

## Un modelo diario de erosividad de la lluvia en una cuenca de montaña de la región centrooccidental de Venezuela

A daily rainfall erosivity model in a mountainous watershed into the western-central region of Venezuela

---

Alex G. Barrios R.\*

Recibido: 06-02-09 / Aceptado: 15-09-09

### Resumen

A fin de contribuir parcialmente con la escasez de relaciones indirectas entre precipitación diaria y su erosividad, de apoyo a la planificación del uso de la tierra y diseño de prácticas de conservación, se desarrollaron modelos diarios de erosividad de la lluvia en cuatro estaciones climáticas modernas ubicadas en la cuenca del río Yacambú, región centro occidental del país, en las cuales se dispone de 10 años de registros detallados de los eventos de precipitación. Se calculó el índice  $EI_{30}$  de cada evento erosivo siguiendo el protocolo original de Wischmeir y Smith (1978), agregando luego a escala diaria se obtuvieron más de 300 puntos de lluvia-erosividad en cada estación. Mediante regresión estadística se calcularon los parámetros del modelo diario de erosividad de la lluvia de Richardson (1983). Se aplicó regresión no lineal al modelo potencia original y regresión lineal a la forma logarítmica linealizada; la primera, usando dos procedimientos alternos para considerar la heteroscedasticidad de los datos: regresión no lineal por mínimos cuadrados ponderado (MCP) y regresión no lineal usando un modelo heteroscedástico de máxima verosimilitud (HMV). Se calcularon modelos estadísticos en cada estación y considerando todos los datos como un grupo (modelo regional). Estadísticamente se obtuvo un buen ajuste para todos los modelos en las estaciones Escalera, Miracuy y Portuguesa (adj  $R^2$  entre 0,73 y 0,74; y  $E_{L-M}$  entre 0,52 y 0,55), siendo el ajuste más bajo el de la estación Guapa ( $R^2$  de 0,56 y  $E_{L-M}$  de 0,43). Comparando gráficamente valores observados y predichos, se obtuvo que en todas las estaciones el modelo más próximo a la recta 1:1 fue el no lineal HMV, seguido de cerca por el no lineal MCP, mientras que el basado en la forma logarítmica

---

\* Centro de Estudios Forestales y Ambientales de Postgrado (CEFAP), Facultad de Ciencias Forestales y Ambientales, Universidad de Los Andes. alexb@ula.ve,

linearizada produjo el ajuste más bajo. Pruebas estadísticas para comparar entre estaciones, indicaron que el modelo conjunto es significativamente diferente a los modelos individuales ( $p$ -value < 0.05), recomendándose su uso sólo para estimaciones de erosividad regional o puntuales que no estén cerca de la estación Portuguesa, sitio donde se observó la mayor discrepancia con el modelo conjunto.

**Palabras clave:** erosividad, factor R, USLE, cuenca montañosa, Venezuela.

### **Abstract**

Scarcity of rain erosivity information affects land use planning and soil conservation. Daily models of rain-erosivity was developed in four climatic digital gauges located at Yacambú river basin, western Venezuela. Each gauge had 10 years of measured data and EI30 index of each erosive event was calculated by following Wischmeir and Smith (1978). By aggregation into daily scale it produced more than 300 points of rain-erosivity in each gauge. By means of statistical regression the parameters of the Richardson's (1983) daily erosivity model were calculated. Non linear regression was applied to the original power model and linear regression to the linear logarithmic form; the first, by using two alternating procedures to consider data heteroscedasticity: non linear least square weighted regression (LSW) and non linear regression by using a heteroscedastic maximum likelihood model (HML). Statistical models were calculated for each station and by considering all data as a group (regional model). A good fit was obtained for all models in Escalera, Miracuy and Portuguesa gauges (adj  $R^2$  between 0.73 and 0.74; and  $E_{L-M}$  between 0.52 and 0.55), being the low values those of Guapa gauge (0.56 for  $R^2$  and 0.43 for  $E_{L-M}$ ). Graphical comparisons between observed and predicted values showed that in all gauges the HML model was the nearest to the 1:1 line, followed for the non linear LSW, while that the linear logarithmic form produced lowest fit. Comparison test between gauges indicate that the model based on all grouped data was significantly different to the individual models in each gauge ( $p$ -value < 0.05), by recommending your use only for regional or point erosivity predictions far away at Portuguesa gauge in which it was observed the major discrepancy with the grouped data model.

**Key words:** erosivity, R factor, USLE, mountainous watershed, Venezuela.

## Introducción

Para estimar el factor R de la ecuación universal de pérdida de suelo USLE, según la propuesta original de Wischmeier y Smith (1978), o la posterior RUSLE (Renard *et al.*, 1997), se requieren datos específicos de cada tormenta o evento de lluvia ocurrido durante un número considerable de años, se sugieren 20 o más años, y que tengan el detalle registrado por un pluviógrafo analógico tradicional, o uno moderno digital. Disponer de tal información es una seria dificultad en la mayoría de los países, más aun en los países no desarrollados, por lo que ha sido frecuente la aplicación de métodos indirectos que facilitan el cálculo de R a partir de la precipitación anual, mensual o diaria. En general, se trata de modelos de regresión estadística que calculan el índice  $EI_{30}$  para un período de tiempo discreto de mayor tamaño que el intervalo de tiempo característico de un evento aislado de lluvia, generalmente minutos a horas.

Modelos que calculan la erosividad  $EI_{30}$  de la lluvia a partir de la precipitación diaria han sido desarrollados por Richardson *et al.* (1983), Haith y Merrill (1987), Elsenbeer *et al.* (1993), Yu y Rosewell (1996a y 1996b), Yu *et al.* (2001), Lu y Yu (2002), Hoyos *et al.* (2005), Mikos *et al.* (2006) y Salako (2006), entre otros. Modelos que calculan la erosividad  $EI_{30}$  de la lluvia de manera agregada en función de la precipitación mensual también han sido desarrollados (ej: Renard y Freimund, 1994; Hoyos *et al.*, 2005, entre otros). También con escala mensual se han desarrollado relaciones entre el  $EI_{30}$  y el índice de Fournier o Fournier modificado (Arnoldus, 1977), como en Sauerborn *et al.* (1999).

Otro método indirecto común son los modelos que estiman el factor R de la USLE en función de una precipitación extrema de diseño, de una cierta duración y de un determinado periodo de retorno. Se trata de ecuaciones similares a la relación pionera de Wischmeier y Smith (1978), válida para la región Este de Estados Unidos, la cual calcula el factor R a partir de la precipitación de 2 años de frecuencia y de 6 horas de duración ( $P_{2,6}$ ). Relaciones de este tipo han sido desarrolladas, entre otros, por Renschler *et al.* (1999) y Sheridan y Rosewell (2003).

Desafortunadamente, para establecer cualquiera de las relaciones indicadas anteriormente se necesitan los datos de tormentas medidos en una

o varias estaciones de la región objeto de estudio, datos que son muy escasos en los países latinoamericanos, siendo esta la causa fundamental de la escasez de publicaciones sobre el desarrollo de modelos de erosividad en la Región. Modelos diarios de la erosividad de la lluvia se han presentado en Latinoamérica a través de diversos trabajos, por ejemplo Elsenbeer *et al.* (1993) en Amazonia y Hoyos *et al.* (2005) en Colombia.

