

3 VALIDACIÓN DE MCG PARA LA SIMULACIÓN 20C3M CON INFORMACIÓN HISTÓRICA DE PRECIPITACIÓN EN COLOMBIA.

En el capítulo anterior se revisaron algunos de los MCG disponibles para investigaciones climáticas. Cada uno de ellos perfecciona los métodos de modelado de los procesos físicos y las técnicas de resolución numérica de las ecuaciones, conforme avanzan el conocimiento científico y la capacidad de procesamiento computacional. Los resultados de diferentes modelos no son necesariamente idénticos, y la disparidad entre ellos refleja el grado actual de incertidumbre en el conocimiento del clima. Los resultados de las simulaciones del clima actual son cotejados con datos observados (validación), lo que permite ponderar la eficiencia de cada modelo y orientar el desarrollo de mejoras futuras.

3.1 Antecedentes

En el análisis de los sistemas de recursos hídricos, por lo general supone una situación que se puede describir estadísticamente mediante una serie temporal de eventos históricos, y depende de la utilización de registros observados en el pasado para estimar la probabilidad de eventos futuros. Se supone que los registros históricos son estacionarios y se supone que estas probabilidades continúan en el futuro. Normalmente, las proyecciones climáticas se basan en simulaciones de múltiples modelos y escenarios de emisiones de gases de efecto invernadero.

Muchos de los planteamientos que se han desarrollado para la corrección de las simulaciones del clima del Siglo 20 se basan en correcciones empíricas de los datos climáticos simulados. Estas correcciones se fundamentan en la relación entre la estadística observada de algunos parámetros y su simulación para la condición climática equivalente. Esta relación es usada para corregir la simulación de estos parámetros para la condición climática futura. En su forma más simple, esa relación podría ser una simple perturbación para corregir un sesgo. Por ejemplo, la temperatura simulada por un modelo para las condiciones actuales en un lugar determinado puede ser de 5C más frío en comparación con las observaciones. Para el clima futuro, añadir 5C a todos los valores simulados en ese lugar puede corregir este sesgo. El sesgo puede ser simplemente un retraso de la tasa de corrección de la topografía o pueden ser el resultado de una deficiencia en la física del modelo. Estos métodos se basan en la disponibilidad de datos de carácter histórico, o de base climática. La simulaciones de base climática deben ajustarse lo más cerca posible de los forzamientos externos (gases de efecto invernadero y las concentraciones de aerosoles, radiación solar, y la concentración de aerosoles volcánicos en la estratosfera) observados en las series históricas (Salathe, Motea y Wiley 2007). Esta simulación es entonces el estado de referencia contra el cual se comparan los cambios futuros.

La investigación sobre los cambios en las precipitaciones extremas en los últimos años ha aumentado en respuesta a la publicación de resultados por parte del IPCC que señala cambios

importantes en la cantidad, la intensidad y la frecuencia de la precipitación a lo largo de todo el mundo. Estudios del cambio en las precipitaciones extremas hechos por países individualmente han incluido gran parte del mundo, entre estos: Estados Unidos (Karl y Knight, 1998 y Salathe, Motea y Wiley 2007), Australia (Haylock y Nicholls, 2000 y Alexander y Arblaster, 2009), el Reino Unido (Osborn, Jones y Basnett, 2000), y sólo los países de Europa, por ejemplo, Suiza (Frei y Schar, 2001), Italia (Brunetti, y otros 2002), Noruega (Benestad y Melsom, 2002) y Bélgica (Vaes, Willems y Berlamont, 2002)

El estudio de Plummer y otros (1999), que examinó los cambios climáticos extremos sobre Australia y Nueva Zelanda, fue uno de los primeros análisis plurinacionales. Sin embargo, fueron Groisman, y otros (2000) quienes realizaron el primer estudio de las precipitaciones extremas a nivel mundial para un gran número de países. Examinaron los extremos de la distribución Gamma utilizando modelación estadística para ocho países: Canadá, Estados Unidos, México, la antigua Unión Soviética, China, Australia, Noruega y Polonia. Más recientemente, los trabajos publicados por Klein, Tank y Konnen (2003) y Haylock y Goodess (2004) y examinan las tendencias y la extrema variabilidad en los índices de casi todos los de Europa.

En Tebaldi y otros (2006) se analizan simulaciones históricas y futuras de diez indicadores de climas extremos derivados de nueve MCG empleados en el cuarto reporte del IPCC (IPCC-WGI, 2007) para todo el mundo. Los extremos climáticos descritos por los diez índices, varían entre: frecuencia de olas de calor, ocurrencia de heladas a fuertes lluvias. Representaciones de un mundo más húmedo y con mayor intensidad en las precipitaciones surgen de manera inequívoca en el promedio mundial de la mayoría de los índices de precipitación. Sin embargo, el consenso y el significado son menos fuertes cuando se consideran los modelos regionales.

Uno de los principales aspectos que hay que comprender del cambio climático es el comportamiento de los extremos. Los cambios en la frecuencia e intensidad de fenómenos extremos, es probable que tengan un mayor impacto que los cambios en el clima medio. Un análisis de tendencias extremas fue realizado por Marengo y otros (2006) utilizando diversos índices extremos planteado por Tebaldi y otros (2006), en este trabajo Marengo y otros (2006) mostraron que los modelos simulan bastante bien las tendencias promedias de calentamiento (temperaturas extremas) para el periodo 1950-2002, la situación con índices de precipitaciones no es tan buena, y básicamente todos los modelos muestran que las tendencias son diferentes a las observadas en varias regiones de América del Sur. En Marengo y otros (2006) se analizan las simulaciones del IPCC 20C3M, donde todos los modelos se ejecutan con el mismo forzamiento para el clima actual, y sus análisis se centran en las tendencias encontradas durante 1951-2000. Y en Tebaldi y otros (2006) se analizan los futuros cambios climáticos en los extremos en el periodo 2071-2100 para un conjunto de proyecciones del IPCC AR4, encontrando que, si bien casi todos los modelos muestran una señal de calentamiento común en muchas regiones del planeta, la señal común de anomalías de precipitación en el clima futuro se limita a algunas regiones del mundo.

Otro trabajo donde se evalúan los cambios en los climas extremos en el sur de América del Sur mediante el análisis de los índices extremos de la simulación 20C3M del IPCC AR4 es el de Rusticucci y otros (2006). En ese trabajo los "índices de extremos" se derivan de datos,

calculados a partir de la simulación de la temperatura y la precipitación diaria, en forma de series de tiempo anuales para un periodo común entre 1960-2000. El índice que mide la máxima precipitación en 5 días muestra que en todos los modelos la cantidad de lluvia es subestimada, la mejor aproximación a los valores observados se obtiene con el modelo MIROC 3.2 (Rusticucci y otros, 2006). Al evaluarse la precipitación por el número de días con precipitación mayor de 100 mm Rusticucci y otros (2006) mostraron que los resultados eran muy similares para todos los modelos.

En Marengo y otros (2009) se analiza la distribución de los valores extremos de temperatura y precipitación utilizando el modelo climático regional PRECIS en América del Sur para los periodos: 1961-1990 y 2071-2100 en el marco de los escenarios de emisiones SRES A2 y B2. Los resultados muestran que para el clima actual el modelo simula bien la distribución espacial de las temperaturas extremas y precipitaciones, pero en comparación con observaciones, la temperatura es más realista. Algunos sesgos sistemáticos en las precipitaciones son detectados durante la temporada lluvia en el trópico de América del Sur (DJF y MAM), y en el norte de la Amazonia-sur de Venezuela durante la estación cálida JJA. Similares observaciones se han detectado diversos MCG, como la NASA GISS y el CPTC / COLA, en donde se subestiman las precipitaciones en la Amazonía occidental y partes del centro de Brasil, así como la sobreestimación se detecta cerca de los Andes.

Las tendencias en la precipitación en América del Sur para finales de Siglo 20 se estudiaron por Haylock y otros (2006) encontrando gran coherencia regional en los cambios, dado que muchas estaciones muestran cambios estadísticamente significativos. El patrón de las tendencias de los extremos es generalmente el mismo que para el total anual de precipitación, con un cambio a condiciones más húmedas en Ecuador, en el norte de Perú, la región del sur de Brasil, Paraguay, Uruguay, y en el norte y centro de Argentina. La disminución en la precipitación se observó en el sur de Perú y sur de Chile.

Para la evaluación de las simulaciones históricas, Marengo y otros (2008) emplearon un enfoque que podía mostrar un consenso entre las observaciones y los MCG en cuantos a la variabilidad geográfica y temporal de las tendencias en temperatura y precipitaciones extremas, en términos de dirección y el significado de los cambios en la escala en el sur de América del Sur (10°S). Los extremos climáticos son descritos por los 3 índices: noches cálidas, cantidad de lluvias torrenciales y períodos secos. En este análisis aparecen pequeñas diferencias en la distribución espacial de los cambios a través de los modelos en algunas regiones, pero en regiones tropicales y subtropicales de América del Sur las diferencias se vuelven sustanciales.

3.2 Validación a escala mensual

Las proyecciones de los cambios en los extremos climáticos son fundamentales para evaluar los posibles impactos del cambio climático en los sistemas humanos y naturales. Por lo tanto, especial atención debe ponerse sobre la validación de los derivados de los extremos del clima actual en la variabilidad espacial y temporal

3.2.1 Metodología

El uso de un modelo del clima incluye evaluar en qué medida se aproxima a las condiciones históricas observadas. Comparar climas pasados con las simulaciones del modelo requiere de datos de buena calidad. En el caso de cambio climático, la evaluación de las proyecciones es muy difícil pues habrá que esperar muchos años para analizar en qué medida se vienen cumpliendo los escenarios construidos bajo diversas suposiciones. Lo que se puede hacer entonces es evaluar las condiciones iniciales (simulación 20C3M) que emplean los modelos para realizar las proyecciones hacia el futuro. Por ello no resulta fácil establecer cuál es el mejor o peor modelo para estudios de cambio climático. Sólo mediante un entendimiento del significado de proyectar el clima al futuro se puede establecer cómo trabajar los modelos numéricos del clima (Centro de Ciencias de la Atmósfera, UNAM 2008).

Hasta hace pocos años, en la mayoría de los trabajos publicados en los que se describía una relación funcional entre dos variables, ésta era lineal. Ello se debía a la dificultad de estudiar asociaciones no lineales. Actualmente, el avance de los computadores permite realizar complejos cálculos, lo cual ha permitido que rutinariamente se describan asociaciones no lineales. No obstante, la relación lineal entre dos o más variables sigue teniendo una gran importancia y su uso es muy frecuente (Centro de Ciencias de la Atmósfera, UNAM 2008).

En este numeral desarrollamos un ejercicio detallado de validación de los resultados de los MCG: CCSM3, ECHAM5, MIROC 3.2 HIR5 y HADGEM1 bajo el escenario 20C3M. Se cuantifica la capacidad de desempeño de los modelos estimando con medidas lineales (correlaciones) y no lineales (información mutua) entre los resultados del modelo y las observaciones en un gran conjunto de estaciones de registro de precipitación a escala mensual sobre Colombia. Para la evaluación de las condiciones iniciales se emplea la simulación 20C3M para un periodo comprendido entre 1981 y 2000, ya que este es el periodo con menor número de datos faltantes. La validación se realiza mediante un análisis de correlación (asociación lineal) y un análisis por información mutua (asociación lineal y no lineal).

3.2.1.1 ANÁLISIS DE CORRELACIÓN.

Es frecuente el interés de saber con qué precisión una simulación del clima en el Siglo 20 (simulación 20C3M) predice los datos históricos, para ello es necesario saber si las relaciones matemáticas y lógicas necesarias para describir el comportamiento y la estructura de sistemas complejos del mundo real a través de largos periodos de tiempo, son la correctas para describir el clima real. La asociación entre clima y simulación puede describirse mediante una función matemática que indique su grado de dependencia. De todas las dependencias funcionales posibles, la más estudiada es la lineal. Existe dependencia lineal entre dos variables cuando las medidas de asociación lineal son significativas.

El coeficiente de correlación lineal de Pearson permite estudiar el grado de asociación lineal entre dos variables. Este coeficiente, cuando se calcula a partir de datos muestrales, se define como:

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (3 - 1)$$

donde x_i y y_i son las variables para n datos que intervienen en el estudio.

Este coeficiente, cuyo valor no depende de las unidades de medida de las variables, está acotado entre -1 y +1; su signo indica la dirección, positiva o negativa, de la asociación lineal y su valor absoluto la intensidad de la misma. En caso de asociación lineal perfecta toma el valor $|1|$; si no hay asociación lineal toma el valor 0, lo cual no implica que no puede haber asociación de otro tipo.

Para verificar la que la correlación es estadísticamente significativa se utiliza el test de hipótesis de no correlación que se describe a continuación:

- Hipótesis a ser evaluadas.

$$H_0: \rho = 0 \text{ (No hay correlación lineal)}$$

$$H_a: \rho \neq 0$$

- Estadística de prueba.

Se supone que la muestra fue extraída de una población con distribución normal bivariada, el estadístico:

$$t_{obs} = \frac{\rho \sqrt{n-2}}{\sqrt{1-\rho^2}} \quad (3 - 2)$$

Que tiene distribución t de Student con $n-2$ grados de libertad, donde n es el tamaño de la muestra y r el coeficiente de correlación muestral, puede utilizarse para probar la hipótesis nula

$H_0: \rho = 0$. Los límites de confianza se basan en una distribución asintótica normal de $0.5 \cdot \log((1+r)/(1-r))$, con una varianza igual a $1/(n-3)$. Estos límites son precisos para muestras grandes cuando x tiende a una distribución normal multivariada.

- Dado el nivel de significancia α , construir la región crítica de la prueba.

$$t\left(n-2, \frac{\alpha}{2}\right) \quad (3-3)$$

Donde cada valor de t es la probabilidad de obtener una correlación tan grande como la observada con valores al azar, cuando la verdadera correlación es cero. Si t es pequeña (inferior a 0.05), entonces la correlación r es significativa.

- Regla de decisión: Rechazar H_0 sí $|t_{obs}| \geq t$

Otra forma de ver si la correlación existente entre una serie histórica de precipitación y la serie simulada por el MCG es significativa estadísticamente es con la prueba no paramétrica Smirnov-Kolmogorov. Esta prueba se utiliza para contrastar la hipótesis nula de que dos muestras independientes de tamaños n_1 y n_2 proceden de la misma población. El contraste se basa en las diferencias entre las frecuencias relativas acumuladas hasta los mismos puntos de corte correspondientes a las dos muestras. Si H_0 es cierta es de esperar que dichas diferencias sean pequeñas. Cuando la hipótesis alternativa no es direccional el contraste es sensible a cualquier diferencia existente entre las dos poblaciones, no sólo en cuanto a tendencia central, sino también en cuanto a forma, asimetría, etc.

El estadístico de prueba es:

$$D_{n_1, n_2} = \max|F_{n_1}(x) - F_{n_2}(x)| \quad (3-4)$$

Cuando esta diferencia es significativamente grande se rechaza la hipótesis de que las muestras proceden de la misma población y la decisión se basa en el valor tipificado del estadístico de prueba, Z , que tiene distribución normal tipificada.

Metodología para el análisis de correlación

A partir de los resultados de los modelos CCSM3, ECHAM5, MIROC 3.2 HIRES y HADGEM1 para todo el planeta fue necesario extraer la información seleccionando ventanas rectangulares para cada MCG (Ver Tabla 3-1). El periodo de registro para la simulación 20C3M se encontraba disponible desde 1900, pero sólo se tomaron en cuenta los datos entre 1981 y 2000 para obtener de esta manera un periodo común con mayor número de datos entre las estaciones de registros de precipitación disponibles para Colombia y los resultados de los modelos.

TABLA 3-1 RESOLUCIÓN DE LOS MODELOS Y VENTADAS SELECCIONADAS PARA EL ESTUDIO.

GCM	LAT	LON	TAMAÑO PIXEL
ECHAM5	-4.66 a 13.98	-80.62 a -65.63	1.875°
CCSM3	-4.90 a 13.30	-80.15 a -64.68	1.400°
MIROC 3.2 HIRES	-5.05 a 12.89	-79.87 a -65.25	1.125°
HADGEM	-5.00 a 12.50	-80.62 a -65.62	1.250°

Pixel-serie histórica de precipitación.

