

VERIFICACIÓN DEL MODELO WRF QUE OPERA IDEAM

Ruiz, J.F¹, Arango, C¹, Kilpinen, J²
¹ IDEAM, ² FMI

RESUMEN

Se presentan los resultados de la verificación del modelo WRF para Colombia operado por el IDEAM para los meses de Agosto, Septiembre, Octubre y Noviembre. El análisis buscó establecer las diferencias entre los días de pronóstico, los modelos utilizados (modelo de las 00z, 06z, 12z y 18z) para diferentes ciudades del país. Las variables estudiadas fueron precipitación (en términos de lluvia – no lluvia solamente), temperatura máxima y temperatura mínima. Los resultados muestran que, en general, no hay mucha variación en los estadísticos entre los días de pronóstico y los modelos corridos. También se pudo establecer que las ciudades que mejor pronostica, la lluvia, el modelo WRF son Quibdó, Providencia, Puerto Carreño, San Andrés y Rionegro; mientras que por el contrario, al modelo le falta habilidad en lugares como Riohacha, Cali, Valledupar, e Ibagué. Por su parte, las ciudades con mayor error en el pronóstico de la temperatura máxima fueron Pasto y Valledupar; y las ciudades con mayor error en la temperatura mínima son especialmente Santa Marta, Bucaramanga, Pasto y Cúcuta.

Palabras clave: verificación, WRF, Colombia, Precipitación, Temperatura máxima, Temperatura mínima.

1. INTRODUCCIÓN

En los últimos años, el modelo WRF (Weather Research and Forecasting) ha sido utilizado como una de las herramientas principales a través del cual IDEAM (Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales) pronostica diferentes tipos de fenómenos meteorológicos. La verificación de los pronósticos del modelo es importante en sí misma, pero la complejidad topográfica de Colombia que influye en el comportamiento de las diferentes variables meteorológicas hace aún más importante e imperiosa la verificación del modelo para mejorar los pronósticos que el WRF genera para las ciudades de Colombia.

La verificación de los pronósticos es el proceso de determinar la calidad de los mismos y es una parte esencial del sistema de pronóstico. Producir pronósticos sin verificarlos sistemáticamente es admitir implícitamente que la calidad de los pronósticos es una prioridad baja. La verificación proporciona un método para elegir entre los procedimientos de pronóstico y medir las mejoras. También puede identificar las fortalezas y debilidades de los meteorólogos y de los modelos de pronóstico, formando así un elemento crucial en cualquier programa sistemático de mejora pronóstico (Brooks & Doswell, 1996).

Los meteorólogos han dedicado considerable atención a la verificación en términos, tanto de desarrollo de métodos de verificación, así como la aplicación de dichos métodos en contextos operacionales y experimentales (Murphy & Winkler, 1987), centrando su atención en la calidad de los pronósticos en el sentido de la fiabilidad que los modelos guardan con las observaciones; sin embargo, el significado epistemológico de “un buen pronóstico” puede

llevar a diferentes interpretaciones según sea usado por modeladores, pronosticadores, o usuarios. Murphy (1993) define tres interpretaciones distintas de un “buen pronóstico”: (a) un pronóstico puede ser bueno si a criterio del pronosticador corresponde con un buen pronóstico según su conocimiento base (teniendo en cuenta la física de la atmósfera); (b) un pronóstico puede ser bueno si las condiciones pronosticadas son muy parecidas a las condiciones observadas; (c) un pronóstico puede ser bueno si, al ser empleado por uno o más usuarios en la toma de decisiones, da como resultado un beneficio económico o de otro tipo. En este sentido, Murphy también denota la importancia de tres conceptos dentro de la verificación: **La consistencia**, que hace referencia a la correspondencia entre el pronóstico y las leyes de la física de la atmósfera (a criterio del pronosticador); **la calidad**, que hace referencia a la correspondencia entre el pronóstico y las observaciones; **el valor**, que tiene el pronóstico al generar beneficios económicos para los usuarios.

Teniendo en cuenta lo anterior, las actividades de verificación son útiles solo si llevan a tomar decisiones con respecto al producto que está siendo verificado. En otras palabras, es importante analizar los resultados de la verificación y tomar una decisión con base en éstos resultados. Los propósitos de la verificación pueden ser clasificados en dos tipos generales:

Verificación administrativa: Para apoyar las decisiones sobre la administración de los servicios de previsión del tiempo, por ejemplo para justificar un nuevo equipo. Verificación administrativa usualmente significa calcular estadísticas de verificación con muestras de datos de gran tamaño.

Verificación científica: Para dirigir investigación en nuevos o mejorados productos, Esto puede implicar muestras de datos grandes o pequeños dependiendo de la finalidad, y por lo general implica el análisis estadístico más exploratorio que el de la verificación administrativa.

El presente trabajo presenta una verificación del modelo WRF implementado en el IDEAM para Colombia, dicha verificación se realiza bajo el marco del convenio con el Instituto Meteorológico de Finlandia (FMI por sus siglas en inglés) y está en constante mejora; por lo tanto, las metodologías y resultados que se presentan son susceptibles de los cambios que la investigación en verificación a nivel mundial ameriten.

2. ASPECTOS METODOLÓGICOS

2.1 ÁREA DE ESTUDIO:

El área de estudio para la simulación con el modelo WRF es un Dominio centrado en Colombia con 25 km de resolución que incluye las islas de San Andrés y Providencia, se extiende desde los 8°30'S hasta los 18°30' N y desde los 58°54'W hasta los 86°07'W. Además de Colombia, el dominio también incluye los países de Venezuela, Ecuador, Panamá, Costa Rica, Nicaragua, y parte de Brasil y Perú; así como una gran parte del Mar Caribe y el Océano Pacífico. (Véase Fig. 2.1)

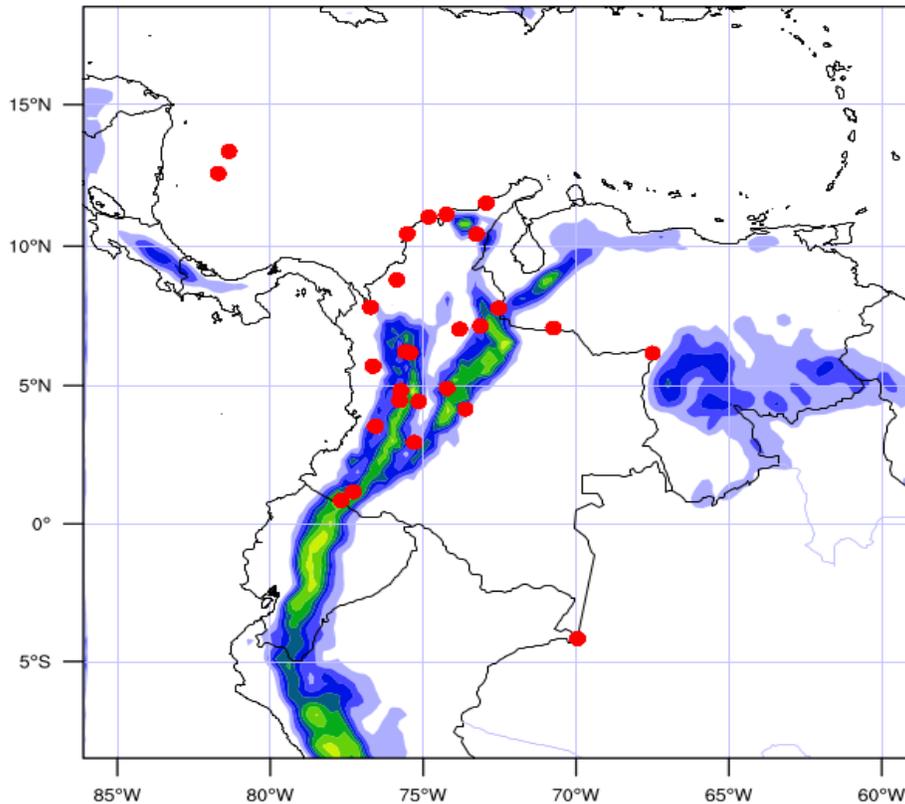


Figura 2.1. Área de estudio con estaciones a analizar

2.2 DATOS UTILIZADOS:

Para la verificación del modelo WRF se utilizaron 27 estaciones del IDEAM de los principales aeropuertos del país, la ubicación de dichas estaciones se muestra en los puntos rojos de la Fig. 2.1. Para el análisis se emplearon datos diarios de las variables precipitación, temperatura mínima y temperatura máxima. Vale la pena mencionar que del modelo se extrajeron estas variables al punto más cercano de cada estación.

2.2 METODOLOGÍA:

Para la verificación del modelo WRF Se utilizan de manera independiente los datos de las 4 corridas diarias del modelo, es decir, la corrida que se realiza a las 00z (7pm HLC), la de las 06Z (1 am HLC), 12Z (7am HLC), 18Z (1pm HLC); Cada corrida genera 6 días de pronóstico. La información de dicho pronóstico se publica diariamente en 4 boletines (uno para cada corrida) en la página de modelos del IDEAM, este boletín contiene la información de las variables meteorológicas precipitación cada 6 horas (madrugada, mañana, tarde, noche), Temperatura máxima y Temperatura mínima. Con el fin de obtener un dato diario de precipitación y ser comparable con las observaciones, se sumaron los valores de la precipitación de la mañana, tarde, noche y madrugada del siguiente día de pronóstico.

Una vez se ordenó la información de los boletines por ciudades y por hora de corrida, teniendo la precipitación diaria, y asegurándose de que los datos del modelo podían ser comparados con los de las observaciones, se procedió a realizar la verificación.

2.2.1 VERIFICACIÓN DE LA PRECIPITACIÓN:

Como se mencionó anteriormente, la precipitación es una variable categórica, por lo tanto, en este trabajo se evaluó la ocurrencia o no ocurrencia de la misma. Para ello se utilizó una tabla de contingencia tipo 2x2.

El termino tabla de contingencia fue utilizado por primera vez por el estadístico Karl Pearson en 1904 y es esencialmente un sistema de visualización utilizado para analizar y registrar la relación entre dos o más variables categóricas. Es el equivalente categórico de la gráfica de dispersión utilizado para analizar la relación entre dos variables continuas.

		Observed		
		Yes	No	
Forecast	Yes	a	b	a + b
	No	c	d	c + d
		a + c	b + d	n = a + b + c + d

Marginal totals for observations

Marginal totals for forecasts

Sample size

Figura 2.2. Tabla de contingencia 2x2. Tomado de Wilks (2006)

En la Fig. 2.2 se muestra una típica tabla de contingencia 2x2, en ésta tabla las letras representan:

a = Número de veces que se pronosticó el fenómeno y éste ocurrió. Esta letra generalmente denota “Hits”

b = Número de veces que se pronosticó el evento pero éste no ocurrió. Esta llamado también “False alarms”

c = Número de veces que no se pronosticó el evento y éste si ocurrió. Denotado también por “misses”

d = Número de veces que no se pronosticó el evento y éste tampoco ocurrió. Denotado por “Correct non-events”

La tabla también incluye el cálculo de los “marginal totals” tanto para las observaciones como

para el pronóstico. El valor en la esquina inferior derecha es el tamaño total de la muestra de verificación y debe ser igual a la suma de las cuatro cajas en la tabla.

A partir de la tabla de contingencia es posible encontrar varios estadísticos para el análisis del pronóstico de precipitación:

BIAS (B): El Bias o Bias de frecuencia compara el número de veces que un evento fue pronosticado con el número de veces que un evento fue observado:

$B = (\text{total eventos pronosticados}) / (\text{total eventos observados})$, es decir:

$$B = (a+b)/(a+c)$$

si $B=1$ el evento fue pronosticado el mismo numero de veces que fue observado

si $B>1$ el evento fue pronosticado mas veces de lo que fue observado

si $B<1$ el evento fue pronosticado menos veces de lo que fue observado

PROPORTION CORRECT O PERCENT CORRECT (PC):

El PC es el porcentaje de pronósticos que han acertado:

$PC = (\text{eventos pronosticados correctamente}) / (\text{número total de eventos})$

$$PC = (a+d)/n$$

El PC varia desde cero (0) cuando ningún evento es pronosticado, hasta uno (1) cuando todos los eventos son pronosticados.

HIT RATE(H) O PROBABILITY OF DETECTION (POD):

El Hit Rate es la fracción de eventos observados que son pronosticados correctamente:

$H = \text{POD} = (\text{número de eventos pronosticados correctamente}) / (\text{número total de eventos observados})$

$$H = a/(a+c)$$

El H varia desde cero (0) para un mal pronóstico de eventos observados, hasta uno (1) para un excelente pronóstico de los eventos observados.

FALSE ALARM RATIO (FAR):

El FAR es la fracción de eventos pronosticados y que no ocurrieron:

$\text{FAR} = (\text{Falsas alarmas}) / (\text{numero de pronósticos del evento})$

$$\text{FAR} = b/(a+b)$$

FAR varía desde cero (0) para un buen pronóstico, hasta uno (1) para un mal pronóstico.

Es importante establecer la relación entre el percent correct, el hit rate y el false alarma ratio, ya que éstos estadísticos son complementarios entre sí, pues el percent correct solo indica cuando el modelo esta acorde con las observaciones (ya sea en casos de lluvia o no lluvia), mientras que el hit rate indica los eventos que se predijeron como lluvia y que fueron pronosticados correctamente; a su vez, el False alarm ratio indica cuando se se obtuvo un

mal pronóstico después de haber predicho lluvia.

THREAT SCORE (TS) O CRITICAL SUCCESS INDEX (CSI):

El TS combina el Hit Rate y el False Alarm Ratio en un solo estadístico para eventos que tienen poca frecuencia:

$$TS = (\text{hits}) / (\text{hits} + \text{falsas alarmas} + \text{misses})$$

$$TS = CSI = a/(a+b+c)$$

Threat Score varía desde (0) para un mal pronóstico, hasta uno (1) para un buen pronóstico.

2.2.2 VERIFICACIÓN DE LA TEMPERATURA MÁXIMA Y MÍNIMA:

Tanto la temperatura mínima como la temperatura máxima son variables continuas. En ese sentido, los estadísticos utilizados para verificar éstas variables son:

Mean Absolute Error (MAE): El error absoluto medio (MAE) es el promedio del valor absoluto de la diferencia entre el pronóstico (f_n) y la observación (o_n), donde N es el número total de comparaciones pronosticadas. Es error absoluto porque tiene en cuenta tanto errores positivos como negativos.

$$MAE = (\text{SUM } |y_k - o_k|) / n$$

Square Root of the Mean Squared Error (RMSE): El error cuadrático medio es la raíz cuadrada del promedio del cuadrado de las diferencias ajustadas individuales entre el pronóstico (f_n) y la observación (o_n), donde N es el número total de comparaciones pronosticadas. La medida del error total, RMSE incluye los componentes sistemáticos y al azar, los cuales se pueden separar usando medidas para el error sistemático y el error al azar, tales como error de sesgo y desviación de estándar.

$$RMSE = [(\text{SUM } (y_k - o_k)^2) / n]^{(1/2)}$$

Mean Error (ME) o BIAS ERROR (BE): El error de sesgo es el promedio de la diferencia entre el pronóstico (f_n) y la observación (o_n), donde N es el número total de pronósticos comparados. Debido a que BE carece del término en valor absoluto o al cuadrado, se permite la cancelación de errores individuales positivos y negativos, poniendo en evidencia solamente el exceso, es decir el error sistemático.

$$ME = [\text{SUM } (y_k - o_k)] / n$$

3. RESULTADOS

El análisis se realizó para los meses de agosto, septiembre, octubre y noviembre de 2013. Cada estadístico utilizado se analizó en tres aspectos principalmente: en primer lugar se analizó las diferencias entre las 4 corridas diarias del modelo (00Z, 06Z, 12Z y 18Z), en segundo lugar se observaron las diferencias entre cada día de pronóstico que, como se dijo anteriormente, son seis días; finalmente, se comparan también los resultados entre las estaciones con el ánimo de ver para qué ciudades el modelo WRF hace mejores pronósticos.

3.1 Precipitación

3.1.1 Precipitación Agosto

Percent correct. En la Fig. 3.1 se muestra el comportamiento del Percent Correct para el primer día de pronóstico. En el eje Y están los valores del estadístico, mientras que en el eje X están las estaciones. Los colores representan las corridas diarias. En general, el comportamiento a través de los días de pronóstico es muy similar (razón por la cual no se muestran todas las gráficas); sin embargo, como se ve en la Fig. 3.2, el sexto día de pronóstico mejora en algunas ciudades el percent correct con relación al primer día de pronóstico, por ejemplo en Quibdó o Bucaramanga. Por otro lado, con relación a las diferencias entre los 4 modelos corridos las diferencias son pocas y ninguna presenta un mejor percent correct que las demás salvo contadas excepciones en algunos días de pronóstico como Medellín, Ipiales, y Leticia en el sexto día de pronóstico. En cuanto a las ciudades, las que presentaron un mejor Percent Correct fueron Providencia, Puerto Carreño, Quibdó y Neiva, mientras que las que presentaron un menor Percent Correct fueron Riohacha, Cali y Montería.