En Venezuela, un trabajo pionero ha sido el de Páez *et al.* (1989), al desarrollar modelos lineales mensuales en casi una docena de sitios dispersos ubicados en la región nor-occidental del país. En una cuenca de montaña de los andes venezolanos, Jegat (1991) presentó un modelo basado en tormentas de diseño. Usando Fournier modificado, Lobo y Gabriels (2005) también ajustaron ecuaciones a estaciones de tres zonas agroclimáticas del país.

Modelos diarios de la erosividad de la lluvia, sin embargo, son muy escasos para Venezuela, por ello el propósito del presente trabajo es contribuir a solventar de manera parcial esta carencia.

El objetivo del trabajo fue desarrollar ecuaciones mediante regresión estadística en cuatro estaciones climáticas donde se tienen registros detallados de algunos eventos ocurridos.

## **Materiales y métodos**

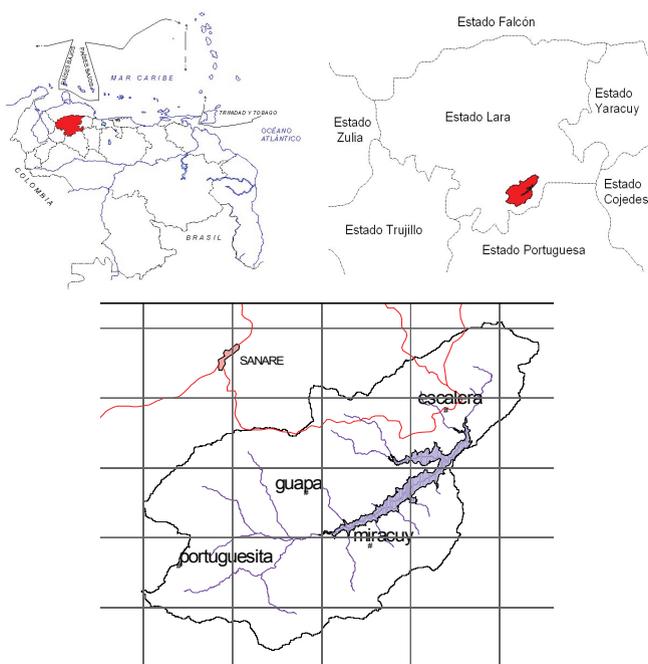
### ***Datos disponibles y área de estudio***

Se obtuvo información proveniente de 4 estaciones pluviográficas digitales, quienes registran la fecha y la hora cada 0,1 mm de lluvia captada por el equipo, datos que se almacenan de manera digital automáticamente en la memoria electrónica del equipo, los cuales son mensualmente vaciados a otro medio de almacenamiento donde se recopila toda la información. En la Figura 1 se muestra la ubicación espacial de las estaciones dentro del ámbito mayor a la cual pertenecen: la cuenca alta del río Yacambú.

Se trata de una cuenca montañosa dentro de la región centrooccidental de Venezuela, que drena 326 km<sup>2</sup> de superficie hasta el sitio de presa del “embalse Yacambú”, siendo una subcuenca afluente al río Acarigua, quien fluye a su vez hacia el río Orinoco. Hasta el sitio de presa tiene pendientes abruptas:

la cuarta parte de la superficie tiene pendientes mayores a 50% y sólo un nueve por ciento de la cuenca tiene pendientes menores a 15%; la temperatura media de la cuenca es igual a 21 °C y la precipitación anual promedio es 2040 mm (UFORGA-SHYQ, 2005).

En la tabla 1 se indican las principales características de las estaciones. Se dispone de registros para el período 11/1994 a 12/2004, aunque moderadamente incompletos. Al compararse los totales mensuales de precipitación, calculados de los registros detallados disponibles, con las cifras publicadas en los resúmenes diarios y mensuales del organismo oficial (MARN-Región Lara), encontramos que hay lagunas de información en las 4 estaciones: en casi un tercio de los meses registrados, hay diferencias de precipitación mensual de más de 20%. No obstante, como el interés está en establecer una relación diaria entre precipitación y erosividad, y no en el cálculo de los totales mensuales, se considera que los registros aportan suficiente información diaria con tal fin.



**Figura 1.** Localización de estaciones de precipitación, en el ámbito de la cuenca del río Yacambú.

**Tabla 1.** Estaciones pluviográficas y datos registrados.

Estación	Serial	Latitud (grad)	Longitud (grad)	Altitud (msnm)	Período de registro
Portuguesita	2283	9.62	-69.68	1630	11/1994 - 10/2004
Miracuy	2219	9.63	-69.56	1161	11/1994 - 10/2004
Guapa	7204	9.66	-69.60	1490	11/1994 - 10/2004
Escalera	7203	9.72	-69.52	1340	11/1994 - 10/2004

Un análisis exploratorio de los datos disponibles indica que el número de eventos individuales registrados en cada estación es bastante similar y significativo, variando entre 1589 y 1699, aunque debe señalarse que cerca del 20% de los eventos registrados en cada estación no son tales, aparecen como eventos aislados de 0,1 mm, pero mas parecen marcas de manejo u operación sobre el aparato registrador (0,1 mm es el mínimo valor medible). En su mayoría, los eventos registrados son de corta duración; cerca de 50% son menores a 3 horas y 97% son inferiores a 24 horas de duración, por tanto apropiados para el desarrollo de un modelo diario. Entre los eventos de más de un día de duración destacan 5 de ellos, con duraciones mayores a 100 horas: 3 eventos en Miracuy, con un promedio de precipitación de sólo 7 mm (posibles anomalías de medición) y 2 eventos en Portuguesita, con más de 100 mm cada uno.

No todos los eventos medidos son de naturaleza erosiva, que es lo que interesa para el modelo diario, entre 75% y 80% de los eventos, dependiendo de la estación, son menores a 12.7 mm, el umbral de lluvia erosiva según Wischmeier y Smith (1978). Las intensidades máximas de 30 minutos de duración son menores a 30 mm/h en el 95% de los eventos; sólo 3 eventos en Miracuy y un evento en cada una de las otras estaciones superan el umbral de 63.5 mm h<sup>-1</sup> impuesto a la ecuación de energía unitaria (Wischmeier y Smith, 1978), mientras que sólo un evento, en Escalera, supera el umbral de 76 mm h<sup>-1</sup> fijado en la determinación del índice EI<sub>30</sub>.

### Cálculo del índice EI<sub>30</sub>

Para el cálculo de la erosividad de la lluvia, índice EI<sub>30</sub>, se siguió el protocolo original de Wischmeier y Smith (1978):

$$EI_{30} = E \times I_{30} \quad (1)$$

$$E = \sum_{k=1}^{ns} e_k \times p_k \quad (2)$$

$$e_k = \begin{cases} 0,283 & ; si I > 76 \text{ mm} / h \\ 0,119 + 0,0873 \log_{10} I & ; si I \leq 76 \text{ mm} / h \end{cases} \quad (3)$$

$$I_{30} = \min[2 \times p_{\max 30} ; 63,5] \quad (4)$$

donde: E es la energía del evento de lluvia (MJ ha<sup>-1</sup>); I<sub>30</sub> es la máxima intensidad de lluvia en 30 minutos durante el evento (mm h<sup>-1</sup>); e<sub>k</sub> es la energía unitaria de un segmento de lluvia uniforme (MJ ha<sup>-1</sup>mm<sup>-1</sup>); p<sub>k</sub> es la precipitación durante el segmento uniforme de lluvia (mm); ns es el número de segmentos uniformes en que se dividió el evento de lluvia; I es la intensidad del segmento uniforme de lluvia (mm h<sup>-1</sup>); y p<sub>max30</sub> es la máxima precipitación caída en 30 minutos durante el evento de lluvia (mm)

El cálculo se realizó de manera automatizada empleando el software de licencia pública RIST, "Rainfall Intensity Summarization Tool", USDA (2002), seleccionándose las siguientes opciones o criterios: a) contabilizar eventos con lluvias mayores o iguales a 12,7 mm; a menos que hayan caído más de 6,35 mm en 15 minutos; b) separar un evento de otro cuando han transcurrido 6 horas sin lluvia; c) emplear para el cálculo de la energía unitaria de un segmento de lluvia de intensidad constante la ecuación de Brown y Foster (1987); d) utilizar el sistema métrico de unidades SI, donde la erosividad EI<sub>30</sub> se expresa en MJ ha<sup>-1</sup> mm h<sup>-1</sup> y la precipitación en mm.

