVAR, CARACAS, VENEZUELA

---

#### Resumen

El problema del cambio climático es uno de los grandes problemas ambientales que enfrenta la humanidad, ya que ligeras variaciones en las variables climáticas pueden traer graves consecuencias en las actividades económicas y el bienestar humano en general. Hoy en día los modelos de circulación general (MCG) de la atmósfera son la principal herramienta para estudiar los cambios climáticos. El Ministerio del Ambiente y de los Recursos Naturales (MARN) lideró en el año 2005 la Primera Comunicación Nacional en Cambio Climático de Venezuela, utilizando salidas de 16 MCGs a escala global (resolución de  $5^\circ \times 5^\circ$ ), cuyas proyecciones estiman incrementos para la temperatura y disminución en la precipitación para los próximos años. Cada MCG arroja diferentes resultados generando incertidumbre en la señal del cambio climático futuro. Este trabajo utiliza un enfoque Bayesiano y una extensión del método *Reliability Ensemble Average* (REA) (Tebaldi, Smith, Nychka & Mearns 2005), combinando las salidas (presente y futura) de precipitación y temperatura de los 16 MCG con observaciones de las condiciones climáticas actuales, con el fin de determinar las distribuciones de probabilidad del cambio climático futuro para estas dos variables climáticas en nueve regiones de Venezuela. Para el estudio se toman en cuenta dos criterios: *sesgo*, el cual considera la diferencia entre las salidas de los modelos y el clima actual, y *convergencia*, que cuantifica las diferencias en los cambios simulados por los múltiples modelos del clima futuro. El principal resultado obtenido del trabajo es que aún existe considerable incertidumbre en las proyecciones de los MCG, ya que estos no incluyen todos los aspectos sobre el funcionamiento del sistema climático. También se pudo establecer que mientras menor sea la variabilidad natural de la variable climática, más

---

<sup>a</sup>Profesor instructor. E-mail: duranalexis@yahoo.com

<sup>b</sup>Profesor titular. E-mail: lbravo@cesma.usb.ve

efectiva será su proyección.

**Palabras clave:** estimación Bayes, inferencia posterior, modelo probabilístico.

### Abstract

The changing climate is one of the main environmental problems facing humanity, since slight variations in the climate variables might have terrible consequences in the economic activities and human well-being. Nowadays atmospheric Global Circulation Models (GCMs) are the main tools to study changing climate. The Ministry of Environment and Natural Resources (MENR) led in 2005 the First Communication in Climate Change of Venezuela, using the outputs of 16 GCMs at a global scale (resolution of  $5^\circ \times 5^\circ$ ) whose projections estimate increasing temperature and diminishing precipitation in the coming years. Each GCM gives different results, generating uncertainty in the future changing climate signal. This work uses a Bayesian approach and an extension of the *Reliability Ensemble Average* (REA) (Tebaldi et al. 2005) method, combining the outputs (present and future) of precipitation and temperature of the 16 GCMs with observations of present climate conditions, to determine the probability distributions of future changing climate change for these two climate variables in 9 regions in Venezuela. For this study, two criteria are used: *bias*, which considers the difference between the model outputs and the present climate; and *convergence*, which quantifies the differences among the simulated changes of future climate by multiple models. The main result of this work is that a large amount of uncertainty still exists in the GCMs projections, since they as yet do not include all aspects of the climate system functioning. It was also concluded that the lower the natural variability in the climate variable, the more effective is its projection.

**Key words:** Bayes estimation, Probabilistic model, Posterior inference.

## 1. Introducción

La importancia que tiene el estudio del cambio climático para Venezuela viene dada por la circunstancia de ser un país cuya economía es altamente dependiente de la producción y exportación de petróleo (la actividad petrolera aportó el 16,8 % del PIB y representó el 87,2 % de las exportaciones de bienes en 2004). Además Venezuela es un país de gran diversidad biológica, ecosistemas frágiles, poseedor de costas bajas y territorios insulares vulnerables, que no cuenta con la capacidad suficiente para la debida atención de contingencias derivadas de la ocurrencia de fenómenos meteorológicos extremos.

La capacidad actual del país para enfrentar la variabilidad climática natural no es muy alta, ya que existen debilidades en las áreas de medición sistemática de los elementos climáticos, escasez de personal especializado en el área de aplicaciones prácticas de la información climática y una débil integración interinstitucional para la organización de las actividades productivas en función de aprovechar al máximo las potencialidades del clima y reducir los riesgos asociados a éste. De

no modificarse tal situación, el nivel de vulnerabilidad o sensibilidad de Venezuela ante el cambio climático se incrementará aún más. Actualmente, en los grandes centros de investigación climática a nivel mundial se hacen proyecciones del cambio climático con el fin de buscar las medidas de adaptación más viables a este gran problema. Estas proyecciones son discutidas ampliamente en el último reporte del Panel Intergubernamental sobre el Cambio Climático (IPCC 2007).

Hoy en día, los modelos de circulación general (MCG) de la atmósfera son las principales herramientas que existen para hacer proyecciones sobre el cambio climático a nivel mundial (Benioff, Guill & Lee 1996). Los MCG son representaciones numéricas tridimensionales, que se emplean para simular el comportamiento del sistema climático global a gran escala (incluyendo la atmósfera, los océanos, la biosfera, la criosfera y la superficie terrestre), pero poseen una resolución espacial insuficiente o inadecuada para aplicar sus resultados como base de los estudios de impacto climático a nivel local o regional. Uno de los mayores inconvenientes con los modelos MCG radican en que para algunas regiones se obtienen resultados diferentes que generalizan incertidumbre en la señal del cambio climático futuro, y por consiguiente, es difícil hacer proyecciones confiables acerca de estas condiciones climáticas futuras (Vera, Silvestri, Liebmann & González 2006).

En la primera comunicación nacional sobre cambio climático (CNCC) para Venezuela (MARN 2005), se realizó un estudio sobre algunas de las implicaciones ambientales más generales que se derivan del cambio de los patrones espacio-temporales de la precipitación y la temperatura, lo que repercute en aspectos tales como el tipo climático de grandes áreas del país, la disponibilidad hídrica desde el punto de vista climático y el confort humano y animal. Para este estudio se analizó el comportamiento de 16 modelos acoplados de circulación general atmósfera-océano (MACGAO) utilizados en el tercer reporte del IPCC (IPCC-TAR), que fueron incluidos en la herramienta MAGICC/SCENGEN (Model for the Assessment of Greenhouse Induced Climate Change / Scenario Generator), desarrollado por la Climate Research Unit (CRU, University of East Anglia, UK) (Hulme, Wigley, Barrow, Raper, Centella, Smith & Chipanshi 2000), bajo cinco escenarios de emisión de gases del efecto invernadero (IS92A, SRESA1, SRESA2, SRESB1, SRESB2) (IPCC 2001) y tres niveles de sensibilidad climática, a fin de considerar con amplitud las diferentes incertidumbres asociadas al proceso de simulación del clima futuro. Basándose en la idea de que el clima en el siglo XXI debería continuar la tendencia mostrada en el siglo XX, incluyendo las características del impacto del fenómeno El Niño en el país, y aceptando que se espera en el futuro un incremento en la frecuencia de ocurrencia de este evento, se observó que los modelos que mejor se adaptan a estas condiciones fueron el modelo UKTR (desarrollado por el United Kingdom Meteorological Office, Inglaterra) y el modelo CCC-EQ (desarrollado por el Canadian Center for Climate Modelling and Analysis, Canadá) (MARN 2005), en donde las proyecciones obtenidas revelan un importante incremento en la temperatura y una disminución de las precipitaciones (tendencia general).

Esta investigación desarrollada previamente en Durán (2008), analiza los cambios de precipitación y temperatura producidos por todos los MCG utilizados en la primera CNCC para Venezuela mediante un enfoque bayesiano, que puede ser

considerado una extensión del método *Reliability Ensemble Average* (REA) propuesto por Nychka & Tebaldi (2002), el cual consiste en derivar la distribución de probabilidad a posteriori de las proyecciones presente y futura de estas variables climáticas a escala regional en puntos de grilla de tamaño  $5^\circ \times 5^\circ$ . Para lograrlo, se combinan las salidas de los distintos MCG y se hace inferencia de la distribución de probabilidad a posteriori de las proyecciones presente y futura utilizando métodos MCMC (Markov Chain Monte Carlo), evaluando la incertidumbre asociada a cada uno de los MCG incluidos en el estudio. El método toma en cuenta dos criterios: el *sesgo*, dado por la diferencia entre las salidas del modelo para el clima presente (1960-1989) y el promedio (ponderado por las precisiones a posteriori) del clima actual, y la *convergencia*, dada por la diferencia entre las salidas del modelo del clima futuro (años 2025, 2050 y 2100) y el promedio (ponderado por las precisiones a posteriori) del clima futuro. Mientras menor sea el valor de estas dos cantidades, mayor será la efectividad del modelo en cuestión para proyectar el cambio climático futuro. Para este estudio se contó con las salidas del MAGICC/SCENGEN de 16 MCG bajo una sensibilidad climática intermedia y un escenario SRESA2 (recomendado y suministrado por el MARN) que describe un mundo muy heterogéneo donde la tasa de crecimiento demográfico está siempre en aumento durante todo el siglo XXI; el desarrollo económico está orientado regionalmente (poca globalización) y tanto el crecimiento económico per cápita como el cambio tecnológico son muy lentos y fragmentados. Por otra parte, se obtuvieron los datos de precipitación y temperatura observados a partir de la Red Regional Digital de Datos Hidrometeorológicos para América del Sur, América Central y el Caribe (R-Hydronet<sup>1</sup>) del año 1960 a 1989, los cuales fueron recalculados a 9 grillas de  $5^\circ \times 5^\circ$  que abarcan todo el territorio nacional, como se muestra en la figura 1.

La estructura del trabajo es como sigue: en la sección 2 se introduce la metodología del *Reliability Ensemble Average* (REA) utilizada para evaluar la efectividad o fiabilidad de los MCG incluidos en el análisis. Allí se explica cómo se combinan las salidas de todos los modelos climáticos mediante un enfoque bayesiano, lo cual permite estimar las distribuciones a posteriori de los cambios proyectados en las variables temperatura y precipitación. En la sección 3 se resumen los datos de precipitación y temperatura utilizados para evaluar las salidas de los modelos climáticos durante el siglo XX y se describen los modelos climáticos utilizados en este estudio. En la sección 4 se presentan los resultados de los modelos probabilísticos propuestos para representar las salidas de los modelos climáticos y los datos observados, así como también los resultados del método REA en la selección de los modelos más eficientes en proyectar los cambios de temperatura y precipitación. Finalmente se discuten los resultados obtenidos y se presentan las conclusiones más importantes de este trabajo.