Una vez obtenidas las series de precipitación mensuales se procedió a elaborar un algoritmo para encontrar las coordenadas de una estación dada y definir a qué pixel pertenece, dentro de cada uno de los modelos. Luego de identificado el pixel se procede a encontrar el periodo de registro común y a estimar el valor del coeficiente de correlación existente entre la serie del pixel y la serie de datos puntuales del periodo común. Finalmente se obtienen, para cada estación puntual, la correlación asociada al pixel del modelo que contiene tal estación de registro de lluvias.

Pixel-Promedio de estaciones por pixel

Otra forma de evaluar la correlación entre los datos puntuales y los resultados de los modelos es mediante la estimación del promedio de la precipitación mensual entre todas las estaciones que están dentro de un pixel. El algoritmo seguido para realizar la evaluación es el siguiente: se identifica que estaciones se encuentran dentro de un pixel, se encuentra el periodo más largo de registro entre las estaciones y se promedian los valores históricos de las estaciones contenidas en cada pixel, teniendo en cuenta que si en una de las estaciones hay faltantes, el promedio de ese mes se hace con las demás estaciones dentro del pixel, de esta forma se obtiene una estación virtual ubicada en el centro del pixel del modelo, cuyos datos son el promedio de las series originales de las estaciones localizadas dentro del pixel. Con estas series se sigue nuevamente el algoritmo antes mencionado.

3.2.1.2 ANÁLISIS POR INFORMACIÓN MUTUA (IM)

Uno de los problemas prácticos que se planteó fue decidir cuándo podemos considerar que entre dos variables hay una asociación lineal, y en caso de que la asociación exista, cual es su grado de dependencia. En las observaciones experimentales es difícil que dos variables tengan una asociación lineal perfecta.

“La Información Mutua (IM) es una estructura probabilística que mide la dependencia global entre dos variables en términos de la información almacenada en una variable acerca de la otra. Por lo tanto, representa una apropiada herramienta en la investigación de la dependencia no lineal, debido a su habilidad para describir completamente la dependencia (lineal y no lineal) característica de los procesos (Molini, Barbera y Lanza, 2006; Hurtado y Poveda, 2009). La información mutua es un concepto proveniente de la teoría de la información

que ha sido empleado tanto en las ciencias meteorológicas e hidrológicas (Porporato & Ridolfi, 2003) para diferentes fines y que ha sido raramente aplicado como una pura medida de la dependencia global (Harrold, Sharma y Sheather, 2001; Hurtado y Poveda 2009).

La entropía es un valor estadístico que refleja el grado de incertidumbre y desorden de una variable con base en su distribución de probabilidad, definida como (Shannon, 1948):

$$H(X) = - \sum_{i=1}^m P(X_i) \log P(X_i) \quad (3-5)$$

donde $P(X_1); P(X_2) \dots; P(X_m)$ representa la distribución de probabilidad en la cual $\sum_{i=1}^m P(X_i) = 1$, para una variable aleatoria. La expresión (3-5) es también llamada entropía de Shannon y en ésta la base seleccionada para el cálculo de la función logarítmica es arbitraria y define las unidades de la entropía, siendo la unidad "bit" la asociada a 2 como base del logaritmo.

Por otro lado, la IM entre dos variables se define como:

$$IM_{XY} = \sum_i^m \sum_j^n P(X_i, Y_j) \log \left(\frac{P(X_i, Y_j)}{P(X_i)P(Y_j)} \right) \quad (3-6)$$

Los histogramas de frecuencias necesarios para el cálculo de las probabilidades empíricas necesarias en la estimación de la IM se elaboraron discretizando las series de tiempo en 20 clases.

En el trabajo de Hurtado y Poveda (2009) se estudia la dependencia lineal (R) y global (IM) de la precipitación en el Valle de Aburrá, encontrando significativas diferencias entre los dos estadísticos y confirmando las ventajas de emplear la IM como medida de dependencia global, permitiendo un mejor entendimiento de los procesos hidrológicos y en particular de la precipitación.

La IM y la entropía son estadísticos cuyos valores son mayores o iguales a cero y no se encuentran acotado superiormente, estando teóricamente en el intervalo $[0; \infty)$. Además, la IM entre dos variables es mayor en la medida que el grado de dependencia entre ambas también lo sea, sin embargo, conocidas las entropías de cada una de las variables, la IM estará en el intervalo $[0; \min(S_x; S_y)]$ " (Hurtado, 2009).

3.2.2 Resultados

Para evaluar la capacidad de desempeño de los modelos seleccionados sobre la geografía de Colombia se compararon las series de tiempo regionales a escala mensual para cada modelo, con las observaciones del Siglo 20. Una forma de realizar esta comparación es confrontando el ciclo anual estimado a partir de los registros históricos en las estaciones de precipitación con los resultados de los MCGs (ver Figura 3-1). El inconveniente de este enfoque es la incapacidad de representar la variación espacial de la lluvia en la zona de estudio.

En general todos los modelos sobrestiman el ciclo anual, pero en la Figura 3-1 se puede observar que los modelos que más sobre estiman el ciclo anual son el HADGEM1 y el MIROC 3.2 Hires sobre todo en noviembre, diciembre y enero.

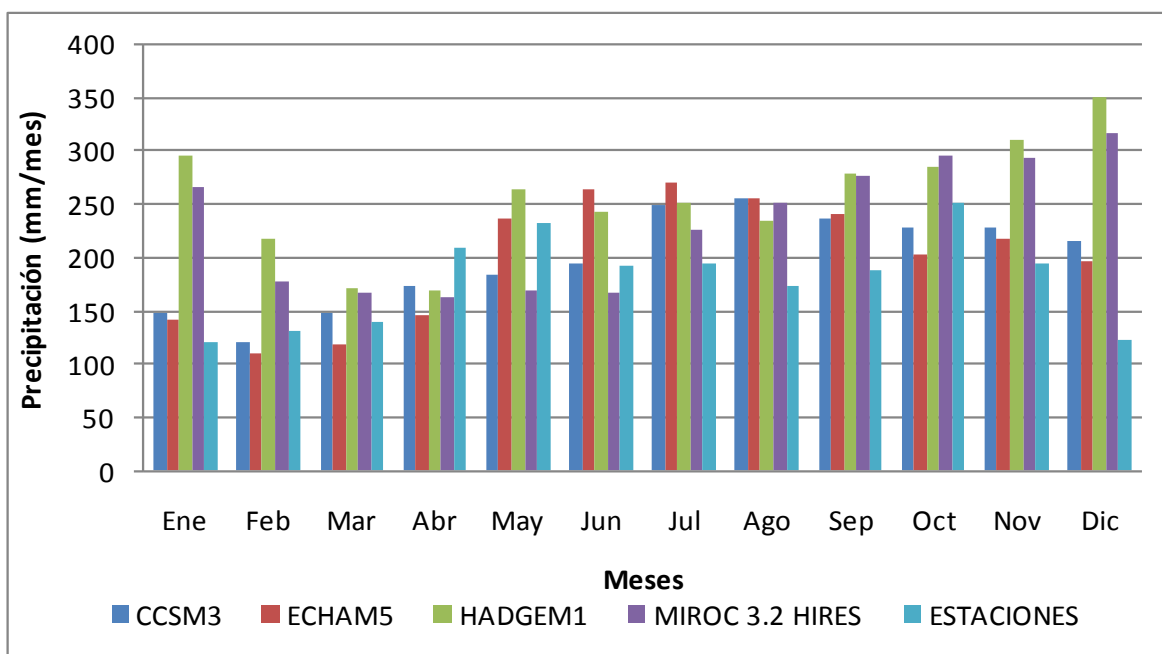


FIGURA 3-1 CICLO ANUAL DE PRECIPITACIÓN EN COLOMBIA.

El coeficiente de correlación es empleado en esta tesis para cuantificar la relación existente entre las simulaciones del clima en el Siglo 20, para los modelos seleccionados, y las series históricas de precipitación. La significancia de los coeficientes de correlación estimados está sujeta al tipo de parametrizaciones usadas en los modelos, a las deficiencias de los modelos y la diferencia de escala entre modelos y estaciones, y también por las limitaciones de los datos históricos de precipitación, en cuanto a su distribución espacial y temporal. Sin embargo, el coeficiente de correlación nos puede servir de guía para analizar la capacidad de desempeño de los modelos para simular la física de la precipitación en Colombia.

Desde la Figura 3-2 hasta la Figura 3-5 presentan los resultados de los coeficientes de correlación estimados entre las series históricas de precipitación y los cuatro modelos seleccionados. En el gráfico de la izquierda de la Figura 3-5 se presentan los valores estimados de los coeficientes de correlación entre el pixel del modelo y todas las estaciones de precipitación dentro del pixel (estación-pixel), y en el diagrama de la derecha se presentan los valores de los coeficientes de correlación entre el promedio de las estaciones de cada pixel con los valores estimados por los modelos para ese pixel (promedio pixel-pixel). En general, se observa que las correlaciones son más altas y positivas en la parte norte del país, donde predomina la topografía plana y donde existe la mayor densidad de estaciones, exceptuando la zona Andina. Las correlaciones en el sur del país: Amazonia, Orinoquia y el sur de la zona Andina, son en su mayoría negativas, lo cual indica que el modelo señala condiciones secas, pero las estaciones señalan condiciones más húmedas.

La distribución espacial de los valores estimados de los coeficientes de correlación al comparar varios modelos no varía mucho para las comparaciones estación-pixel, pero en la comparación promedio pixel-pixel es mucho más evidente que existe un dominio de las correlaciones positivas en los modelos CCSM3 Y ECHAM5. Para los demás modelos se hallan correlaciones negativas importantes en el sur oriente del país, especialmente para el modelo MIROC 3.2 Hires.

Para el modelo CCSM3 (Figura 3-2) se muestra una concentración de correlaciones insignificantes (muy cercanas a 0) en el sur de la zona Andina y con una mayor significancia pero con signo negativo en las regiones de la Orinoquia y la Amazonia colombiana. La falta de correlaciones significantes en la región Andina indica una falta de asociación lineal entre las precipitaciones históricas y el modelo, pero no significa que no exista ningún tipo de asociación, ya que estas pueden ser del tipo no lineal, como se verá más adelante.

El modelo ECHAM5 exhibe una variabilidad espacial de las correlaciones muy parecida a las del modelo CCSM3, pero para éste las correlaciones en la zona centro y sur de la región Andina comienzan a ser significantes con signo negativo, lo cual hace que las correlaciones promedio pixel-pixel positivas en la región Andina disminuyan su magnitud (Figura 3-3 derecha).

Para los modelos MIRO 3.2 HIRES y HADGEM1 las correlaciones en la zona sur de Colombia, en su mayoría, son negativas excepto en el sur de la región Andina donde las correlaciones son débilmente positivas entre 0,23 y 0,34.

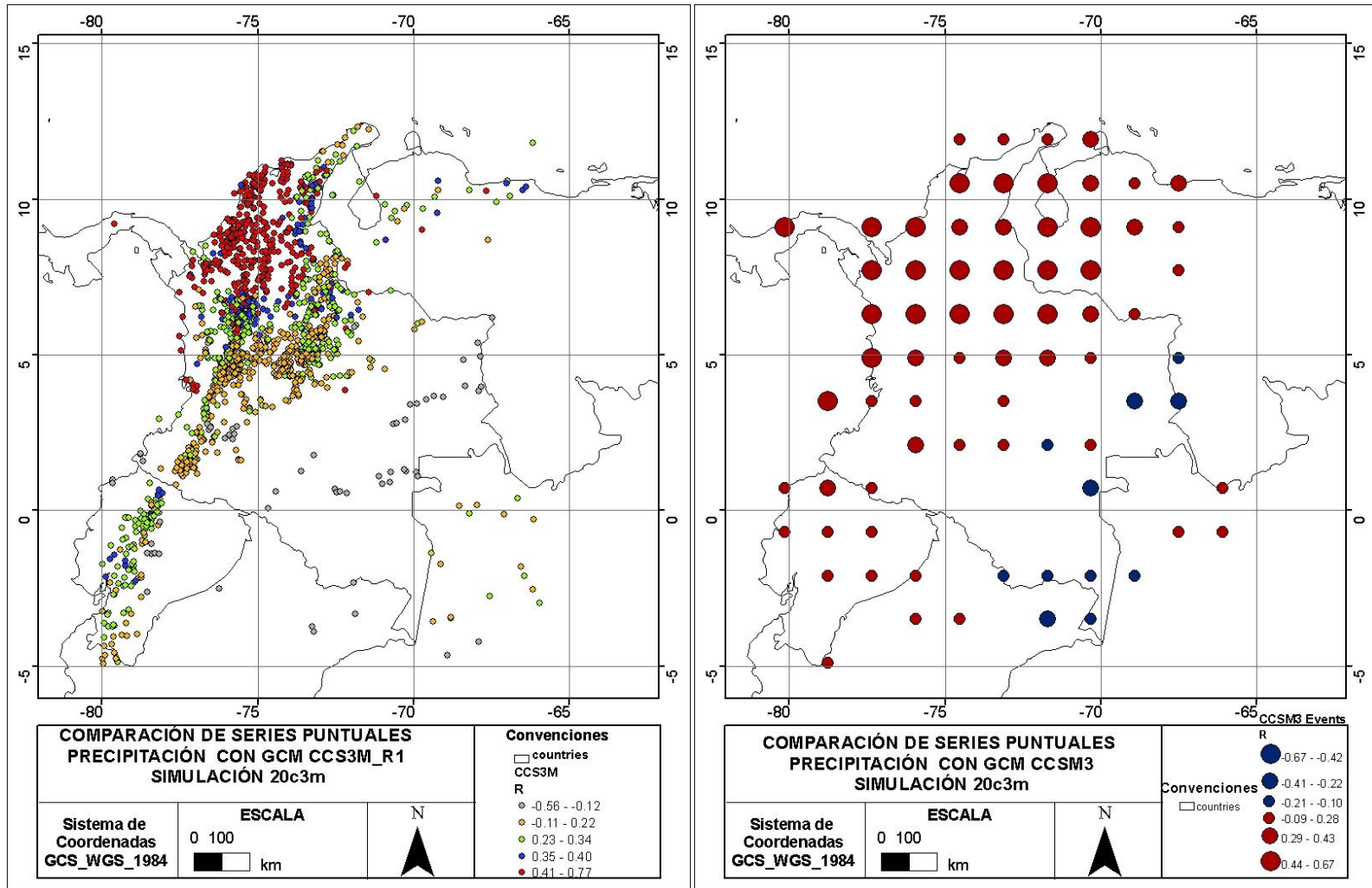


FIGURA 3-2 MAPAS DE LOS VALORES ESTIMADOS DEL COEFICIENTE DE CORRELACION ESTIMADO ENTRE SERIES HISTÓRICAS DE PRECIPITACIÓN Y EL MCG CCSM3 PARA LA SIMULACIÓN 20C3M PARA EL PERIODO 1981-2000. A LA IZQUIERDA SE PRESENTAN LOS VALORES DE LA CORRELACIÓN PIXEL-SERIE HISTORICA Y A LA DERECHA LOS DE CORRELACIÓN PIXEL-PROMEDIO DE ESTACIONES POR PIXEL