Los resultados obtenidos con RIST a nivel de eventos, tanto la lluvia como la erosividad, fueron posteriormente agregados a escala diaria, disponiéndose así, en cada estación, de la serie de puntos con las dos variables a relacionar: lluvia diaria (mm) y erosividad EI<sub>30</sub> diaria (MJ ha<sup>-1</sup> mm h<sup>-1</sup>). A objeto

de no eliminar algunos eventos significativos de más de un día de duración, se retiene como diario todo evento menor a 36 horas de duración que cumpla con los criterios de erosividad. Adicionalmente, tomando en cuenta que a escala diaria, se dispone sólo del valor de la precipitación total de ese día, no del patrón de intensidades ocurridas, se consideraron sólo datos con más de 12.7 mm de lluvia durante el día.

Un análisis exploratorio de estos datos diarios produjo los valores de la tabla 2. Se cuenta ahora con 1362 casos entre las 4 estaciones, con tamaños similares en cada una: entre 314 y 394 pares de datos por estación. Hay diferencias significativas de varianzas entre estaciones, tanto de las series de precipitación como de las de erosividad  $EI_{30}$  ( $p$ -value  $< 0.05$  para el estadístico de Levene), de igual modo todas las series de precipitación y de erosividad fallan el test de normalidad (Test Kolmogorov-Smirnov con  $p$ -value  $< 0.05$ ). Aplicando la prueba no paramétrica de Kruskal-Wallis se obtuvo que hay diferencia significativa entre estaciones ( $p$ -value  $< 0.05$ ), tanto en erosividad como en precipitación; igual resultado produjo la prueba de la mediana. Obviando la falta de normalidad de los datos, un ANOVA arrojó las mismas conclusiones.

Existe en cada estación una marcada dispersión de valores de  $EI_{30}$ , con coeficientes de variación (CV) entre 110% y 144%, casi el doble de la dispersión de los datos de precipitación, cuyos CV están entre 52% y 65%. Es natural que la erosividad muestre gran variación, puesto que una misma magnitud de precipitación puede generar valores muy diferentes de erosividad, según el tiempo de duración del evento y las intensidades máximas alcanzadas durante su desarrollo.

Usando series transformadas aplicando logaritmos naturales de las variables, se obtiene que éstas también fallan el test de normalidad, excepto dos series de erosividad, las de Guapa y Escalera. La transformada de erosividad  $EI_{30}$  presenta ahora varianza homogénea entre estaciones ( $p$ -value = 0.3 para el estadístico de Levene), y tanto con ANOVA como con los test no paramétricos se obtiene que las medias siguen presentando diferencias significativas entre estaciones.

**Tabla 2.** Estadísticos descriptivos de los datos diarios de precipitación y erosividad EI<sub>30</sub>.

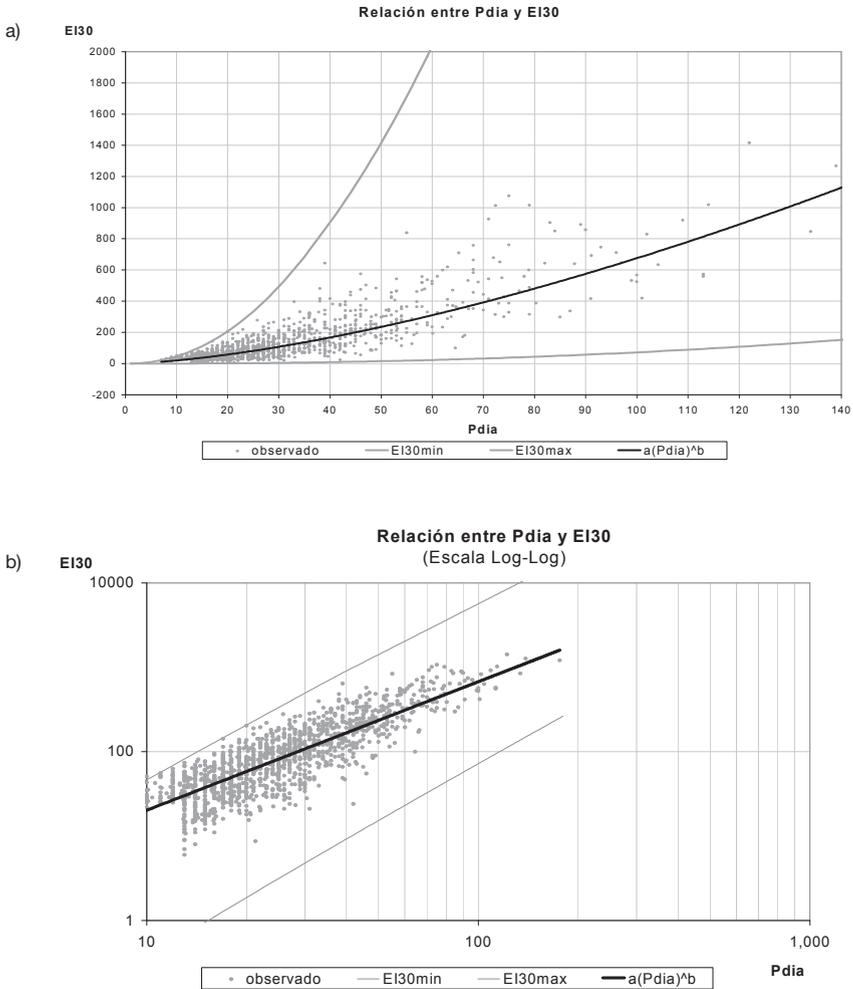
	Estación 1 Miracuy	Estación 2 Guapa	Estación 3 Escalera	Estación 4 Portuguesita
<b>Casos validos</b>	<b>394</b>	<b>316</b>	<b>338</b>	<b>314</b>
<b>Precipitación (mm)</b>				
Media	31	28	32	28
Mediana	26	24	26	22
Varianza	352	199	415	243
Desv. típ.	19	14	20	16
Mínimo	13	13	13	13
Percentil 95%	68	55	71	65
Máximo	139	100	176	104
<b>Erosividad -EI30 (MJ.mm.ha<sup>-1</sup>.h<sup>-1</sup>)</b>				
Media	149	118	157	111
Mediana	86	76	96	65
Varianza	32799	13444	32644	17010
Desv. típ.	181	116	181	130
Mínimo	6	8	7	9
Percentil 95%	533	365	521	352
Máximo	1267	829	1416	1013

### **Desarrollo de un modelo diario en cada estación**

El modelo diario de erosividad de la lluvia más ampliamente utilizado es el modelo potencial, planteado por Richardson et al. (1983) como:

$$EI_{30} = a (Pdia)^b + \varepsilon \tag{5}$$

Donde EI<sub>30</sub> es el índice de erosividad de la lluvia correspondiente a la precipitación diaria Pdia, a y b son los parámetros del modelo; el término a Pdia<sup>b</sup> es el componente determinístico, mientras que ε es el componente aleatorio. En la Figura 2a se muestra la relación típica entre Pdia y EI<sub>30</sub>, incluyendo una curva ajustada del tipo potencial. Se plotean también las curvas límites, indicadoras del máximo y mínimo valor posible de EI<sub>30</sub>, cómo se definieron en Richardson et al. (1983) para el caso de precipitaciones diarias.