---

<sup>1</sup><http://www.r-hydronet.sr.unh.edu>

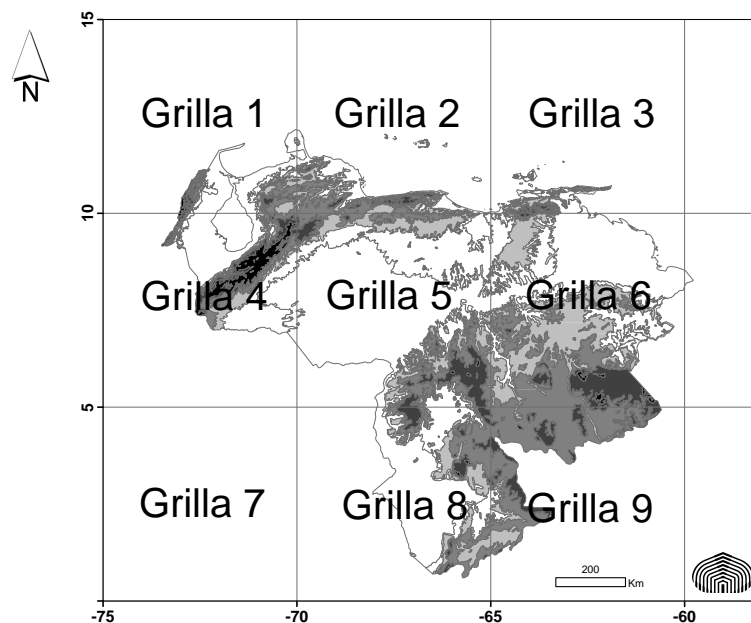


FIGURA 1: Mapa de Venezuela dividido en nueve grillas de acuerdo con las salidas de los MCG.

## 2. Combinación de simulaciones de múltiples modelos climáticos

El enfoque bayesiano utilizado en esta investigación para estudiar los cambios futuros de la temperatura y la precipitación, puede considerarse como una extensión del método *Reliability Ensemble Average* (REA), el cual fue publicado por primera vez en 2003 por Giorgi & Mearns (2002), y recientemente utilizado por Tebaldi et al. (2005). Este método combina todas las salidas disponibles de los MCG con los datos observados de las variables climáticas para simular las distribuciones a posteriori de los cambios climáticos utilizando métodos MCMC (Markov Chain Monte Carlo); en particular se utiliza el muestreador de Gibbs o *Gibbs sampler* (Gelfand & Smith 1990). El método brinda dos criterios que permiten evaluar la efectividad o fiabilidad de los MCG incluidos en la investigación, estos son: el sesgo y la convergencia. Ambos términos se describen a continuación.

### 2.1. Definiciones de sesgo y convergencia

#### 2.1.1. Sesgo

La idea se basa en suponer que un modelo climático es más confiable si es capaz de proyectar correctamente los cambios climáticos observados en el siglo XX, es

decir, este criterio permite evaluar la incertidumbre que existe en los MCG para proyectar el clima presente. La manera de calcular el sesgo es consiguiendo una media (ponderada por las precisiones a posteriori) entre las salidas de los MCG del clima presente y los datos observados de la variable climática de estudio, para luego calcular la diferencia entre las salidas de cada modelo y esta media ponderada. En forma matemática se puede escribir de la siguiente manera:

$$\tilde{\mu} = \frac{X_0 * \tau_0 + \sum_{i=1}^n X_i * \tau_i}{\tau_0 + \sum_{i=1}^n \tau_i} \quad (1)$$

$$\text{Sesgo}_i = X_i - \tilde{\mu}$$

El subíndice  $i$  varía de 1 a  $n$ , donde  $n = 16$  corresponde al total de modelos climáticos utilizados,  $X_i$  es el promedio de la variable climática del clima presente para el modelo  $i$  con  $\tau_i$  como precisión,  $X_0$  es el promedio de los datos observados con  $\tau_0$  como precisión y  $\tilde{\mu}$  es la media (ponderada) del clima presente. Esta notación utiliza la precisión como el inverso de la varianza.

### 2.1.2. Convergencia

En este caso se piensa que un modelo es más confiable si su capacidad para proyectar futuros cambios climáticos tiene gran similitud con las señales y magnitudes de los cambios proyectados por otros modelos; en otras palabras, la convergencia permite evaluar la incertidumbre entre los MCG para proyectar el clima futuro. La manera de calcular este criterio es similar a la del sesgo, con la diferencia de que no se toman en cuenta los datos observados, y en lugar de calcular los promedios de las proyecciones de los MCG del clima presente se toman los valores futuros  $Y_i$ . En forma matemática, la convergencia para el modelo  $i$  se puede expresar así:

$$\tilde{\nu} = \frac{\sum_{i=1}^n Y_i * \lambda_i}{\sum_{i=1}^n \lambda_i} \quad (2)$$

$$\text{Convergencia}_i = Y_i - \tilde{\nu}$$

De nuevo el subíndice  $i$  varía de 1 a  $n$ , con  $n = 16$  que corresponde al número total de modelos,  $Y_i$  son las proyecciones promedio del clima futuro para el modelo  $i$  con  $\lambda_i$  como precisión y  $\tilde{\nu}$  es la media (ponderada) del clima futuro.

## 2.2. Modelo para el caso independiente

En esta parte del estudio no se asume ningún tipo de relación entre el clima presente y futuro. En este caso se consideran  $X_{ij}$  y  $Y_{ij}$  la precipitación o temperatura simulada presente y futura, respectivamente, por los distintos MCG. El subíndice  $i$  va de 1 a 16, correspondiente a cada uno de los modelos, y  $j$  va de 1 hasta 9, correspondiente a las grillas en las cuales se ha dividido Venezuela (ver figura 1). El análisis se lleva a cabo mensualmente, con valores de precipitación y temperatura promediados por trimestre (diciembre-enero-febrero, DEF; marzo-abril-mayo, MAM; junio-julio-agosto, JJA, y septiembre-octubre-noviembre, SON).

### 2.2.1. Verosimilitud de los datos

Dado que el estudio descriptivo sugiere que los datos observados siguen una distribución normal, se utiliza esta distribución para calcular la verosimilitud de los datos. En consecuencia se tiene:

$$X_{ij} \sim N(\mu_j, \tau_{ij}^{-1}) \quad (3)$$

$$Y_{ij} \sim N(\nu_j, (\theta\tau_{ij})^{-1}) \quad (4)$$

$\mu_j$  y  $\nu_j$  representan el promedio de la variable climática en el presente y futuro, respectivamente, para una determinada región (grilla  $j$ ) y trimestre; por tanto, el parámetro de interés será  $\Delta_j = \nu_j - \mu_j$ , que mide el cambio climático esperado en la grilla  $j$ , por lo que un valor positivo indicaría un aumento promedio de la variable climática en los próximos años y viceversa para los valores negativos. El parámetro  $\tau_{ij}$  es la precisión del modelo  $i$  en la grilla  $j$  (inverso de la varianza) para la variable climática proyectada en el presente y  $\theta\tau_{ij}$  es la precisión del modelo  $i$  en la grilla  $j$  para la variable climática proyectada en el futuro. Nótese que la diferencia entre estas precisiones es el factor  $\theta$ . En cuanto a la verosimilitud de los datos climáticos observados se asume:

$$X_0 \sim N(\mu_j, \tau_0^{-1}) \quad (5)$$

Obsérvese que las distribuciones de  $X_0$  y  $X_{ij}$  tienen en común el parámetro  $\mu_j$  lo cual es aceptable, porque ambas son modelos probabilísticos del clima presente, pero las precisiones sí son diferentes, ya que para  $X_0$  la precisión depende de la variabilidad natural, región y longitud de las observaciones, mientras que para  $X_{ij}$  las precisiones  $\tau_{ij}$  dependen de las aproximaciones numéricas y de las parametrizaciones utilizadas para modelar los parámetros climáticos, así como también de las resoluciones espaciales y temporales de los modelos empleados en este estudio.

Los parámetros de los modelos definidos en (3) y (4) son estimados utilizando el paradigma bayesiano. Para ello es necesario definir las distribuciones de probabilidad a priori para el vector de parámetros  $(\mu_j, \nu_j, \tau_{ij}, \theta)$ .

### 2.2.2. Distribuciones a priori de los parámetros

Para las distribuciones a priori de los parámetros  $(\mu_j, \nu_j, \tau_{ij}, \theta)$  de los modelos definidos en (3) y (4), se tomaron distribuciones previas no informativas como sigue:

- Se asume una distribución Gamma para  $\tau_{ij}$  con parámetros  $a, b$  conocidos. Esta es la suposición usual para la precisión de un modelo con distribución normal, ya es una distribución conjugada para este modelo y la verosimilitud tiene la misma forma general que esta distribución cuando se asume como una función de la precisión. De esta manera se facilitan los cálculos y la inferencia a posteriori, ya que la distribución a posteriori para  $\tau_{ij}$  será también una distribución Gamma al condicionarla en el resto de los parámetros.

- La distribución a priori para  $\theta$  al igual que para  $\tau_{ij}$  se asume Gamma con parámetros  $c, d$  conocidos. Para utilizar distribuciones a priori difusas se asume  $a = b = c = d = 0,0001$ . Esto implica que la media de la distribución será igual a 1 y la varianza será igual a 10.000, por lo que se supone muy poco conocimiento a priori sobre los parámetros del modelo, y se le da un mayor énfasis a la información que proveerán los datos para la inferencia a posteriori sobre los parámetros.
- Para la distribución a priori de  $\mu_j$  y  $\nu_j$  se seleccionó una distribución uniforme restringida a valores finitos, pero con un amplio rango que cubra los posibles valores sobre estos parámetros. Nuevamente en este caso la escogencia de una distribución uniforme facilita los cálculos y asegura que las distribuciones a posteriori para  $\mu_j$  y  $\nu_j$  sean distribuciones normales al condicionarlas en el resto de los parámetros.