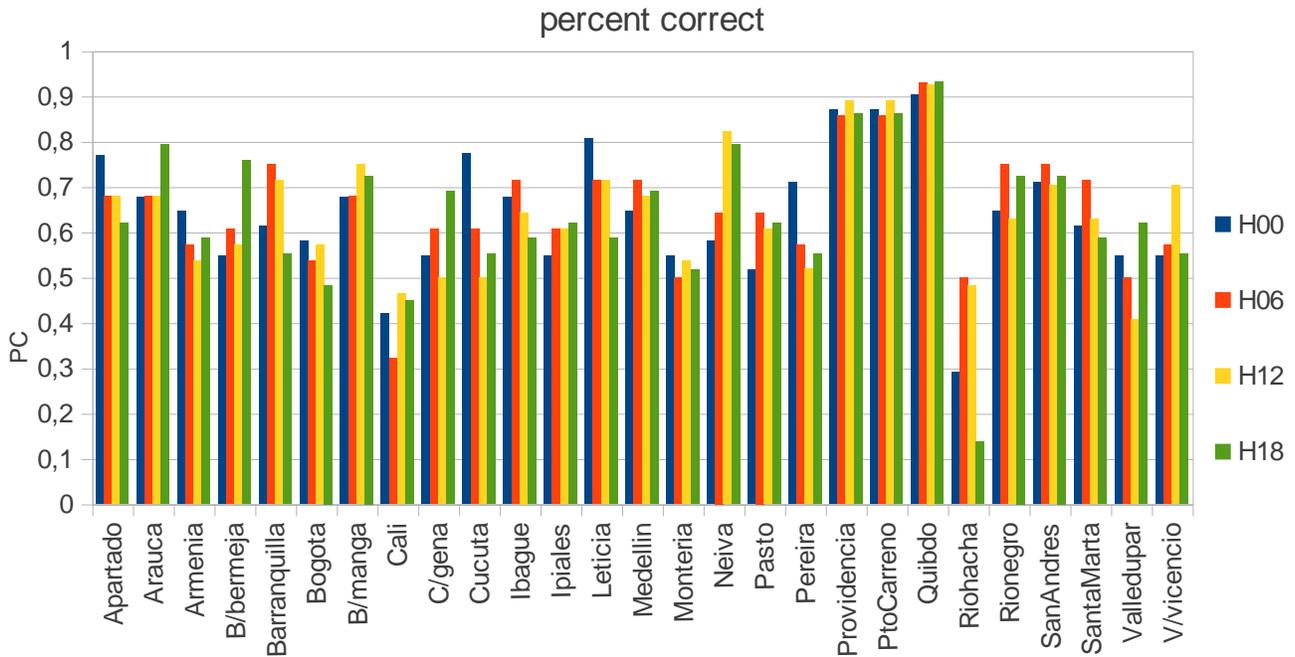


Figura 3.1 Percent correct para el primer día de pronóstico del mes de agosto.

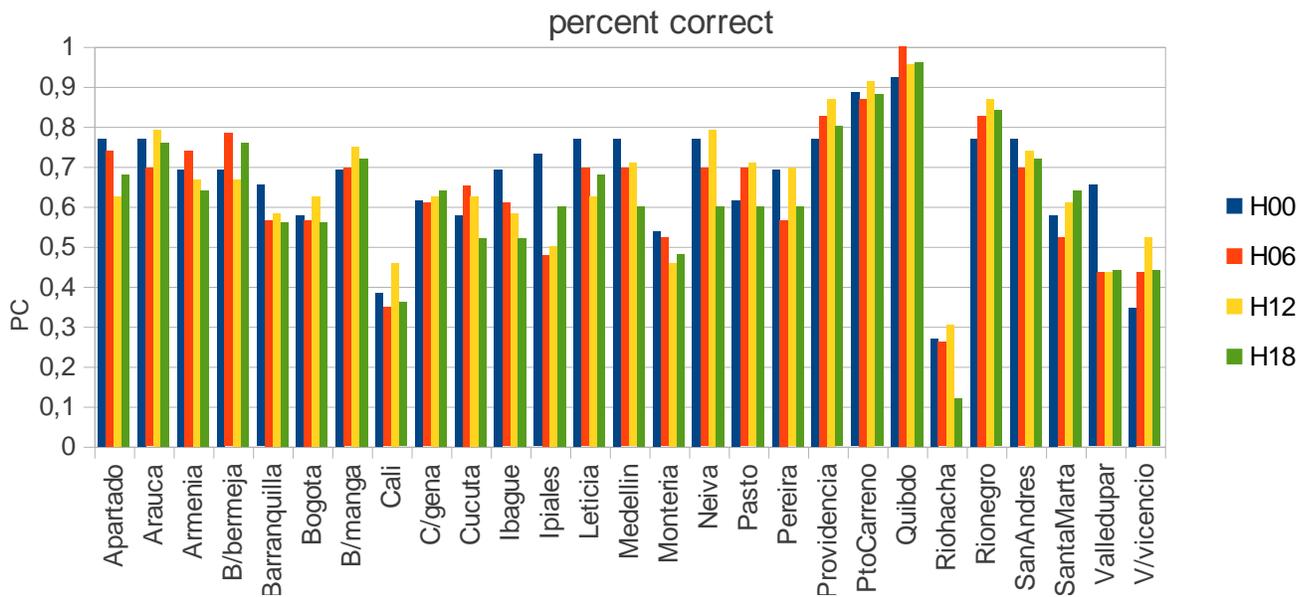


Figura 3.2 Percent correct para el sexto día de pronóstico del mes de agosto.

Hit rate: La estructura del gráfico para hit rate es muy similar a la del percent correct y, al igual que éste, su valor no varió mucho entre los días de pronóstico y los modelos corridos (Figura 3.3), aunque se observó una ligera mejoría en el día 4 de pronóstico sobre todo para el modelo de las 06Z (Véase Fig. 3.4). Las ciudades con mejor hit rate fueron Providencia, Puerto Carreño, Quibdó, San Andrés, Apartado, Bucaramanga y Cali; mientras que las

ciudades que presentaron un valor bajo de hit rate fueron Cúcuta, Ibagué, Montería, Valledupar y Pasto.

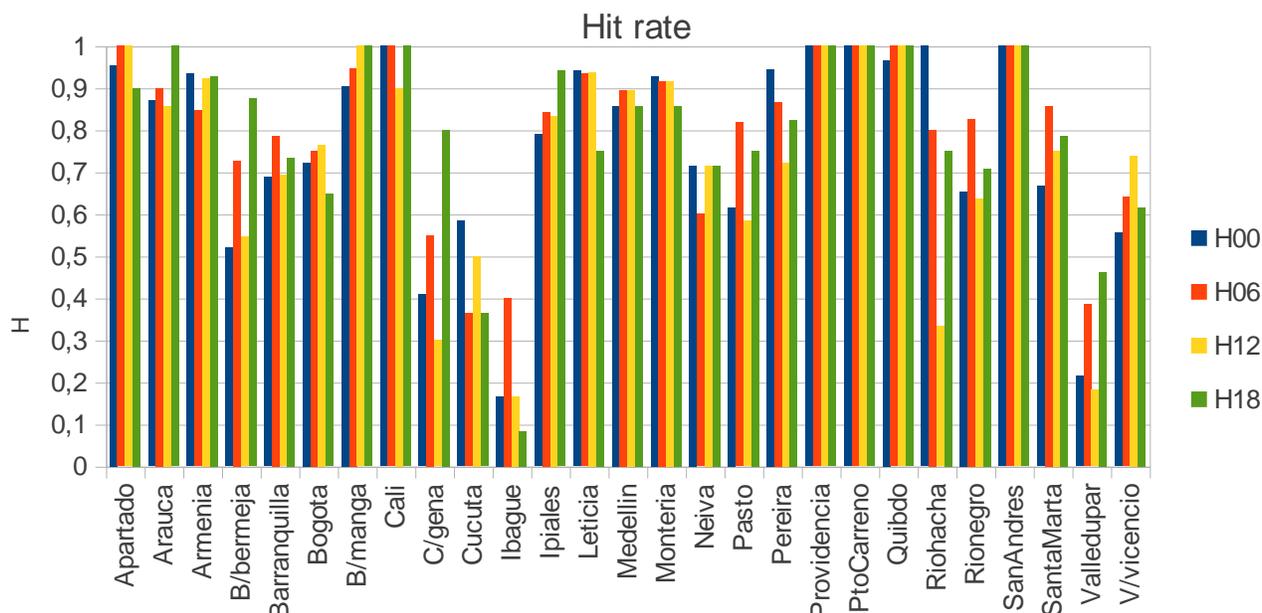


Figura 3.3 Hit rate para el primer día de pronóstico del mes de agosto.

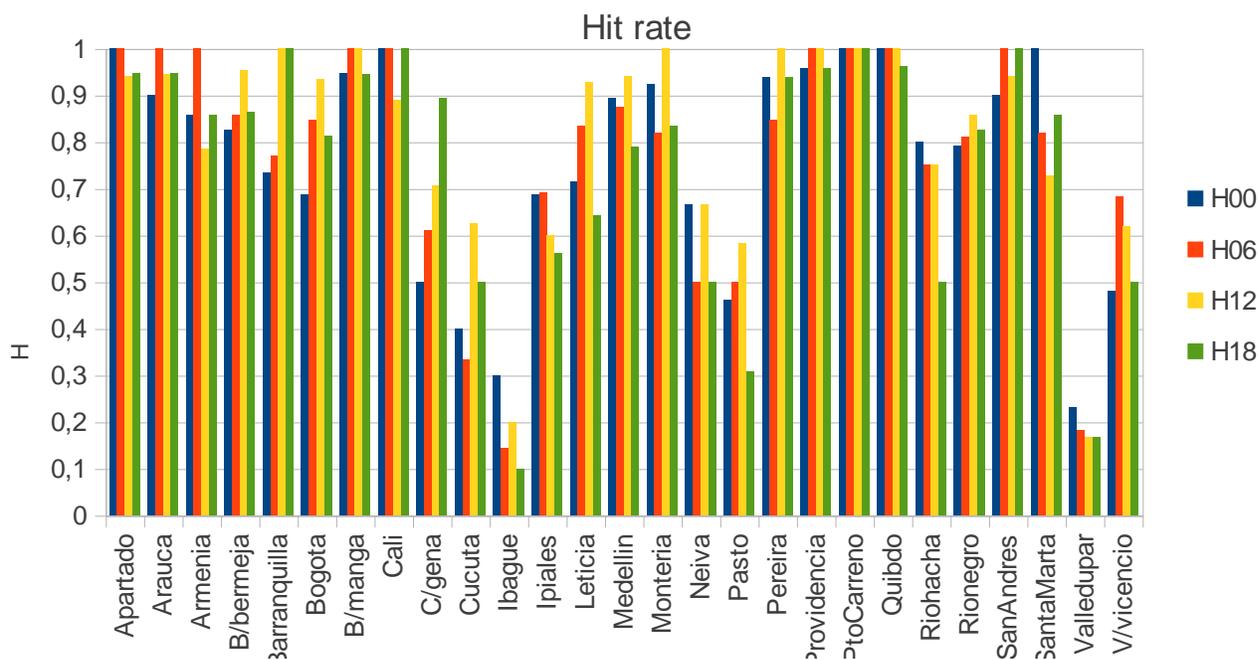


Figura 3.4 Hit rate para el cuarto día de pronóstico del mes de agosto.

False alarm ratio: En general, el valor del FAR estuvo por debajo 0,5 lo que indica que el modelo genera pocas falsas alarmas (se pronostica lluvia pero no llueve). El comportamiento entre días y modelos de pronóstico es muy homogéneo. Las ciudades con FAR mas alto (mal pronóstico) son Riohacha, Cali, Cúcuta y Valledupar; mientras que las ciudades con FAR más

bajo son Providencia, Puerto Carreño, Quibdó y Rionegro .

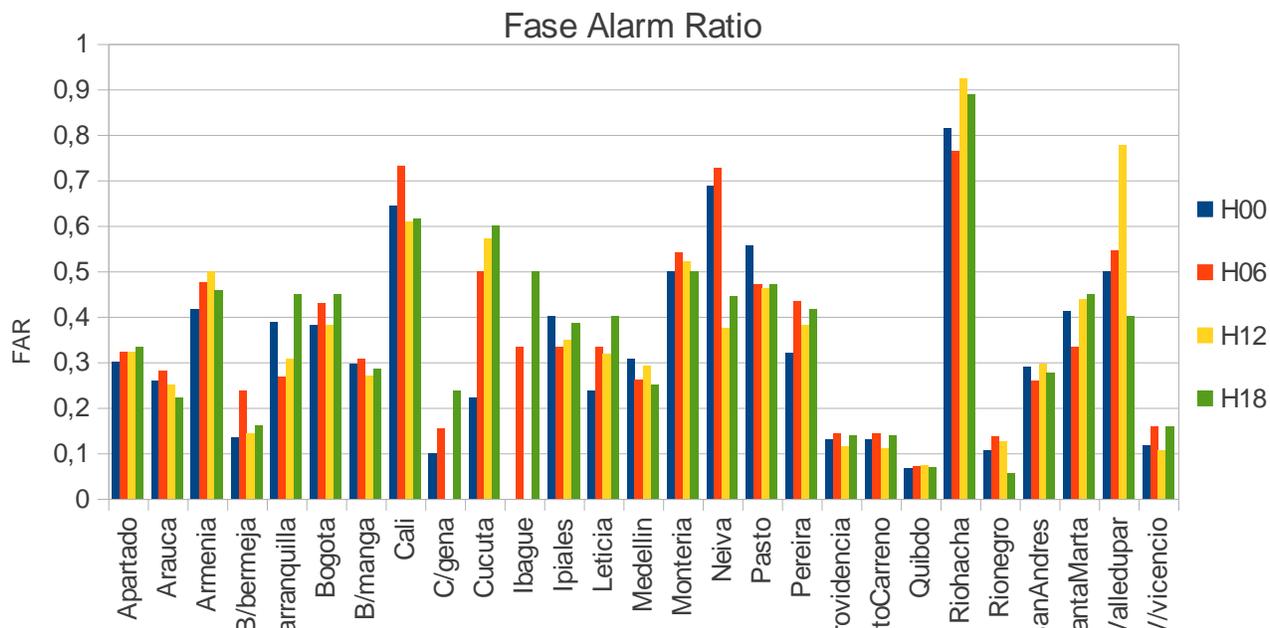


Figura 3.5 False alarm ratio para el primer día de pronóstico del mes de agosto.

Como se mencionó anteriormente es importante establecer la relación entre los estadísticos percent correct, hit rate y false alarm ratio; es de esperarse que una estación con un hit rate alto tenga un false alarm ratio bajo y fue lo que ocurrió en este mes. En este marco, los mejores pronósticos se dieron en Quibdó, Providencia y Puerto Carreño que presentaron un alto percent corret y hit rate y un bajo false alarm ratio; mientras que los peores pronósticos se dieron principalmente en Cali, Riohacha.

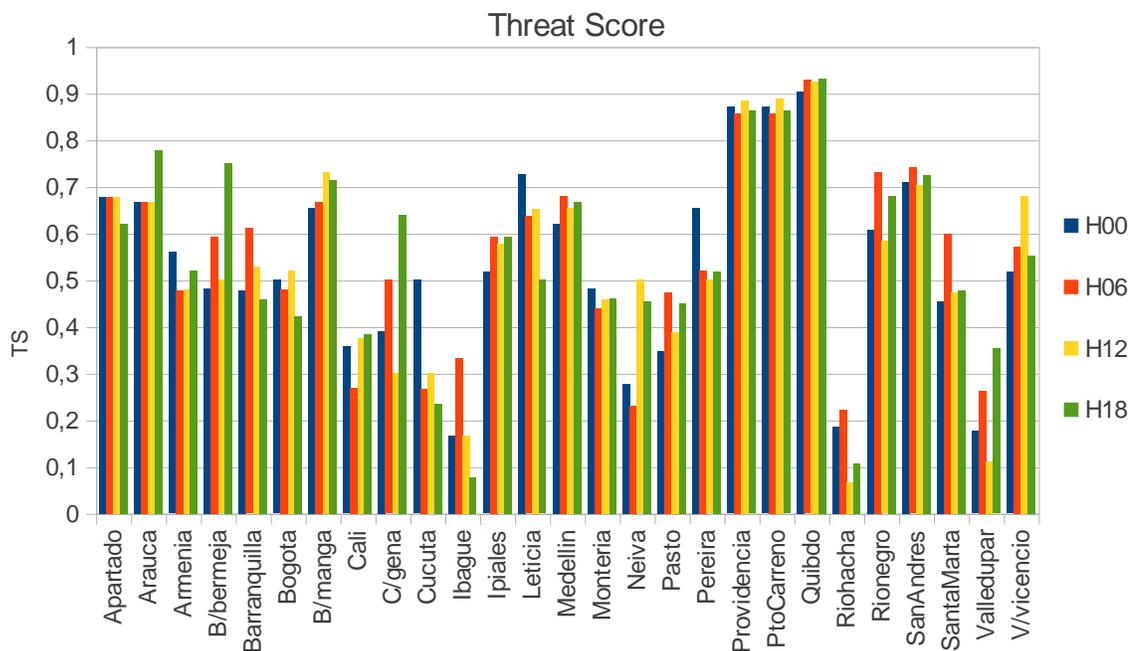


Figura 3.5 Threat score para el primer día de pronóstico del mes de agosto.

Threat Score (TS): El threat score es una combinación entre el hit rate y el false alarm ratio, por lo tanto es lógico que vuelva a mostrar los buenos pronósticos generados en las ciudades de Providencia, Puerto Carreño, Quibdó, e incluso Rionegro con valores de TS que estuvieron por encima de 0,8 para todos los días de pronóstico. Los malos pronósticos estuvieron en las ciudades Ibagué y Riohacha con valores por debajo de 0,2. En general el comportamiento entre los días de pronóstico y las horas de corrida es muy homogéneo y sigue el patrón de la Fig. 3.6.