**Figura 2.** Modelo potencial de la erosividad  $EI_{30}$  de la lluvia diaria: (a) escala decimal; (b) escala logarítmica (siguiendo a Richardson *et al.*, 1983).

Algunos autores (ej.: Richardson *et al.*, 1983; Haith y Merrill, 1987; Hoyos *et al.*, 2005) trabajan con la forma logarítmica linealizada aplicando regresión lineal:

$$\ln(EI_{30}) = \ln(a) + b \times \ln(Pdia) + \varepsilon' \quad (6)$$

Richarson *et al.* (1983) encontraron que el término aleatorio  $\varepsilon'$  sigue una distribución Normal con media 0 y desviación estándar específica, según la estación analizada.

Con la forma logarítmica que lineariza el modelo potencial se tiene la ventaja de que los errores aleatorio ( $\varepsilon'$ ) son casi constantes para todo el rango de la variable predictora, P<sub>día</sub> (Figura 2b), es decir, apunta directamente al supuesto de homoscedasticidad de residuos de un modelo de regresión. Contrario al modelo potencial, no lineal, donde la variación del error residual (distancia vertical entre un punto y la curva ajustada de la Figura 2a) se incrementa con el valor de P<sub>día</sub>, y por tanto con marcada heteroscedasticidad.

Petersen-Overleir (2004), citando a Seber y Wild (1989), en relación con un modelo no lineal de tipo potencial para curvas de gastos de un río, señala que si la heterogeneidad de la varianza está presente y no es tomada en cuenta, puede llevar a estimaciones erróneas de sus parámetros; indicando, además, que el modelo no sería robusto si el método de estimación de parámetros asume homoscedasticidad de los errores o residuos y esto no se cumple. Petersen-Overleir (2004) plantea, citando a Huet *et al.* (1999), que el método de mínimos cuadrados ponderado puede resultar inadecuado para ciertos casos no lineales, razón por la cual propone un modelo heteroscedástico de máxima verosimilitud.

En el presente estudio se evalúan y comparan los dos enfoques de regresión del modelo potencial: regresión lineal usando las transformaciones logarítmicas, (ec. 6), y regresión no lineal, (ec. 5), esta última con los dos métodos señalados anteriormente para considerar la heterogeneidad de la varianza: mínimos cuadrados ponderado y heteroscedástico de máxima verosimilitud.

Con mínimos cuadrados ponderados, cada valor de la variable predictora se multiplica por un valor de ponderación o peso (Neter *et al.*, 1996):

$$w_i = \frac{1}{(\hat{s}_i)^2} \quad (7)$$

Donde  $w_i$  es el valor del peso y  $\hat{s}_i$  es el valor ajustado de la desviación estándar correspondiente al elemento  $x_i$  de la variable predictora (la precipitación diaria, P<sub>día</sub>). Cuando la varianza poblacional del error se desconoce, Neter

*et al.* (1996) señalan que  $\hat{s}_i$  se puede estimar de los residuos obtenidos de la regresión por mínimos cuadrados ordinarios, habida cuenta que el valor absoluto de los residuos,  $e_i$ , es un estimador de la desviación estándar  $s_i$ . El procedimiento consiste entonces en: i) aplicar regresión por mínimos cuadrados ordinario (verificar que el gráfico de los residuos muestra la forma de megáfono indicadora de la heteroscedasticidad); ii) realizar una regresión entre  $|e_i|$  y  $x_i$ ; iii) considerando que  $\hat{s}_i = |e_i|$ , estimar el peso  $w_i$  con la ec.(7); iv) estimar los coeficientes de la regresión aplicando estos pesos mediante el método de mínimos cuadrados ponderado; v) si los coeficientes difieren sustancialmente de los obtenidos inicialmente, se repite el proceso de manera iterativa desde el paso ii, utilizando los últimos residuales para derivar la función de desviación estándar; así, hasta que los coeficientes entre una iteración y otra difieran muy poco.

Siguiendo a Petersen-Overlier (2004), el modelo heteroscedástico de máxima verosimilitud consiste en maximizar la siguiente forma logarítmica:

$$l = \frac{n}{2} \log 2\pi - n \log \tau - \beta \sum_{i=1}^n \log x_i - \sum_{i=1}^n \left( \frac{y_i - a x_i^b}{\sqrt{2} \tau x_i^\beta} \right)^2 \quad (8)$$

Donde  $a$ ,  $b$ ,  $t$ ,  $b$ , son los parámetros que maximizan la función  $\lambda$ , lo cual es equivalente a minimizar  $-\lambda$ , si el algoritmo disponible es de tal forma. En la ec. 8 el término  $x_i$  se refiere a la lluvia diaria ( $Pdia$ )<sub>*i*</sub>, y el término  $y_i$  a los valores medidos de (EI<sub>30</sub>)<sub>*i*</sub>.

Se consideraron distintos criterios de evaluación de la bondad del ajuste: Coeficiente de Determinación Ajustado (ajust  $R^2$ ), Coeficiente de Eficiencia ( $E_{N-S}$ ) de Nash y Sutcliffe (1970), Coeficiente de Eficiencia Modificado ( $E_{L-M}$ ) de Legates y McCabe (1999), y Raíz del Error Medio Cuadrático (REMC), los cuáles se definen matemáticamente por las siguientes expresiones:

$$ajust R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \left( \frac{n-1}{n-p-1} \right) \quad (9)$$

$$E_{N-S} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (10)$$

$$E_{L-M} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n |O_i - P_i|}{\sum_{i=1}^n [O_i - \bar{O}]} \quad (11)$$

$$REMC = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{n-1}} \quad (12)$$

Donde  $O_i$  y  $P_i$  son los valores  $i$ -ésimos de las variables observada (medida) y predicha por el ajuste de regresión, respectivamente;  $\bar{O}$  y  $\bar{P}$  son los correspondientes valores promedios.  $n$  es el número de datos y  $p$  es el número de parámetros utilizados en la ecuación de predicción.

Adicionalmente, se tomaron en cuenta los supuestos de un buen modelo de regresión: independencia de los residuales (estadístico de Durbin-Watson en el rango 1,5 a 2,5); homoscedasticidad o igualdad de varianza de los residuos (gráfico de dispersión de residuos versus variable predictora); normalidad de los residuos (gráfico de probabilidad normal acumulada de los residuos y estadístico de Kolmogorov-Smirnov).