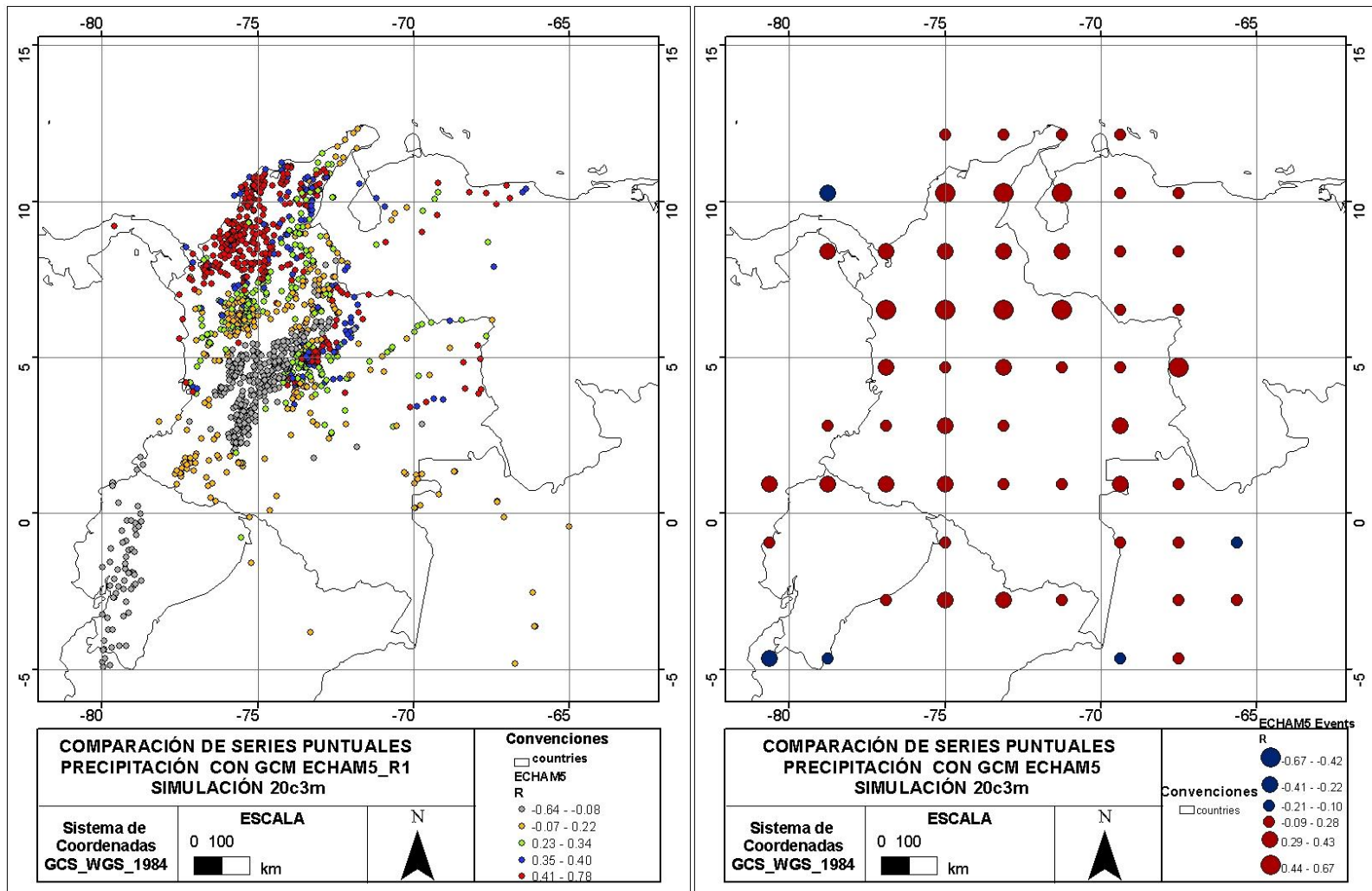


FIGURA 3-3 MAPAS DE LOS VALORES ESTIMADOS DEL COEFICIENTE DE CORRELACION ESTIMADO ENTRE SERIES HISTÓRICAS DE PRECIPITACIÓN Y EL MCG ECHAM5 PARA LA SIMULACIÓN 20C3M PARA EL PERIODO 1981-2000. A LA IZQUIERDA SE PRESENTAN LOS VALORES DE LA CORRELACIÓN PIXEL-SERIE HISTORICA Y A LA DERECHA LOS DE CORRELACIÓN PIXEL-PROMEDIO DE ESTACIONES POR PIXEL.

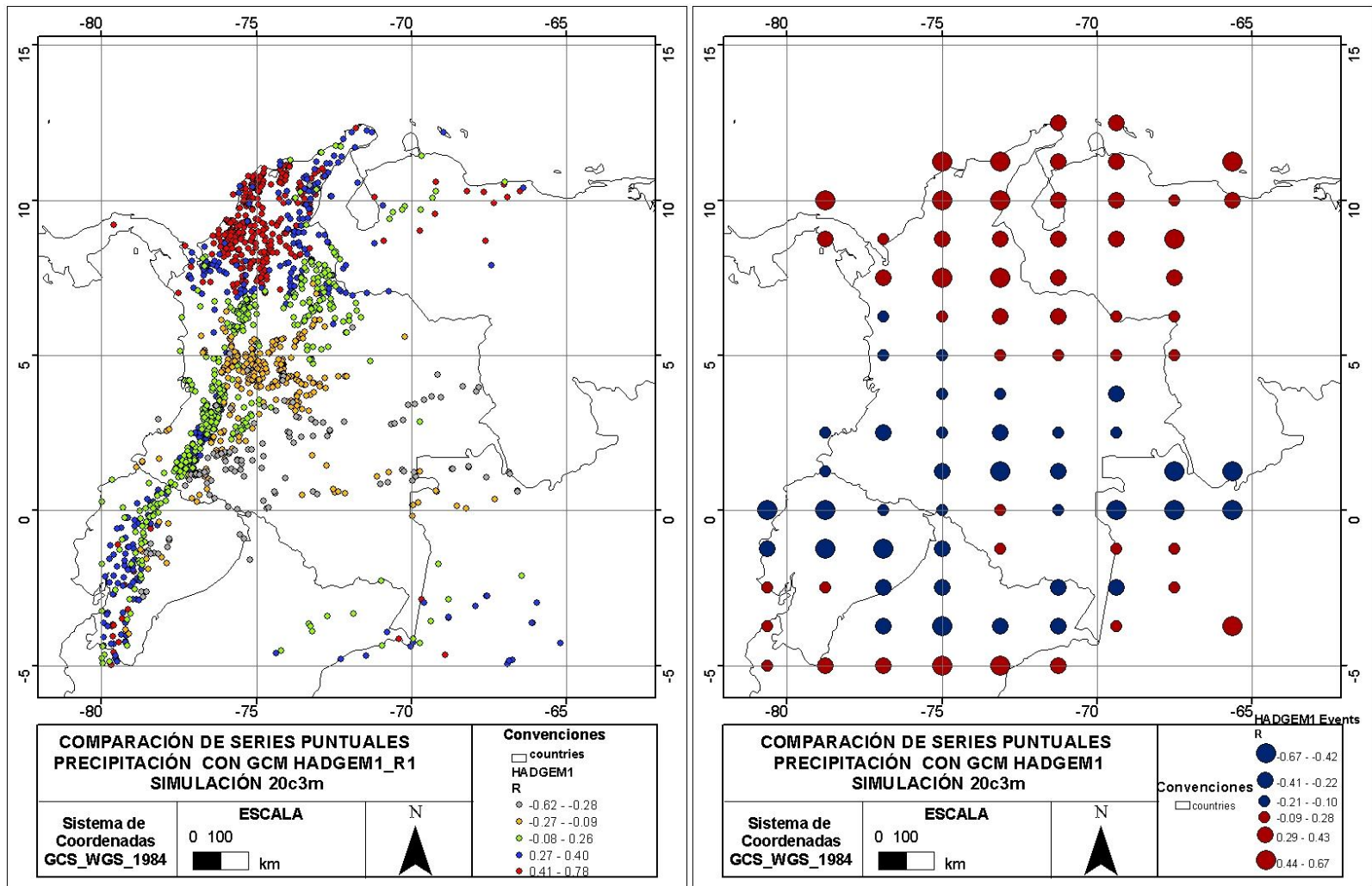


FIGURA 3-4 MAPAS DE LOS VALORES ESTIMADOS DEL COEFICIENTE DE CORRELACION ESTIMADO ENTRE SERIES HISTÓRICAS DE PRECIPITACIÓN Y EL MCG HADGEM1 PARA LA SIMULACIÓN 20C3M PARA EL PERIODO 1981-2000. A LA IZQUIERDA SE PRESENTAN LOS VALORES DE LA CORRELACIÓN PIXEL-SERIE HISTORICA Y A LA DERECHA LOS DE CORRELACIÓN PIXEL-PROMEDIO DE ESTACIONES POR PIXEL.

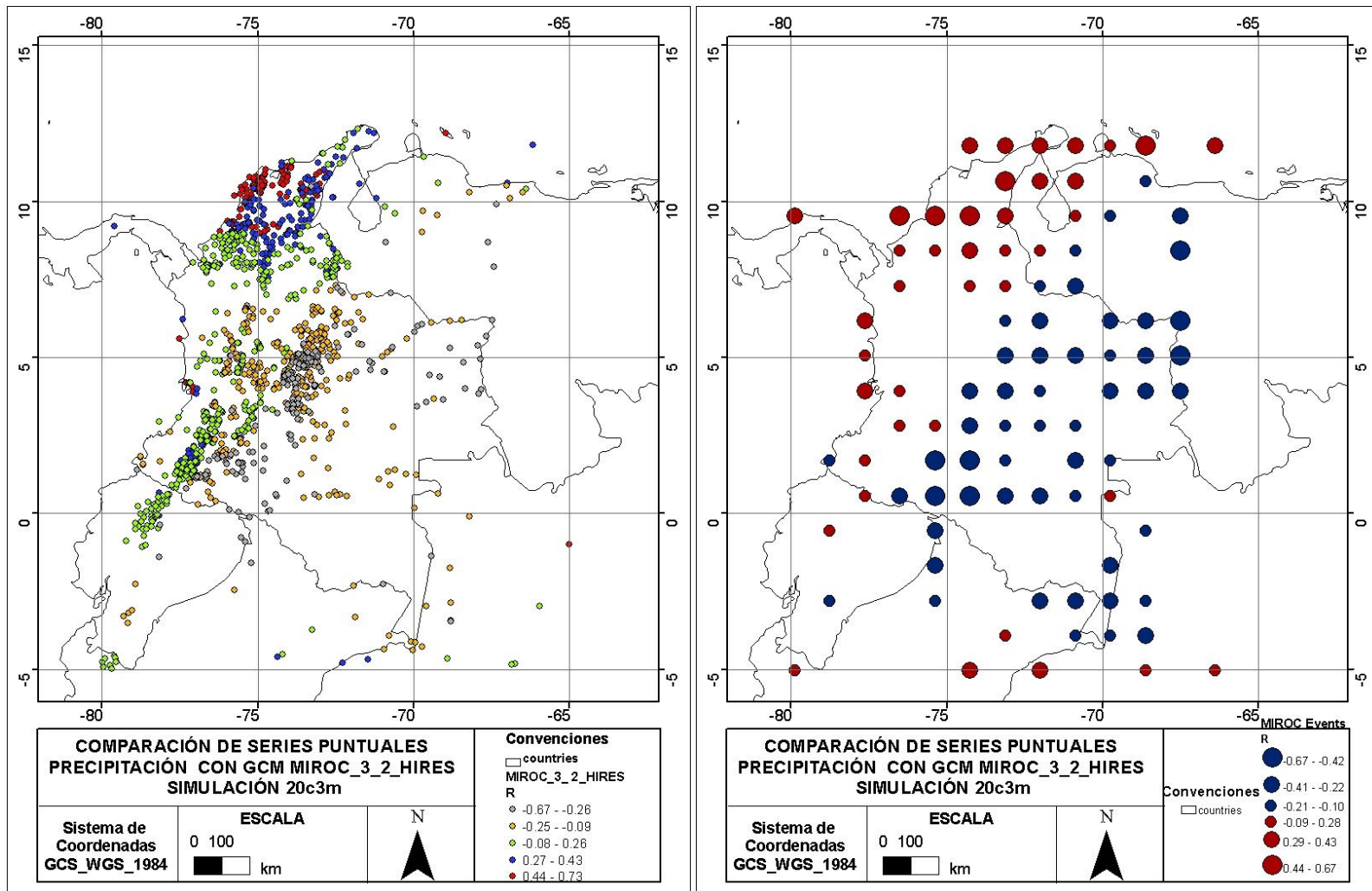


FIGURA 3-5 MAPAS DE LOS VALORES ESTIMADOS DEL COEFICIENTE DE CORRELACIÓN ESTIMADO ENTRE SERIES HISTÓRICAS DE PRECIPITACIÓN Y EL MCG MIROC 3.2 HIRES PARA LA SIMULACIÓN 20C3M PARA EL PERIODO 1981-2000. A LA IZQUIERDA SE PRESENTAN LOS VALORES DE LA CORRELACIÓN PIXEL-SERIE HISTORICA Y A LA DERECHA LOS DE CORRELACIÓN PIXEL-PROMEDIO DE ESTACIONES POR PIXEL.

En relación con los resultados de la estimación de la Información Mutua se destaca que la mayoría de los estimativos de la información mutua para los modelos CCSM3 y ECHAM5 se encuentran en un rango alto entre 0.96 y 1.45 (derecha de la Figura 3-6 y la Figura 3-7) lo que sugiere la existencia de relaciones no lineales entre las precipitaciones históricas y las simulaciones del Siglo 20 de los modelos mencionados. La diferencia de escala puede ser una de las razones para que la relación entre las precipitaciones históricas y las simuladas no sea directa.

Para los modelos HADGEM 1 y MIROC 3.2 HIRIES (Figura 3-8 y Figura 3-9) la información mutua es también alta pero comienzan a aparecer un número mayor de comparaciones en un rango por debajo de 0.7. La mayoría de casos en que las comparaciones tanto para información mutua como para el coeficiente de correlación no pasaron los estadísticos de prueba (parte inferior de las Figura 3-6 a Figura 3-9) se encuentran ubicados en la región sur Andina, y además con valores negativos del coeficiente de correlación, lo cual es menos deseable dado que la correlación negativa indica que la simulación de los modelos se mueven en direcciones opuestas a datos históricos de precipitación.

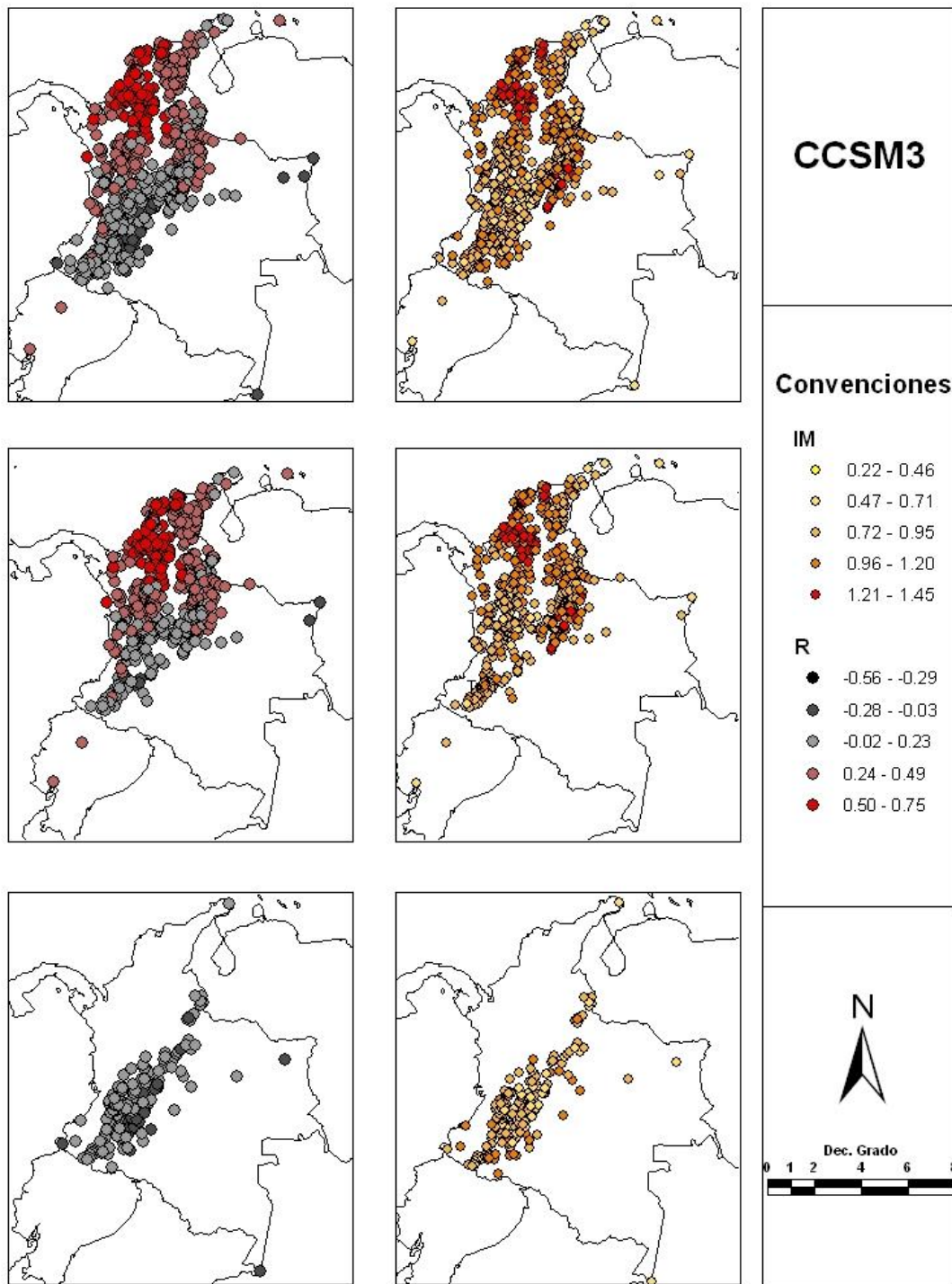


FIGURA 3-6 VALIDACIÓN A ESCALA MENSUAL DEL MODELO CCSM3. A LA DERECHA EL ANÁLISIS POR CORRELACIÓN, A LA IZQUIERDA EL ANÁLISIS POR INFORMACIÓN MUTUA, ARRIBA COMPARACIÓN ENTRE TODAS LAS ESTACIONES Y LOS PÍXELES, QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS EN MEDIO LAS SOLO COMPARACIONES ENTRE ESTACIONES Y PÍXELES QUE PASAN LAS PRUEBAS DE SMIRNOV- KOLMOGOROV Y QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS Y ABAJO LAS COMPARACIONES QUE NO PASAN NINGUNA DE LAS DOS PRUEBAS.