Mayor información sobre las diferentes especificaciones de las distribuciones a priori puede ser consultada en Migon & Gamerman (1999).

### 2.2.3. Distribuciones a posteriori

Aplicando el teorema de Bayes y asumiendo independencia entre los parámetros de interés a priori, la distribución posterior del vector de parámetros  $(\mu_j, \nu_j, \tau_{ij}, \theta)$  condicional en los datos  $X_0, \mathbf{X}, \mathbf{Y}$  queda proporcional a:

$$\begin{aligned}
 p(\mu_j, \nu_j, \tau_{ij}, \theta \mid X_0, \mathbf{X}, \mathbf{Y}) \propto & \prod_{j=1}^m \prod_{i=1}^n \tau_{ij}^{a-1} \exp(b\tau_{ij}) \tau_{ij} \theta^{\frac{1}{2}} \\
 & \exp \left\{ -\frac{\tau_{ij}}{2} [(X_{ij} - \mu_j)^2 + \theta(Y_{ij} - \nu_j)^2] \right\} \\
 & \times \theta^{c-1} \exp \left\{ -\left[ d\theta + \frac{\tau_0}{2}(X_0 - \mu_j)^2 \right] \right\} \quad (6)
 \end{aligned}$$

donde  $m = 9$  y  $n = 16$ . Como se puede observar, la distribución a posteriori no forma parte de ninguna familia de distribuciones paramétricas, por lo que no es posible hacer inferencia de estas distribución en forma analítica. Este también es el caso para las distribuciones marginales a posteriori de los parámetros (Tebaldi et al. 2005), las cuales no pueden ser obtenidas mediante integrales de forma cerrada. Por tanto se utilizan los métodos MCMC para hacer inferencia, generando muestras de la distribución a posteriori para todos parámetros desconocidos. La técnica por utilizar en esta investigación, como se dijo anteriormente, es el muestreador de Gibbs (Gelfand & Smith 1990). Para su implementación es necesario derivar las distribuciones condicionales completas de todos los parámetros.

Por simplicidad se consideran las ecuaciones independientes de cada grilla  $j$ , ya que las distribuciones son las mismas para cada una de ellas y lo que cambia son los datos para ser utilizados en cada grilla. De aquí en adelante utilizamos un solo subíndice para  $X_{ij}, Y_{ij}$  y  $\tau_{ij}$ , esto es,  $X_i, Y_i$  y  $\tau_i$ . Se considera que  $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$  y  $\mathbf{Y} = (Y_1, \dots, Y_n)$  son los datos simulados del clima presente y futuro para todos los modelos en alguna grilla particular  $j$ . También se elimina el subíndice  $j$  para  $\mu_j$



y  $\nu_j$  y utilizamos  $\mu$  y  $\nu$ . La distribución a posteriori de todo el vector de parámetros para cualquier grilla  $j$  tiene la forma:

$$p(\mu, \nu, \tau_i, \theta \mid X_0, \mathbf{X}, \mathbf{Y}) \propto \tau_i^{na} \theta^{c + \frac{n}{2} - 1} \exp \left\{ \sum_{i=1}^n \left[ b\tau_i - \frac{\tau_i}{2} ((X_i - \mu)^2 + \theta(Y_i - \nu)^2) \right] - \left[ d\theta + \frac{\tau_0}{2} (X_0 - \mu)^2 \right] \right\} \quad (7)$$

### 2.2.4. Distribuciones condicionales a posteriori

- Promedio de las proyecciones del clima presente ( $\mu$ ):

$$p(\mu \mid \nu, \tau_i, \theta, X_0, \mathbf{X}, \mathbf{Y}) \propto N \left( \tilde{\mu}, \left( \sum_{i=0}^n \tau_i \right)^{-1} \right) \quad (8)$$

donde

$$\tilde{\mu} = \frac{\sum_{i=0}^n \tau_i X_i}{\sum_{i=0}^n \tau_i}$$

- Promedio de las proyecciones del clima futuro ( $\nu$ ):

$$p(\nu \mid \mu, \tau_i, \theta, X_0, \mathbf{X}, \mathbf{Y}) \propto N \left( \tilde{\nu}, \left( \theta \sum_{i=1}^n \tau_i \right)^{-1} \right) \quad (9)$$

donde

$$\tilde{\nu} = \frac{\sum_{i=1}^n \tau_i Y_i}{\sum_{i=1}^n \tau_i}$$

- Distribución condicional para  $\theta$

$$p(\theta \mid \mu, \nu, \tau_i, X_0, \mathbf{X}, \mathbf{Y}) \propto \Gamma \left( \frac{n}{2} + c, \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \tau_i (Y_i - \nu)^2 + d \right) \quad (10)$$

- Distribución condicional para la precisión del modelo  $i$  ( $\tau_i$ ):

$$p(\tau_i \mid \mu, \nu, \theta, X_0, \mathbf{X}, \mathbf{Y}) \propto \Gamma \left( a + 1, \frac{1}{2} [(X_i - \mu)^2 + \theta(Y_i - \nu)^2] + b \right) \quad (11)$$

## 2.3. Modelo para el caso dependiente

En este caso se propone un modelo en el que existe una relación lineal entre clima presente y futuro. Al igual que en el caso anterior, las ecuaciones son independientes de la grilla por ser las mismas en cada una de ellas variando solamente los datos para ser utilizados para la grilla  $j$ . Se emplea además la misma nomenclatura que la empleada anteriormente.

### 2.3.1. Verosimilitud de los datos

El modelo propuesto en este caso para el clima presente  $X_i$  y el clima futuro  $Y_i$  del modelo  $i$  en cualquier grilla  $j$  es el siguiente:

$$X_i = \mu + \eta_i \quad (12)$$

$$Y_i = \nu + \beta(X_i - \mu) + \frac{\varepsilon_i}{\sqrt{\theta}} \quad (13)$$

donde  $\eta_i$  y  $\varepsilon_i$  son aproximadamente normales con media 0 y precisión  $\tau_i$ . En este modelo se establece una relación lineal entre  $(Y_i - \nu)$  y  $(X_i - \mu)$ , que está definida por el parámetro  $\beta$ . Esta relación puede ser positiva (valores positivos de  $\beta$ ) o negativa (valores negativos de  $\beta$ ). El valor de  $\beta$  también interviene en aspectos como: la correlación entre  $X_i$  y  $Y_i$ , la señal del cambio climático producida por el modelo  $i$  y en la cuantificación de  $(X_i - \mu)$  dentro del cálculo del sesgo. La verosimilitud de  $X_i$  es igual a la del caso independiente, mientras que la verosimilitud de  $Y_i$  queda de la forma:

$$Y_i \mid \nu, \theta, \mu, \beta, X_i, \tau_i \propto \sqrt{\theta\tau_i} \exp \left\{ -\frac{1}{2}\theta\tau_i(Y_i - \nu - \beta(X_i - \mu))^2 \right\} \quad (14)$$

Nótese que si  $\beta$  toma el valor cero, el modelo se reduce al del caso independiente. Como en el caso anterior, el parámetro de interés es  $\Delta_j = \nu_j - \mu_j$ , que es el cambio climático esperado en la grilla  $j$ .

### 2.3.2. Distribución a priori de los parámetros

Todos los parámetros de este caso tienen la misma distribución a priori que en el caso independiente, y para el nuevo parámetro  $\beta$  se asume una previa no informativa uniforme en el intervalo  $(-1, 1)$ .

### 2.3.3. Distribución posterior

Al aplicar el teorema de Bayes, la distribución posterior del vector de parámetros  $(\mu, \nu, \tau_i, \beta, \theta)$  queda proporcional a:

$$p(\mu, \nu, \tau_i, \beta, \theta \mid X_0, \mathbf{X}, \mathbf{Y}) \propto \tau_i^{na+1-1}\theta^{c+\frac{n}{2}} \exp \left\{ \sum_{i=1}^n \left[ -b\tau_i - \frac{\tau_i}{2}((X_i - \mu)^2 + \theta(Y_i - \nu - \beta(X_i - \mu))^2) \right] - \left[ d\theta + \frac{\tau_0}{2}(X_0 - \mu)^2 \right] \right\} \quad (15)$$

En forma similar al caso independiente, se puede observar que tanto la distribución posterior como las distribuciones marginales de los parámetros de interés no forman parte de alguna familia de distribuciones paramétricas, por lo que no es posible hacer inferencia de estas distribuciones en forma analítica. Por consiguiente, también se utiliza el muestreador de Gibbs para hacer inferencia sobre todos los parámetros desconocidos. Para ello se necesitan las distribuciones condicionales completas de los parámetros, las cuales se dan a continuación.

### 2.3.4. Distribuciones condicionales a posteriori

- Promedio de las proyecciones del clima presente ( $\mu$ ):

$$p(\mu | \nu, \tau_i, \theta, X_0, \mathbf{X}, \mathbf{Y}) \propto N \left( \tilde{\mu}, \left( \sum_{i=0}^n \tau_i + \theta \beta^2 \sum_{i=1}^n \tau_i \right)^{-1} \right) \quad (16)$$

donde

$$\tilde{\mu} = \frac{\sum_{i=0}^n \tau_i X_i - \theta \beta \sum_{i=1}^n \tau_i (Y_i - \nu - \beta X_i)}{\sum_{i=0}^n \tau_i + \theta \beta^2 \sum_{i=1}^n \tau_i}$$

Como se observa en la distribución (16), la precisión y media del clima presente dependen de los siguientes factores: la variabilidad natural y la efectividad de los MCG en proyectar el clima presente y futuro. La variabilidad natural depende de las características climáticas de la zona o grilla, reflejada en la precisión de los datos observados ( $\tau_0$ ). La efectividad de las proyecciones del clima presente y futuro depende de las aproximaciones numéricas y de las parametrizaciones de los procesos físicos utilizados en los modelos climáticos. Esto se refleja en las precisiones de cada uno de los modelos ( $\tau_i$ ). Además, para el clima futuro, la efectividad depende de  $\beta$ , que como se dijo anteriormente mide la asociación lineal entre clima presente y futuro.