En principio se analizaron valores anómalos y puntos de influencia (Leverage y residuos studentizados), pero se optó por no suprimirlos debido a dos argumentos. Uno es que los resultados preliminares indicaron que su eliminación tuvo escaso beneficio, al contrario la variación explicada por el modelo de regresión decreció. El otro argumento es que tales puntos son propios del fenómeno natural: así, por ejemplo, los valores extremos se sabe que tienen bajas probabilidades de ocurrencia, de allí su número reducido, y aunque lucen como “outliers” son la única guía disponible del comportamiento de estos eventos sobre la relación particular entre lluvia y erosividad.

### ***Regionalización de un modelo diario para la cuenca***

Se planteó un modelo conjunto, considerando los datos de las 4 estaciones como un solo grupo, aplicándose pruebas gráficas y estadísticas para evaluar su validez. Siguiendo a Boché y Lavalle (2005), quienes a su vez se basaron en Draper y Smith (1981), se aplicó el método “extra suma de cuadrados” para comparar modelos no lineales a través de sus parámetros, el cual consistió en: 1) asumir como hipótesis nula ( $H_0$ ) la igualdad de los 2 parámetros del modelo potencial en todas la estaciones (a y b en  $aX^b$ ), por lo que la suma de cuadrados total se puede obtener, si  $H_0$  se cumple, de los residuales calculados con la ecuación conjunta; 2) la suma de cuadrados dentro de los grupos se obtiene cuando se cumple la hipótesis alternativa ( $H_A$ : cada estación tiene parámetros diferentes), mediante la aplicación, al conjunto total de datos, de las ecuaciones individuales ajustadas en cada estación; (3) la suma de cuadrados entre grupos se calcula como la diferencia entre las dos sumas de cuadrados anteriores; 4) se calcula el estadístico F y su región crítica.

Adicionalmente, se aplicaron dos enfoques alternativos para medir la semejanza o igualdad de los modelos individuales: i) Considerando las dos series anteriores, una producto de aplicar la ecuación conjunta al grupo de datos completo y otra de aplicar selectivamente la ecuación individual de cada estación correspondiente, se aplicó la prueba no paramétrica para datos pareados de “rangos con signo de Wilcoxon”; adicionalmente, considerando los segmentos de datos correspondientes, se compararon por parejas en cada estación el modelo conjunto y el modelo individual. ii) El segundo enfoque fue asumir una serie de valores de la variable predictora, P<sub>día</sub>, y calcular el valor predicho por la ecuación ajustada a cada estación; las 4 series respuestas se compararon entre sí para probar igualdad de medias mediante ANOVA para muestras repetidas; luego, aplicando el modelo conjunto a la misma serie de P<sub>día</sub>, se repitió la prueba, incluyendo como análisis posterior la diferencia entre pares mediante los test de Bonferroni y Dunnett, a objeto de comparar el modelo conjunto con cada uno de los modelos individuales.

Para los diferentes procesamientos y análisis estadísticos se utilizaron distintos software de mercado para Windows: SPSS ver 15, Statgraphic Plus 5, Systat ver 10, Prism 5, y Excel 3.

## Resultados y discusión

En la tabla 3 se muestran en forma resumida los resultados del ajuste mediante regresión estadística del modelo potencial entre lluvia diaria ( $P_{dia}$ ) y erosividad diaria ( $EI_{30}$ ), usando distintos enfoques de regresión. A continuación se discute cada caso.

### *Modelos individuales*

Los modelos individuales se refieren a los ajustes obtenidos en cada estación pluviográfica, usándose los datos allí registrados. A fin de compararse los modelos obtenidos mediante regresión lineal de los logaritmos con los obtenidos de regresión no lineal, el modelo logarítmico se convirtió nuevamente a su escala original usando su inverso: la función exponencial. Este modelo se denominó “Lineal Logarítmica” en los gráficos donde se compara con los modelos de regresión no lineal de la Figura 3. Se aprecia en la Figura 3 que los dos modelos obtenidos por regresión no lineal en cada estación son visualmente muy parecidos entre sí, difiriendo de aquel derivado de la regresión “Lineal Logarítmica”. Esto se corrobora observando la similitud de los parámetros  $a$  y  $b$  (del modelo potencial  $aX^b$ ) que se presentan en la tabla 3.

En las estaciones Escalera, Miracuy y Portuguesita, prácticamente no hay diferencias entre los modelos obtenidos mediante regresión no lineal por mínimos cuadrados ponderados (MCP) y por el modelo heteroscedástico de máxima verosimilitud (HMV), y en Guapa la diferencia es muy pequeña. En las cuatro estaciones el modelo final proveniente de la regresión lineal de la ecuación logarítmica tuvo el mismo comportamiento, es el que menores valores de  $EI_{30}$  predice. Esto último producto de la diferencia en los coeficientes  $a$ , los cuales resultaron inferiores a los de regresión no lineal en todas las estaciones (Tabla 3); aun cuando los coeficientes  $b$  son muy similares.

Si bien con la regresión lineal de la forma logarítmica se cumplen los supuestos de un buen modelo, como normalidad y homoscedasticidad de los residuales, con la ventaja que ello representa para diversos análisis y la generación estocástica de predicciones, el modelo vuelta a su escala original no muestra mejor ajuste que los enfoques de regresión no lineal. En la Figura 4a se muestran los residuales resultantes de un ajuste no lineal por mínimos cua-

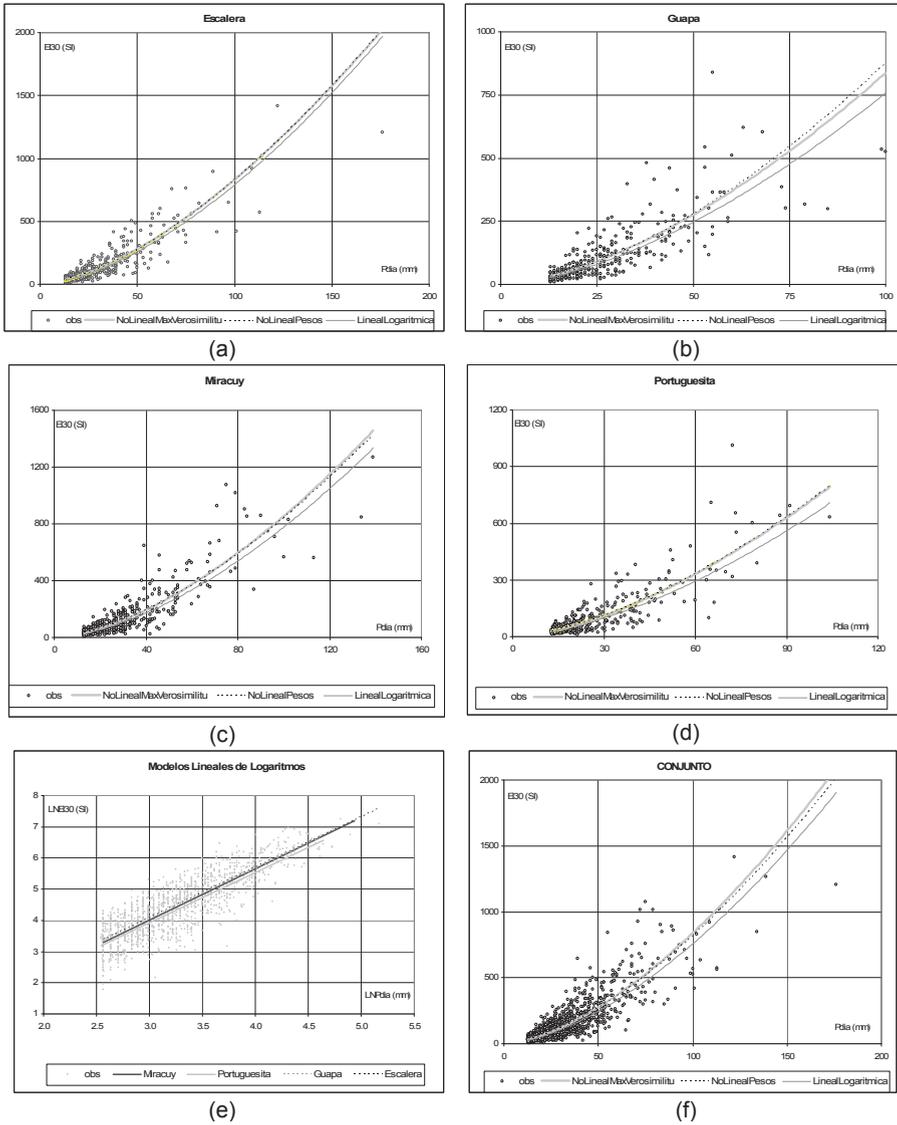


Figura 3. Modelos de regresión ajustados.