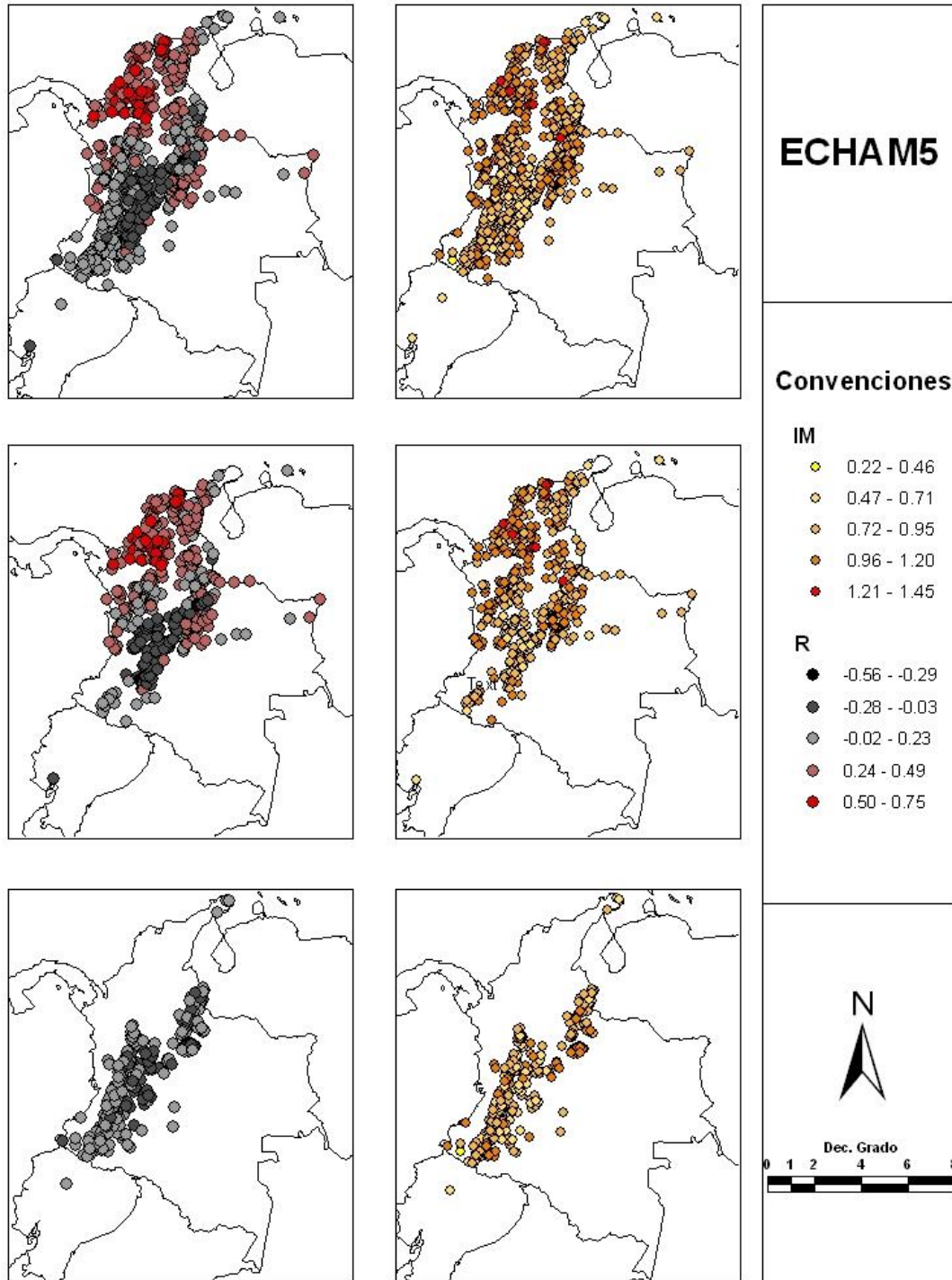


FIGURA 3-7 VALIDACIÓN A ESCALA MENSUAL DEL MODELO ECHAM5. A LA DERECHA EL ANÁLISIS POR CORRELACIÓN, A LA IZQUIERDA EL ANÁLISIS POR INFORMACIÓN MUTUA, ARRIBA COMPARACIÓN ENTRE TODAS LAS ESTACIONES Y LOS PÍXELES, QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS EN MEDIO LAS SOLO COMPARACIONES ENTRE ESTACIONES Y PÍXELES QUE PASAN LAS PRUEBAS DE SMIRNOV-KOLMOGOROV Y QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS Y ABAJO LAS COMPARACIONES QUE NO PASAN NINGUNA DE LAS DOS PRUEBAS.

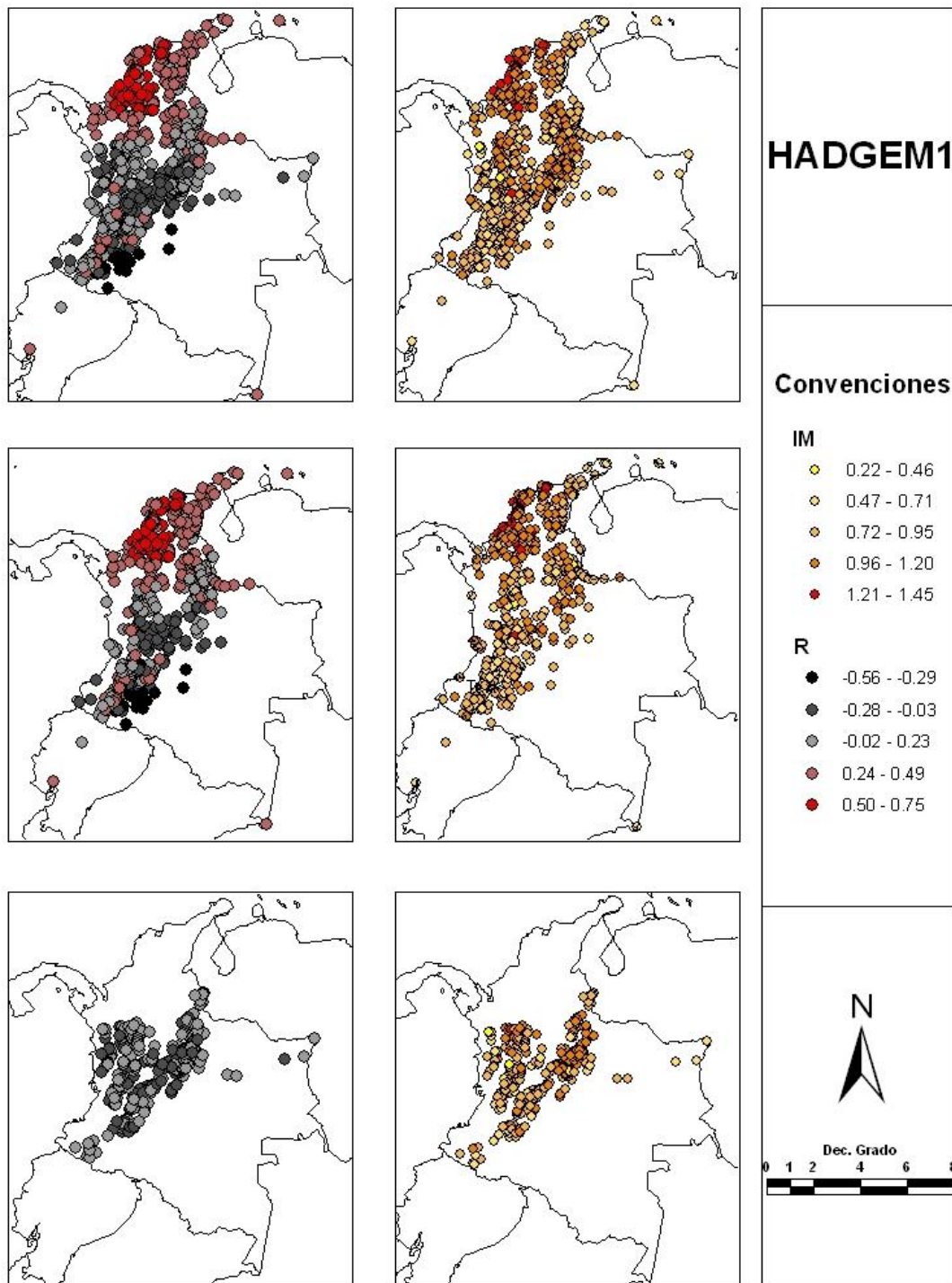


FIGURA 3-8 VALIDACIÓN A ESCALA MENSUAL DEL MODELO HADGEM1. A LA DERECHA EL ANÁLISIS POR CORRELACIÓN, A LA IZQUIERDA EL ANÁLISIS POR INFORMACIÓN MUTUA, ARRIBA COMPARACIÓN ENTRE TODAS LAS ESTACIONES Y LOS PÍXELES, QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS EN MEDIO LAS SOLO COMPARACIONES ENTRE ESTACIONES Y PÍXELES QUE PASAN LAS PRUEBAS DE SMIRNOV- KOLMOGOROV Y QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS Y ABAJO LAS COMPARACIONES QUE NO PASAN NINGUNA DE LAS DOS PRUEBAS.

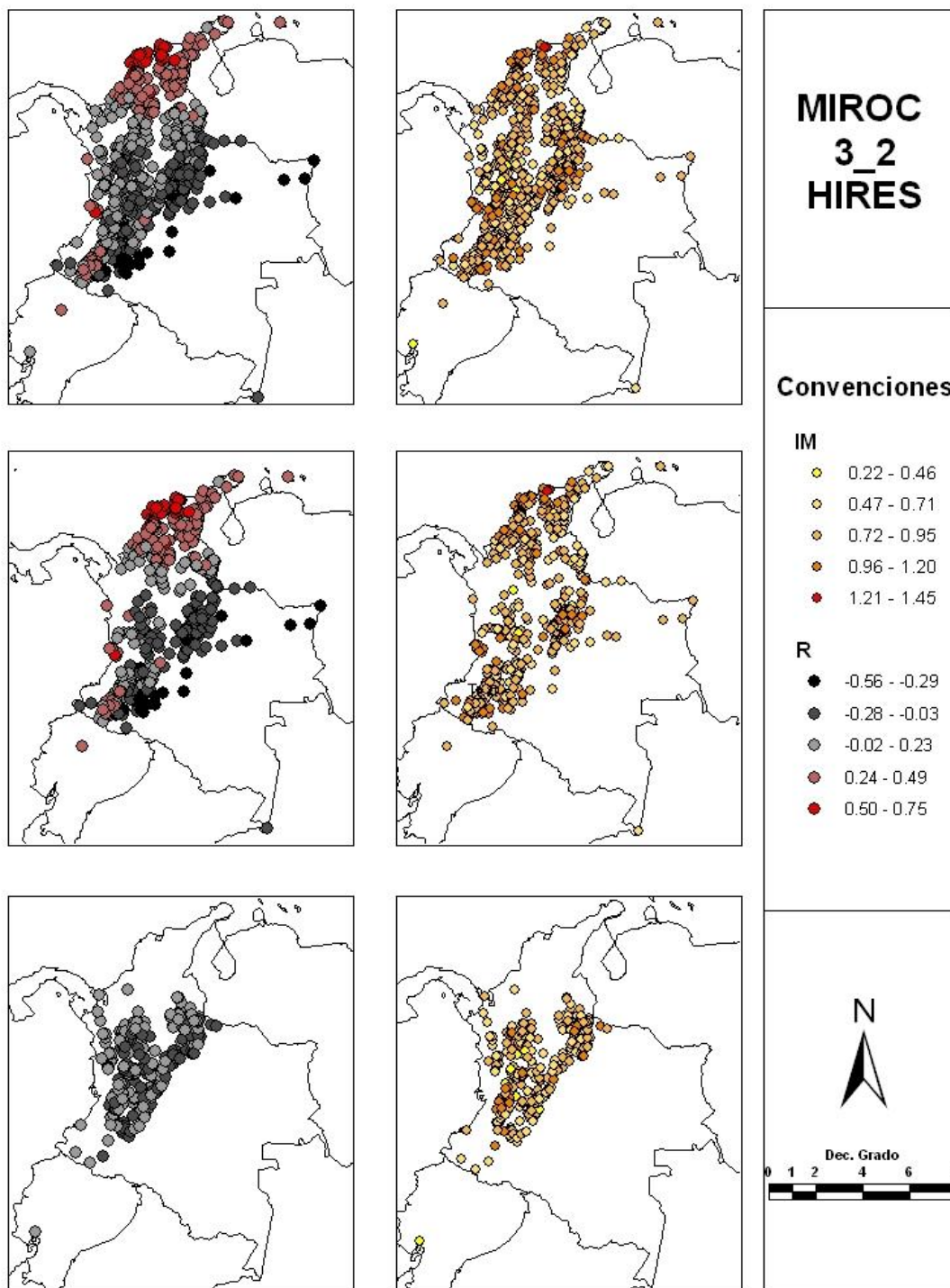


FIGURA 3-9 VALIDACIÓN A ESCALA MENSUAL DEL MODELO MIROC 3.2 HIRES. A LA DERECHA EL ANÁLISIS POR CORRELACIÓN, A LA IZQUIERDA EL ANÁLISIS POR INFORMACIÓN MUTUA, ARRIBA COMPARACIÓN ENTRE TODAS LAS ESTACIONES Y LOS PÍXELES, QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS EN MEDIO LAS SOLO COMPARACIONES ENTRE ESTACIONES Y PÍXELES QUE PASAN LAS PRUEBAS DE SMIRNOV- KOLMOGOROV Y QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS Y ABAJO LAS COMPARACIONES QUE NO PASAN NINGUNA DE LAS DOS PRUEBAS

3.3 Validación trimestral

Con el fin de profundizar el análisis de la capacidad de los modelos para replicar el ciclo anual de las lluvias sobre Colombia usando la simulación 20C3M se realizaron análisis similares al anterior a escala trimestral. A continuación se hace una descripción por regiones del ciclo anual en Colombia (Poveda, 2004). El ciclo anual de la precipitación en Colombia tiene un interesante comportamiento: presenta dos picos máximos en los periodos marzo-abril-mayo (MAM) y septiembre-octubre-noviembre (SON), y dos mínimos en junio-julio-agosto (JJA) y diciembre-enero-febrero (DEF). Esta bimodalidad se observa entre los 4° y 7° de latitud norte en los departamentos de Caldas, Quindío, Cundinamarca, Antioquia, Risaralda y Tolima.

Para las regiones de los llanos orientales y la cuenca Amazónica se encuentran ciclos anuales unimodales con valores máximos en los meses de junio y julio. Las llanuras del Caribe, la Guajira y la región del río Catatumbo presentan una distribución unimodal con un periodo seco definido entre diciembre y marzo, con las mayores cantidades de lluvia en los meses de octubre y noviembre

Algunas regiones no presentan una distribución unimodal o bimodal definida, presentándose una situación de lluvias sostenidas con poca variación entre un mes y otro; esta característica se puede observar en la áreas de El Nudo de Los Pastos (Nariño), en la cuenca alta del río Magdalena, en las latitudes menores de 3° en el departamento del Huila y en la llanura Pacífica entre los 1°00' y 8°30' de latitud norte.