- Promedio de las proyecciones del clima futuro ( $\nu$ ):

$$p(\nu | \mu, \tau_i, \theta, X_0, \mathbf{X}, \mathbf{Y}) \propto N \left( \tilde{\nu}, \left( \theta \sum_{i=1}^n \tau_i \right)^{-1} \right) \quad (17)$$

donde

$$\tilde{\nu} = \frac{\sum_{i=1}^n \tau_i (Y_i - \beta(X_i - \mu))}{\sum_{i=1}^n \tau_i}$$

- Distribución condicional para  $\theta$

$$p(\theta | \mu, \nu, \tau_i, X_0, \mathbf{X}, \mathbf{Y}) \propto \Gamma \left( \frac{n}{2} + c, \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \tau_i (Y_i - \nu - \beta(X_i - \mu))^2 + d \right) \quad (18)$$

- Distribución condicional para las precisiones del modelo  $i$  ( $\tau_i$ ):

$$p(\tau_i | \mu, \nu, \theta, X_0, \mathbf{X}, \mathbf{Y}) \propto \Gamma \left( a + 1, \frac{1}{2} [(X_i - \mu)^2 + \theta(Y_i - \nu - \beta(X_i - \mu))^2] + b \right) \quad (19)$$

Toda la inferencia bayesiana de este trabajo está implementada en el software R (R Development Core Team 2007), utilizando los datos disponibles descritos anteriormente, mediante el método MCMC (Markov Chain Monte Carlo)<sup>2</sup>. Este método fue utilizado por Tebaldi et al. (2005) para la cuantificación de la incertidumbre en las proyecciones de cambio climático a nivel regional.

<sup>2</sup><http://www.cgd.ucar.edu/~nychka/REA/>

### 3. Datos climáticos para Venezuela en años recientes

#### 3.1. Datos históricos

En esta parte del trabajo se describen las principales características de la precipitación y temperatura para Venezuela, a partir de los datos observados extraídos de la Red Regional Digital de Datos Hidrometeorológicos para América del Sur, América Central y el Caribe (R-Hydronet) para el periodo 1960 a 1989, los cuales fueron promediados por trimestre y recalculados para nueve grillas de  $5^\circ \times 5^\circ$  que abarcan todo el territorio nacional (ver figura 1). Este análisis previo ayuda a comprender de una mejor manera los resultados que se muestran más adelante.

En general, de acuerdo con el régimen estacional de la precipitación en Venezuela, se pueden considerar cuatro trimestres que son: diciembre-enero-febrero (DEF, época seca), marzo-abril-mayo (MAM, transición de época seca a lluvia), junio-julio-agosto (JJA, época de lluvia) y septiembre-octubre-noviembre (SON, transición de época de lluvia a seca). Con base en esta partición del año, se presentan los siguientes análisis.

##### 3.1.1. Temperatura

En la tabla 1 se resume la información de los datos observados de temperatura trimestral promedio para cada grilla rectangular definida en la figura 1.

TABLA 1: Promedio de la temperatura ( $\pm 1$  desviación estándar) en  $^\circ\text{C}$  para Venezuela durante el periodo 1960-1989.

Grilla	Trimestre				
	DEF	MAM	JJA	SON	MEDIA
1	$25,42 \pm 0,46$	$26,37 \pm 0,44$	$26,93 \pm 0,32$	$26,18 \pm 0,47$	$26,23 \pm 0,42$
2	$24,60 \pm 0,44$	$25,85 \pm 0,49$	$26,03 \pm 0,33$	$26,10 \pm 0,33$	$25,64 \pm 0,40$
3	$24,61 \pm 0,47$	$25,85 \pm 0,55$	$26,02 \pm 0,45$	$26,03 \pm 0,42$	$25,63 \pm 0,47$
4	$23,96 \pm 0,46$	$24,47 \pm 0,52$	$23,78 \pm 0,32$	$23,76 \pm 0,31$	$23,99 \pm 0,40$
5	$26,45 \pm 0,44$	$27,21 \pm 0,69$	$25,18 \pm 0,35$	$25,94 \pm 0,32$	$26,20 \pm 0,45$
6	$24,71 \pm 0,42$	$25,75 \pm 0,57$	$24,93 \pm 0,33$	$25,58 \pm 0,45$	$25,24 \pm 0,44$
7	$25,48 \pm 0,40$	$25,27 \pm 0,39$	$23,97 \pm 0,34$	$24,89 \pm 0,29$	$24,90 \pm 0,36$
8	$26,12 \pm 0,43$	$25,96 \pm 0,48$	$24,72 \pm 0,32$	$25,67 \pm 0,33$	$25,62 \pm 0,39$
9	$25,38 \pm 0,44$	$25,37 \pm 0,59$	$24,34 \pm 0,33$	$25,39 \pm 0,45$	$25,12 \pm 0,45$
MEDIA	$25,19 \pm 0,44$	$25,79 \pm 0,52$	$25,10 \pm 0,34$	$25,50 \pm 0,37$	$25,40 \pm 0,42$

A partir de la tabla 1, se observa que los trimestres de transición son los que en promedio registran valores de temperatura más altos, seguidos por la época seca y por último la época de lluvia, en donde las grillas con mayor temperatura promedio fueron las grillas 1 y 5 con  $26,23^\circ\text{C}$  y  $26,20^\circ\text{C}$  respectivamente. La grilla con los valores más bajos de temperatura fue la 4, con  $23,99^\circ\text{C}$ , la cual abarca gran parte de la zona andina. En cuanto a la dispersión, se puede ver que el trimestre MAM posee la desviación estándar más alta, seguido por el trimestre DEF. Esto hace pensar que para estos meses se encontrarán las precisiones más bajas para los valores simulados.

Para determinar la normalidad de los datos se utiliza la prueba estadística de Wilks-Shapiro. De acuerdo con el  $p$ -valor (la probabilidad asociada al valor del estadístico calculado) y usando un nivel de significancia del 5 % y 1 %, se deduce que todos los datos observados ( $X_0$ ) para la temperatura en cada una de las grillas se distribuyen normalmente.

### 3.1.2. Precipitación

En la tabla 2 se resumen las principales características de los datos observados de precipitación para Venezuela.

TABLA 2: Promedio de la precipitación ( $\pm 1$  desviación estándar) en mm para Venezuela durante el periodo 1960-1989.

Grilla	Trimestre				
	DEF	MAM	JJA	SON	MEDIA
1	28,98 $\pm$ 10,62	85,29 $\pm$ 14,00	91,18 $\pm$ 19,93	166,31 $\pm$ 24,20	92,94 $\pm$ 22,37
2	41,47 $\pm$ 14,11	48,94 $\pm$ 13,80	108,05 $\pm$ 12,02	97,73 $\pm$ 19,58	74,05 $\pm$ 23,34
3	76,97 $\pm$ 16,31	54,81 $\pm$ 16,26	172,38 $\pm$ 19,55	156,50 $\pm$ 23,02	115,17 $\pm$ 19,23
4	56,44 $\pm$ 10,38	167,56 $\pm$ 25,43	206,78 $\pm$ 17,68	206,88 $\pm$ 22,30	159,41 $\pm$ 13,22
5	23,86 $\pm$ 6,43	122,37 $\pm$ 29,22	308,89 $\pm$ 23,80	156,82 $\pm$ 12,72	152,99 $\pm$ 16,66
6	75,54 $\pm$ 15,10	109,53 $\pm$ 29,11	269,80 $\pm$ 25,44	154,65 $\pm$ 17,38	152,38 $\pm$ 16,81
7	107,91 $\pm$ 19,94	269,60 $\pm$ 26,89	311,92 $\pm$ 18,92	233,78 $\pm$ 19,38	230,80 $\pm$ 10,70
8	150,02 $\pm$ 17,16	278,40 $\pm$ 30,99	366,94 $\pm$ 19,94	225,22 $\pm$ 15,25	255,14 $\pm$ 8,69
9	99,90 $\pm$ 13,00	222,33 $\pm$ 31,05	326,68 $\pm$ 25,73	165,50 $\pm$ 17,90	203,60 $\pm$ 11,42
MEDIA	73,45 $\pm$ 13,67	150,98 $\pm$ 24,08	240,29 $\pm$ 20,33	173,71 $\pm$ 19,08	159,61 $\pm$ 19,29

En la tabla 2 se observan los promedios de precipitación mensual por trimestre. Por ejemplo, la grilla 1 registró 28,98 mm de precipitación mensual promedio durante el trimestre de sequía. Cabe aclarar que esta interpretación se mantendrá en todos los análisis de precipitación que se van a presentar en esta investigación, a menos que se indique lo contrario. Ahora bien, en esta tabla se observan precipitaciones más bajas para los meses de sequía y precipitaciones más altas para los meses de lluvia. Este comportamiento coincide con el comportamiento esperado del régimen estacional de la precipitación. En cuanto a los trimestres de transición (MAM y SON), la precipitación se mantuvo con un valor promedio que se ubica entre el valor de la época de lluvia y el valor de la época de sequía, siendo un poco mayor en SON para las grillas 1 a 6.

Al comparar las tablas 1 y 2, se nota una mayor variabilidad natural en la precipitación. Esto hace pensar que de las dos variables climáticas estudiadas, la precipitación es la más difícil de proyectar, por lo que se espera una menor eficiencia por parte de los modelos globales en proyectar esta variable. El trimestre MAM en las dos primeras grillas es el que posiblemente refleje más esta deficiencia, por presentar la mayor dispersión.

De acuerdo con la prueba estadística de Wilks-Shapiro, se puede decir que en la mayoría de los casos, los datos de precipitación mensual tienen una distribución normal a un nivel de significancia del 5 % y 1 %, excepto en los trimestres de sequía (grilla 1) y de transición a la época de lluvias en la zona costera del país (grillas 1,

2 y 3). Los casos de no normalidad pueden ser consecuencia de la alta variabilidad interanual que ha presentado la precipitación en los últimos años. Una de las causas puede ser atribuida al efecto del fenómeno El Niño-Oscilación del Sur (ENSO por sus siglas en inglés).