Bias: En general, el Bias es mayor que 1, indicando que los días que el modelo predijo precipitación fueron más que los días de precipitación observada (sobrepredicados). Cali y Riohacha fueron las ciudades que más sobrepredicaron los días de precipitación, mientras que Ibagué fue a ciudad que subestimó los días de precipitación. El comportamiento del Bias es muy similar a través de los días y las horas. (Véase Fig. 3.6)

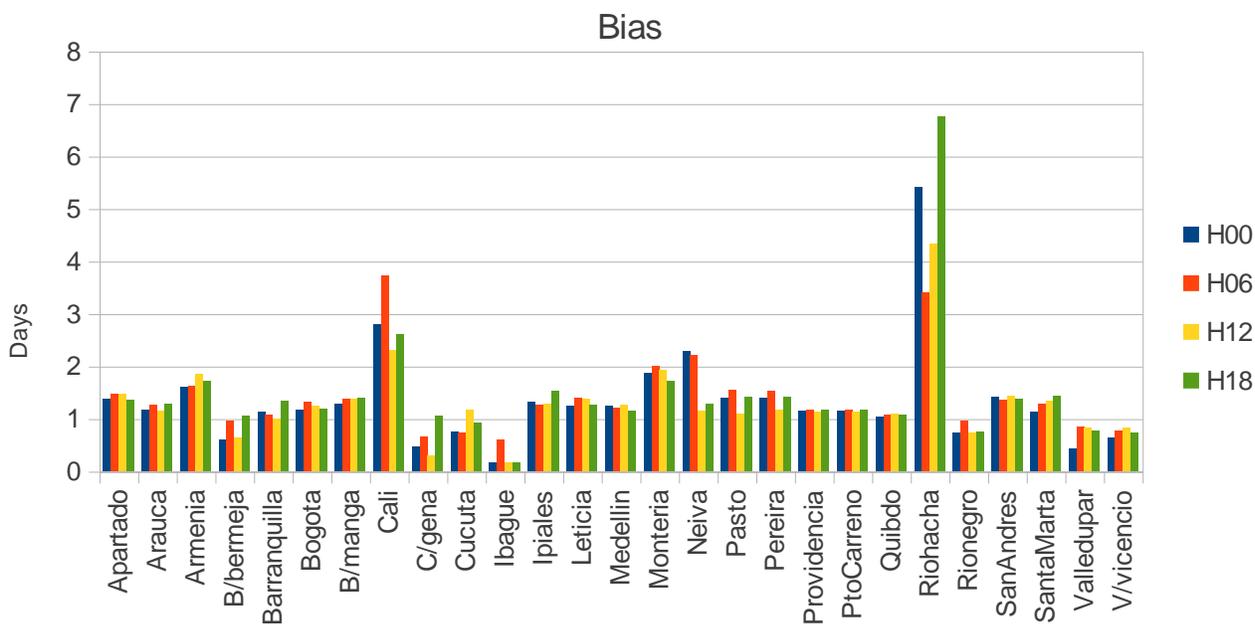


Figura 3.6 Bias para el primer día de pronóstico del mes de agosto

3.1.2 Precipitación Septiembre

Percent correct: en general, al igual que sucede con el mes de agosto, la variación en el valor del percent correct a través de los días de pronóstico (en la Figura 3.7 se muestra el segundo día), si embargo, en este mes se nota una leve mejoría en el pronóstico hecho por el modelo de las 00z. Las ciudades con mejor percent correct fueron Quibdó, Rionegro, Pereira; mientras que la ciudad con menor percent correct fue Cali. Con relación a agosto, se observa que, en general, los valores de percent correct son un poco más altos, lo que indica que hay una leve mejora en el pronóstico.

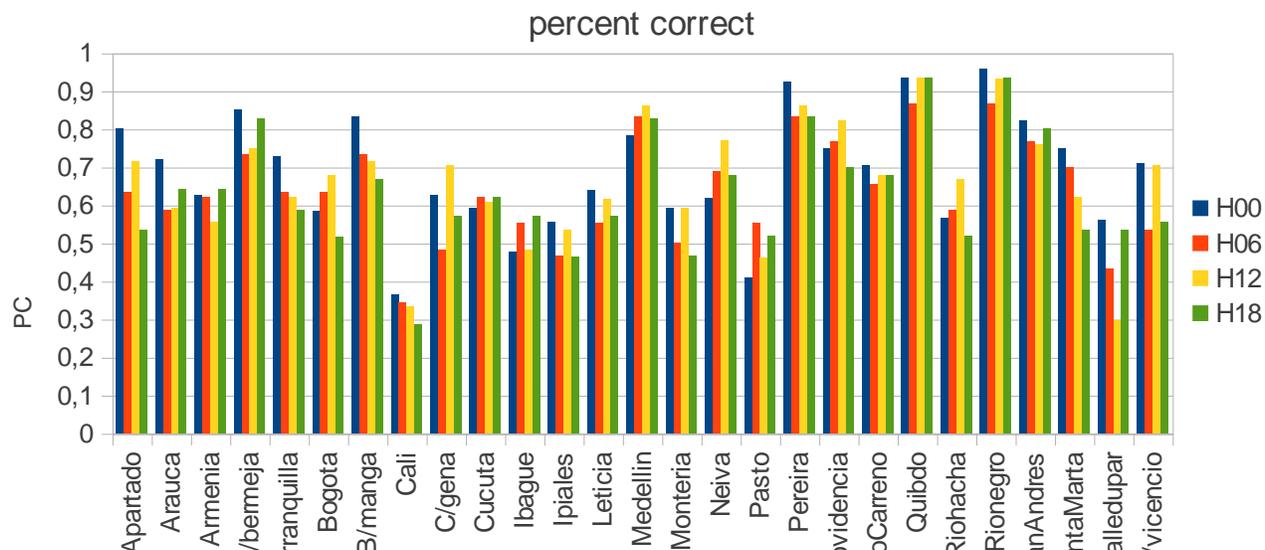


Figura 3.7 Percent correct para el segundo día de pronóstico del mes de septiembre.

Hit rate: Al igual que con el percent correct, los valores del hit rate son un poco más altos en septiembre que en agosto. Las ciudades con hit rate mas alto (muchas alcanzando un valor de 1 que expresa un pronóstico perfecto para cuando se presenta lluvia) fueron Barranquilla, Bucaramanga, Puerto Carreño, Apartado y Cali ; mientras que las ciudades con hit rate más bajo fueron de nuevo Ibagué y Valledupar. Es importante destacar que el valor del hit rate para el sexto día (Véase Fig. 3.8) fue levemente mejor en comparación con el primer día de pronóstico (Véase Fig. 3.9)

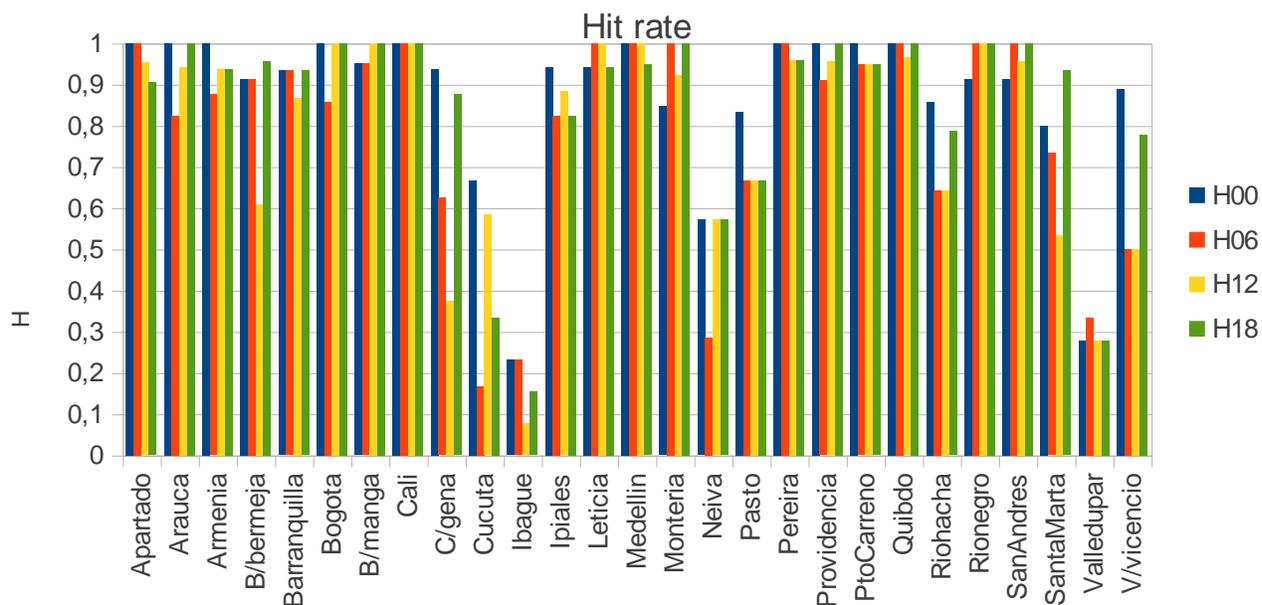


Figura 3.8 Hit rate para el primer día de pronóstico del mes de septiembre.

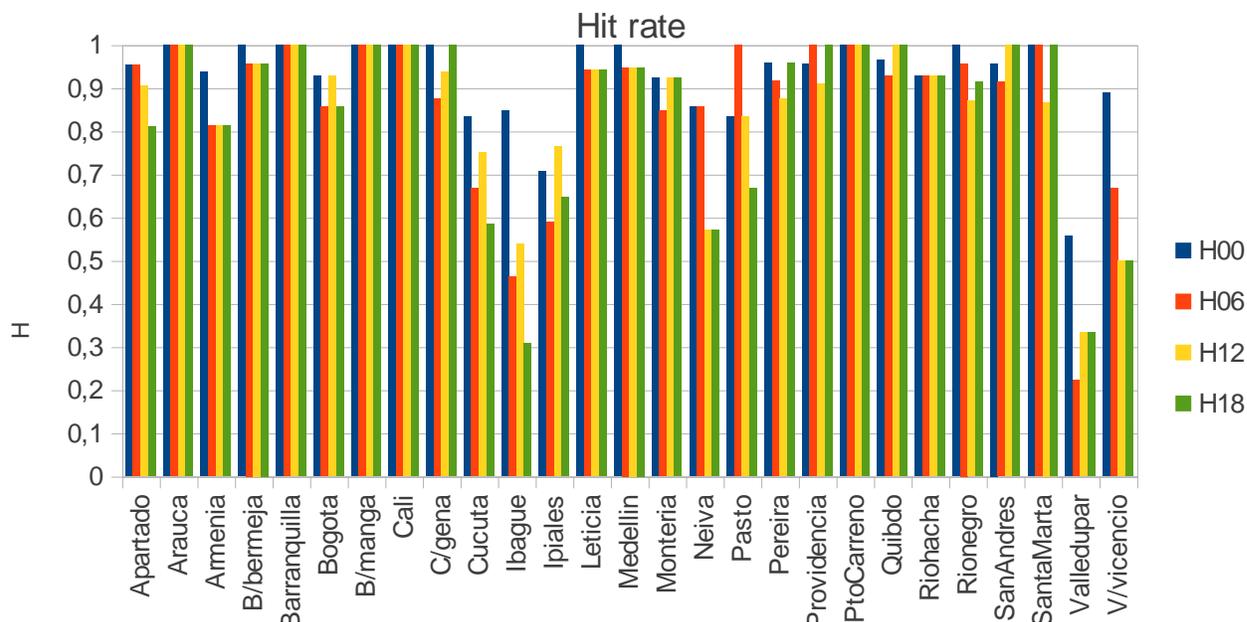


Figura 3.9 Hit rate para el sexto día de pronóstico del mes de septiembre.

False alarm ratio: Como era de esperarse, al mejorar los valores de hit rate los valores de false alarm ratio disminuyen, esto se evidencia por ejemplo en ciudades como Riohacha o Cali que, aunque siguen teniendo un false alarm alto, presentan valores más bajos que el mes anterior. Otras ciudades que también tienen FAR alto para este mes son Pasto y Neiva. por otro lado, las ciudades con FAR más bajo (mejores pronósticos) fueron Pereira, Quibdó y Rionegro, al igual que Barrancabermeja y Medellín para ciertos días de pronóstico. En general, el comportamiento entre los días y los modelos de pronóstico es muy homogéneo y sigue un patrón cercano al de la Fig. 3.10.

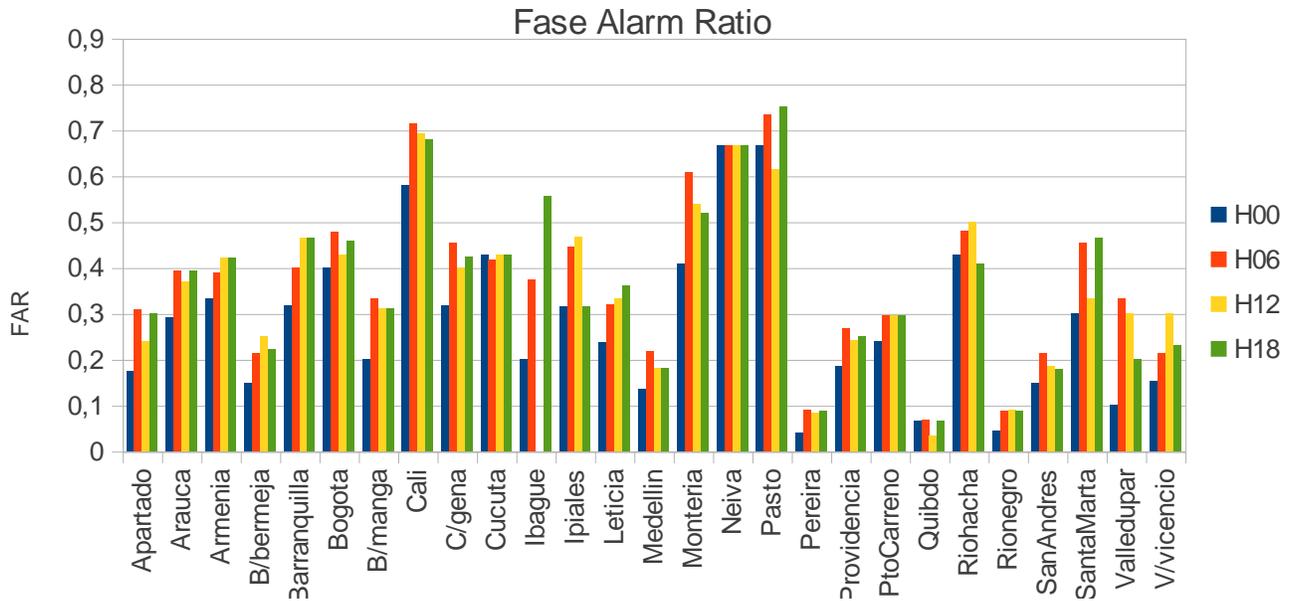


Figura 3.10 False alarm ratio para el cuarto día de pronóstico del mes de septiembre.

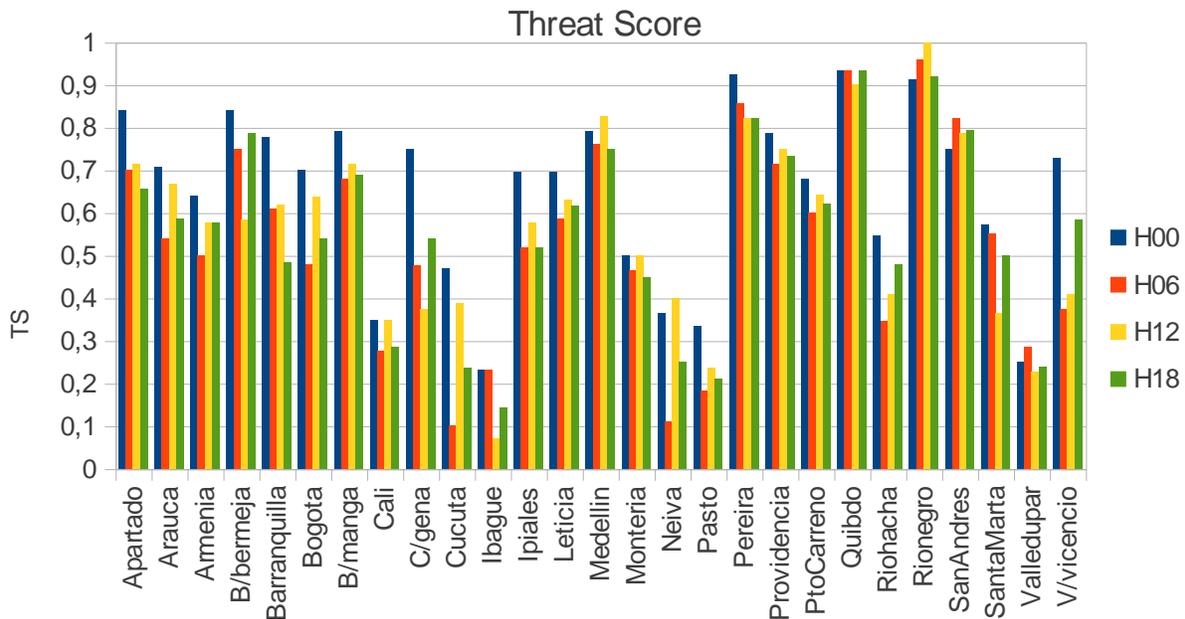


Figura 3.11 Threat Score para el primer día de pronóstico del mes de septiembre.

Threat Score: Este estadístico muestra de nuevo los buenos pronósticos para ciudades como Providencia, Quibdó, Rionegro y San Andrés y los malos pronósticos obtenidos para las ciudades de Cali, Ibagué, y Valledupar. En general, el comportamiento entre los días de pronóstico es muy similar, al igual que entre las horas de corrida a excepción de la hora 00z que vuelve a mostrar (como ya lo había hecho con el percent correct un valor levemente mejor con respecto a las otras corridas (recordemos que un TS cercano a uno es un buen

pronóstico) (Ver Figura 3.11)

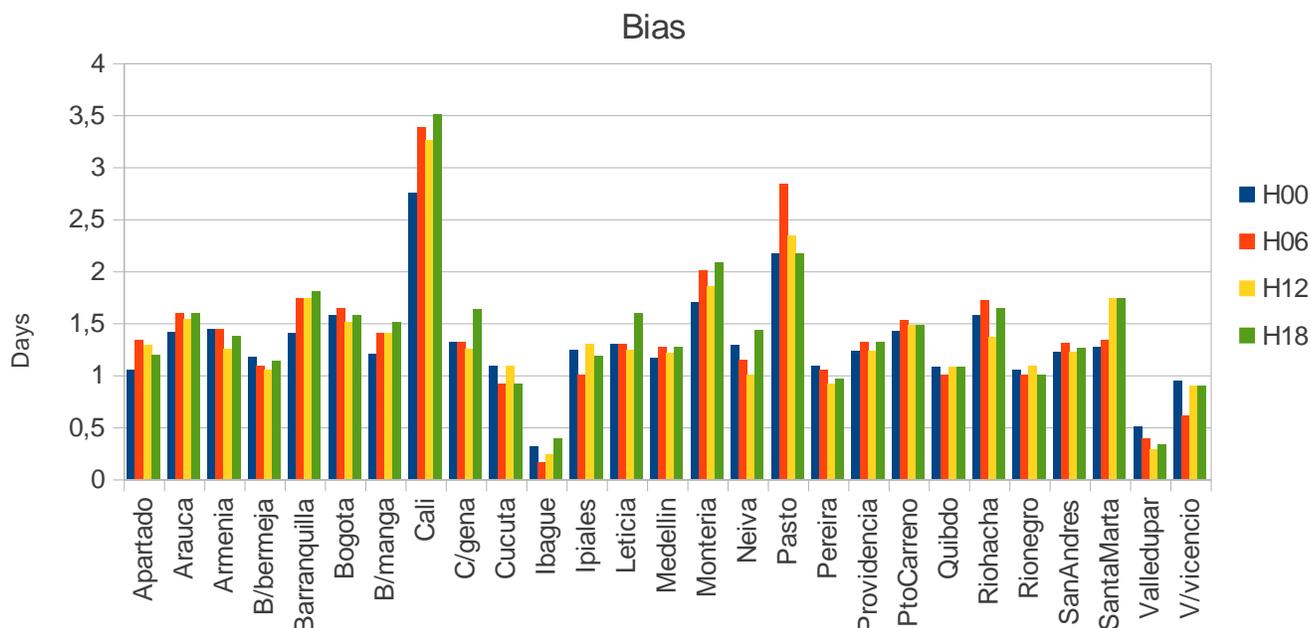


Figura 3.12 Bias para el segundo día de pronóstico del mes de septiembre.