3.3.1 Metodología y resultados

■ Correlación e Información mutua.

Se sigue la misma metodología que para el análisis mensual, con la diferencia de que las series se construyen con el acumulado de la precipitación trimestral.

Desde la Figura 3-10 hasta la Figura 3-21 muestran los resultados de los valores estimados de la Información Mutua (IM, izquierda), y de los coeficientes de correlación (derecha). Estas comparaciones se realizan para cada uno de los cuatro trimestres del año y para cada modelo.

Al contrario de lo que se podría pensar, el análisis a escala trimestral, es menos revelador que el análisis mensual. Al acumular trimestralmente la precipitación se tiende a pensar que la información se suaviza y que al comparar con un campo ya suavizado (simulaciones de los modelos) daría resultados más concluyentes. Lo que no se puede ignorar en estos resultados es que la suavidad de los campos de precipitación históricos y simulados dependen no sólo del tiempo sino también del espacio y es en este último donde se encuentra la mayor dificultad al tratar de comparar la bondad de los modelos para simular la precipitación en el Siglo 20.

En términos generales los modelos a escala trimestral muestran resultados parecidos a los del análisis mensual, pero para todos los trimestres y modelos, las cantidad de comparaciones que pasan los estadísticos de prueba son muy pequeños, este resultado seguramente se da por la reducción a la tercera parte de los datos ya que en un año se pasa de tener 12 datos a sólo 4, lo cual puede hacer que las comparaciones encontradas no sean estadísticamente significativas.

En la sección 3.4, selección de modelos, se presentan tablas donde se resumen los resultados encontrados desde la Figura 3-10 hasta la Figura 3-21.

En el análisis por trimestres para el modelo CCSM3 se destaca que el trimestre en el que se muestran los mejores resultados, es decir, en los que tanto la IM como la correlación presentan los valores más altos, es el trimestre SON (ver Figura 3-13; **Error! No se encuentra el origen de la referencia.**); además es el trimestre en que la cantidad de comparaciones que pasan ambas pruebas (*t* de Student y Smirnov-Kolmogorov) es mayor. En el trimestre JJA (Figura 3-12; **Error! No se encuentra el origen de la referencia.**) que también es uno de los trimestre en que las cantidad de comparaciones que pasan la pruebas es grande los resultados muestran que la IM presenta los valores más bajos y valores negativos para el coeficiente de correlación.

El modelo ECHAM5 se tiene un mejor desempeño en los trimestres SON (Figura 3-17; **Error! No se encuentra el origen de la referencia.**) y DEF (Figura 3-18) ya que las comparaciones que pasan las pruebas de significancia estadística son en su mayoría altas tanto para la IM como para el coeficiente de correlación, en los demás trimestres los resultados no son tan buenos, la mayoría de las comparaciones son negativas para la correlación y muy bajas para la IM.

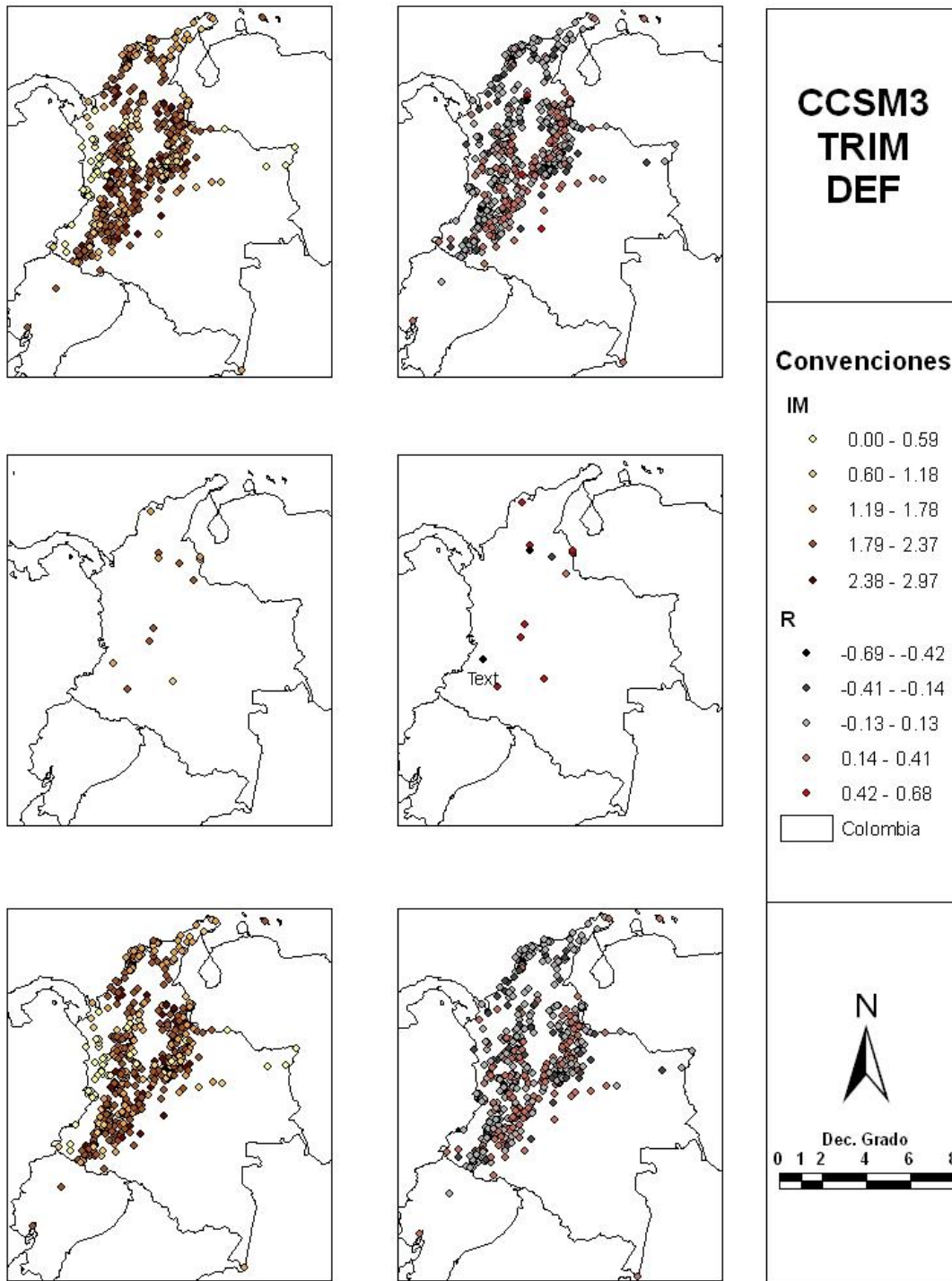


FIGURA 3-10 VALIDACIÓN PARA EL TRIMESTRE DEF DEL MODELO CCSM3. A LA DERECHA EL ANÁLISIS POR CORRELACIÓN, A LA IZQUIERDA EL ANÁLISIS POR INFORMACIÓN MUTUA, ARRIBA COMPARACIÓN ENTRE TODAS LAS ESTACIONES Y LOS PÍXELES, QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS EN MEDIO LAS SOLO COMPARACIONES ENTRE ESTACIONES Y PÍXELES QUE PASAN LAS PRUEBAS DE SMIRNOV- KOLMOGOROV Y QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS Y ABAJO LAS COMPARACIONES QUE NO PASAN NINGUNA DE LAS DOS PRUEBAS

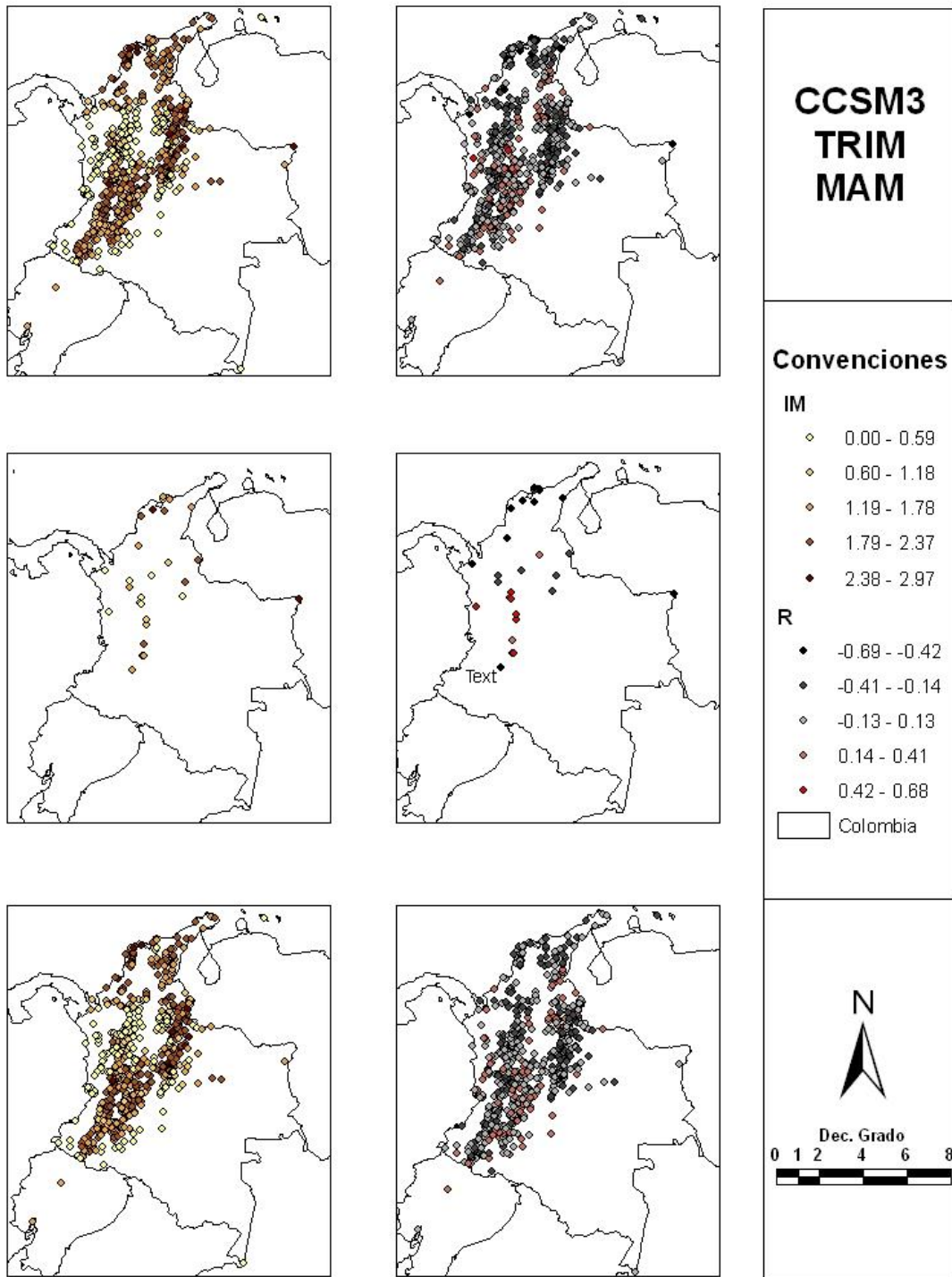


FIGURA 3-11 VALIDACIÓN PARA EL TRIMESTRE MAM DEL MODELO CCSM3. A LA DERECHA EL ANÁLISIS POR CORRELACIÓN, A LA IZQUIERDA EL ANÁLISIS POR INFORMACIÓN MUTUA, ARRIBA COMPARACIÓN ENTRE TODAS LAS ESTACIONES Y LOS PÍXELES, QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS EN MEDIO LAS SOLO COMPARACIONES ENTRE ESTACIONES Y PÍXELES QUE PASAN LAS PRUEBAS DE SMIRNOV- KOLMOGOROV Y QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS Y ABAJO LAS COMPARACIONES QUE NO PASAN NINGUNA DE LAS DOS PRUEBAS

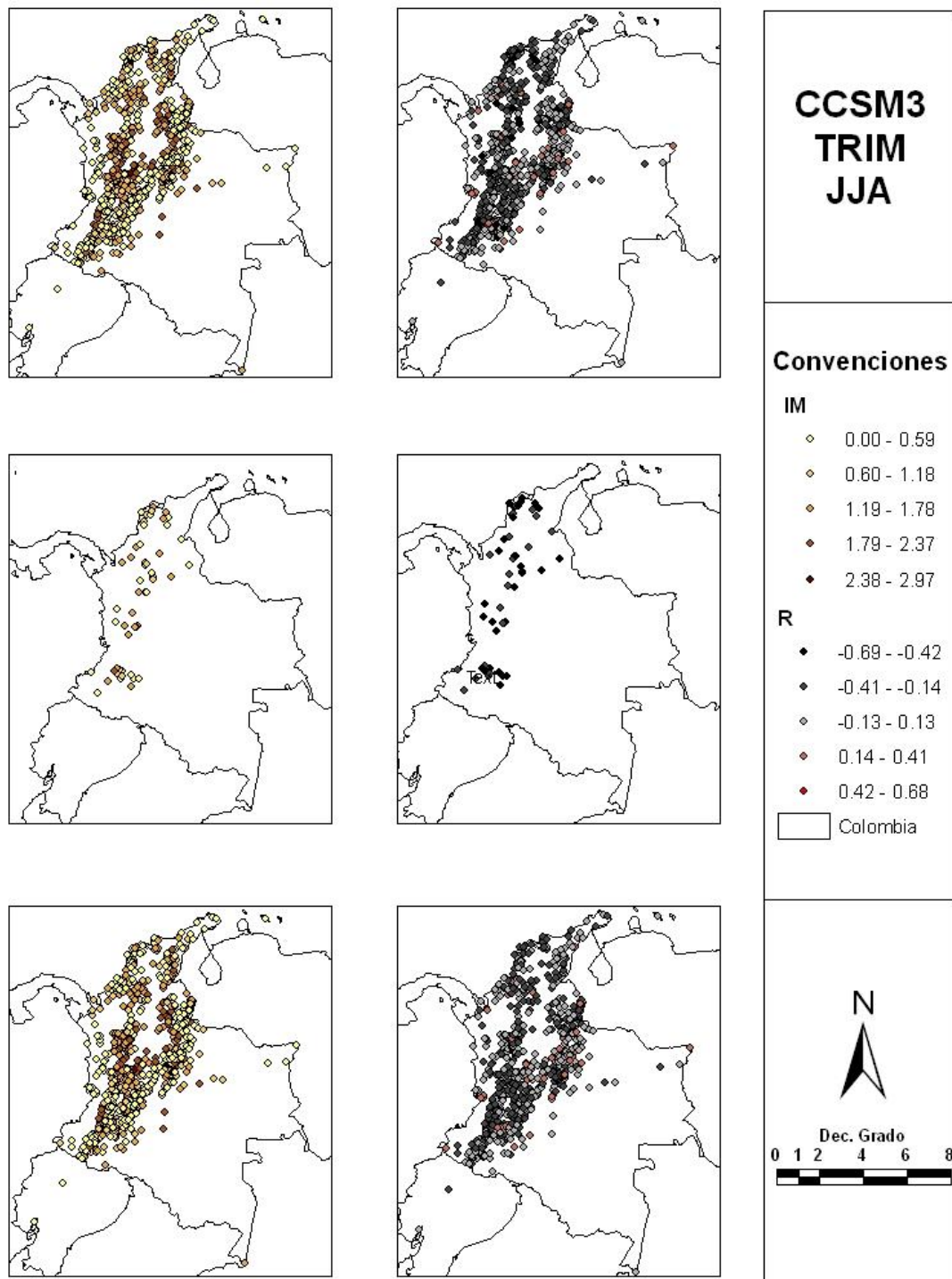


FIGURA 3-12 VALIDACIÓN PARA EL TRIMESTRE JJA DEL MODELO CCSM3. A LA DERECHA EL ANÁLISIS POR CORRELACIÓN, A LA IZQUIERDA EL ANÁLISIS POR INFORMACIÓN MUTUA, ARRIBA COMPARACIÓN ENTRE TODAS LAS ESTACIONES Y LOS PÍXELES, QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS EN MEDIO LAS SOLO COMPARACIONES ENTRE ESTACIONES Y PÍXELES QUE PASAN LAS PRUEBAS DE SMIRNOV- KOLMOGOROV Y QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS Y ABAJO LAS COMPARACIONES QUE NO PASAN NINGUNA DE LAS DOS PRUEBAS