**Tabla 3.** Parámetros del modelo potencial  $a X^b$  ajustado

<b>Tipo de regresión</b>	<b>Parámetro</b>	<b>Escalera</b>	<b>Guapa</b>	<b>Miracuy</b>	<b>Portuguesita</b>	<b>Conjunto</b>
	<b>n</b>	338	316	394	314	1362
<i>No Lineal</i>	<b>a</b>	1.376	1.405	0.900	0.502	0.986
	<b>b</b>	1.355	1.326	1.467	1.588	1.432
	ajust R <sup>2</sup>	0.790	0.614	0.758	0.727	0.744
	E <sub>N-S</sub>	0.791	0.615	0.759	0.728	0.744
	E <sub>L-M</sub>	0.548	0.440	0.534	0.517	0.516
	REMC	83	72	89	68	80
<i>No Lineal ponderada</i>	<b>a</b>	0.568	0.435	0.514	0.504	0.532
	<b>b</b>	1.582	1.652	1.607	1.586	1.593
	ajust R <sup>2</sup>	0.740	0.545	0.747	0.727	0.725
	E <sub>N-S</sub>	0.741	0.547	0.748	0.728	0.725
	E <sub>L-M</sub>	0.558	0.431	0.541	0.518	0.524
	REMC	92	78	91	68	83
<i>No Lineal máxima verosimilitud</i>	<b>a</b>	0.601	0.521	0.494	0.507	0.501
	<b>b</b>	1.571	1.603	1.619	1.583	1.612
	ajust R <sup>2</sup>	0.740	0.564	0.744	0.727	0.717
	E <sub>N-S</sub>	0.741	0.566	0.745	0.727	0.717
	E <sub>L-M</sub>	0.556	0.435	0.539	0.519	0.520
	REMC	92	77	92	68	84
<i>Reconvirtiendo de la lineal logarítmica</i>	<b>a</b>	0.471	0.445	0.401	0.425	0.420
	<b>b</b>	1.613	1.616	1.644	1.596	1.628
	ajust R <sup>2</sup>	0.746	0.578	0.741	0.704	0.724
	E <sub>N-S</sub>	0.747	0.580	0.741	0.705	0.724
	E <sub>L-M</sub>	0.562	0.453	0.553	0.522	0.533
	REMC	91	75	92	71	83
<i>Lineal logarítmica</i>	<b>ln a</b>	-0.753	-0.81	-0.915	-0.855	-0.867
	<b>b</b>	1.613	1.616	1.644	1.596	1.628
	ajust R <sup>2</sup>	0.758	0.667	0.713	0.663	0.707
	E <sub>N-S</sub>	0.758	0.668	0.714	0.665	0.707
	E <sub>L-M</sub>	0.510	0.440	0.466	0.421	0.464
	REMC	0.47	0.50	0.52	0.53	0.51

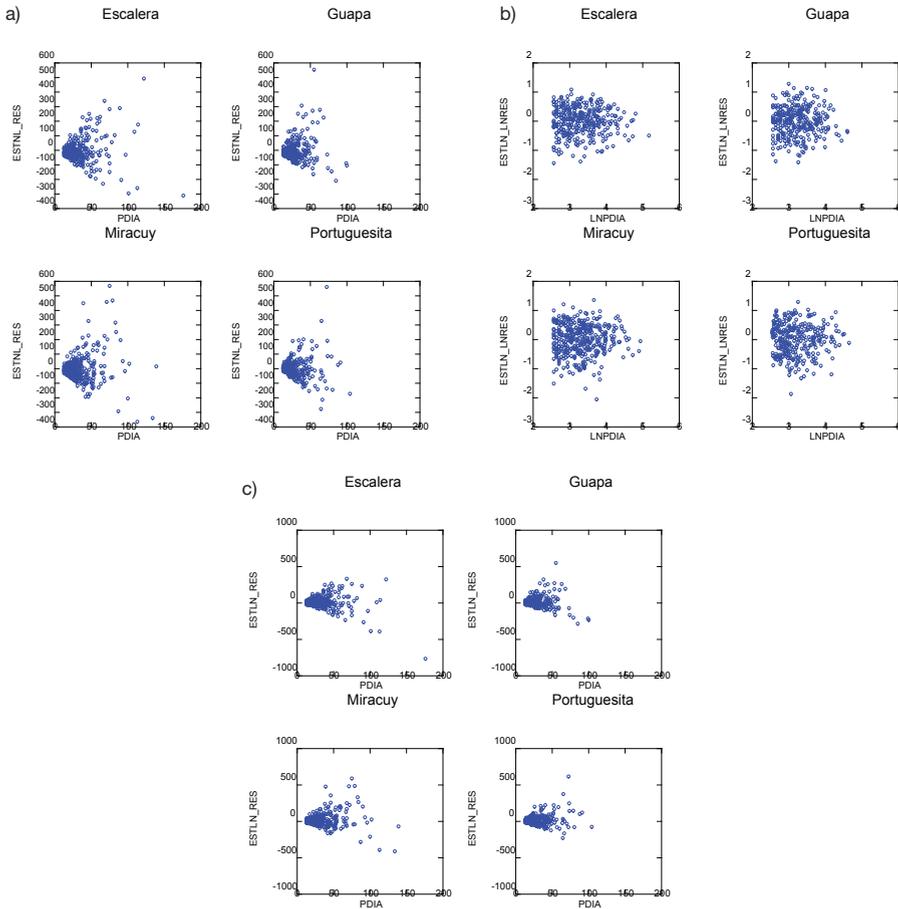


Figura 4. Análisis de residuos.

drados ordinarios (MCO) mostrando su marcada heteroscedasticidad, contrario a los residuales de la regresión lineal de los logaritmos, Figura 4b, donde se observa una apropiada homoscedasticidad. Las relaciones observadas entre Pdia (variable regresora) y  $EI_{30}$  (variable dependiente) de la Figura 2a, mostrando marcada heterogeneidad de la varianza, prácticamente impiden que a escala original una línea cualquiera ajustada pueda mostrar residuos homoscedásticos. En efecto, volviendo a escala original las predicciones de

los modelos logarítmicos ajustados, y calculando los residuos correspondientes, se tienen los gráficos de la Figura 4c, donde se manifiesta de nuevo la heteroscedasticidad.