### 3.2. Proyecciones de la temperatura y la precipitación mediante el uso de modelos climáticos globales

Los modelos acoplados de circulación general atmósfera-océano (MACGAO) son herramientas tecnológicas que requieren un enorme poder computacional que no poseen los países en vías de desarrollo (caso Venezuela), que ante la Convención Marco de las Naciones Unidas para el Cambio Climático (CMNUCC) se denominan *países No Anexo I*. El programa de apoyo a las comunicaciones nacionales coordinó el desarrollo de una metodología simplificada que se materializa en el MAGICC/SCENGEN. Las proyecciones climáticas utilizadas en este trabajo provienen de 16 modelos MACGAO, que fueron empleados por el MARN en la Primera Comunicación Nacional sobre Cambio Climático de Venezuela, bajo una sensibilidad climática intermedia y un escenario SRES-A2, por tener las características más adecuadas a las condiciones de nuestro país. Estas proyecciones fueron obtenidas del Banco Nacional de Datos de la Dirección de Hidrología y Meteorología del MARN y constan de promedios trimestrales para un lapso de 30 años centrados en los años 2025 (2015-2039), 2050 (2035-2064) y 2100 (2085-2114) con una cobertura de nueve grillas de  $5^\circ \times 5^\circ$  que abarcan todo el territorio nacional, como se observa en la figura 1. Una lista de los modelos utilizados se presenta en la tabla 3 con una breve descripción de cada uno de ellos.

## 4. Resultados

En esta sección se presentan los principales resultados obtenidos a partir de 5.000 simulaciones de las distribuciones a posteriori de los modelos propuestos en la sección 2 para la temperatura y la precipitación, los cuales fueron obtenidos utilizando los métodos MCMC descritos anteriormente. Dicho análisis está dividido por trimestres, como se indicó en la sección 2.1, y por caso (independiente y dependiente). Se hacen recomendaciones sobre los modelos más adecuados para proyectar las señales del cambio climático en Venezuela, con base en el sesgo y en la convergencia. Se indican también las zonas o grillas del país en donde es mayor la deficiencia de estas proyecciones, entre otros análisis.

### 4.1. Temperatura

#### 4.1.1. Caso independiente

En la figura 2 se muestran los diagramas de caja para la variable  $\Delta = \nu - \mu$  para 30 años de datos centrados en el año 2100. En esta figura se aprecia que todos los promedios de este parámetro son positivos y mantienen su magnitud

TABLA 3: Modelos del MAGICC/SCENGEN considerados por el MARN (2005)

Nombre	Procedencia	Descripción
HadCM2	Inglaterra	En vertical tiene 19 capas atmosféricas y está acoplado a un modelo oceánico de 20 capas.
UKTR	Inglaterra	En vertical tiene 11 capas atmosféricas y está acoplado a un modelo oceánico de 17 capas.
CSIRO-TR	Australia	En vertical tiene 9 capas atmosféricas y está acoplado a un modelo oceánico de 21 capas.
ECHAM4	Alemania	En vertical tiene 19 capas atmosféricas y está acoplado a un modelo oceánico OPYC3.
UKHI-EQ	Inglaterra	En vertical tiene 11 capas atmosféricas y está acoplado a un modelo oceánico de capa mezclada.
CSIRO2-EQ	Australia	En vertical tiene 9 capas atmosféricas y está acoplado a un modelo oceánico de capa mezclada.
ECHAM3	Alemania	En vertical tiene 19 capas atmosféricas y está acoplado a un modelo oceánico geostrófico con 11 capas.
UIUC-EQ	Estados Unidos	En la vertical tiene 11 capas atmosféricas y fue añadido a un modelo oceánico "slab".
ECHAM1	Alemania	En la vertical tiene 19 capas atmosféricas y está acoplado a un modelo oceánico geostrófico con 11 capas.
CSIRO1-EQ	Australia	En la vertical tiene 9 capas atmosféricas y está acoplado a un modelo oceánico de capa mezclada.
CCC-EQ	Canadá	En la vertical tiene 10 capas atmosféricas y está acoplado a un modelo oceánico de capa mezclada.
GFDL-TR	Estados Unidos	En la vertical tiene 9 capas atmosféricas y está acoplado a un modelo oceánico de 12 capas.
BMRC-EQ	Australia	En la vertical tiene 9 capas atmosféricas y está acoplado a un modelo oceánico de capa mezclada.
CGCM1-TR	Canadá	En la vertical tiene 10 capas atmosféricas y está acoplado a un modelo oceánico de 29 capas.
NCAR-DOE	Estados Unidos	En la vertical tiene 9 capas atmosféricas y está acoplado a un modelo oceánico de 20 capas.
CCRS/NIES	Japón	En la vertical tiene 20 capas atmosféricas y está acoplado a un modelo oceánico de 17 capas.

en cada uno de los trimestres, indicando para los próximos años un incremento en la temperatura en todo el país para todos los trimestres del año. Dicho esto y tomando en cuenta los promedios de temperatura mostrados en la tabla 1, se deduce que los trimestres de transición seguirán siendo los más calientes y la época de lluvia la más fría. Por otra parte, la grilla 9 posiblemente sea la más afectada por el cambio climático, por mostrar altos valores de  $\Delta$  desde diciembre hasta agosto. Los incrementos varían aproximadamente entre 0.2 a 0,75 °C en el año 2025, entre 0,7 y 1,45 °C en 2050 y entre 1,5 y 3,5 °C para 2100 con respecto al período base (año 2000), es decir, que el incremento cada 25 años va en aumento. Esto puede ser consecuencia de los muchos cambios ambientales que se experimentan en el país y en el mundo, con una mayor demanda de agua, alimentos, recursos naturales y una

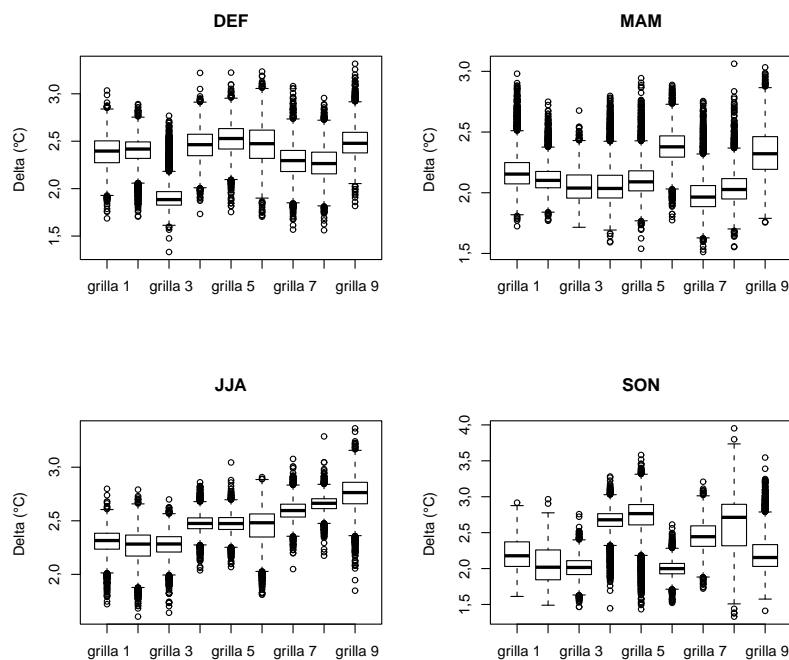


FIGURA 2: Diagrama de caja de los Deltas ( $\Delta$ ) simulados para la temperatura en el caso independiente centrado en el año 2100.

mayor quema de combustibles fósiles, lo que trae consigo un mayor aumento de la concentración de gases de efecto de invernadero, produciéndose así un incremento en la temperatura de la superficie terrestre.

Otros resultados relevantes fueron los sesgos (1) y las convergencias (2) definidos en la sección 2. Estos criterios se analizaron a partir de las gráficas de los promedios de las 5.000 simulaciones realizadas, con sus respectivos intervalos de probabilidad del 90 % (gráfico no incluido). Estos resultados fueron analizados para cada una de las grillas, y se pudo apreciar que estos criterios tienen comportamientos similares en todas las grillas, con la diferencia de que la convergencia es ligeramente más dispersa. Luego de este análisis se llegó a la conclusión de que no existe una diferencia considerable de eficiencia entre los distintos modelos para proyectar el clima presente y futuro. Ahora bien, al observar las magnitudes del sesgo y la convergencia, la grilla 4 presenta las proyecciones con la más baja confiabilidad, ya que posee los valores más altos de estos dos criterios, mientras que la grilla 6, seguida de la 9, fueron las más confiables. Las grillas con las proyecciones más confiables poseen la mayor variabilidad natural (ver tabla 1), resultado que es contrario a lo esperado, ya que se prevé una proyección climática más confiable donde hay menor variabilidad natural.



En la tabla 4 se muestran los modelos que se consideran como los más adecuados para realizar las proyecciones de temperatura. Los criterios que se utilizaron para la selección toman en cuenta las precisiones a posteriori  $\tau_i$  más altas, y los valores de sesgo y convergencia más bajos, todo lo cual indica una menor incertidumbre en las proyecciones climáticas.

TABLA 4: Modelos adecuados para realizar las proyecciones de temperatura, caso independiente.

Trimestre	Modelo	Grilla
DEF	GFDL-TR	Todas
MAM	CSIRO1-EQ	Todas
JJA	ECHAM3	1 - 2 - 3
	GFDL-TR	4 - 5 - 6 - 7 - 8 - 9
SON	CSIRO-TR	1 - 2 - 3 - 5 - 6 - 8 - 9
	ECHAM3	4 - 7

#### 4.1.2. Caso dependiente

En la figura 3 se presentan los diagramas de caja para los Deltas ( $\Delta$ ) obtenidos a partir de 5.000 simulaciones de la distribución posterior definida en la ecuación (14) para el caso dependiente. Estos valores muestran un comportamiento similar al de la figura 2 en el sentido de que ambos casos proyectan un incremento en la temperatura en todos los trimestres del año, con la diferencia de que en este caso se observa una dispersión más alta. Esta diferencia puede ser ocasionada por la presencia del parámetro adicional  $\beta$  considerado en el modelo del caso dependiente. La presencia de  $\beta$  aumenta la incertidumbre en el modelo, y en consecuencia las simulaciones tienen precisiones más bajas. La tabla 5 muestra los valores promedio de este parámetro a partir de las simulaciones realizadas para cada grilla para valores centrados en el año 2100.

TABLA 5: Estadísticos resumen de 5.000 simulaciones de  $\beta$  por grilla, centrados en el año 2100.