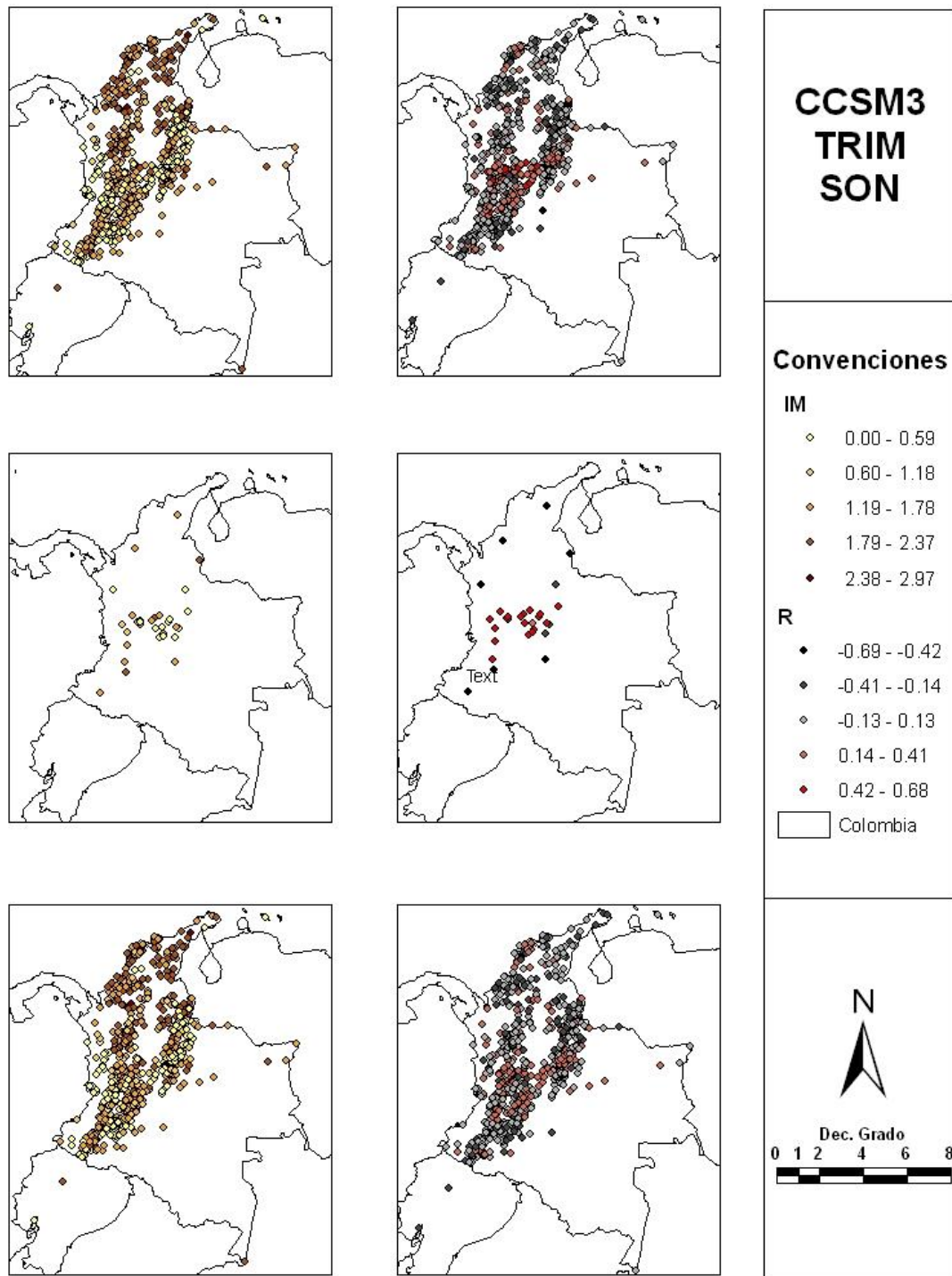


FIGURA 3-13 VALIDACIÓN PARA EL TRIMESTRE SON DEL MODELO CCSM3. A LA DERECHA EL ANÁLISIS POR CORRELACIÓN, A LA IZQUIERDA EL ANÁLISIS POR INFORMACIÓN MUTUA, ARRIBA COMPARACIÓN ENTRE TODAS LAS ESTACIONES Y LOS PÍXELES, QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS EN MEDIO LAS SOLO COMPARACIONES ENTRE ESTACIONES Y PÍXELES QUE PASAN LAS PRUEBAS DE SMIRNOV- KOLMOGOROV Y QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS Y ABAJO LAS COMPARACIONES QUE NO PASAN NINGUNA DE LAS DOS PRUEBAS

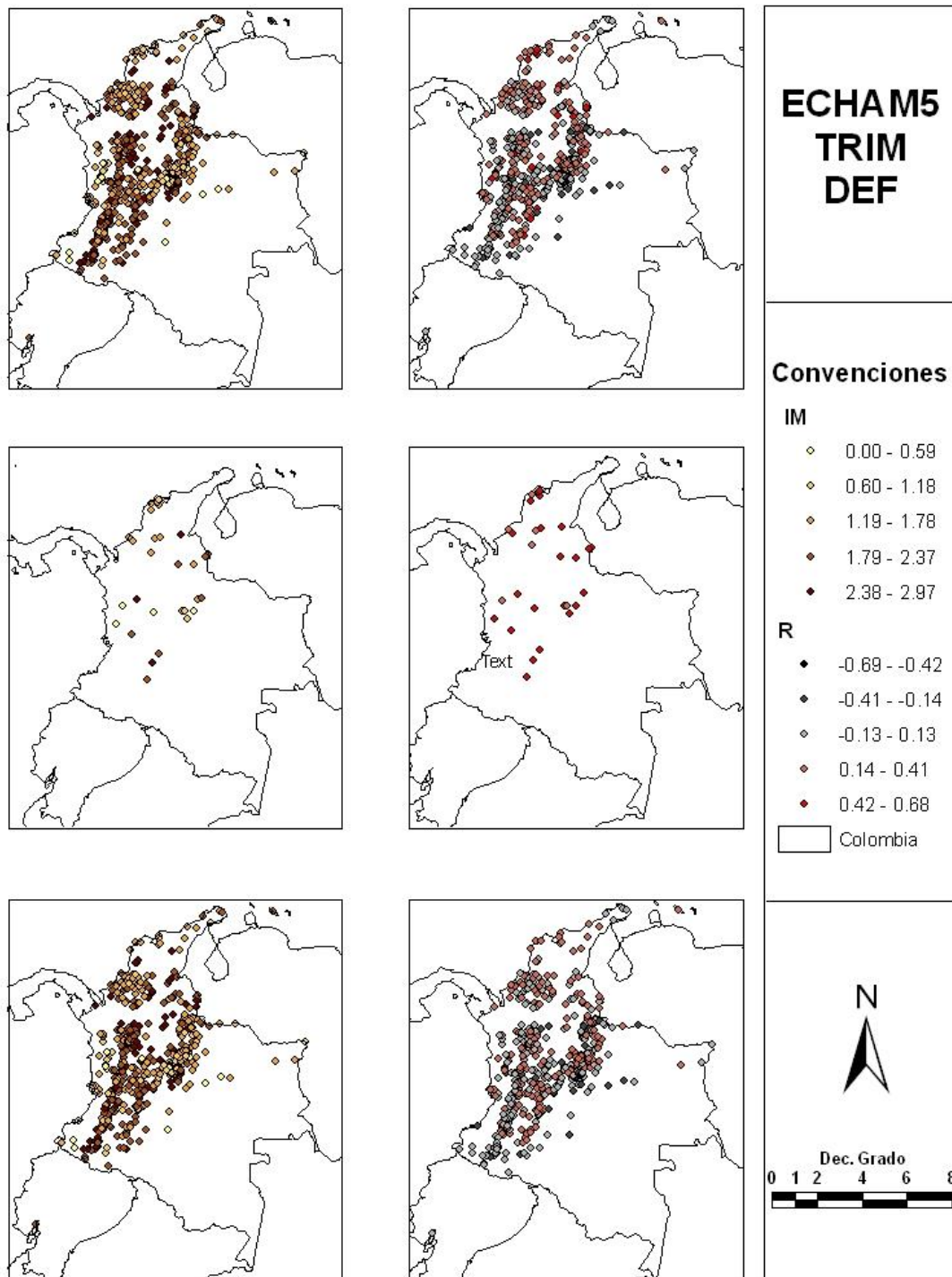


FIGURA 3-14 VALIDACIÓN PARA EL TRIMESTRE DEF DEL MODELO ECHAM5. A LA DERECHA EL ANÁLISIS POR CORRELACIÓN, A LA IZQUIERDA EL ANÁLISIS POR INFORMACIÓN MUTUA, ARRIBA COMPARACIÓN ENTRE TODAS LAS ESTACIONES Y LOS PÍXELES, QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS EN MEDIO LAS SOLO COMPARACIONES ENTRE ESTACIONES Y PÍXELES QUE PASAN LAS PRUEBAS DE SMIRNOV- KOLMOGOROV Y QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS Y ABAJO LAS COMPARACIONES QUE NO PASAN NINGUNA DE LAS DOS PRUEBAS

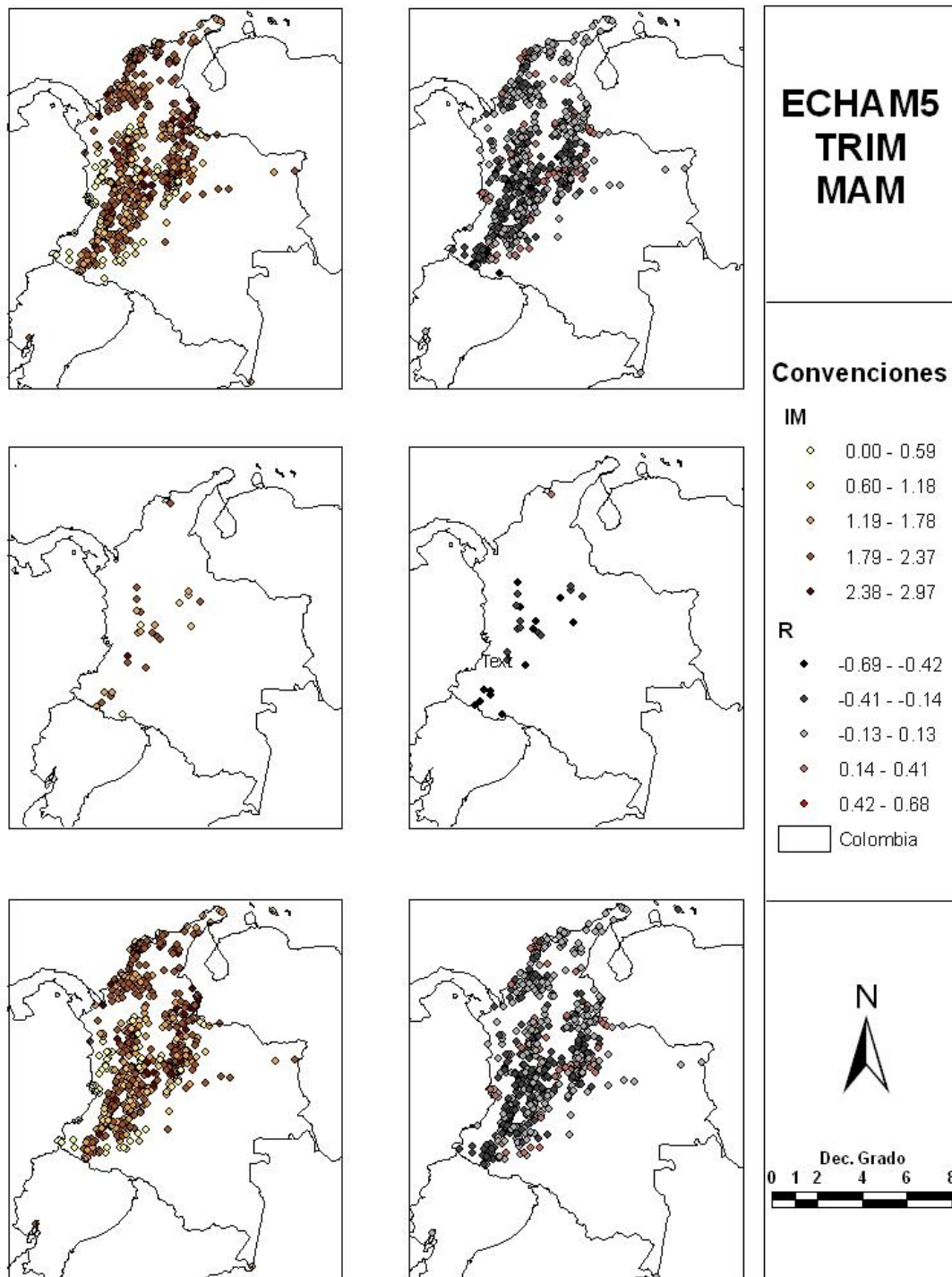


FIGURA 3-15 VALIDACIÓN PARA EL TRIMESTRE MAM DEL MODELO ECHAM5. A LA DERECHA EL ANÁLISIS POR CORRELACIÓN, A LA IZQUIERDA EL ANÁLISIS POR INFORMACIÓN MUTUA, ARRIBA COMPARACIÓN ENTRE TODAS LAS ESTACIONES Y LOS PÍXELES, QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS EN MEDIO LAS SOLO COMPARACIONES ENTRE ESTACIONES Y PÍXELES QUE PASAN LAS PRUEBAS DE SMIRNOV- KOLMOGOROV Y QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS Y ABAJO LAS COMPARACIONES QUE NO PASAN NINGUNA DE LAS DOS PRUEBAS

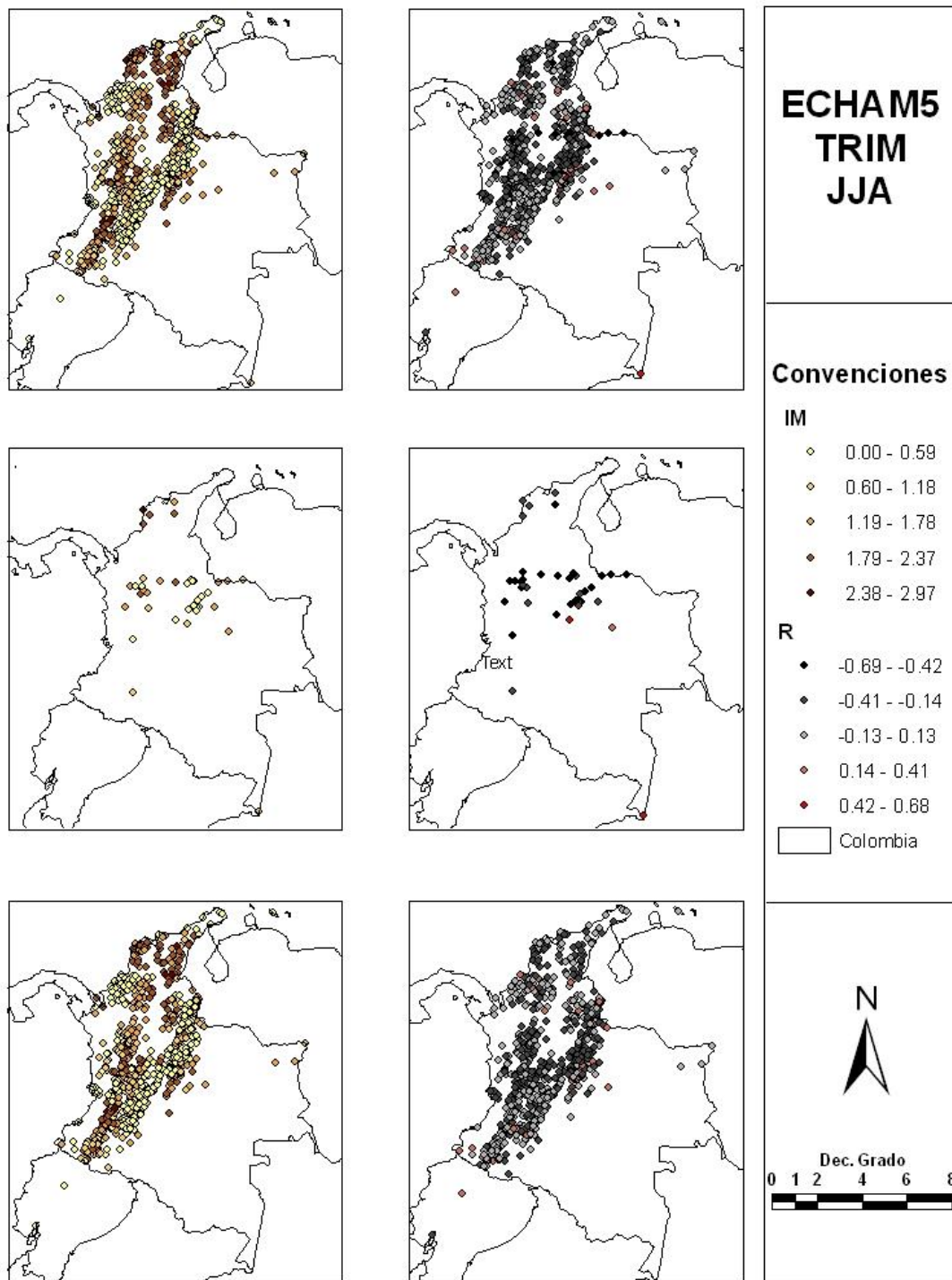


FIGURA 3-16 VALIDACIÓN PARA EL TRIMESTRE JJA DEL MODELO ECHAM5. A LA DERECHA EL ANÁLISIS POR CORRELACIÓN, A LA IZQUIERDA EL ANÁLISIS POR INFORMACIÓN MUTUA, ARRIBA COMPARACIÓN ENTRE TODAS LAS ESTACIONES Y LOS PÍXELES, QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS EN MEDIO LAS SOLO COMPARACIONES ENTRE ESTACIONES Y PÍXELES QUE PASAN LAS PRUEBAS DE SMIRNOV- KOLMOGOROV Y QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS Y ABAJO LAS COMPARACIONES QUE NO PASAN NINGUNA DE LAS DOS PRUEBAS