Bias: Una vez más, el Bias es mayor que 1 presentándose una sobrestimación por parte del modelo de los días con precipitación. Las ciudades con mayor sobrestimación son Cali y Pasto, mientras que Ibagué y Valledupar fueron las ciudades que subestimaron los días con precipitación. En general el comportamiento del Bias para septiembre es muy similar en los días de pronóstico, y es como se muestra en la Fig. 3.12, vale la pena mencionar que el Bias para septiembre fue menor que para el mes anterior, lo cual está acorde con los valores de Hit rate y False alarm ratio.

3.1.3 Precipitación Octubre

Percent correct: Los valores de éste estadístico estuvieron similares a los del mes anterior. En general, los valores entre los días y los modelos de corrida no variaron mucho (ver Figura 3.13). Una vez más, la ciudad con el mejor pronóstico en términos de PC fue Quibdó, también San Andrés y Medellín presentaron buen comportamiento. Por su parte Arauca, Ipiales y Riohacha tuvieron el PC más bajo.

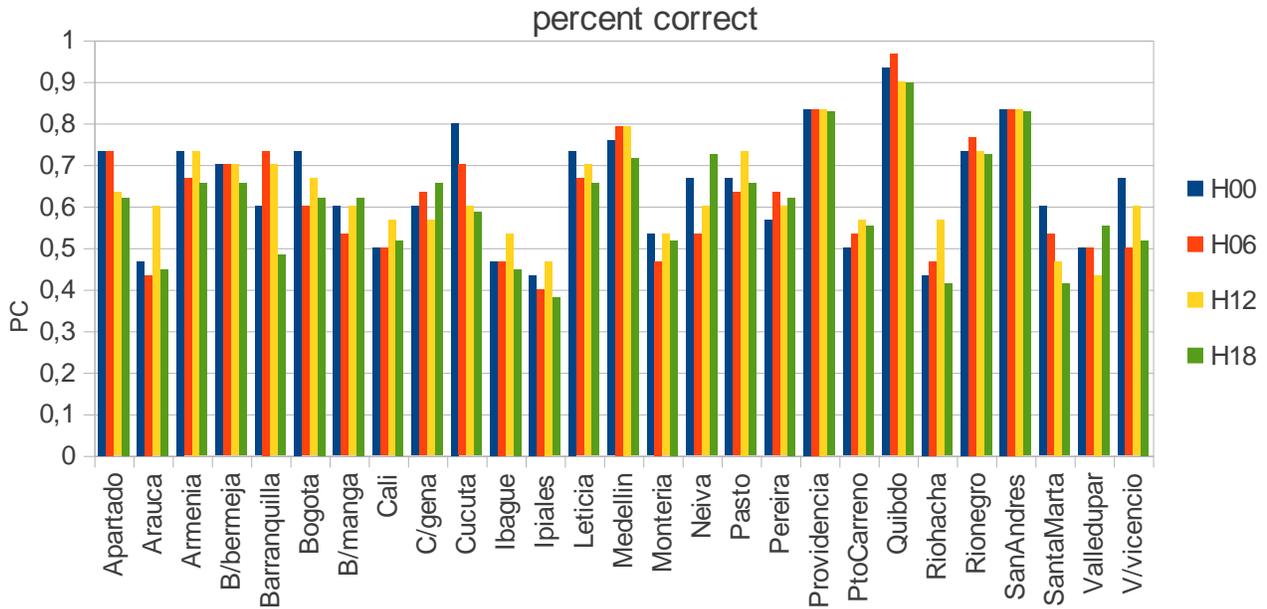


Figura 3.13 Percent Correct para el primer día de pronóstico del mes de Octubre.

Hit rate: El mes de octubre presenta en general un buen hit rate ya que la mayoría de ciudades estuvieron cerca a uno, por esta misma la lista de las ciudades con mejores hit rate en todos los días y horas de pronóstico es larga, en general fueron Arauca, Armenia, Barrancabermeja, Barranquilla, Bogotá, Bucaramanga, Pasto, Puerto Carreño, Providencia, San Andrés y, como ya es habitual, Quibdó. Por su parte, las ciudades con el hit rate más bajo fueron principalmente Ibagué y Valledupar, y en menor medida Neiva y Villavicencio. Por otro lado, se observa que los últimos días de pronóstico (Véase Fig. 3.15) son mejores para algunas ciudades que los primeros días (Véase Fig. 3.14).

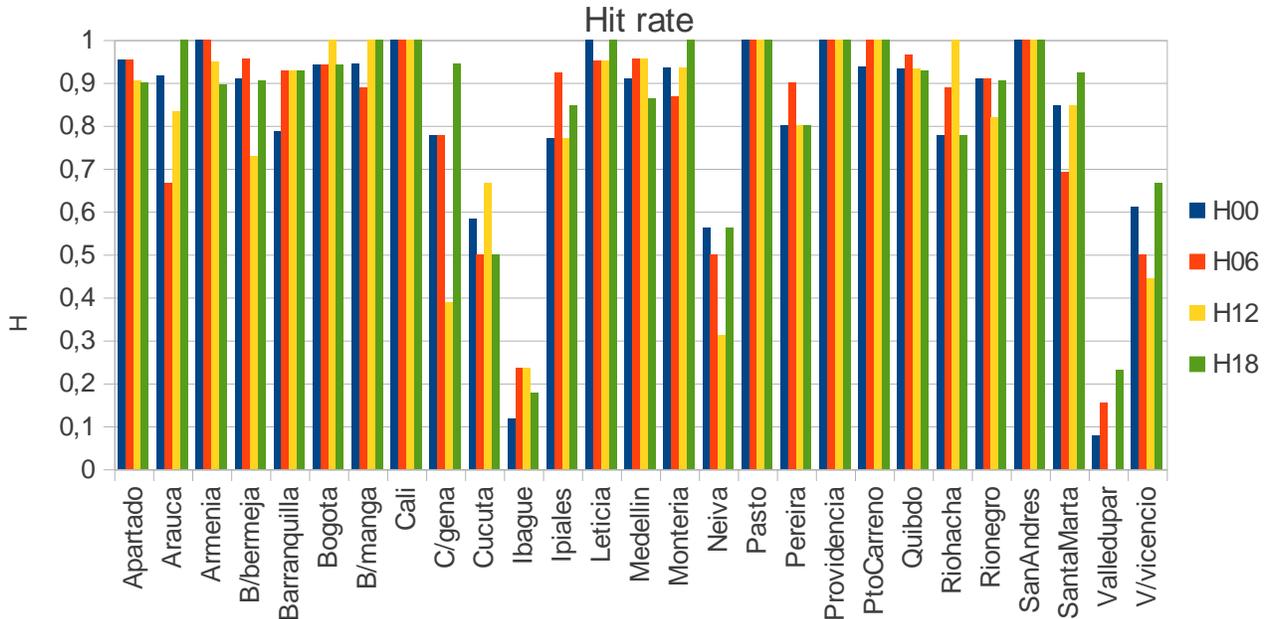


Figura 3.14 Hit rate para el primer día de pronóstico del mes de Octubre

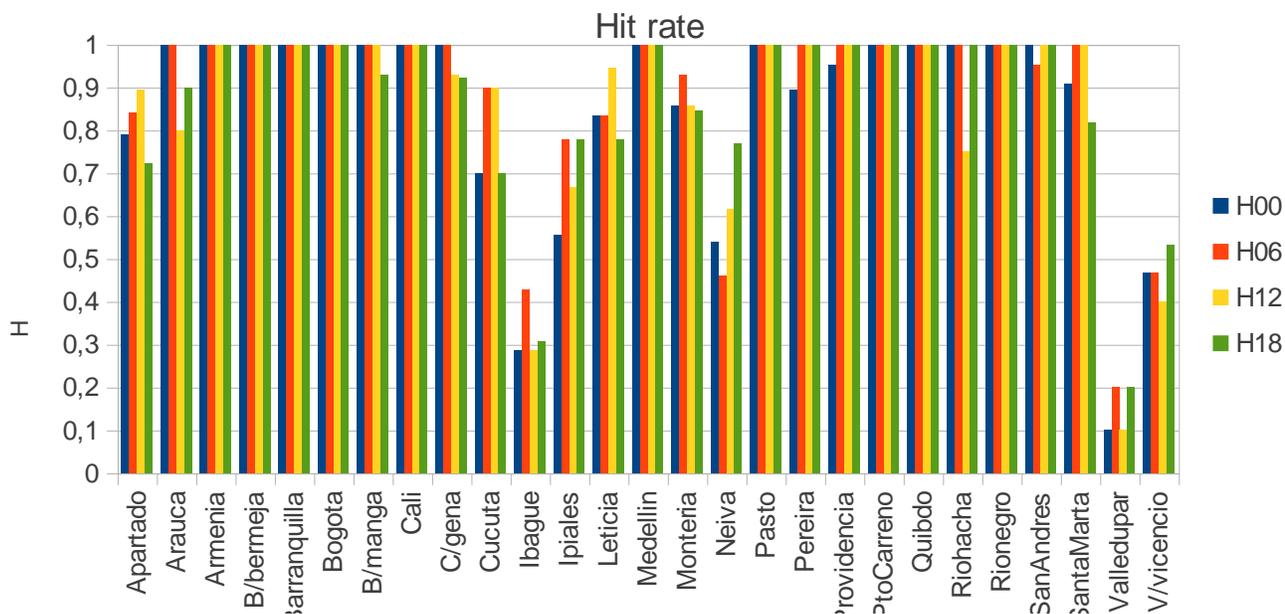


Figura 3.15 Hit rate para el sexto día de pronóstico del mes de Octubre.

False Alarm Ratio: Éste estadístico tuvo un mejor comportamiento con relación al de los meses anteriores, en general los valores son más bajos con excepción de algunos días en Villavicencio. Las ciudades con el FAR mas alto (mal pronóstico) fueron: Arauca, Barranquilla, Ipiales, Riohacha y Valledupar; las ciudades con FAR más bajo fueron: Apartado, Providencia, Pereira, Quibdó, Rionegro y San Andrés. El comportamiento entre los días de pronóstico sigue el patrón de la Fig. 3.16. Al igual que los meses pasados hubo concordancia entre los estadísticos false Alarm ratio, Hit rate y percent correct

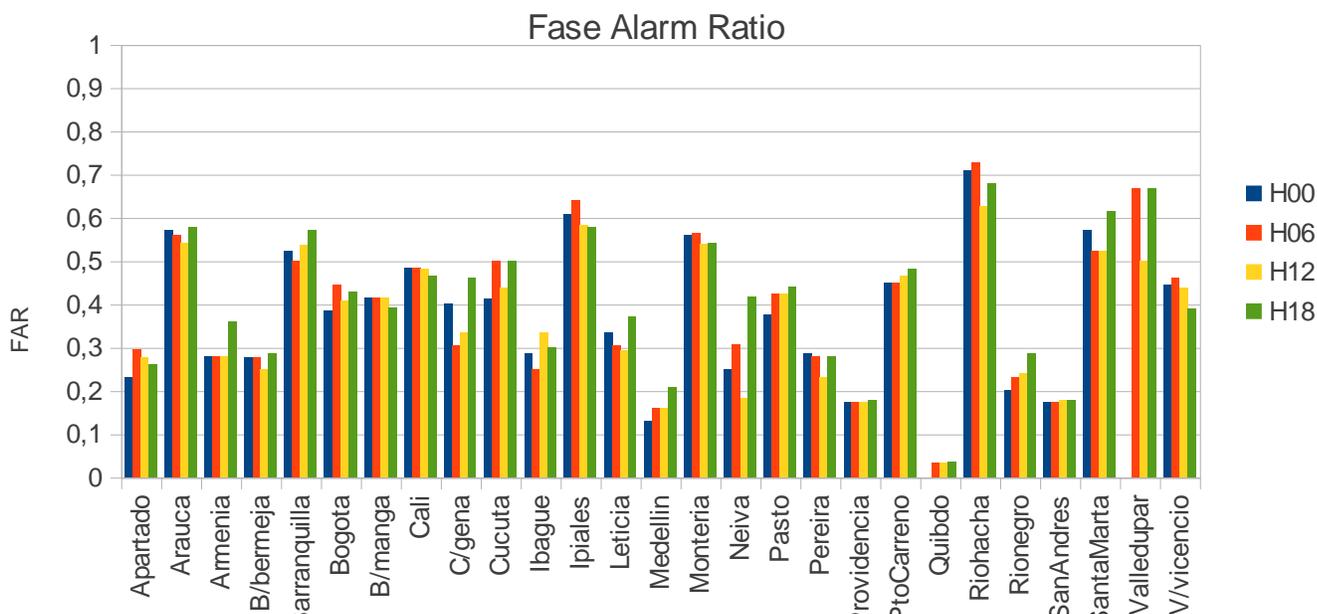


Figura 3.16 False alarm ratio para el segundo día de pronóstico del mes de Octubre.

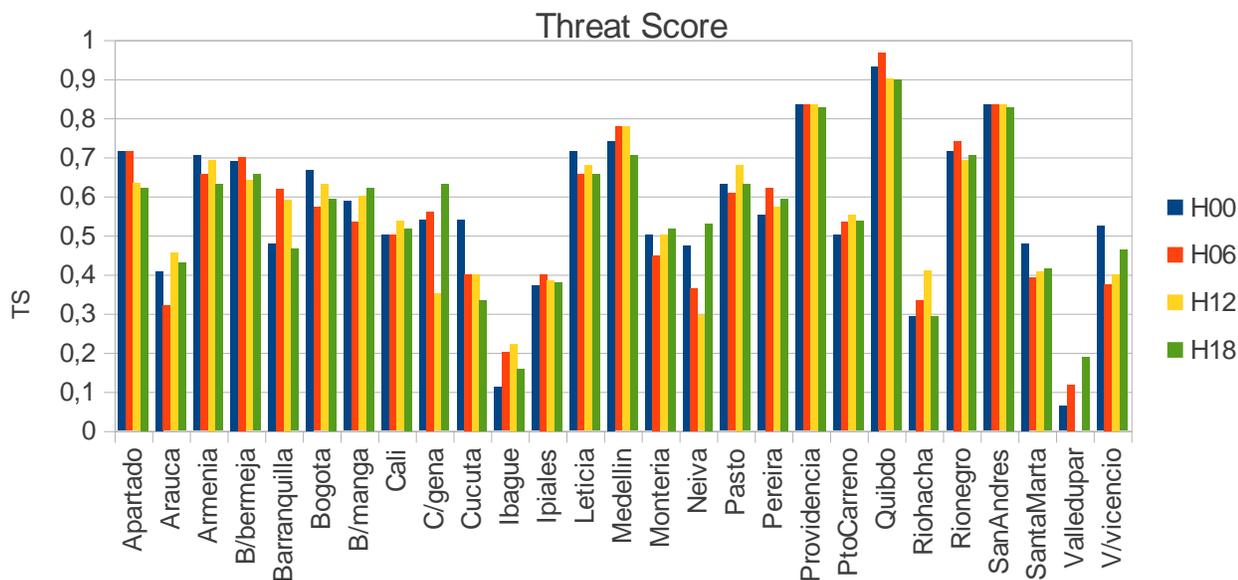


Figura 3.17 Threat score para el primer día de pronóstico del mes de Octubre.

Threat Score: El comportamiento del threat score entre días de pronóstico y horas de corrida fue muy similar (Figura 3.17). Esta vez no hubo una hora predominante como en el mes pasado. Las ciudades con mejores TS fueron Providencia, Quibdó, San Andrés, lo cual es lógico pues tuvieron altos hit rate y bajos False alarm ratio. Por su parte, las ciudades con TS más bajo fueron Ibagué, Riohacha, Valledupar igualmente con valores de HR bajos y FAR altos.