Los coeficientes  $a$  y  $b$  obtenidos mediante regresión no lineal heteroscedástica casi fueron los mismos mediante MCP que con HMV (Tabla 3). Estos coeficientes son, sin embargo, notablemente diferentes a los que se obtuvieron mediante MCO (Tabla 3), lo cual demuestra que ambos procedimientos consideraron eficientemente la heteroscedasticidad de los datos. La excepción fue la estación Portuguesa, en donde los coeficientes  $a$  y  $b$  no variaron entre MCO y los procedimientos heteroscedásticos, MCP y HMV.

Con regresión no lineal heteroscedástica se obtuvo mejores modelos debido a que además de estimarse los parámetros  $a$  y  $b$  tomando en cuenta la heterogeneidad de la varianza, se mantuvo la relación natural entre las variables de estudio  $P_{dia}$  y  $EI_{30}$ .

Los estadísticos utilizados para medir la bondad de los ajustes indican que en todas las estaciones y con todos los modelos se obtuvo un buen ajuste (Tabla 3). El coeficiente de determinación ajustado ( $adj R^2$ ) resultó, con dos cifras decimales, igual al coeficiente de eficiencia  $E_{N-S}$ ; siendo  $adj R^2$  a su vez igual a  $R^2$  ordinario. Junto con el coeficiente de eficiencia modificado  $E_{L-M}$ , se tiene que los criterios adimensionales de la bondad del ajuste fueron mayores en Escalera, Miracuy y Portuguesa ( $adj R^2$  entre 0.73 y 0.74; y  $E_{L-M}$  entre 0.52 y 0.55), siendo el ajuste más bajo el de Guapa ( $R^2$  de 0.56 y  $E_{L-M}$  de 0.43). La raíz del error medio cuadrático (Remc), criterio dimensional, tuvo un comportamiento distinto, fue mejor en Portuguesa y Guapa (REMC de 68 y 77, respectivamente) que en Escalera y Miracuy (REMC de 92).

### **Modelo conjunto**

El modelo conjunto se refiere al ajuste obtenido mediante regresión estadística considerando los datos de las 4 estaciones como si fueran un solo grupo; se trata de un modelo regional a la escala de la cuenca del río Yacambú hasta el sitio de presa. La validez de agrupar las 4 estaciones se derivó inicialmente de la comparación visual entre modelos (Figuras 3 y 5). En la Figura 5a se aprecia, para el caso de la regresión lineal logarítmica, que los modelos individuales son similares; en efecto, un ANOVA condicional para la comparación

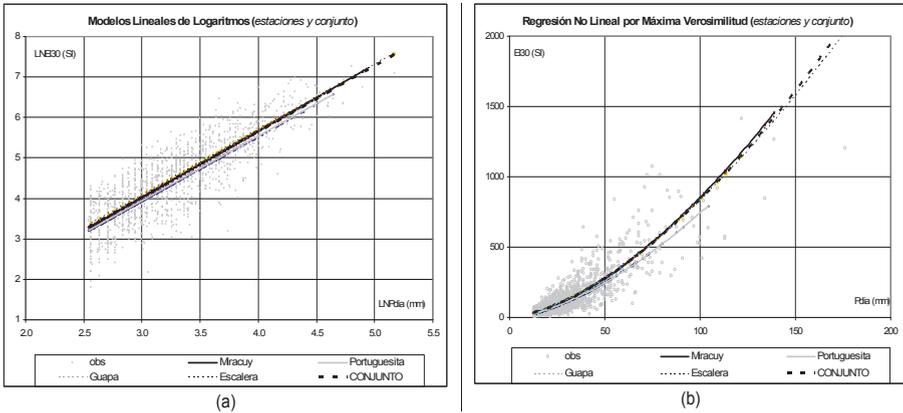


Figura 5. Modelo conjunto versus modelos individuales: ecuaciones ajustadas.

de rectas de regresión (opción explícita en Statgraphic Plus 5), indicó que las pendientes de las líneas de regresión son significativamente iguales (p-value de 0.970 para el test de F).

Dada la similitud entre los modelos no lineales por MCP y HMV, en adelante se presenta solamente la comparación entre modelos individuales y conjunto para el caso HMV. El resultado de la prueba ANOVA “suma extra de cuadrados” (Tabla 4), para comparar el modelo conjunto con los modelos individuales de cada estación, indicó que hay diferencia significativa (p-value de 0.0004 para el test F) entre ambos grupos, aunque en la Figura 5b se aprecia la similitud entre los modelos de las 4 estaciones, excepto la estación Portuguesita la cual muestra un modelo moderadamente diferente. Cuando se comparan por separado las sumas de cuadrados del error entre el modelo conjunto y cada modelo individual (Figura 6c) se aprecia bastante similitud, pudiéndose interpretar visualmente que, en términos proporcionales, la diferencia importante estaría únicamente en Portuguesita.

En la Figura 6a se comparan las dos series completas de la variable dependiente predicha ( $EI_{30}$ ), cada una de 1362 valores: la serie “modelo conjunto” es el resultado directo del ajuste HMV considerando todos los datos como un solo grupo; la serie “estaciones individuales” es el resultado de poner juntos, y en el mismo orden, los resultados individuales de los ajustes específicos en cada estación. Se aprecia que ambas series son muy pareci-

**Tabla 4.** Comparación de modelos HMV mediante ANOVA “Suma Extra de Cuadrados”.

<b>Sumas de cuadrado del error</b>					
<b>Modelo HMV</b>	<b>SCE<sup>1</sup></b>	<b>n</b>			
<i>Modelo Conjunto</i> <sup>2</sup>	9600532.8	1362			
<i>Escalera</i> <sup>3</sup>	2852731.1	338			
<i>Guapa</i> <sup>4</sup>	1834718.3	316			
<i>Miracuy</i> <sup>5</sup>	3289323.1	394			
<i>Portuguesita</i> <sup>6</sup>	1451134.9	314			

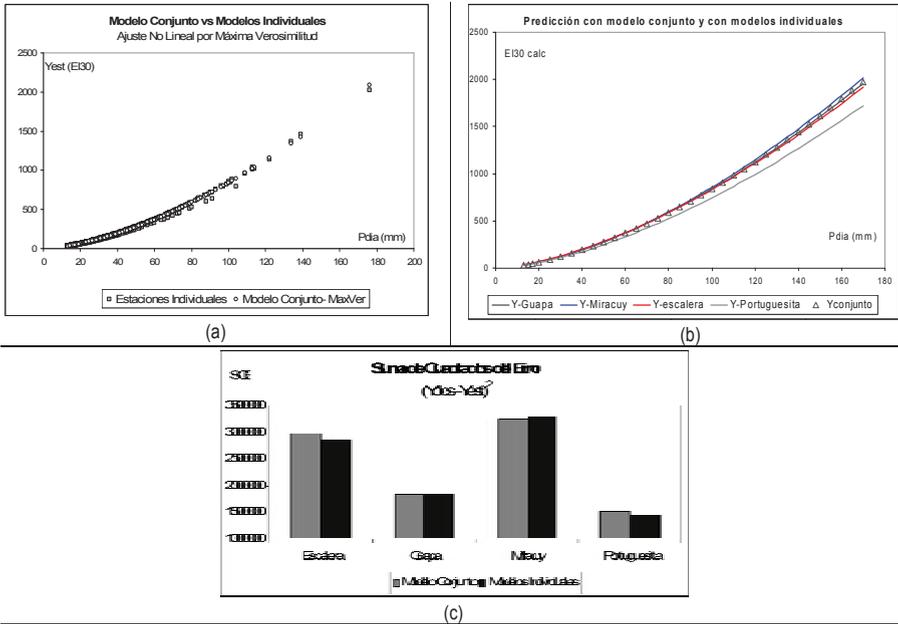
$$^1 SCE = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad ^2 SCE = \sum_{i=1}^{1362} [EI_{30i} - 0.501(Pdia_i)^{1.612}]^2$$

$$^3 SCE = \sum_{i=1}^{338} [EI_{30i} - 0.601(Pdia_i)^{1.571}]^2 \quad ^4 SCE = \sum_{i=1}^{316} [EI_{30i} - 0.521(Pdia_i)^{1.603}]^2$$

$$^5 SCE = \sum_{i=1}^{394} [EI_{30i} - 0.494(Pdia_i)^{1.619}]^2 \quad ^6 SCE = \sum_{i=1}^{314} [EI_{30i} - 0.507(Pdia_i)^{1.583}]^2$$
  