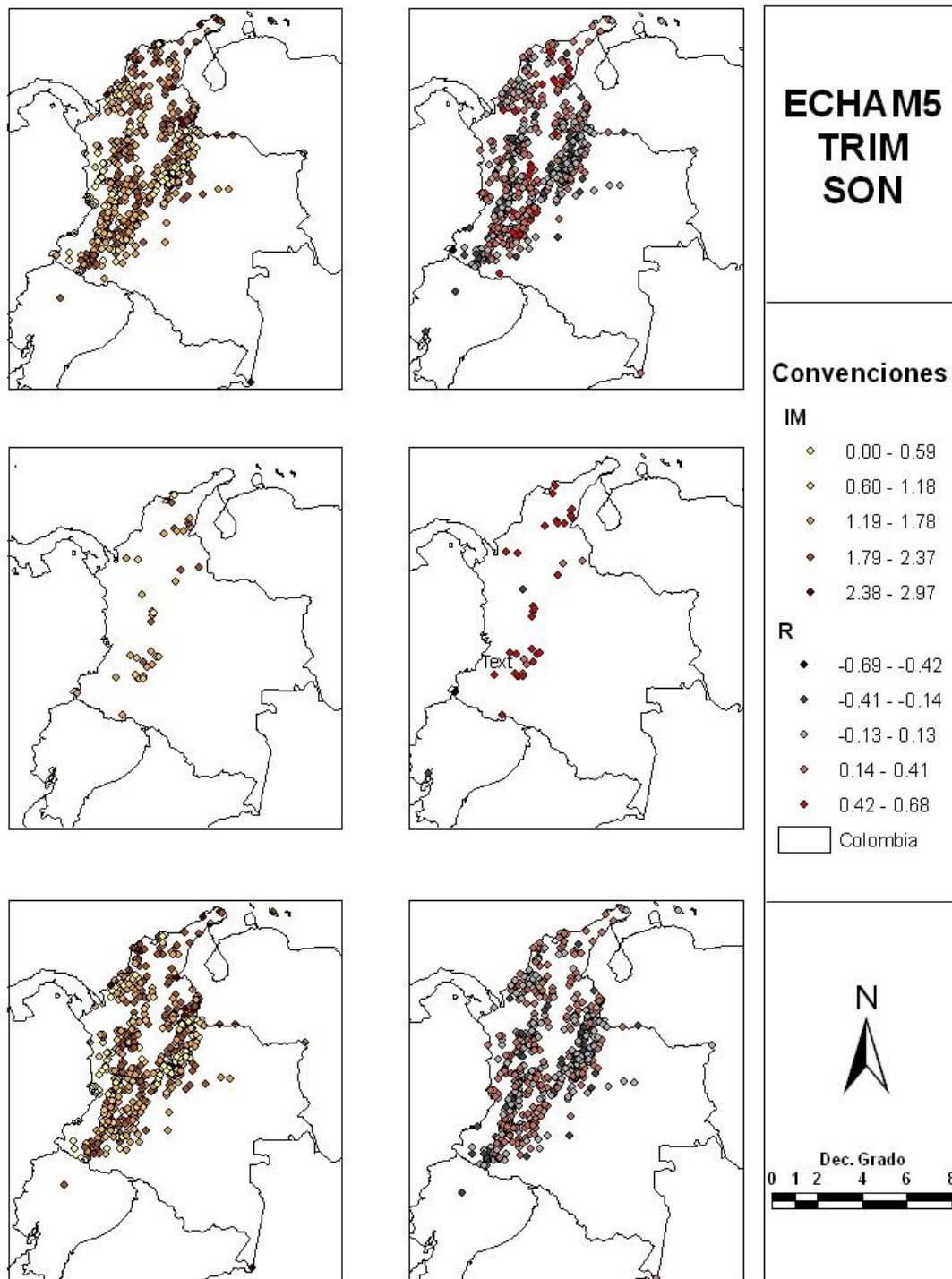


FIGURA 3-17 VALIDACIÓN PARA EL TRIMESTRE SON DEL MODELO ECHAM5. A LA DERECHA EL ANÁLISIS POR CORRELACIÓN, A LA IZQUIERDA EL ANÁLISIS POR INFORMACIÓN MUTUA, ARRIBA COMPARACIÓN ENTRE TODAS LAS ESTACIONES Y LOS PÍXELES, QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS EN MEDIO LAS SOLO COMPARACIONES ENTRE ESTACIONES Y PÍXELES QUE PASAN LAS PRUEBAS DE SMIRNOV- KOLMOGOROV Y QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS Y ABAJO LAS COMPARACIONES QUE NO PASAN NINGUNA DE LAS DOS PRUEBAS

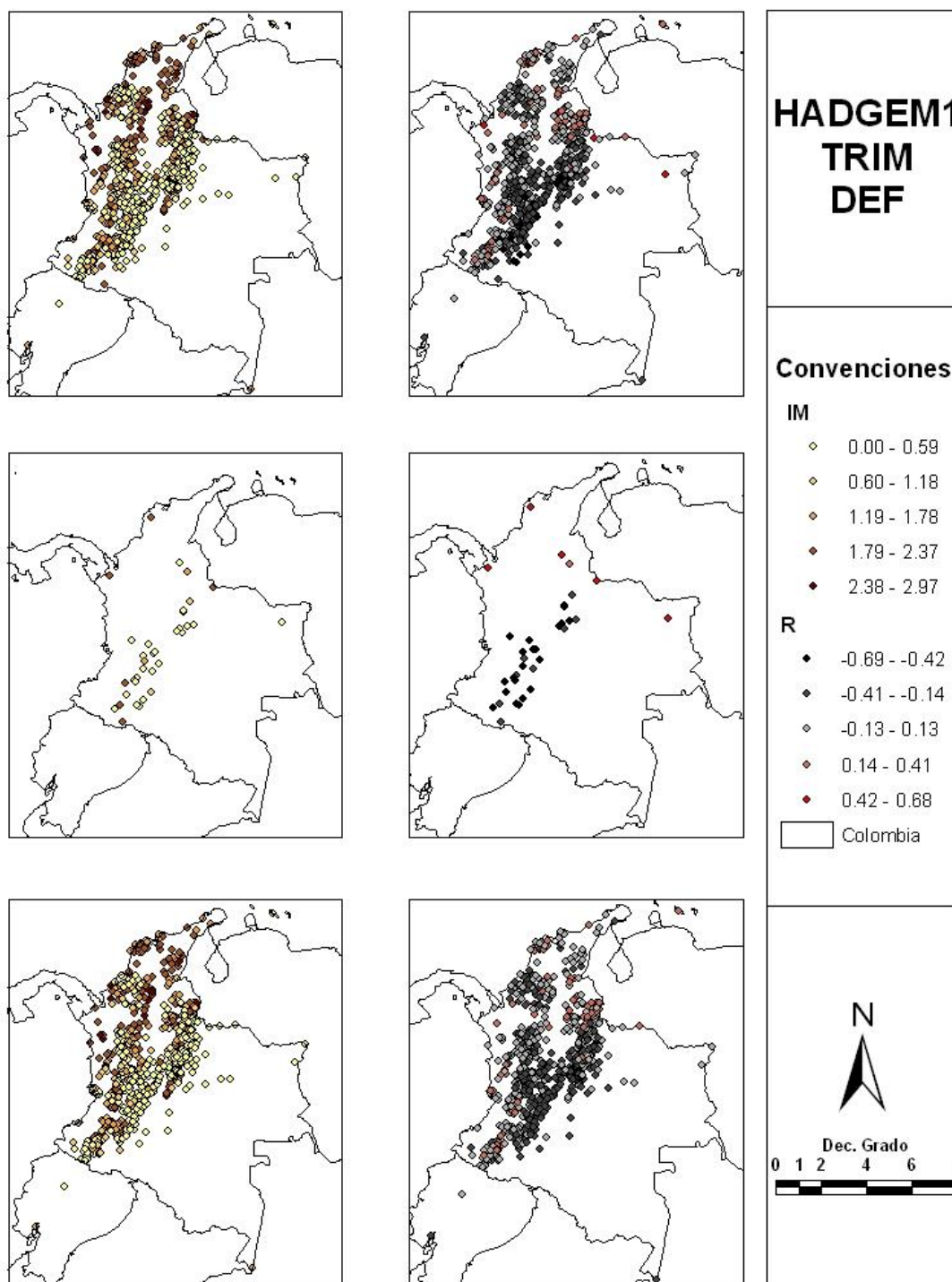


FIGURA 3-18 VALIDACIÓN PARA EL TRIMESTRE DEF DEL MODELO HADGEM1. A LA DERECHA EL ANÁLISIS POR CORRELACIÓN, A LA IZQUIERDA EL ANÁLISIS POR INFORMACIÓN MUTUA, ARRIBA COMPARACIÓN ENTRE TODAS LAS ESTACIONES Y LOS PÍXELES, QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS EN MEDIO LAS SOLO COMPARACIONES ENTRE ESTACIONES Y PÍXELES QUE PASAN LAS PRUEBAS DE SMIRNOV- KOLMOGOROV Y QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS Y ABAJO LAS COMPARACIONES QUE NO PASAN NINGUNA DE LAS DOS PRUEBAS

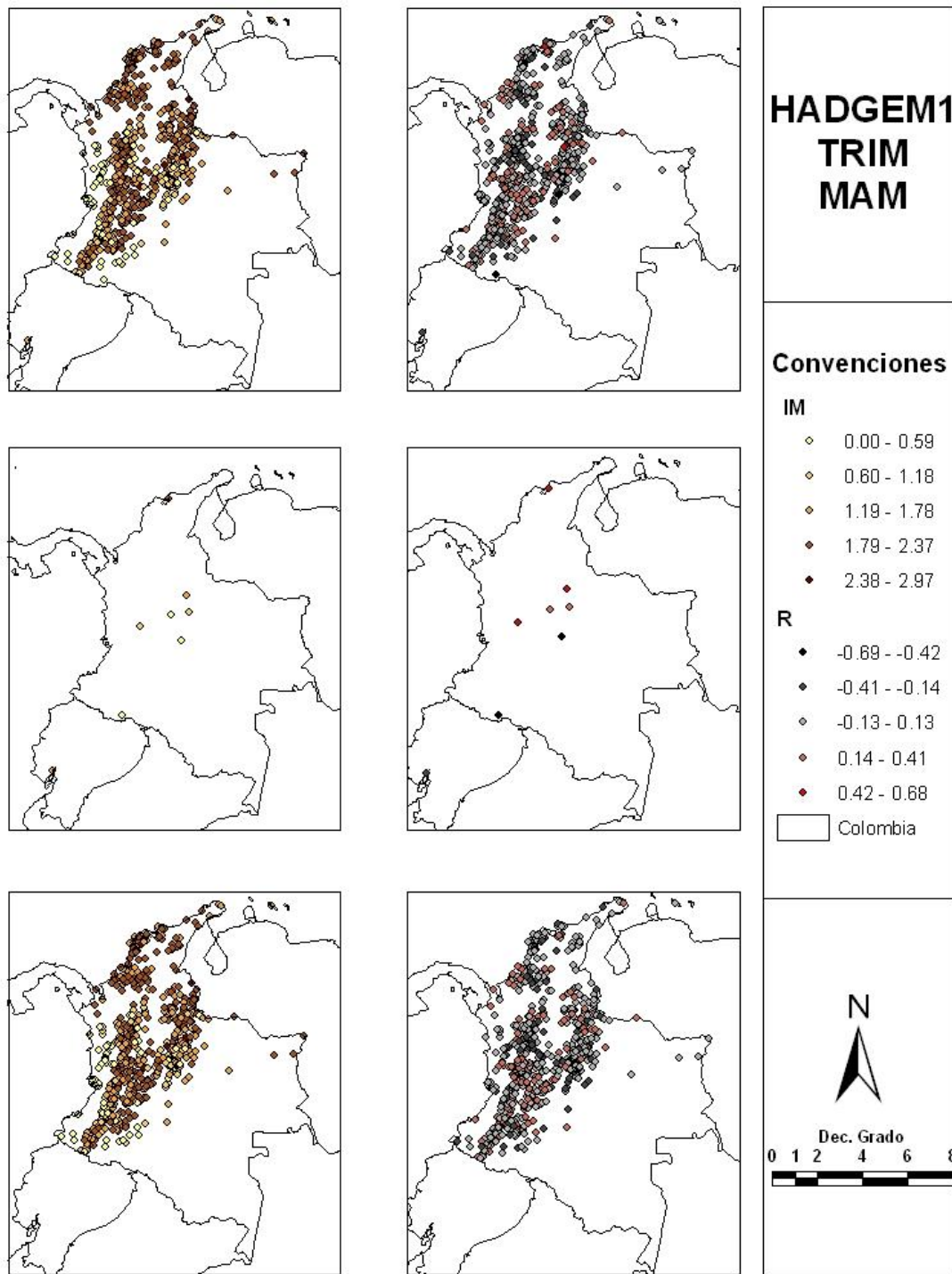


FIGURA 3-19 VALIDACIÓN PARA EL TRIMESTRE MAM DEL MODELO HADGEM1. A LA DERECHA EL ANÁLISIS POR CORRELACIÓN, A LA IZQUIERDA EL ANÁLISIS POR INFORMACIÓN MUTUA, ARRIBA COMPARACIÓN ENTRE TODAS LAS ESTACIONES Y LOS PÍXELES, QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS EN MEDIO LAS SOLO COMPARACIONES ENTRE ESTACIONES Y PÍXELES QUE PASAN LAS PRUEBAS DE SMIRNOV- KOLMOGOROV Y QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS Y ABAJO LAS COMPARACIONES QUE NO PASAN NINGUNA DE LAS DOS PRUEBAS