Grilla	Percentil 5%	Media	Mediana	Percentil %95
1	7,65302	9,61837	9,68360	11,36844
2	8,24154	10,15864	10,23301	11,88699
3	6,55086	8,55633	8,51311	10,68685
4	9,19478	10,38972	10,43891	11,39611
5	8,80463	10,06858	10,08505	11,27856
6	8,34223	9,83922	9,837431	11,34465
7	8,75636	10,75940	10,82612	12,51741
8	8,79315	10,25467	10,29290	11,57691
9	9,37951	10,51142	10,52238	11,58817

Otro resultado relevante observado en la figura 3 es que la grilla 9 es más afectada para todos los trimestres por el cambio de temperatura en los próximos

años, comportamiento que coincide con el caso independiente. Los cambios en grados centígrados oscilan de 0,19 a 0,8 para el año 2025; de 0,31 a 2,03 para 2050 y de 1,08 a 4,38 para 2100 con respecto al año base (2000), lo que significa que son más altos los incrementos para este caso en comparación con el caso independiente. En ambos casos, los cambios o incrementos se van amplificando con el transcurso de los años.

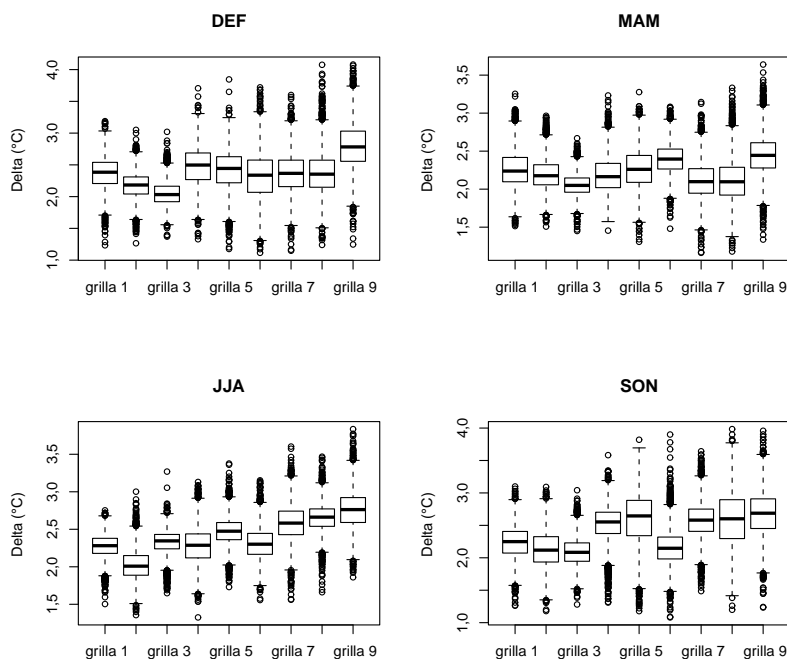


FIGURA 3: Diagrama de caja de los Deltas ( $\Delta$ ) simulados para la temperatura en el caso dependiente centrado en el año 2100.

En general existe el mismo comportamiento de los criterios del método REA (sesgo y convergencia) en los casos independiente y dependiente. Se llega a esta deducción al comparar los resultados de las simulaciones obtenidas. En otras palabras, ambos casos sugieren la misma eficiencia en las proyecciones de la temperatura para Venezuela utilizando los modelos indicados en la tabla 4 para el caso independiente y los de la tabla 6 para el caso dependiente.

En la figura 4 se muestran los diagramas de caja de la precisión a posteriori  $\tau_i$  (inverso de la varianza) para cada uno de los modelos descritos en la tabla 3 para el caso dependiente. Para ello se procesaron los datos de las 5.000 simulaciones de la distribución posterior del modelo descrito en las ecuaciones (12) y (13). Se utilizaron como observaciones futuras los 30 años de datos centrados en el año 2100. De la figura 4 se concluye por ejemplo, que el modelo 1 (M1:HadCM2) presenta una muy baja precisión en casi todos los trimestres.

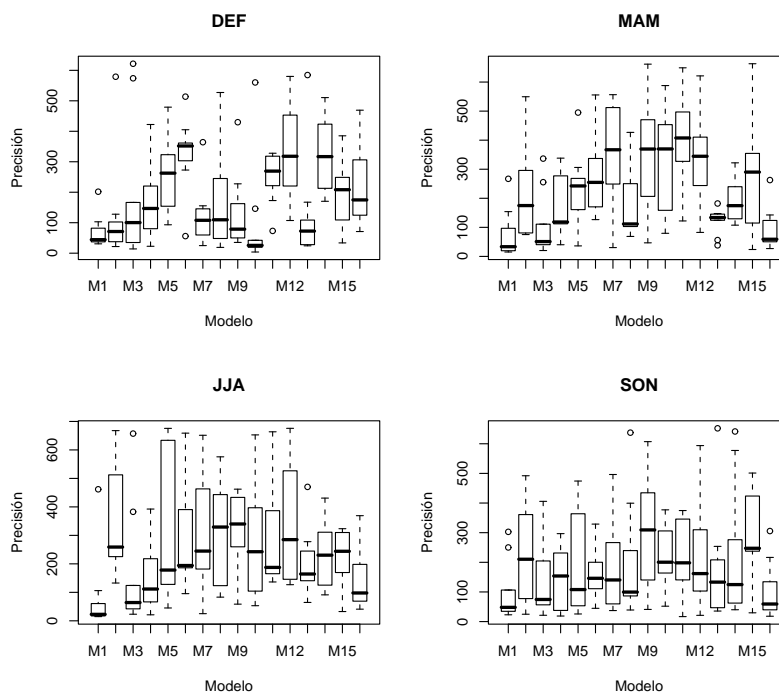


FIGURA 4: Precisión de la temperatura obtenida a partir de las simulaciones a posteriori para los datos centrados en el año 2100, caso dependiente.

En la tabla 6 se indican los modelos más favorables para las proyecciones de cambio de temperatura en el caso dependiente, teniendo en cuenta la precisión  $\tau_i$  del modelo  $i$  y los criterios del método REA.

TABLA 6: Modelos adecuados para realizar las proyecciones de temperatura, caso dependiente.

Trimestre	Modelo	Grilla
DEF	GFDL-TR	Todas menos la 4
	UKTR	4
MAM	CCC-EQ	Todas menos la 7
	UKTR	7
JJA	UIUC-EQ	4 - 5 - 6 - 7 - 8 - 9
	BMRC-EQ	1 - 2 - 3
SON	UKTR	1 - 2 - 3 - 4 - 5 - 6
	CSIRO1-EQ	7 - 8 - 9

## 4.2. Precipitación

### 4.2.1. Caso independiente

En la figura 5 se presenta el valor acumulado promedio anual (de 30 años) del parámetro Delta ( $\Delta$ ) (para valores centrados en los años 2025, 2050 y 2100) para la precipitación. En ella se observa un resultado bastante significativo que indica una disminución de la precipitación anual promedio hasta el año 2050, que luego se mantiene aproximadamente constante con 50 mm por año por debajo del valor del año base (2000). Sin embargo, la precipitación trimestral promedio disminuye sostenidamente en los trimestres JJA y SON, y aumenta en los trimestres DEF y MAM.

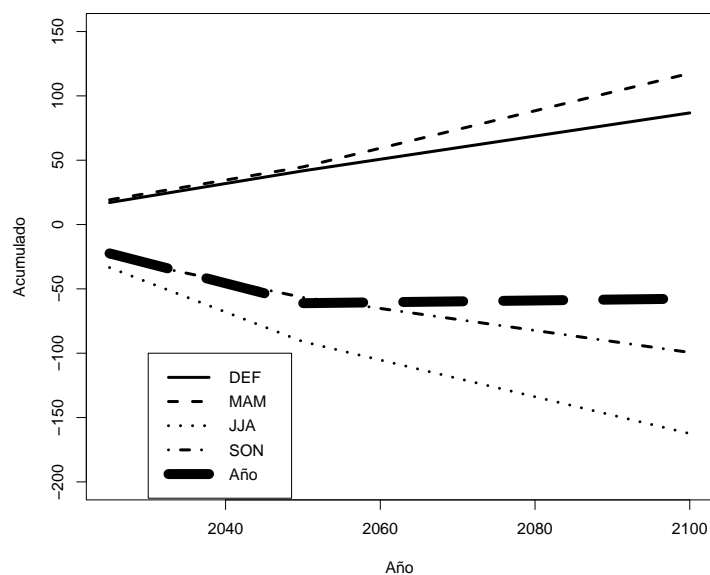


FIGURA 5: Precipitación acumulada promedio anual (de 30 años) del parámetro Delta ( $\Delta$ ) para valores centrados en los años 2025, 2050 y 2100, caso independiente.

La figura 6 muestra los Deltas obtenidos de 5.000 simulaciones de la distribución posterior (ecuación 7) para la precipitación en el caso independiente presentados por trimestre mediante diagramas de cajas. Esta figura corresponde a las simulaciones centradas en el año 2100. En ella se observan incrementos de lluvias para la mayor parte del país en el lapso de diciembre a mayo, en donde las grillas 7 y 8, que corresponden al estado Amazonas, presentan el mayor incremento. Por otra parte, para la segunda mitad del año, la figura refleja disminuciones en las lluvias proyectadas en casi todo el territorio nacional. Aquí las grillas más afectadas por el cambio son las grillas 4, 6 y 8 para el trimestre JJA, y 1, 3 y 6 para el trimestre SON, donde se observan las disminuciones más altas.

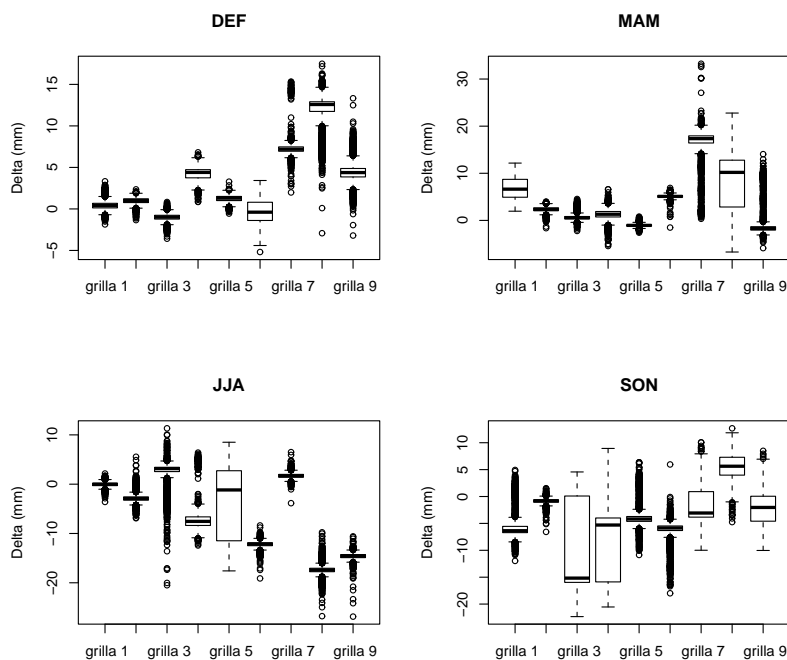


FIGURA 6: Diagrama de caja de los Deltas ( $\Delta$ ) simulados para la precipitación en el caso independiente centrados en el año 2100.