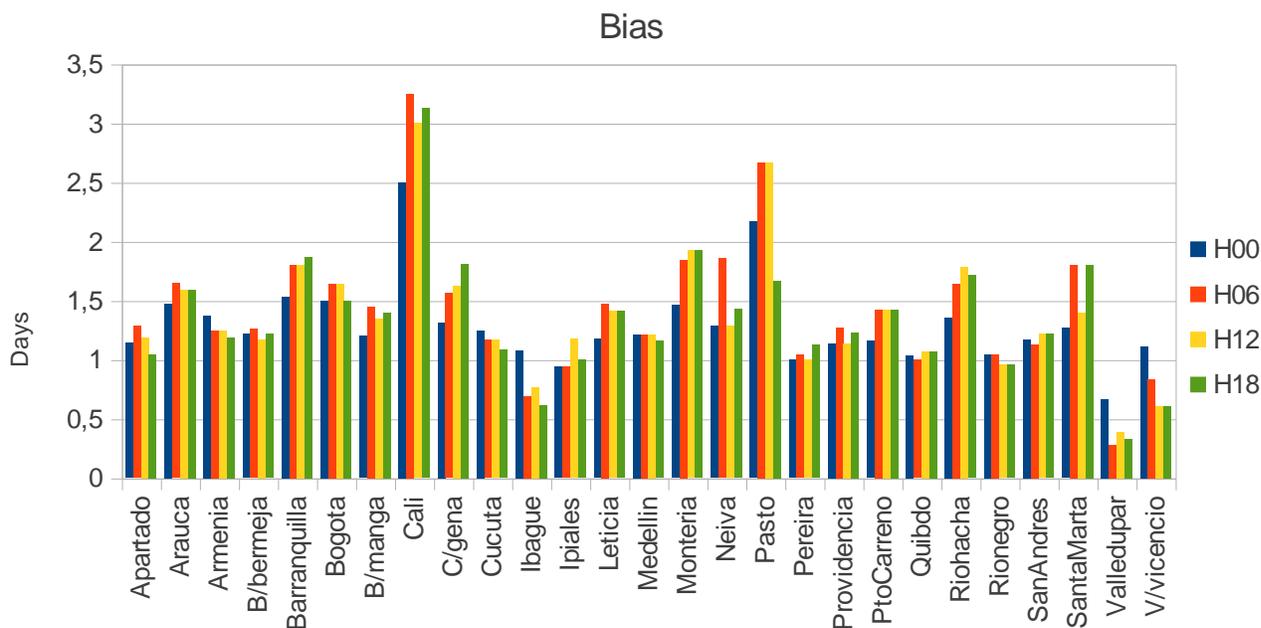


Figura 3.18 BIAS para el sexto día de pronóstico del mes de Octubre.

Bias: De nuevo los días con precipitación fueron sobrestimados ya que, en general, el Bias es mayor a 1; sin embargo, en este mes se presentaron más ciudades que subestimaron los días con precipitación que en meses anteriores. La ciudad con mayor sobrestimación fue Rionegro, mientras que Ibagué y Valledupar fueron, de nuevo, las ciudades con mayor subestimación. (Véase Figura 3.18)

3.1.4 Precipitación Noviembre

Percent correct: Para el mes de Noviembre los valores del Percent correct vuelven a disminuir, lo que indica que el pronóstico empeora con relación al mes anterior. Los valores entre los días y los modelos de corrida no variaron mucho (Véase Fig. 3.19). Las ciudades con más altos valores de PC son providencia, Quibdó, San Andrés, mientras que Riohacha, Puerto Carreño, Santa marta fueron las ciudades que presentaron un PC más bajo.

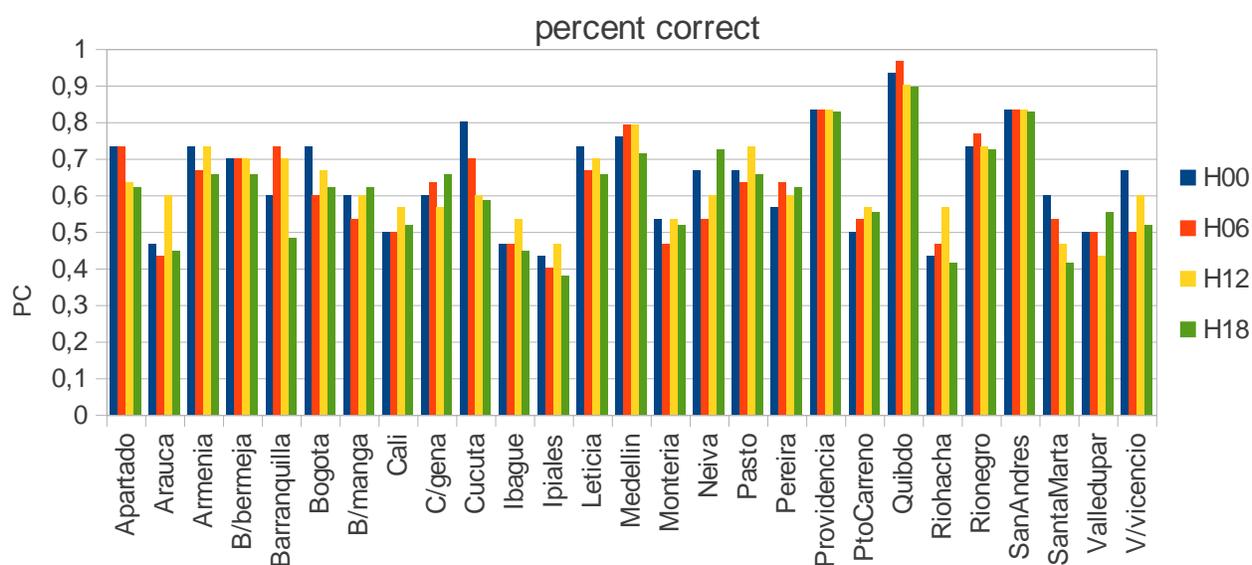


Figura 3.19 Percent correct para el primer día de pronóstico del mes de Noviembre.

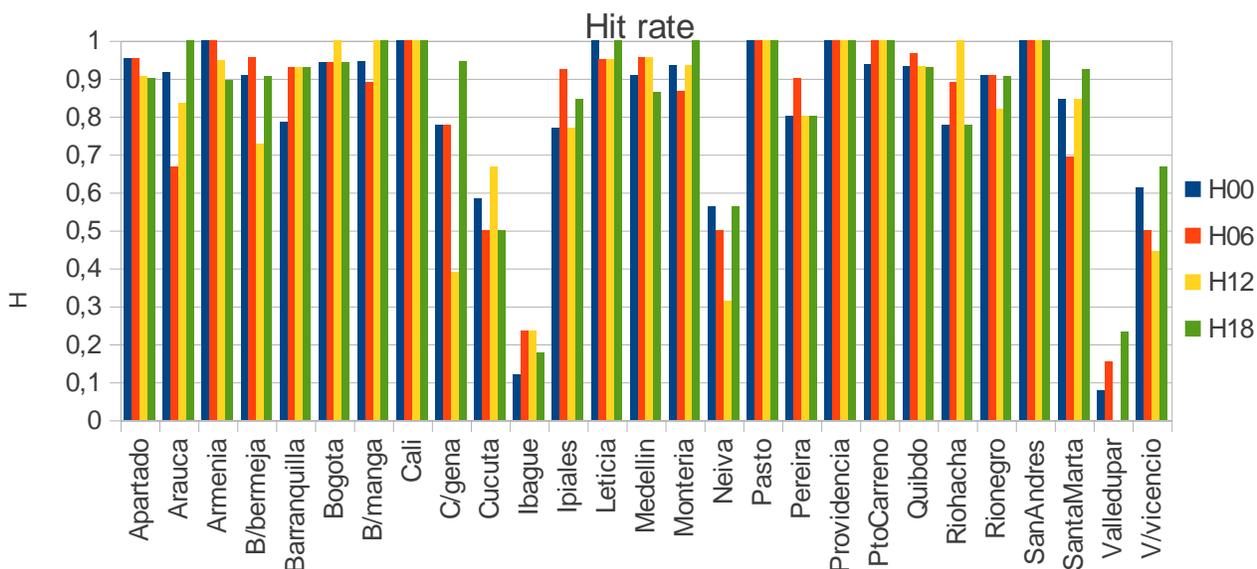


Figura 3.20 Hit rate para el primer día de pronóstico del mes de Noviembre.

Hit rate: Éste estadístico, al igual que el percent correct, desmejora con relación al mes anterior, los valores del HR disminuyen en casi todas las ciudades analizadas. Las ciudades que presentaron un mejor Hit rate fueron Bucaramanga, Cali, Quibdó y Puerto Carreño, mientras que Ibagué, Neiva y Valledupar fueron las ciudades con el valor más bajo de HR. El comportamiento del estadístico fue muy homogéneo entre los días de pronóstico y horas de corrida. (Véase Fig. 3.20)

False alarm ratio: En general, el comportamiento del False alarm ratio es muy homogéneo entre los días y las horas de pronóstico. Al igual que con los estadísticos anteriores, el comportamiento de FAR desmejoro con respecto al mes anterior, tanto así que por ejemplo Valledupar presenta un FAR de 1, lo que significa que todos los días que predijo lluvia el modelo fueron falsas alarmas. Otras ciudades que mostraron un FAR alto fueron Puerto Carreño y Riohacha. Por su parte, Providencia, Quibdó y Rionegro fueron las ciudades con el menor FAR. La Figura 3.21 muestra el FAR para el segundo día de pronóstico que es muy similar a los otros cinco días.

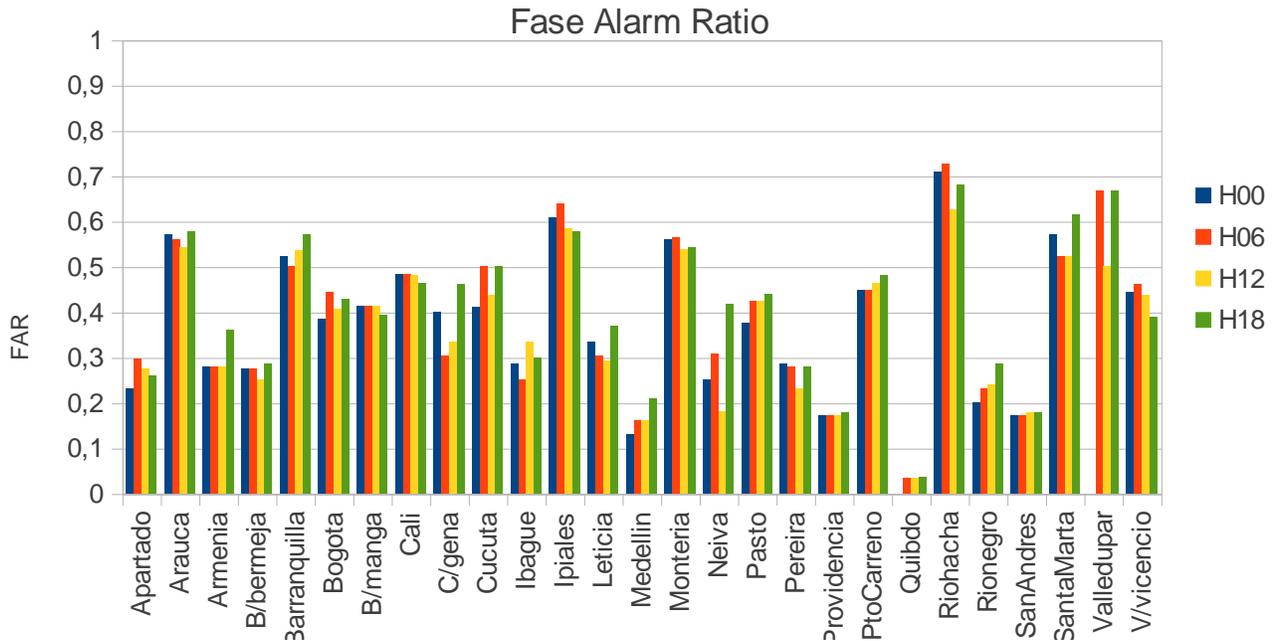


Figura 3.21 False alarm ratio para el segundo día de pronóstico del mes de Noviembre.

Threat score: En general, el comportamiento del TS para el mes de noviembre fue muy homogéneo, sin embargo, es destacable el hecho de que hacia los últimos días de pronóstico el modelo de las 00z tiene un valor levemente más alto que los demás modelos (Véase Fig. 3.21). Las ciudades con mejor TS fueron Providencia, Quibdó y San Andrés, al igual que Leticia hacia los últimos días de pronóstico. Por su parte, las ciudades con más bajo TS fueron Ibagué y Valledupar.

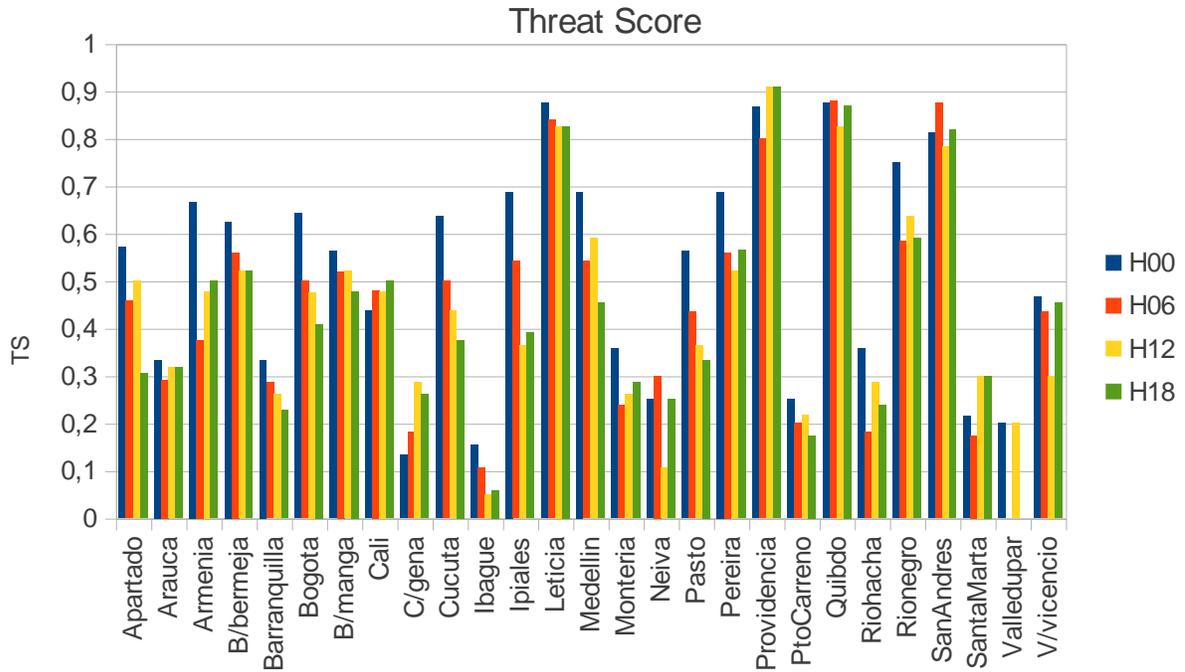


Figura 3.22 Threat Score para el quinto día de pronóstico del mes de Noviembre.

Bias: El Bias para el mes de noviembre presenta valores más elevados que en meses anteriores, siendo un comportamiento particular que en los últimos días de pronóstico el Bias se acerca a 1 (Ver Fig. 3.23 y 3.24). Las ciudades con los Bias más alejados de 1 son, en general, Puerto Carreño, Riohacha y Santa Marta.

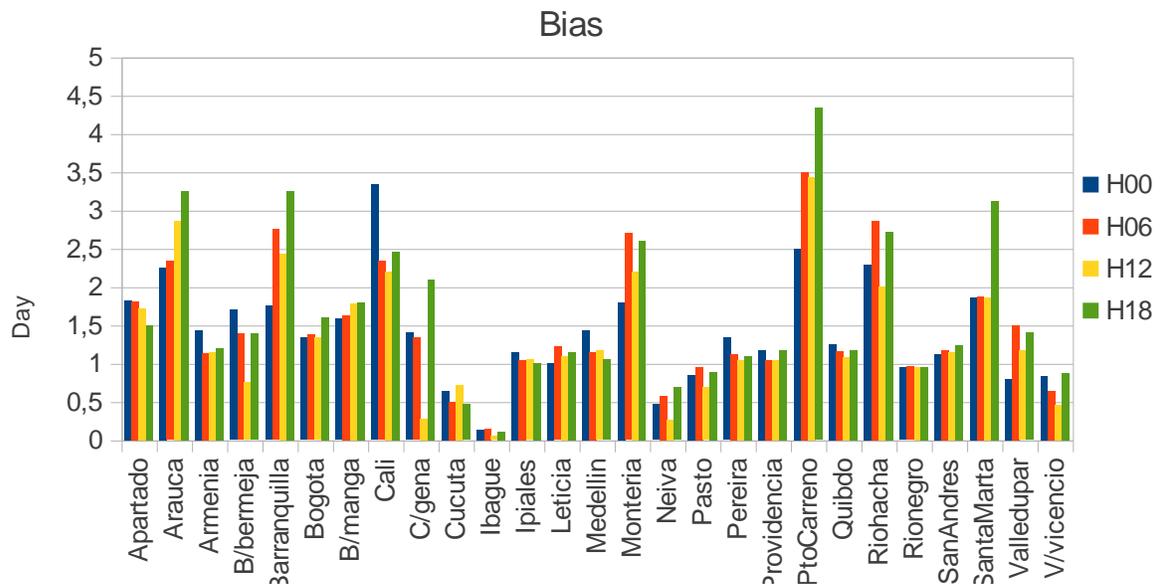


Figura 3.23 Bias para el primer día de pronóstico del mes de Noviembre.

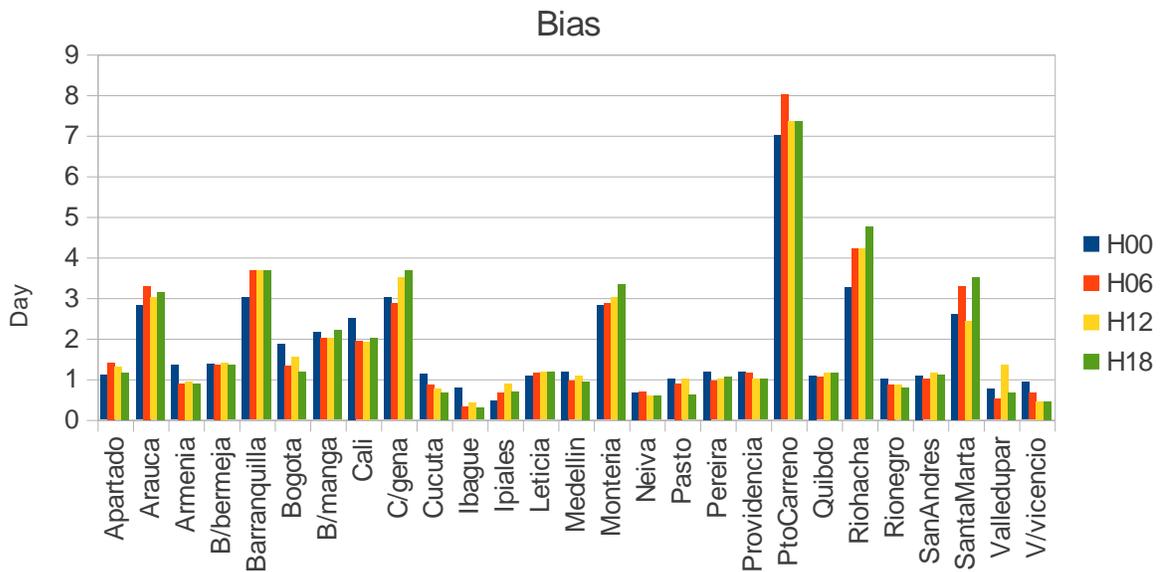


Figura 3.24 Bias para el sexto día de pronóstico del mes de Noviembre.