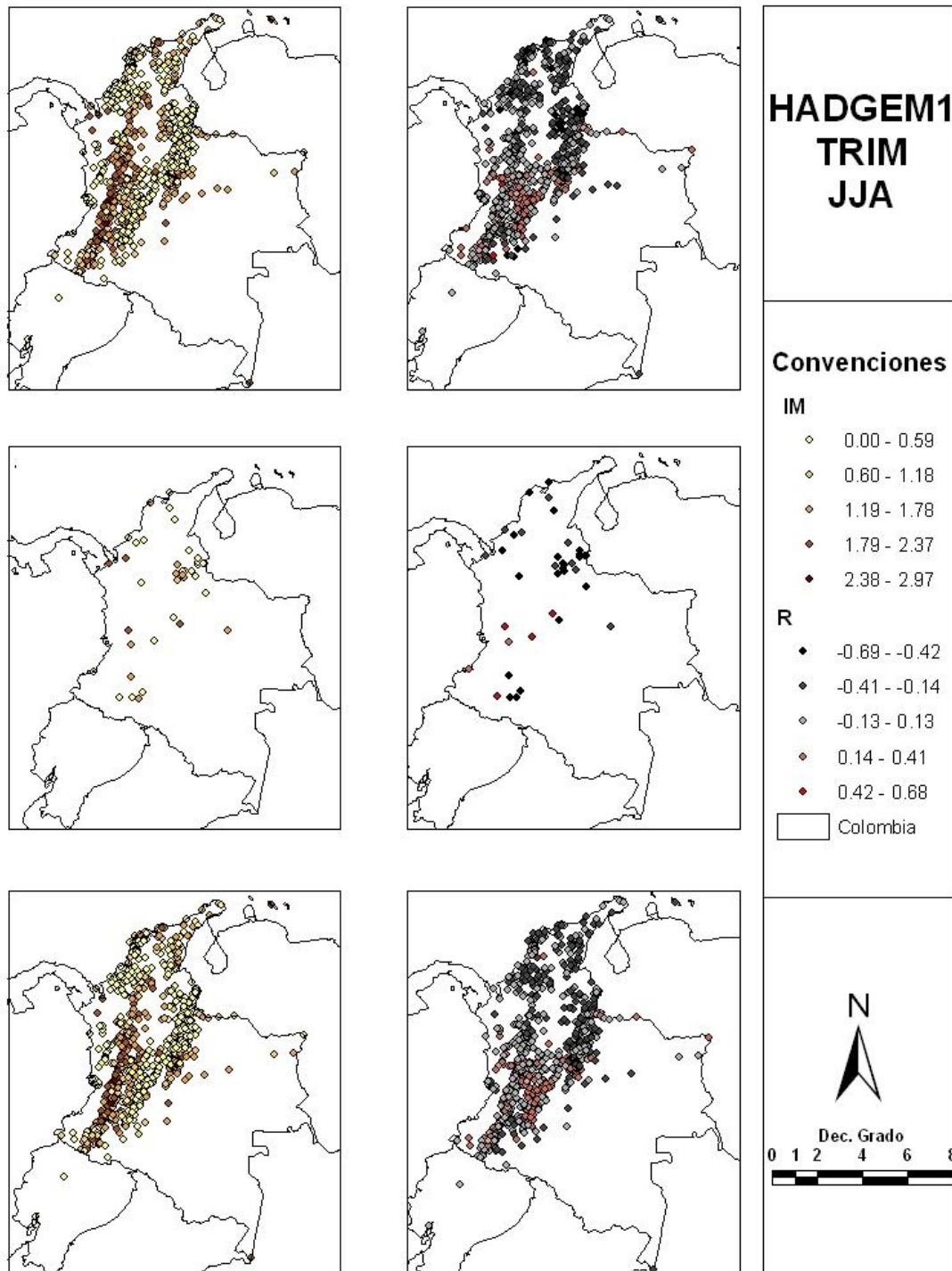


FIGURA 3-20 VALIDACIÓN PARA EL TRIMESTRE JJA MODELO HADGEM1 . A LA DERECHA EL ANÁLISIS POR CORRELACIÓN, A LA IZQUIERDA EL ANÁLISIS POR INFORMACIÓN MUTUA, ARRIBA COMPARACIÓN ENTRE TODAS LAS ESTACIONES Y LOS PÍXELES, QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS EN MEDIO LAS SOLO COMPARACIONES ENTRE ESTACIONES Y PÍXELES QUE PASAN LAS PRUEBAS DE SMIRNOV- KOLMOGOROV Y QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS Y ABAJO LAS COMPARACIONES QUE NO PASAN NINGUNA DE LAS DOS PRUEBAS

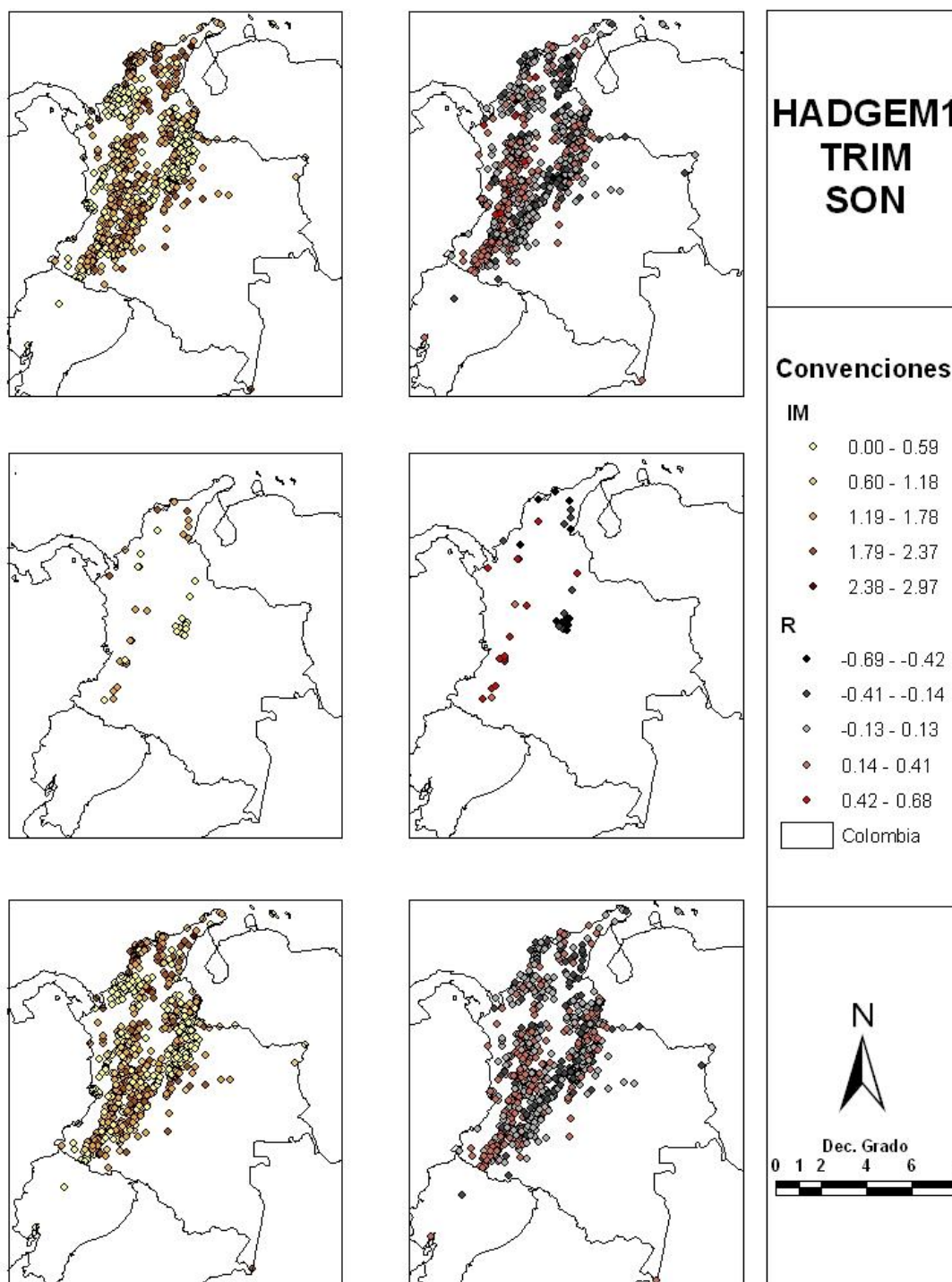


FIGURA 3-21 VALIDACIÓN PARA EL TRIMESTRE SON DEL MODELO HADGEM1. A LA DERECHA EL ANÁLISIS POR CORRELACIÓN, A LA IZQUIERDA EL ANÁLISIS POR INFORMACIÓN MUTUA, ARRIBA COMPARACIÓN ENTRE TODAS LAS ESTACIONES Y LOS PÍXELES, QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS EN MEDIO LAS SOLO COMPARACIONES ENTRE ESTACIONES Y PÍXELES QUE PASAN LAS PRUEBAS DE SMIRNOV- KOLMOGOROV Y QUE SON ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS Y ABAJO LAS COMPARACIONES QUE NO PASAN NINGUNA DE LAS DOS PRUEBAS

3.4 Selección del modelo

En la Tabla 3-2 se presentan los resultados de la validación mensual por IM y correlación. Los resultados indican que las precipitaciones históricas están mejor correlacionadas con el modelo ECHAM5 en los casos en que éstas comparaciones pasaron los dos estadísticos de prueba, y con el modelo CCSM3 para todas las métricas usadas. Las correlaciones encontradas con el modelo HADGEM1 son bastante parecidas a la magnitud del promedio de las correlaciones para el modelo CCSM3 cuando éstas pasan los estadísticos de prueba. Para el caso de los resultados de la información mutua, se encuentra un comportamiento similar al mencionado anteriormente, es decir, mayor información mutua entre las precipitaciones históricas y los modelos ECHAM5 y CCSM3.

TABLA 3-2 RESULTADOS PARA LA VALIDACIÓN MENSUAL

TODAS	IM		R		N
MODELO	Promedio	Suma	Promedio	Suma	
ECHAM5	0,8966	458,1713	0,2129	108,7762	511
CCSM3	0,93	549,602	0,3072	181,5505	591
HADGEM1	0,8893	525,5812	0,2273	134,321	591
MIROC	0,8225	486,1021	0,1323	78,1866	591
QUEDAN	IM		R		N
MODELO	Promedio	Suma	Promedio	Suma	
ECHAM5	0,9178	36,7104	0,2948	11,7906	40
CCSM3	0,8785	35,1406	0,2855	11,4181	40
HADGEM1	0,8673	34,6926	0,2767	11,066	40
MIROC	0,7541	30,1633	0,1717	6,8686	40
SALEN	IM		R		N
MODELO	Promedio	Suma	Promedio	Suma	
ECHAM5	0,8948	421,4609	0,2059	96,9857	471
CCSM3	0,9323	528,6353	0,3094	175,4537	567
HADGEM1	0,8884	503,7149	0,229	129,8613	567
MIROC	0,8238	467,087	0,1276	72,3749	567

Las Tabla 3-3 a Tabla 3-6 presentan los resultados para la validación por trimestres. Las mejores correlaciones e información mutua se presenta en los trimestre DEF y SON para el modelo ECHAM5 respectivamente cuando estas comparaciones pasan los estadísticos de prueba, aunque los promedios de correlación e información mutua son significativos (alrededor de 2.24 para IM y entre 0.3 y 0.4 para R) la cantidad de comparaciones que pasan las pruebas estadísticas es muy pequeña comparada con el total de comparaciones realizadas. Para los trimestres MAM y JJA (Tabla 3-4 y Tabla 3-5) las correlaciones son de signo negativo, lo cual nos indica una gran deficiencia de los modelos para representar la precipitación en Colombia a escala trimestral.

ESTIMACIÓN HIDROLÓGICA BAJO ESCENARIOS DE CAMBIO CLIMÁTICO

TABLA 3-3 RESULTADOS PARA LA VALIDACIÓN DEL TRIMESTRE DEF

TODAS	IM		R		N
MODELO	Promedio	Suma	Promedio	Suma	
MIROC	2,3848	133,5513	-0,0572	-3,2016	56
ECHAM5	2,4423	666,7375	0,1489	40,6399	273
CCSM3	2,3065	629,6819	0,0737	20,107	273
HADGEN	2,3007	628,0976	0,057	15,5708	273
QUEDAN	IM		R		N
MODELO	Promedio	Suma	Promedio	Suma	
MIROC	2,3316	2,3316	-0,5516	-0,5516	1
ECHAM5	2,2416	47,0746	0,4668	9,8029	21
CCSM3	2,2439	47,1211	0,4265	8,9561	21
HADGEN	2,2164	46,5453	0,4701	9,8723	21
SALEN	IM		R		N
MODELO	Promedio	Suma	Promedio	Suma	
MIROC	2,3858	131,2196	-0,0482	-2,6501	55
ECHAM5	2,459	619,6629	0,1224	30,837	252
CCSM3	2,3096	609,7252	0,0686	18,1104	264
HADGEN	2,3039	608,2222	0,0495	13,0658	264

TABLA 3-4 RESULTADOS PARA LA VALIDACIÓN DEL TRIMESTRE MAM

TODAS	IM		R		N
MODELO	Promedio	Suma	Promedio	Suma	
MIROC	2,1112	190,0054	-0,1453	-13,0737	90
ECHAM5	2,2685	465,0447	-0,1009	-20,6919	205
CCSM3	2,1327	437,2029	-0,1312	-26,8923	205
HADGEN	2,0712	424,5952	-0,0042	-0,8528	205
QUEDAN	IM		R		N
MODELO	Promedio	Suma	Promedio	Suma	
MIROC	2,0297	20,2972	-0,4455	-4,4554	10
ECHAM5	2,25	22,5003	-0,4865	-4,8651	10
CCSM3	2,1696	21,6957	-0,4364	-4,3641	10
HADGEN	2,2093	22,093	-0,3431	-3,4306	10
SALEN	IM		R		N
MODELO	Promedio	Suma	Promedio	Suma	
MIROC	2,1214	169,7082	-0,1077	-8,6183	80
ECHAM5	2,2675	444,4396	-0,0833	-16,3253	196
CCSM3	2,1296	417,4023	-0,1175	-23,0267	196
HADGEN	2,062	404,1518	0,0045	0,8743	196

ESTIMACIÓN HIDROLÓGICA BAJO ESCENARIOS DE CAMBIO CLIMÁTICO

TABLA 3-5 RESULTADOS PARA LA VALIDACIÓN DEL TRIMESTRE JJA

TODAS	IM		R		N
MODELO	Promedio	Suma	Promedio	Suma	
MIROC	1,8644	167,792	0,0808	7,2726	90
ECHAM5	1,8061	162,546	-0,055	-4,946	90
CCSM3	1,772	159,4818	-0,0433	-3,8967	90
HADGEN	1,8185	163,6686	-0,0384	-3,4564	90
QUEDAN	IM		R		N
MODELO	Promedio	Suma	Promedio	Suma	
MIROC	1,8814	7,5257	0,2163	0,8651	4
ECHAM5	1,7983	7,1932	-0,4186	-1,6744	4
CCSM3	1,6339	6,5355	-0,4531	-1,8122	4
HADGEN	1,7204	6,8816	-0,4538	-1,815	4
SALEN	IM		R		N
MODELO	Promedio	Suma	Promedio	Suma	
MIROC	1,8636	160,2663	0,0745	6,4075	86
ECHAM5	1,8064	155,3529	-0,038	-3,2716	86
CCSM3	1,7752	152,6634	-0,0303	-2,6028	86
HADGEN	1,8198	156,5041	-0,0251	-2,1597	86

TABLA 3-6 RESULTADOS PARA LA VALIDACIÓN DEL TRIMESTRE SON

TODAS	IM		R		N
MODELO	Promedio	Suma	Promedio	Suma	
MIROC	1,7686	159,1751	0,0122	1,0968	90
ECHAM5	2,0008	362,1509	0,1214	21,9726	181
CCSM3	1,9107	345,8439	0,0247	4,4628	181
HADGEN	1,9013	344,143	0,0522	9,4572	181
QUEDAN	IM		R		N
MODELO	Promedio	Suma	Promedio	Suma	
MIROC	1,9156	7,6624	0,0204	0,0816	4
ECHAM5	2,0458	24,5493	0,3788	4,5454	12
CCSM3	1,9791	23,7496	0,3604	4,3246	12
HADGEN	2,0014	24,0163	0,3606	4,3271	12
SALEN	IM		R		N
MODELO	Promedio	Suma	Promedio	Suma	
MIROC	1,7618	151,5127	0,0118	1,0152	86
ECHAM5	1,9976	337,6016	0,1031	17,4271	169
CCSM3	1,9174	324,0416	0,0128	2,168	169
HADGEN	1,9061	322,1321	0,0443	7,4802	169

Teniendo en cuenta los resultados presentados anteriormente se seleccionan los modelos CCSM3 y ECHAM5 para continuar con el análisis y la construcción de las curvas IDF, los cuales se presentan en el Capítulo 4.