Al igual que con la temperatura, para esta variable climática se calculó el sesgo (ecuación 1) y la convergencia (ecuación 2) y se graficaron los valores promedios para las 5.000 simulaciones realizadas, con sus respectivos intervalos de probabilidad del 90% (gráfico no incluido). Al analizar estos resultados por grillas se pudo observar que la convergencia va aumentando con el tiempo, lo que indica una pérdida en la eficiencia de los modelos en las proyecciones del clima futuro. En general, se observan valores de sesgo y convergencia altos en la mayoría de las grillas, en comparación con los valores obtenidos para la temperatura. De allí se deduce que existe una menor confiabilidad en las proyecciones del cambio climático para la variable precipitación en comparación con las proyecciones de temperatura. La mayor incertidumbre de estas proyecciones se presenta en los meses que van desde marzo hasta agosto, cuando los valores de sesgo, convergencia y desviación estándar son más altos. Por el contrario, el trimestre DEF posee los valores más bajos de estos criterios, y en consecuencia presenta las proyecciones más confiables para esta variable climática.

En la tabla 8 aparecen los MCG más adecuados para cada trimestre. Los modelos fueron seleccionados en función de los criterios del método REA, es decir, aquellos modelos con menores valores en sesgo y convergencia.

TABLA 7: Modelos adecuados para realizar las proyecciones de precipitación, caso independiente.

Trimestre	Modelo	Grilla
DEF	GFDL-TR	1 - 5
	ECHAM1	2 - 3 - 4
	CGCM1-TR	6 - 7 - 8 - 9
MAM	BMRC-EQ	1 - 2 - 3
	ECHAM4	4 - 5 - 6 - 9
	CCSR/NIES	7 - 8
JJA	ECHAM1	1 - 2
	GFDL-TR	3 - 4
	CCC-EQ	5 - 6
	BMRC-EQ	7 - 8 - 9
SON	CSIRO-TR	1 - 5 - 6 - 9
	ECHAM3	2 - 3
	UKTR	4 - 7 - 8

Como se observa en la tabla anterior, se deben utilizar al menos tres modelos en cada trimestre para realizar proyecciones más efectivas, en donde el modelo BMRC-EQ resultó ser el modelo más recomendado. También se observa que se requiere una mayor cantidad de modelos para la precipitación, comparado con la temperatura, a fin de lograr una mejor eficiencia en las proyecciones. Esto puede ser consecuencia de la baja precisión mostrada en la mayoría de los modelos para esta variable climática.

#### 4.2.2. Caso dependiente

La figura 7 indica los cambios de precipitación para este caso mediante diagramas de cajas para los datos centrados en el año 2100. En términos generales, se observa mucha variación de los resultados con el transcurso del tiempo. Para los datos centrados el año 2050 (figura no incluida), se observa un alto incremento de la precipitación para la época seca sobre la grilla 8, lo que se obtiene nuevamente para las grillas 7 y 8 pero con mayor contundencia para los datos centrados en el año 2100, como se puede observar en la figura 7. En consecuencia, la grilla 8, que corresponde prácticamente al estado Amazonas, es la zona del país que posiblemente sea la más afectada por el cambio de la precipitación en los próximos años, de acuerdo con los resultados obtenidos para el caso dependiente.

En cuanto a los Deltas acumulados a partir de 5.000 simulaciones de la distribución posterior dada por la ecuación (14), se muestra en la figura 8 un pequeño incremento de la precipitación en los primeros años hasta el año 2050; de allí en adelante el incremento se hace mucho más intenso. Este comportamiento se debe al incremento observado en las grillas 7 y 8 para los últimos años proyectados (2085-2114) en los meses MAM, mientras para el resto de las grillas prácticamente no hubo cambios. En cuanto a los otros trimestres se proyecta lo siguiente: para DEF, aumentos considerables hasta 2050; de allí en adelante comienza a bajar

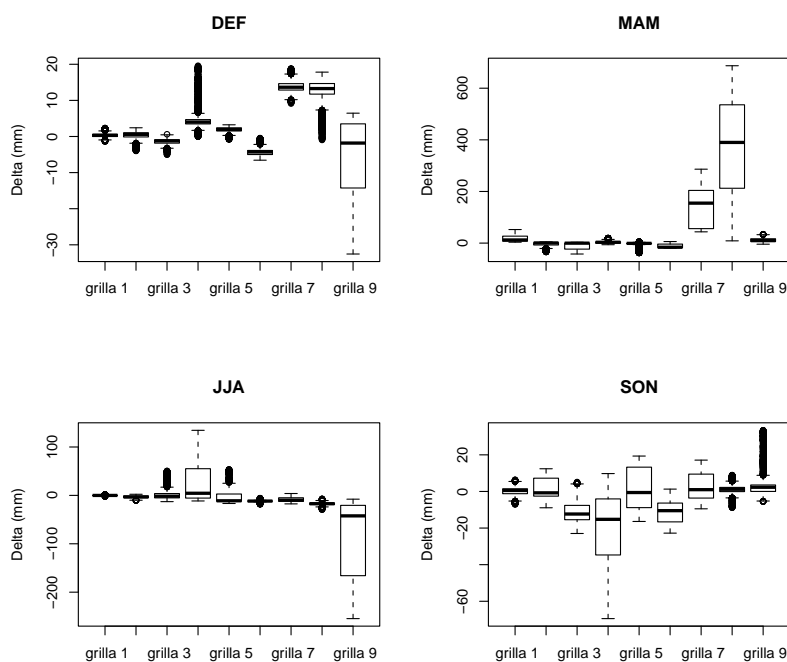


FIGURA 7: Diagrama de caja de los Deltas ( $\Delta$ ) simulados para la precipitación en el caso dependiente centrados en el año 2100.

lentamente pero manteniéndose con un valor acumulado por encima al del año base (2000). Los dos trimestres restantes permanecen casi sin cambios hasta el año 2050, año a partir del cual se observa una disminución en la precipitación.

Al comparar los sesgos y las convergencias entre los casos dependiente e independiente, se observa que estos criterios conservan comportamientos similares en ambos casos, con ligeras variaciones en algunas grillas. Sin embargo, se esperaban valores más altos y con mayor dispersión para el primer caso con respecto al caso independiente, donde los modelos tienen menor precisión a posteriori. Se puede concluir que no existen diferencias considerables en la eficiencia de los MCG entre estos dos casos para proyectar las señales de cambio de precipitación en Venezuela.

En la figura 9 se muestran los diagramas de caja de las precisiones a posteriori para la precipitación a partir de 5.000 simulaciones de la distribución posterior del modelo definido en las ecuaciones (12) y (13). Estos resultados arrojan los valores de precisión más bajos obtenidos en este estudio, por lo que se espera un mayor sesgo y convergencia, y por ende una baja eficiencia en las proyecciones de cambio para esta variable. Este resultado tiene sentido, porque como se dijo anteriormente, la precipitación posee una mayor variabilidad natural que la temperatura, y el caso dependiente añade un nuevo parámetro desconocido que aumenta la incertidumbre en el modelo.

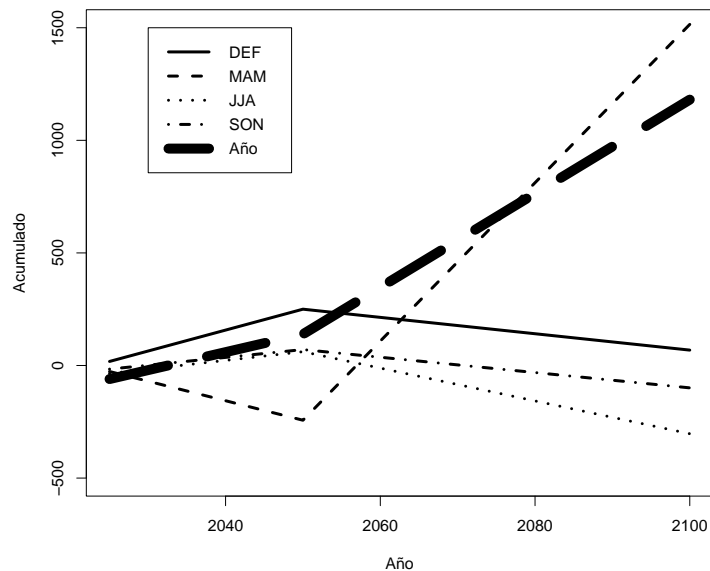


FIGURA 8: Precipitación acumulada promedio anual (de 30 años) del parámetro  $\Delta$  para valores centrados en el año 2025, 2050 y 2100, caso dependiente.

Al analizar las precisiones  $\tau_i$  y los criterios del método REA obtenidos para este caso, se recomiendan los modelos que se muestran en la tabla 8. Aquí se puede ver que el CGCM1-TR fue el modelo más adecuado para proyectar las señales de cambio de precipitación, con una mayor frecuencia de valores bajos de sesgo y convergencia.

## 5. Discusión y conclusiones

El cambio climático es uno de los grandes problemas ambientales que enfrenta la humanidad hoy en día. Pequeñas variaciones en los parámetros climáticos, como la temperatura y la precipitación, pueden acarrear consecuencias muy negativas en las actividades económicas de la sociedad, e incluso afectar considerablemente la salud del ser humano. En la actualidad, el planeta ya está teniendo un calentamiento con muchas consecuencias medibles para los seres vivos, por lo que es de vital importancia realizar proyecciones de cómo será en un futuro este fenómeno con la finalidad de buscar posibles medidas de adaptación y evitar así mayores consecuencias adversas.