3.2 Temperatura

Antes de iniciar el análisis de temperatura, es importante mencionar que las gráficas de RMSE y las de MAE presentan comportamientos muy similares (lo cual es coherente con las ecuaciones). Como ejemplo de éste hecho se muestran las Fig. 3.25 y 3.26. Por ese motivo, con el fin de no repetir el análisis se va a tomar solamente el valor del RMSE ya que guarda las unidades de la magnitud estudiada. Si se desea conocer el valor del MAE por favor remitirse a las tablas.

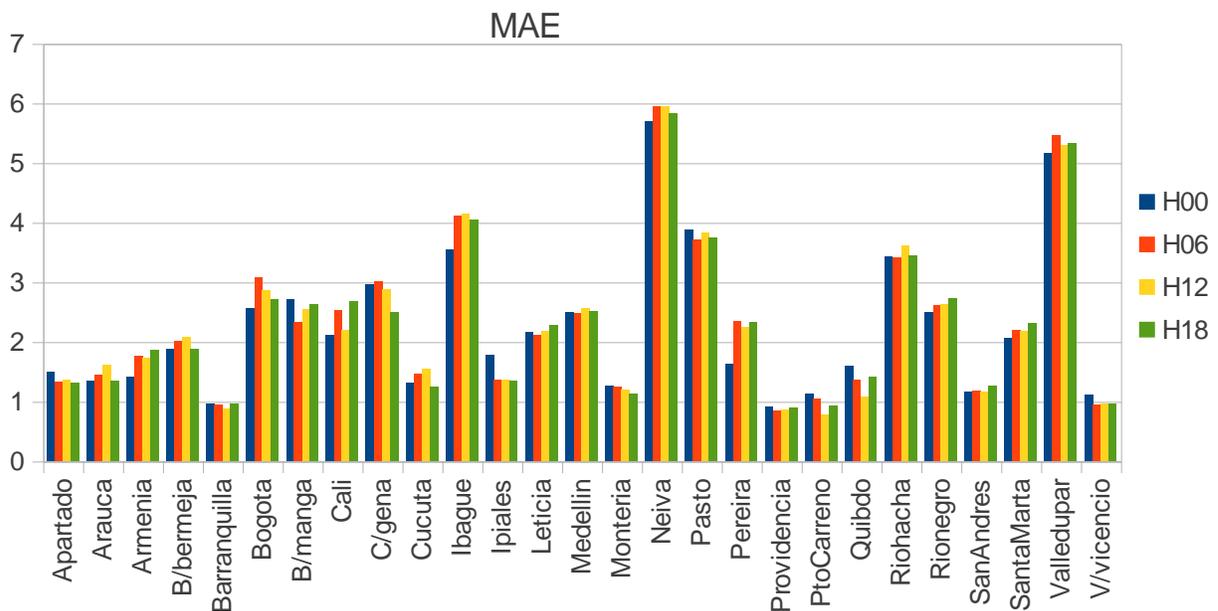


Figura 3.25 ejemplo de gráfica de MAE para temperatura.

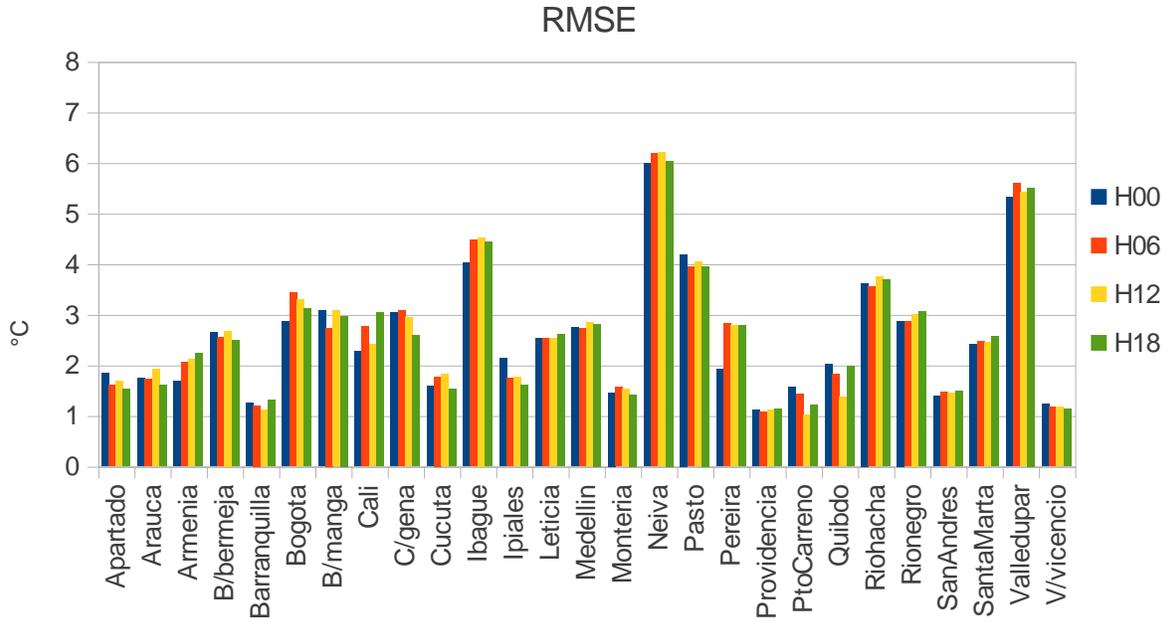


Figura 3.26 ejemplo de gráfica de RMSE para temperatura.

3.2.1 Temperatura máxima Agosto

El comportamiento, tanto del RMSE como del BIAS, para la temperatura máxima del mes de agosto es muy similar entre los días de pronóstico, por lo tanto las Figuras 3.27 y 3.28 son representativas de su comportamiento. Se observa que hay una íntima relación entre las ciudades con más grande RMSE y las ciudades con mayor BIAS (tanto positivo como negativo). Pasto y Valledupar son las estaciones peor pronosticadas y éste error generado según el Bias es producto de un error sistemático. La gráfica del Bias permite inferir que pasto está subestimando la temperatura en aproximadamente 7°C, mientras que Valledupar la sobrestima en aproximadamente 5°C

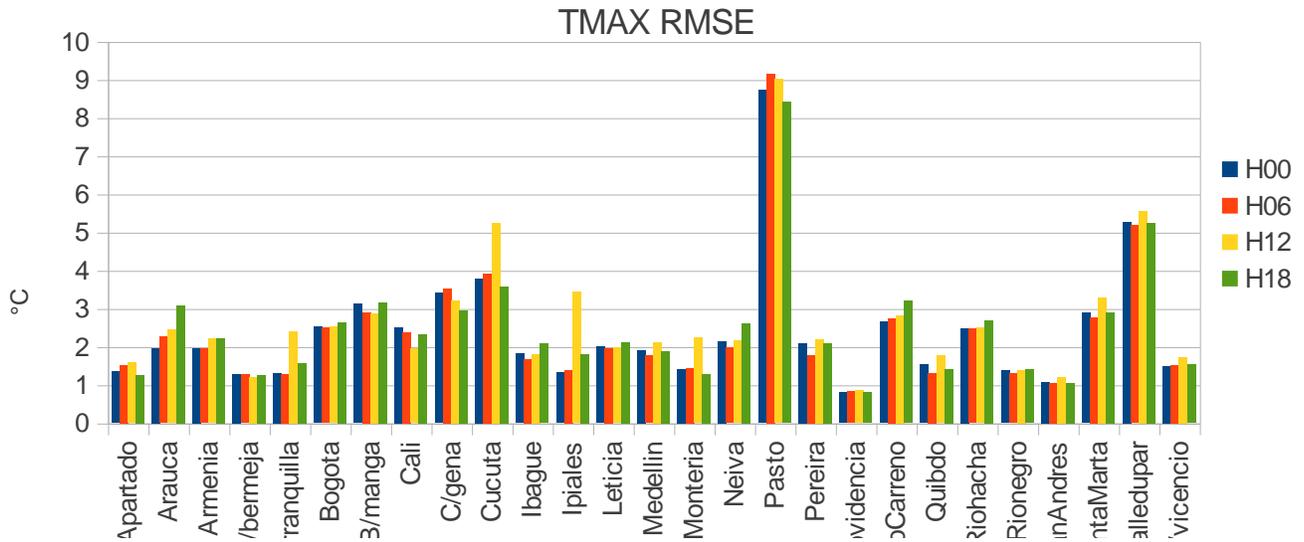


Figura 3.27 RMSE de la temperatura máxima para el primer día de pronóstico de Agosto.

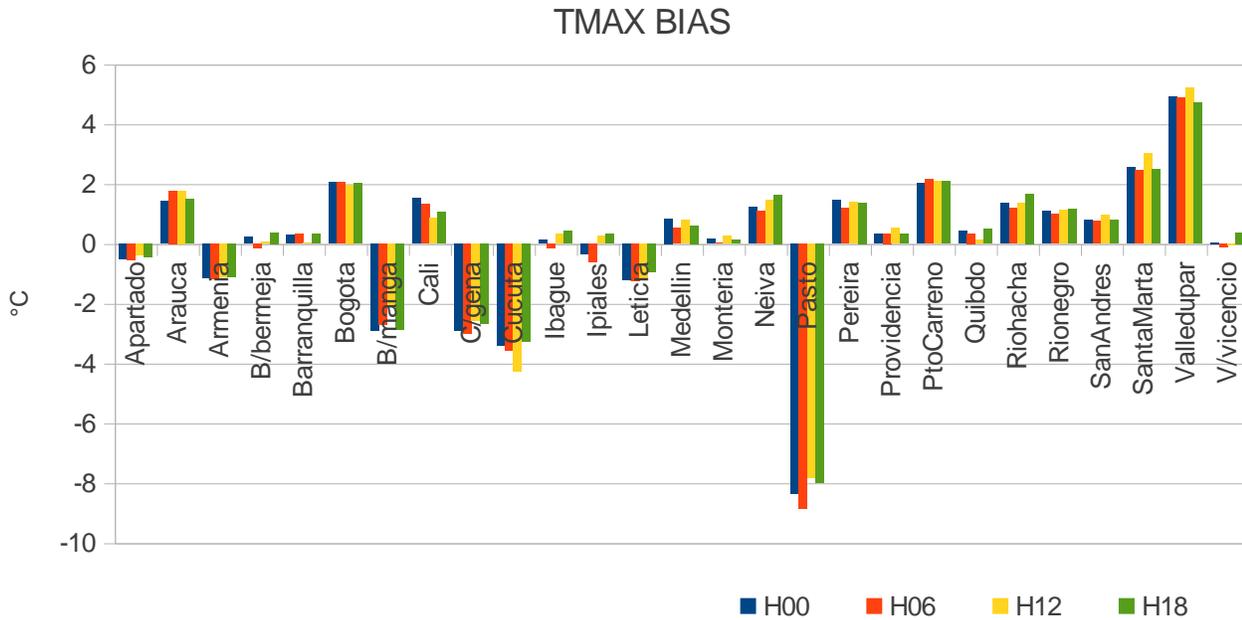


Figura 3.28 BIAS de la temperatura máxima para el primer día de pronóstico de Agosto.

3.2.2 Temperatura máxima Septiembre

El comportamiento de los estadísticos para septiembre tiene un comportamiento muy similar al del mes de Agosto con valores del error levemente más bajos. De nuevo las ciudades con el RMSE más alto son Pasto y Valledupar y de nuevo, el origen del error es de tipo sistemático según el BIAS. La Fig. 3.29 y 3.30 ilustran lo dicho.

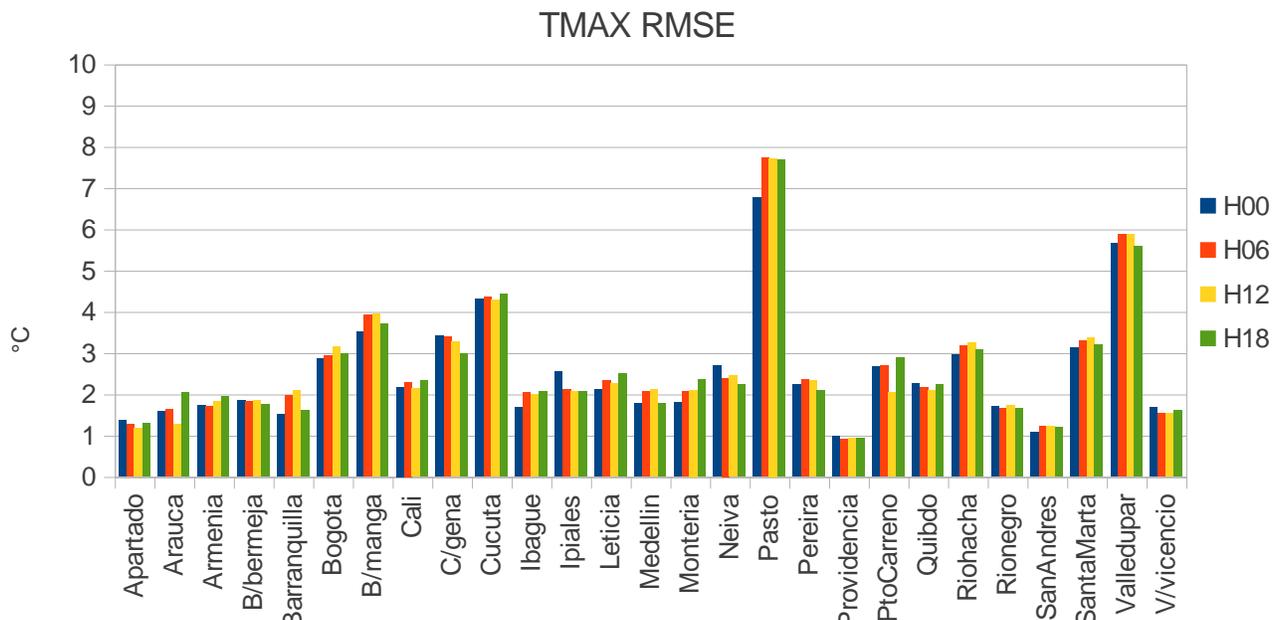


Figura 3.29 RMSE de la temperatura máxima para el sexto día de pronóstico de Septiembre.

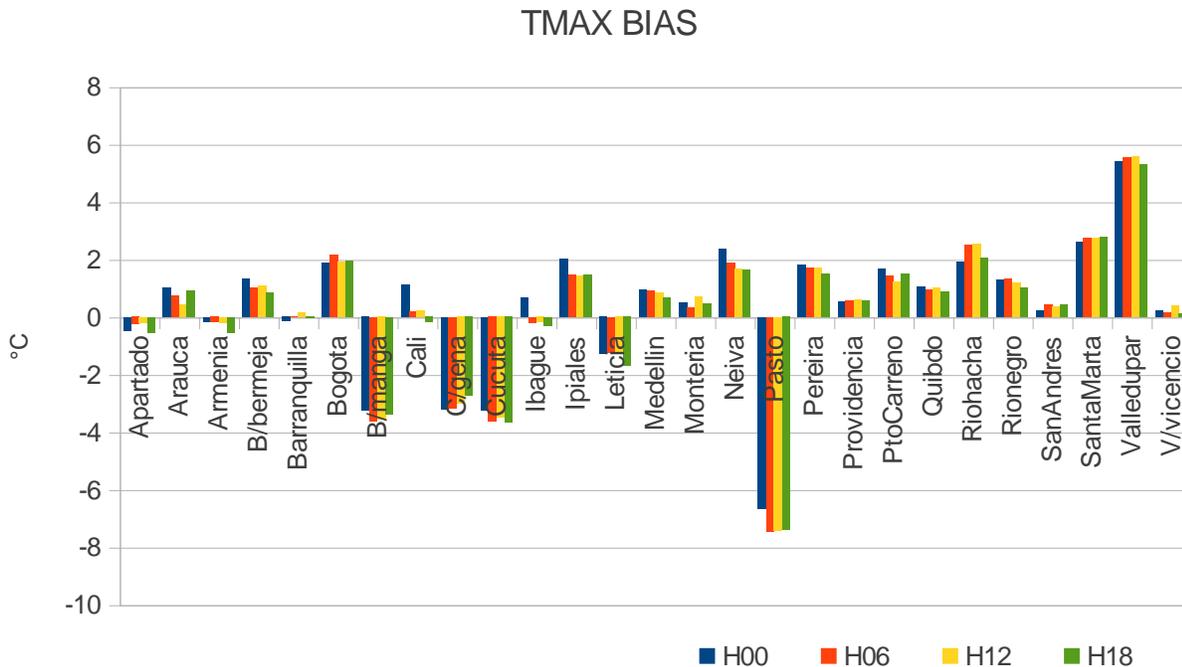


Figura 3.30 BIAS de la temperatura máxima para el sexto día de pronóstico de Septiembre.

3.2.3 Temperatura máxima Octubre

Una vez más se presenta el comportamiento previamente analizado, pero esta vez con valores de RMSE y BIAS levemente más bajos. Las ciudades con el error más alto son Pasto y Valledupar pero en general se ve que el error de las ciudades es de origen sistemático que se explica por el BIAS y que puede ser corregido desde la fuente de datos. Las Fig. 3.31 y 3.32 muestran el RMSE y el BIAS para octubre respectivamente.