Para predecir el cambio climático hay que conocer exactamente cómo funciona el sistema climático, que debido a su complejidad aún hoy no se conoce del todo; sin embargo, existen herramientas para hacer proyecciones de este cambio, siendo la



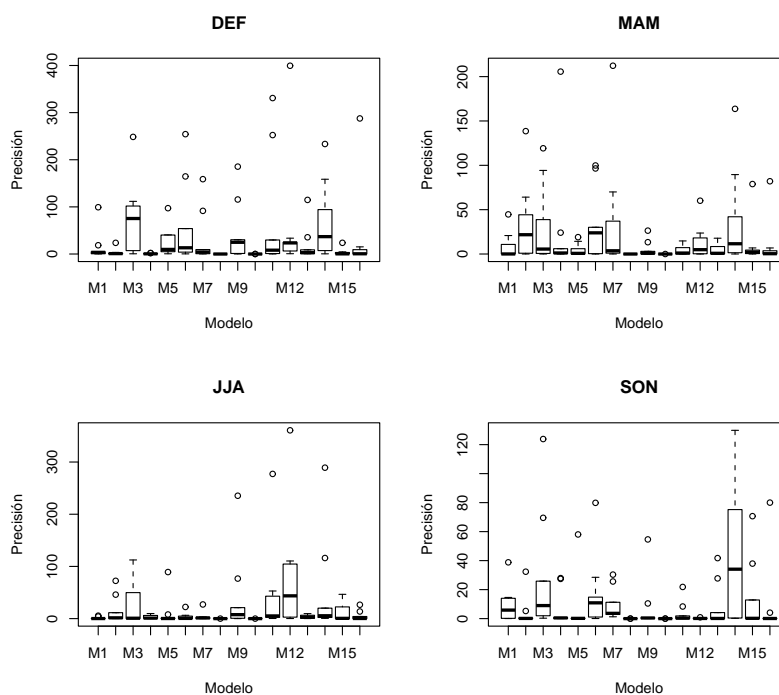


FIGURA 9: Precisión de la precipitación obtenida a partir de las simulaciones a posteriori para los datos centrados en el año 2100, caso dependiente.

TABLA 8: Modelos adecuados para realizar proyecciones de precipitación, caso dependiente

Trimestre	Modelo	Grilla
DEF	ECHAM1	1 - 2 - 5
	CGCM1-TR	3 - 4 - 6 - 7
	HADCM2	8
	BMRC-EQ	9
MAM	CSIRO-TR	1 - 2 - 3
	CSIRO2-EQ	4 - 7 - 8 - 9
	CGCM1-TR	5 - 6
JJA	CSIRO-TR	1 - 2
	GFDL-TR	3 - 4
	CCC-EQ	5 - 6 - 7 - 8 - 9
SON	CGCM1-TR	1 - 5 - 6 - 9
	BMRC-EQ	2
	NCAR-DOE	3
	HADCM2	4 - 7 -

principal de ellas los modelos de circulación general de la atmósfera (MCG). Existe una gran diversidad de modelos climáticos, y cada uno de ellos arroja proyecciones diferentes en la señal del cambio climático. No obstante, existen métodos que permiten estudiar la eficiencia de estos modelos, como es el caso del *Reliability Ensemble Average* (REA), que consiste en combinar las salidas de los modelos (clima presente y futuro) con los datos observados para simular promedios de las variables climáticas proyectadas, y con base en dos criterios, *el sesgo* y *la convergencia*, medir la confiabilidad de las proyecciones del clima presente y futuro, respectivamente.

En Venezuela, al aplicar el método REA para la precipitación y temperatura bajo dos condiciones, el caso independiente (no existe ningún tipo de relación entre el clima presente y futuro), y el caso dependiente (existe relación entre el clima presente y futuro), se obtuvieron los siguientes resultados:

- La mayoría de los modelos estudiados en este trabajo producen de manera general las mismas tendencias en cuanto al incremento de la temperatura en los próximos años; es por ello que se obtuvieron altas precisiones y valores bajos de sesgo y convergencia a partir de las 5.000 simulaciones obtenidas de las distribuciones a posteriori de los parámetros para los modelos propuestos, estimadas utilizando el paradigma bayesiano. Esto mejora la confianza en las proyecciones (mayor efectividad) realizadas por los modelos propuestos por muchos científicos alrededor del mundo. Sin embargo, hay que tener siempre en cuenta que el sistema climático no se conoce a plenitud. En consecuencia existen otros procesos de retroalimentación positiva o negativa que interfieren con el cambio climático y que aún no están incluidos en los modelos disponibles.
- En cuanto a la precipitación, existe una alta incertidumbre en los modelos estudiados por la gran variabilidad que existe en sus proyecciones, reflejadas en las bajas precisiones a posteriori y en los altos valores de sesgo y convergencia para la mayoría de los modelos analizados. Esto hace que las proyecciones actuales sobre la precipitación no sean del todo confiables. Por tanto, podemos decir que para la precipitación, los MCG tienen una menor eficiencia en los cambios proyectados en comparación con la temperatura.
- En el caso dependiente existe una menor eficiencia comparada con el caso independiente, debido a que al establecer una relación entre el clima presente y futuro se añade una nueva variable aleatoria al modelo, aumentando así la complejidad y la incertidumbre, lo cual se vio reflejado en las precisiones a posteriori (más altas para el caso independiente que para el caso dependiente).
- Los modelos más precisos son los que lógicamente deberían tener los menores valores de sesgo y convergencia (en la mayor parte del territorio nacional) por tener un mayor peso en la media ponderada. Sin embargo, en algunos casos no se observó este comportamiento; por tanto, el que un modelo climático tenga una precisión alta, no es garantía de que sea el más eficiente, según el método REA.

- La tendencia observada para la temperatura en ambos casos estudiados, coincide con lo indicado en la Primera Comunicación Nacional de Cambio Climático en Venezuela, donde se indica que esta variable climática aumentará considerablemente en los próximos años. Este incremento es más fuerte a medida que el lapso de tiempo de proyección es más amplio, comportamiento que puede ser explicado por el crecimiento económico mundial y los patrones de combustión de combustibles fósiles, que son los principales responsables de la emisión de gases de efecto de invernadero y del calentamiento global.
- En la precipitación sí hubo diferencias considerables entre el caso dependiente y el caso independiente. El caso dependiente arroja una disminución de la precipitación en los primeros 60 años de proyección, seguido de un incremento considerable para el resto del periodo de estudio. En el caso independiente se observa una disminución sostenida en el tiempo. Tomando en cuenta la opinión de expertos en meteorología y climatología, establecer una relación entre el clima presente y futuro no pareciera funcionar más allá de 60 años para esta variable climática, ya que de acuerdo con las condiciones del país se espera una disminución de la precipitación en los próximos años como lo indica la Primera Comunicación Nacional de Cambio Climático en Venezuela.
- Los modelos elegidos en la Primera Comunicación Nacional de Cambio Climático en Venezuela por medio de un taller de expertos en meteorología y climatología fueron el modelo UKTR y el modelo CCC-EQ, por adaptarse mejor a las condiciones climáticas del país. Sin embargo, los resultados obtenidos en esta investigación indican que estos modelos son bastantes eficaces en sus proyecciones solo en algunos meses y regiones del país, por lo que se recomienda para futuros estudios del cambio climático en Venezuela, tomar en cuenta otras opciones, como por ejemplo el modelo GFDL-TR que para la temperatura mostró ser el más eficiente para el trimestre DEF, entre otros.

## Agradecimientos

Agradecemos extensamente a la profesora María Teresa Martelo de la Universidad Central de Venezuela, por proveer los datos del MAGICC/SCENGEN y por sus acertados y útiles comentarios durante la elaboración de este trabajo.

[Recibido: agosto de 2009 — Aceptado: septiembre de 2010]

## Referencias

- Benioff, R., Guill, S. & Lee, J. (1996), *Vulnerability and Adaptation Assessments: An International Handbook*, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, The Neatherlands.

- Durán, A. J. (2008), Enfoque bayesiano para la estimación probabilística de los cambios climáticos en Venezuela, Tesis de maestría, Universidad Simón Bolívar, Baruta, Estado Miranda.
- Gelfand, A. E. & Smith, A. F. M. (1990), 'Sampling-Based Approaches to Calculating Marginal Densities', *Journal of the American Statistical Association* **85**(410), 398–409.
- Giorgi, F. & Mearns, L. (2002), 'Calculation of Average, Uncertainty Range and Reliability of Regional Climate Changes from AOGCM Simulations via the Reliability Ensemble Averaging (REA) Method', *Journal of Climate* **15**, 1141–1158.
- Hulme, M., Wigley, T. M. L., Barrow, E. M., Raper, S. C. B., Centella, A., Smith, S. J. & Chipanshi, A. C. (2000), *Using a Climate Scenario Generator for Vulnerability and Adaptation Assessments: MAGICC and SCENGEN version 2.4 Workbook*, Climatic Research Unit, Norwich UK.
- IPCC (2001), *Intergovernmental Panel on Climate Change, Working Group II Report, Third Assessment Report (TAR)*, UNEP/WMO, Ginebra, Suiza.
- IPCC (2007), *Intergovernmental Panel on Climate Change, Working Group III Report, Fourth Assessment Report (AR-4)*, UNEP/WMO, Ginebra, Suiza.
- MARN (2005), *Primera comunicación nacional en cambio climático de Venezuela*, MARN/GEF/PNUD, Caracas, Venezuela.
- Migon, H. S. & Gamerman, D. (1999), *Statistical Inference: An integrated Approach*, A Hodder Arnold Publication, New York, United States.
- Nychka, D. & Tebaldi, C. (2002), 'Comment on Calculation of Average, Uncertainty Range and Reliability of Regional Climate Changes from AOGCM Simulations via the Reliability Ensemble Averaging (REA) method', *Journal of Climate* **16**(5), 883–884.
- R Development Core Team (2007), *R: A Language and Environment for Statistical Computing*, R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0.  
\*<http://www.R-project.org>
- Tebaldi, C., Smith, R., Nychka, D. & Mearns, L. (2005), 'Quantifying uncertainty in projections of regional climate change: A Bayesian approach to the analysis of multimodel ensembles', *Journal of Climate* **18**(12), 1524–1540.
- Vera, C., Silvestri, G., Liebmann, B. & González, P. (2006), 'Climate change scenarios for seasonal precipitation in South America from IPCC-AR4 models', *Geophysical Research Letters* **33**(L13707), doi:10.1029/2006GL025759.