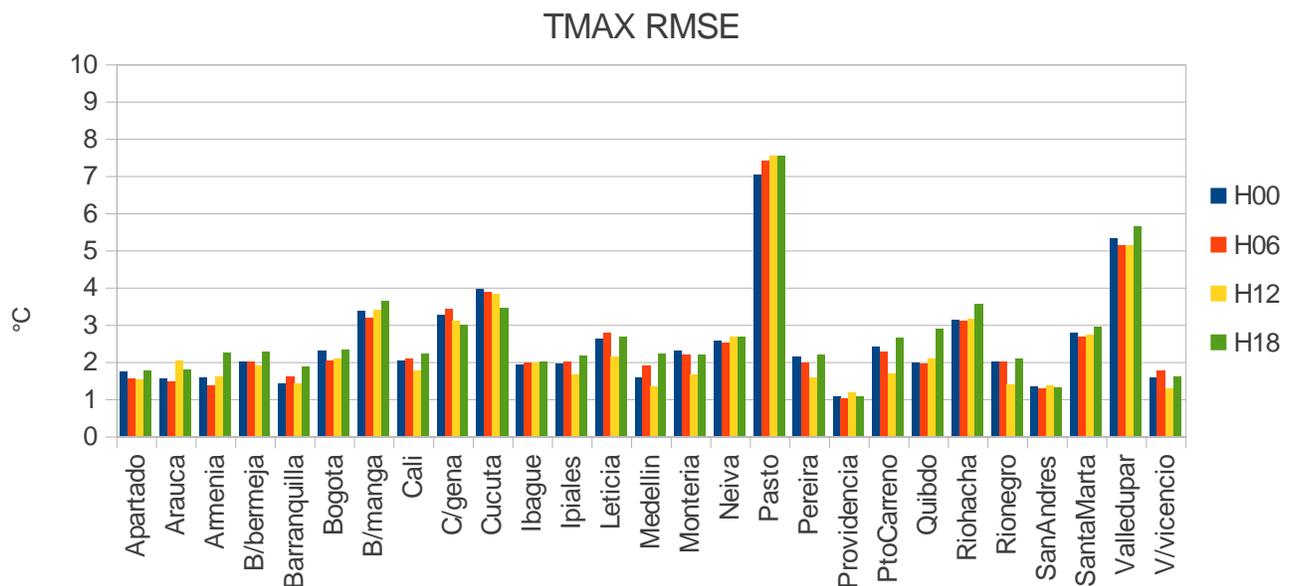


Figura 3.31 RMSE de la temperatura máxima para el primer día de pronóstico de Octubre.

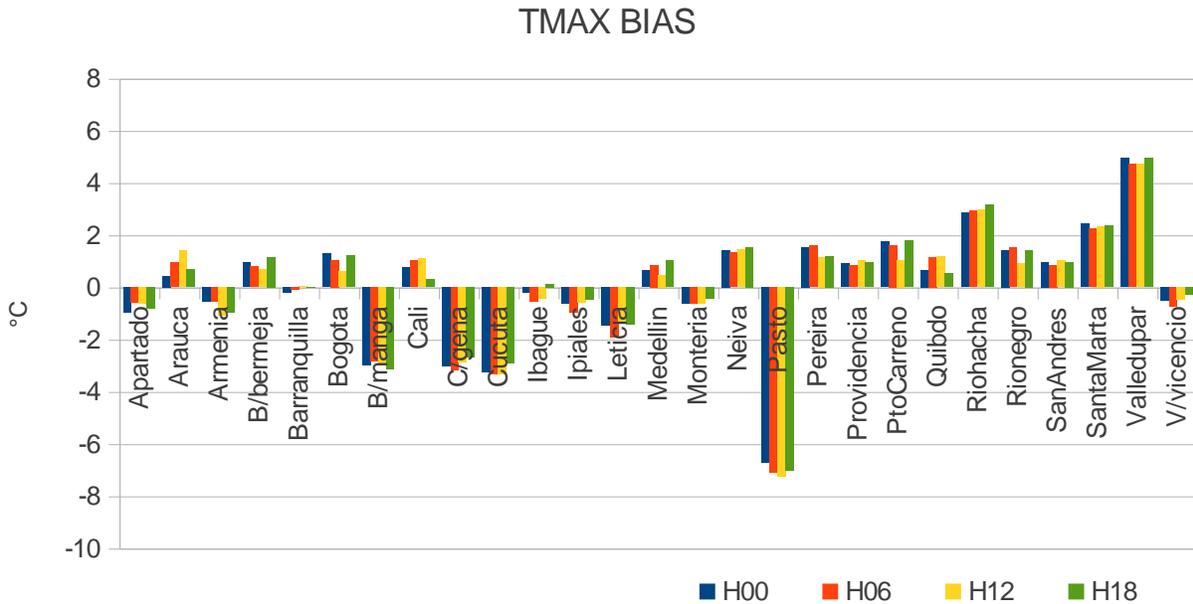


Figura 3.32 BIAS de la temperatura máxima para el primer día de pronóstico de Octubre.

3.2.4 Temperatura máxima Noviembre

Aunque el valor del RMSE aumenta con relación al de meses anteriores en ciudades como Neiva o Riohacha, se observa una reducción de éste en Pasto, mientras que en Valledupar no hay cambios significativos con relación a meses anteriores (Véase Fig. 3.33). Lo propio ocurre con el Bias que disminuye para Pasto e incluso para Valledupar un poco, pero aumenta en casi todas las ciudades como por ejemplo Neiva. Vale la pena mencionar que, de nuevo, el comportamiento entre los días de pronóstico y los modelos de corrida es muy homogéneo. (Véase Fig. 3.34)

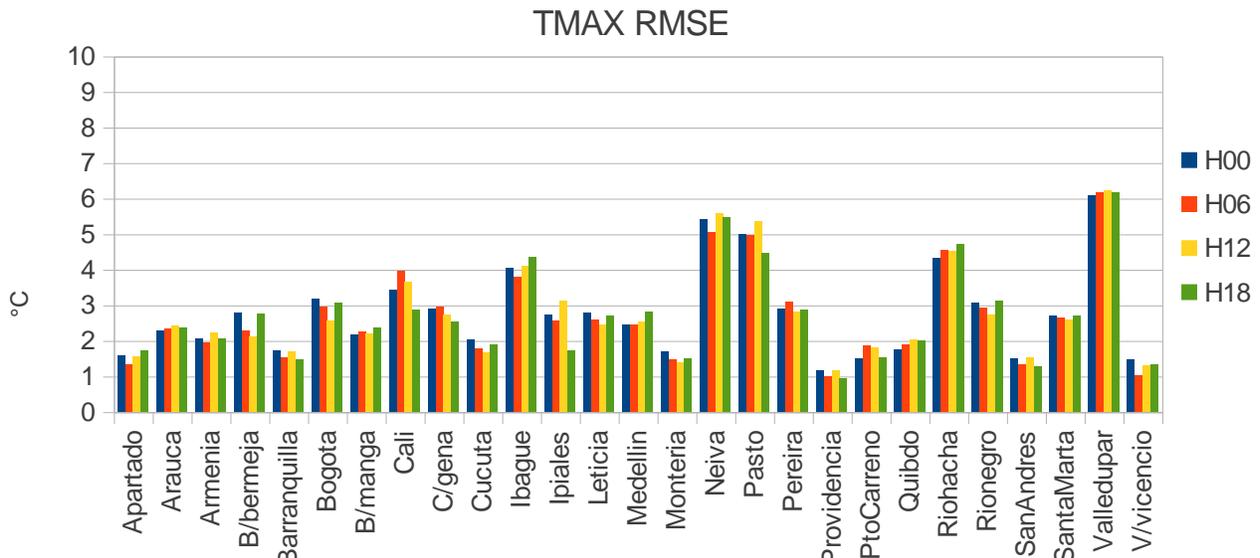


Figura 3.33 RMSE de la temperatura máxima para el primer día de pronóstico de Noviembre.

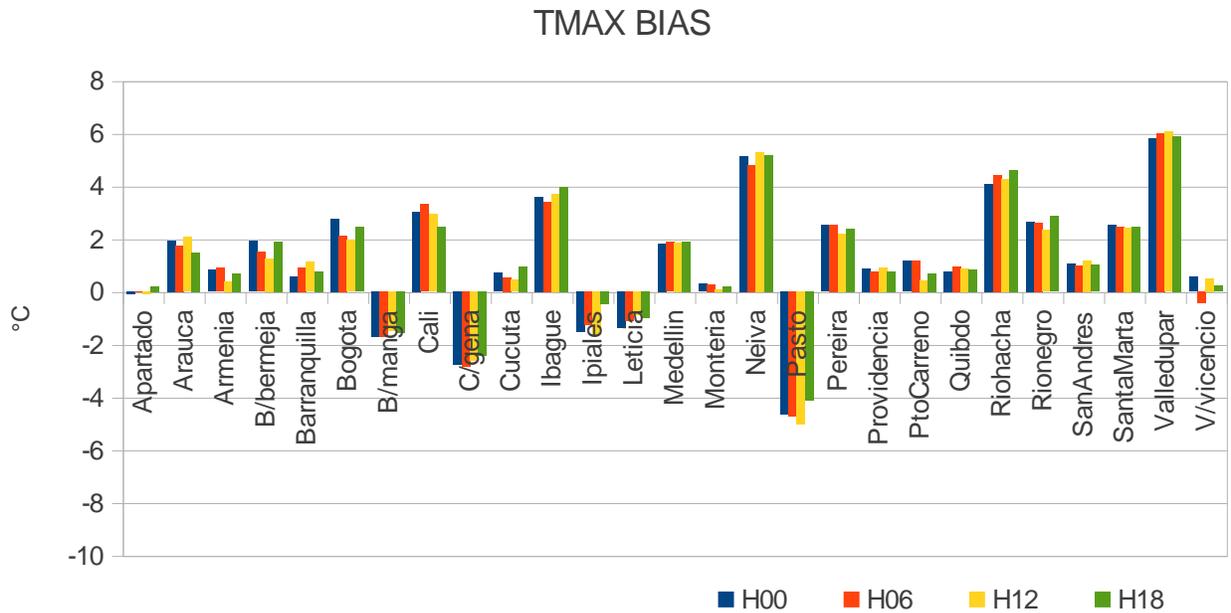


Figura 3.34 BIAS de la temperatura máxima para el primer día de pronóstico de Noviembre.

3.2.5 Temperatura mínima Agosto

La temperatura mínima presenta un RMSE grande para las ciudades de Bucaramanga, Cúcuta, Pasto y Santa Marta (Véase Fig. 3.35), errores que son aleatorios según el Bias, estas ciudades subestiman la temperatura, mientras que casi todo el resto de ciudades la sobrestima (aunque con errores no tan altos) (Véase Fig. 3.36). Vale la pena mencionar que el comportamiento entre los días y las horas de pronóstico para los dos estadísticos es muy similar al representado en las gráficas.

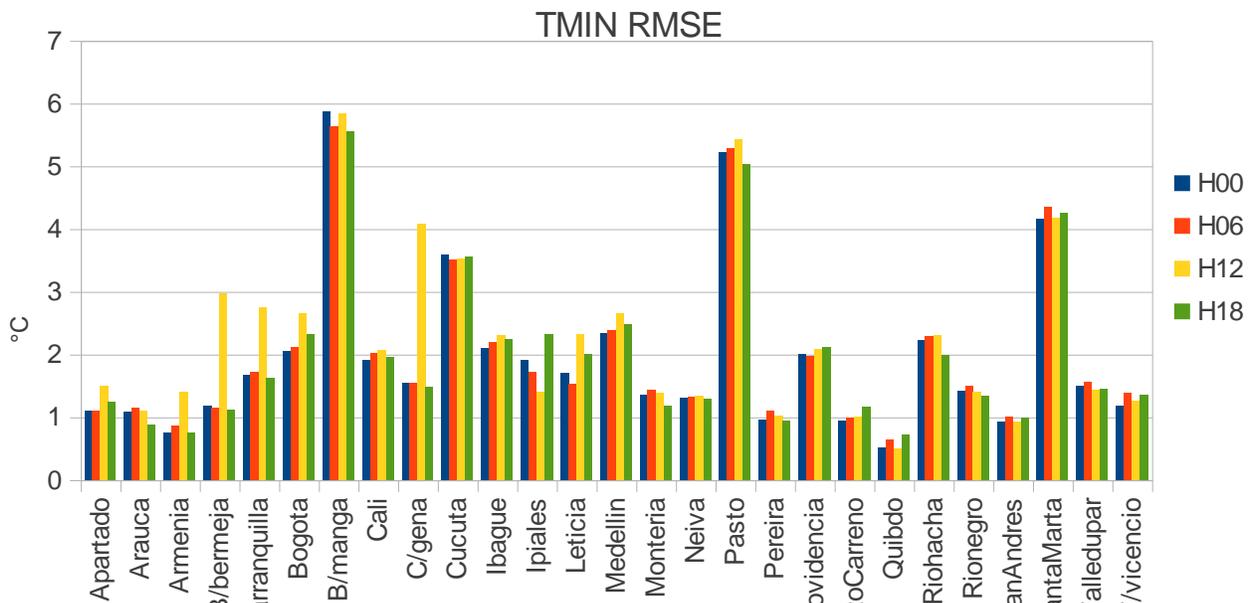


Figura 3.35 RMSE de la temperatura mínima para el sexto día de pronóstico de Agosto

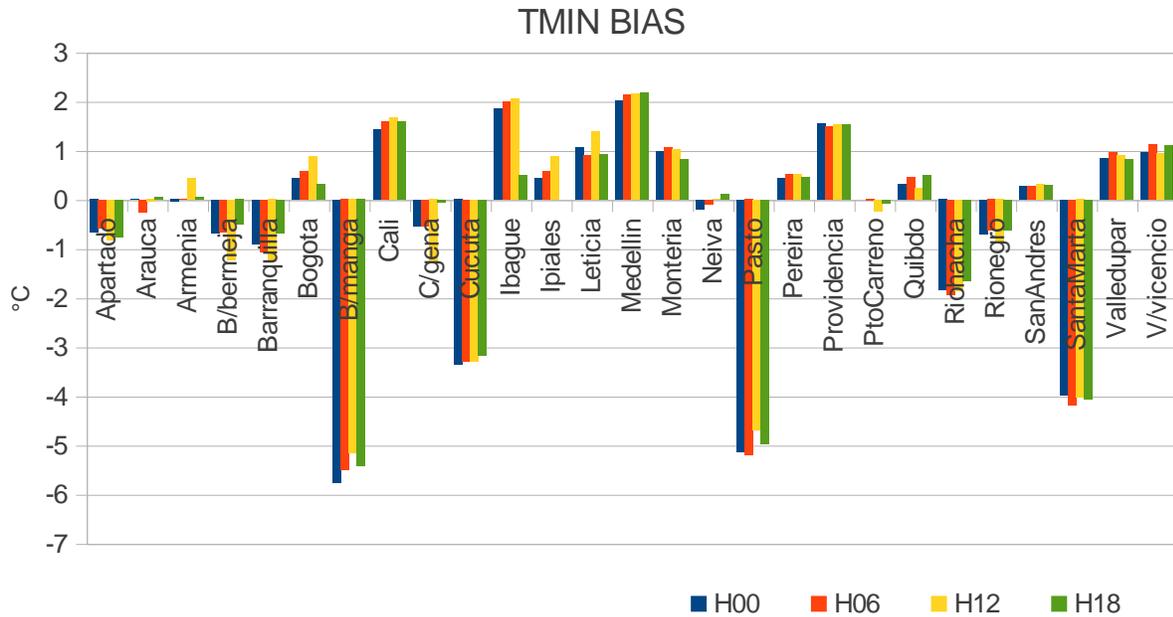


Figura 3.36 BIAS de la temperatura mínima para el sexto día de pronóstico de Agosto

3.2.6 Temperatura mínima Septiembre

El comportamiento de la temperatura mínima para el mes de septiembre es muy similar al del mes anterior, tanto en términos de RMSE como de BIAS. De nuevo las ciudades con los valores más altos de error son Bucaramanga, Cúcuta, Pasto y Santa Marta subestimando dicha temperatura. Es de resaltar que las ciudades de Providencia y Medellín presentan un leve aumento con respecto al mes anterior con una sobrestimación de la temperatura mínima (Véase Fig. 3.37 y 3.38).

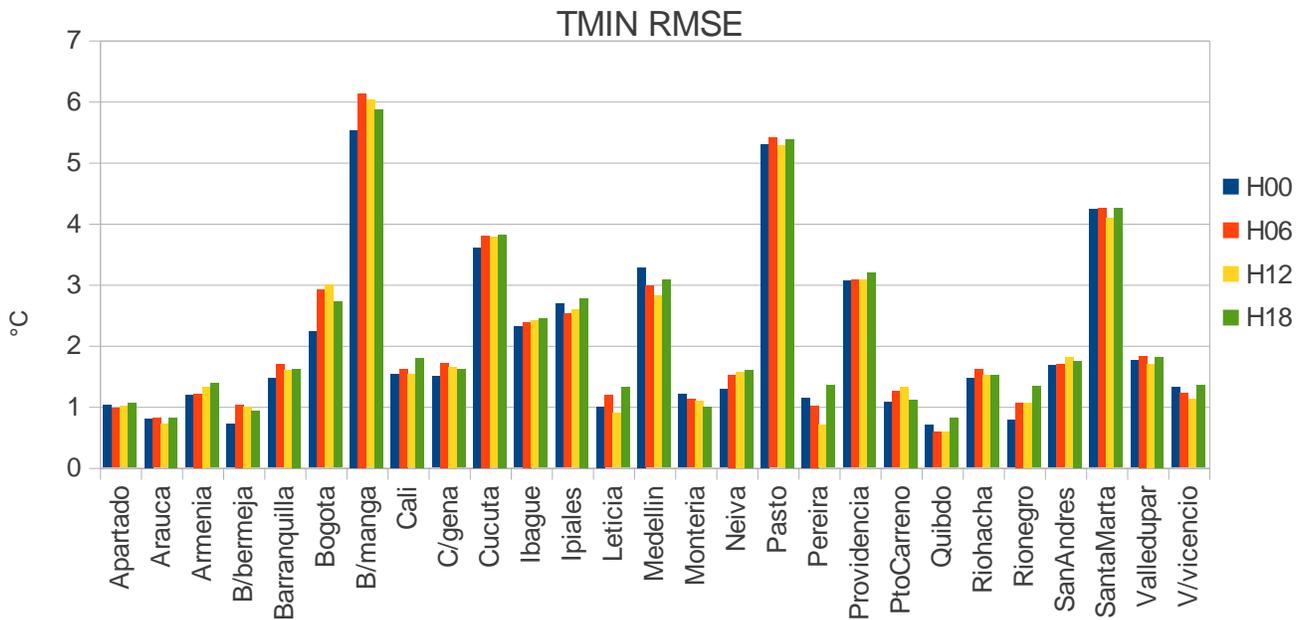
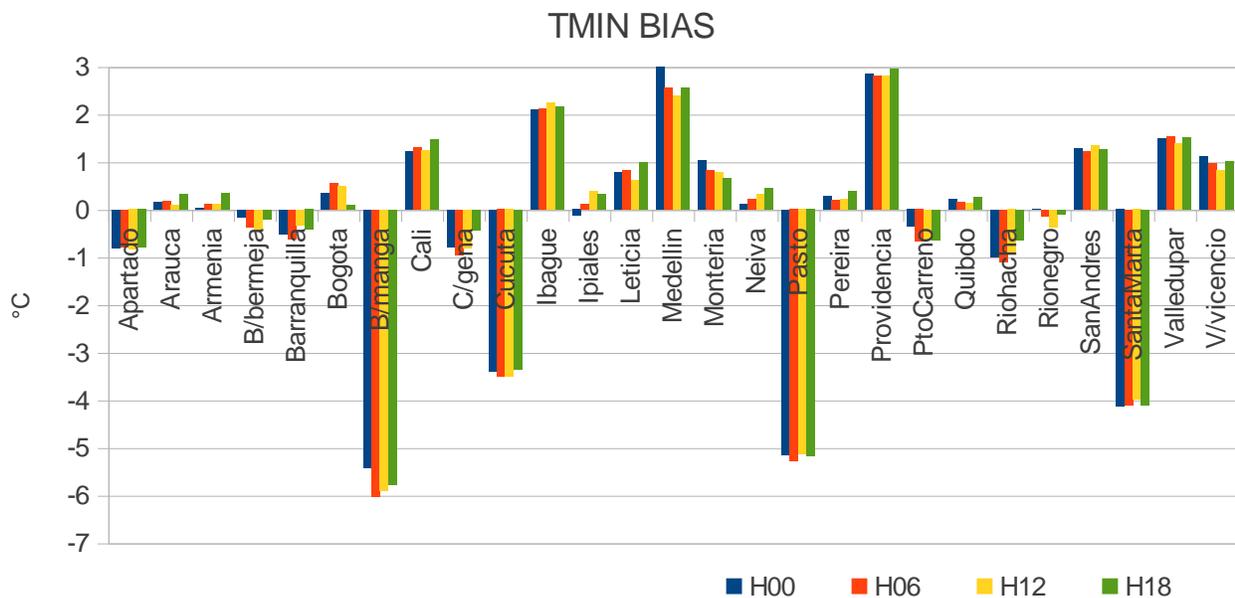


Figura 3.37 RMSE de la temperatura mínima para el segundo día de pronóstico de



Septiembre

Figura 3.38 BIAS de la temperatura mínima para el segundo día de pronóstico de Septiembre

3.2.7 Temperatura mínima Octubre

El mes de octubre presenta un comportamiento similar al de los meses anteriores, una vez más las ciudades con los errores más grandes fueron Bucaramanga, Cúcuta, Pasto y Santa Marta subestimando el modelo; de nuevo Medellín y Providencia registran valores altos con sobrestimación en el Bias (aunque Medellín baja levemente el valor del Bias, dándole más peso a los errores aleatorios). También cabe destacar que las ciudades de Barranquilla y

Bogotá aumentaron los valores, Principalmente del Bias, conservando la dependencia a los errores sistemáticos.

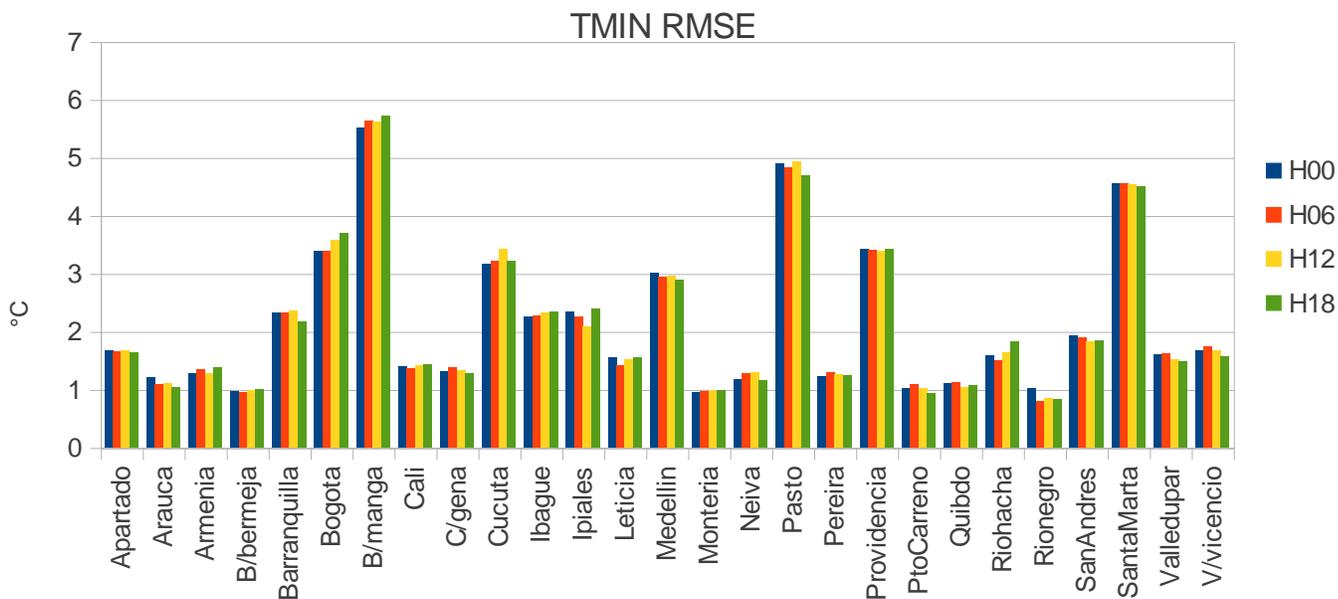


Figura 3.39 RMSE de la temperatura mínima para el cuarto día de pronóstico de Octubre

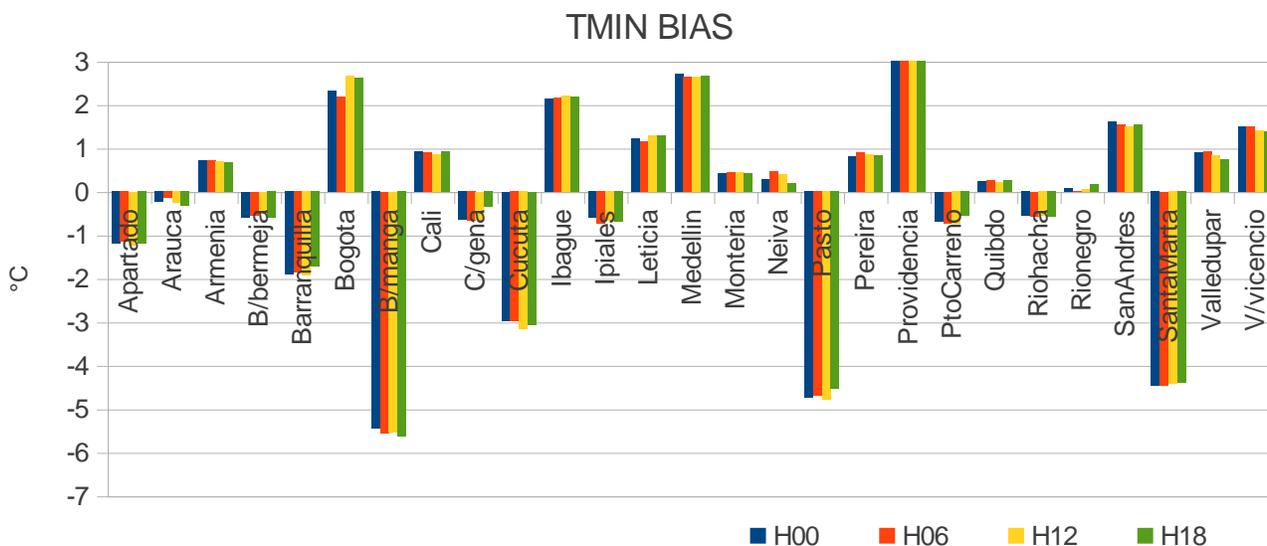


Figura 3.40 BIAS de la temperatura mínima para el cuarto día de pronóstico de Octubre

3.2.8 Temperatura mínima Noviembre

El comportamiento de la Temperatura mínima para el mes de Noviembre es muy similar al del mes anterior con la salvedad de que los valores disminuyen levemente; las mismas ciudades

presentan los valores mas altos de RMSE y de BIAS (tanto positivo como negativo), las diferencias se presentan en la ciudad de Cúcuta que tiene una leve disminución en el valor del RMSE y del BIAS presentando un mejor pronóstico, mientras que Ibagué desmejora aumentando los valores de los estadísticos. Una vez más los valores en el mes no varían sobremanera a través de los días y horas de pronóstico.

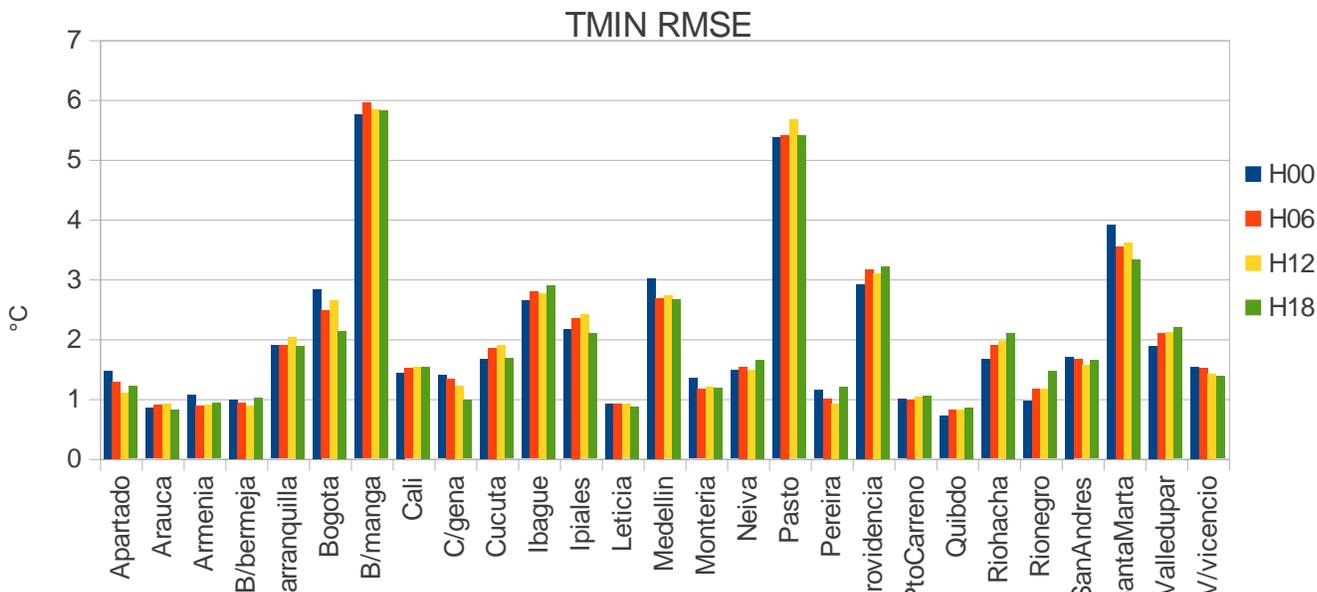


Figura 3.41 RMSE de la temperatura mínima para el tercer día de pronóstico de Noviembre

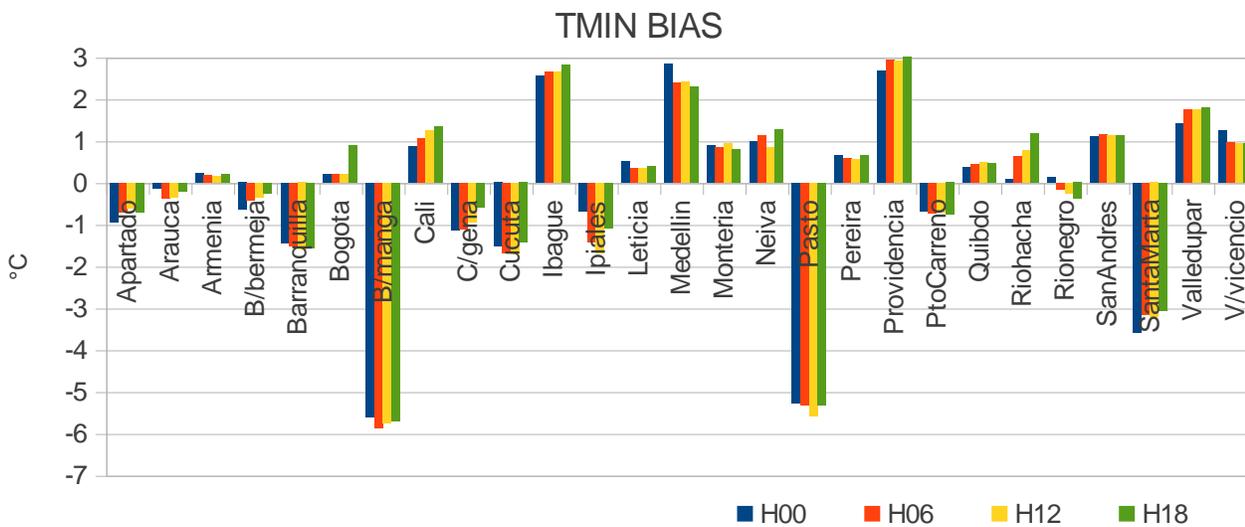


Figura 3.42 BIAS de la temperatura mínima para el tercer día de pronóstico de Noviembre

4. Conclusiones

Como se mencionó en la metodología, los análisis del presente trabajo están centrados en las diferencias entre las 4 corridas diarias del modelo, las diferencias entre cada día de pronóstico y las diferencias entre las ciudades evaluadas. En éste sentido, se encontraron las

siguientes conclusiones:

- En general, los estadísticos muestran un comportamiento similar a través de cada día de pronóstico, salvo algunas excepciones en el Hit Rate y el Percent correct, que para meses como agosto o septiembre mostraron cierta mejoría para los últimos días de pronóstico. Para las temperaturas los cambios entre días y horas de pronóstico son casi nulos.
- De igual manera, el comportamiento entre las horas de pronóstico es muy homogéneo, salvo algunos casos donde la hora 00Z fue mejor para todos los días de pronóstico, como por ejemplo el percent correct de septiembre y el threat score de septiembre y noviembre.
- En cuanto un análisis de la precipitación entre meses, se podría decir que el mes con los mejores pronósticos (aunque no por mucho) es Octubre.
- Sin lugar a dudas, la ciudad que mejor pronostica la precipitación es Quibdó (tal vez por las constantes lluvias que allí se presentan) presentando un percent correct, un hit rate y un threat score alto, y un false alarm bajo. Otras ciudades que también se destacan por tener un buen pronóstico son Providencia, Puerto Carreño, San Andrés y Rionegro.
- Por su parte, las ciudades que presentaron los peores pronósticos no fueron tan demarcadas en todos los meses y para todos los estadísticos, sin embargo, se caracterizan en este grupo las estaciones de Riohacha, Cali, Valledupar, e Ibagué.
- Por otro lado, con respecto al Bias, se pudo identificar que las ciudades que tienden a pronosticar lluvia más días de los que en realidad llueve (sobrestimación) son Cali y Riohacha; mientras que las ciudades que tienden a predecir lluvia menos días de los que en realidad llueve (subestimación) son Valledupar e Ibagué.
- Con respecto a las temperaturas máxima, no existe una ciudad que se haya destacado por sus bajos errores, ya que en general todas estuvieron en un rango estrecho de valores; Aun así, las ciudades que destacaron en todos los meses por sus altos valores de RMSE y BIAS fueron Pasto y Valledupar, la primera con un Bias generalizado de alrededor de -7°C (aunque en noviembre disminuye a poco más de 4°C) y la segunda con un bias de alrededor de 6°C .
- Por su parte, en la temperatura mínima tampoco existe una ciudad que se haya destacado por sus bajos errores; sin embargo, son varias las estaciones que presentan un alto valor de error: Santa Marta, Bucaramanga, Pasto, Cúcuta, y en menor medida, Medellín y providencia.
- Es importante mencionar el hecho de que la mayoría de valores de RMSE están explicados por el BIAS (grandes valores de RMSE coinciden con grandes valores de BIAS) lo cual indica que los errores en temperatura del modelo están controladas por errores sistemáticos del modelo.

5. Referencias

Brooks, Harold & Doswell, Charles. (1996). A Comparison of Measures-Oriented and Distributions-Oriented Approaches to Forecast Verification . weather and forecasting , volume 11

Murphy, Allan. (1993). What is a good Forecast? An easy way on the nature of godness in weather forecasting. weather and forecasting, volume 8

Murphy, A & Winker, R. (1987). A general framework for forecast verification. Monthly Weather Review. Volume 115.

Wilks, Daniel (2006). Statistical Methods in Atmospheric Sciences. Academic Press.

Página de EUMETCAL consultada entre Noviembre y Diciembre de 2013

<http://www.eumetcal.org/resources/ukmeteocal/verification/www/english/courses/msgcrs/index.htm>