<b>ANOVA - Test F</b>					
Fuente de variación	SCE	GL	CME	Fcalc	P-value
<i>ENTRE modelos</i>	172625.4	6	28770.9	4.132	0.0004042
<i>INTRA modelos</i>	9427907.4	1354	6963.0		
<i>TOTAL</i>	9600532.8	1360			

das, con pequeñas diferencias atribuibles a las predicciones del modelo en Portuguesita. Sin embargo, la prueba de los rangos con signo de Wilcoxon para muestras pareadas no normales, dos indica que estadísticamente estas dos series son distintas (p-value de 0.000); igual conclusión se tendría con una prueba T si se asume datos normales. Dividiendo las series completas en 4 parejas, una por estación, y repitiendo la prueba de Wilcoxon en cada una, se obtiene que también de manera individual los valores del modelo conjunto son estadísticamente diferentes a los de cada modelo individual, contrario a la apreciación visual derivada de la Figura 6(c).



**Figura 6.** Diferencias entre modelo conjunto y modelos individuales: (a) en el ajuste a los datos observados; b) al predecir  $EI_{30}$  para una misma serie de valores de Pdia; (c) en la suma de cuadrados del error de los datos observados.

Con el enfoque alternativo, para probar la pertinencia estadística de considerar un modelo conjunto de validez regional, basado en aplicar los distintos modelos HMV individuales y conjunto a una misma serie de valores de la variable predictora (Pdia), y probar la hipótesis nula de que las medias son iguales, se obtuvieron resultados similares. En la Figura 6b se observa visualmente que las predicciones son prácticamente iguales entre los modelos individuales, excepto Portuguesa, que difiere de manera moderada. La prueba ANOVA para muestras repetidas considerando sólo los 4 modelos individuales concluye que hay diferencia significativa entre los modelos ( $p$ -value < 0.0001, para el estadístico F); y la comparación múltiple, por pares, basada en el test de Bonferroni y en el test de Tukey, revelan que en tres de las seis combinaciones entre estaciones se manifiesta diferencias significativas. Repitiéndose la prueba, considerándose tanto los modelos individuales

como el modelo conjunto, se obtuvo similar resultado global, concluyendo la comparación múltiple mediante el test de Dunnett que con el modelo conjunto las predicciones serían estadísticamente similares a las de las estaciones Escalera, Guapa y Miracuy (en cada caso  $p\text{-value} > 0.005$ ), pero diferentes a las de la estación Portuguesita ( $p\text{-value} < 0.05$ ).

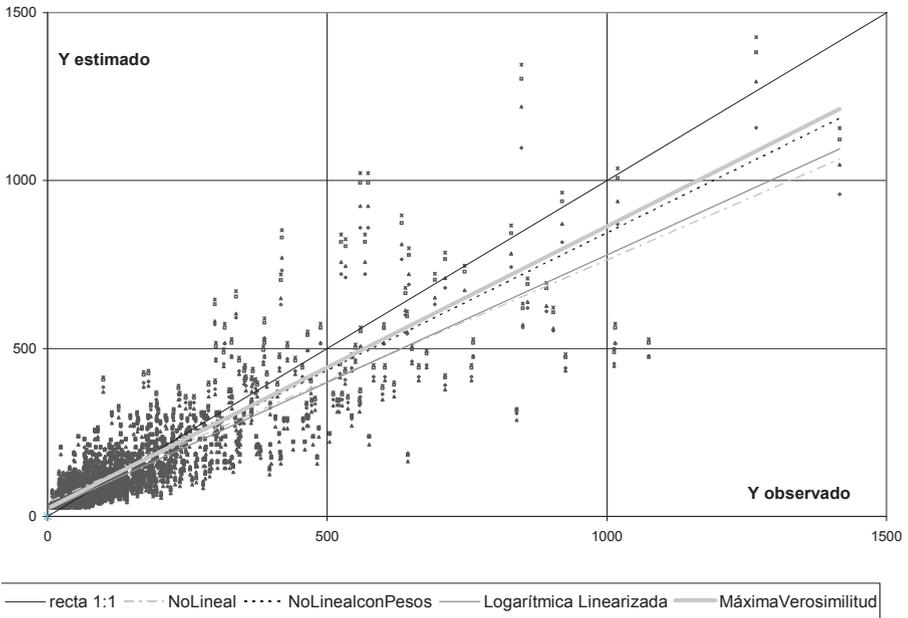
Los últimos resultados, a través de la comparación múltiple de Dunnett, usando predicciones de  $EI_{30}$  con cada modelo para una misma serie de valores de  $P_{dia}$ , produce conclusiones estadísticas similares a las que se derivaron de la comparación gráfica, ver Figuras 5(b) y 6(b): que los modelos no lineales ajustados en las estaciones Escalera, Guapa y Miracuy producen estadísticamente los mismos resultados y por tanto se puede aplicar un modelo regional, válido para la cuenca excepto para el sector occidental donde se encuentra la estación Portuguesita.

En la Figura 7 se compara el grado de ajuste obtenido con las distintas regresiones del modelo conjunto, donde se aprecia que el modelo más próximo a la recta 1:1 es el no lineal heteroscedástico de máxima verosimilitud (HMV), seguido de cerca por el no lineal de mínimos cuadrados ponderado (MCP), mientras que el basado en la forma logarítmica linealizada produce el ajuste más bajo, similar al de un modelo no lineal que no considera la heteroscedasticidad.

## Conclusiones

Los modelos potenciales obtenidos mediante regresión no lineal con mínimos cuadrados ponderado y mediante máxima verosimilitud heteroscedástica, produjeron parámetros suficientemente diferentes a los que arrojaría mínimos cuadrados ordinario, demostrando la eficiencia de estos procedimientos a la hora de considerar datos con manifiesta heterogeneidad de la varianza; condición natural de los modelos diarios que relacionan el total de lluvia diaria con su erosividad.

Los modelos basados en regresión lineal de los logaritmos (transformada que lineariza el modelo potencial original) también eliminaron de manera eficiente la heteroscedasticidad de los residuales, pero al convertir las predicciones a su escala original se observó una consistente “subestimación” de la



**Figura 7.** Comparación de regresiones del modelo conjunto.

erosividad, en comparación a las predicciones de los modelos obtenidos por regresión no lineal.

Debido a que la erosividad de un evento individual, o la correspondiente a un día de lluvia, puede variar ampliamente para una misma cantidad precipitada, dependiendo de las intensidades alcanzadas durante su desarrollo, lo que causa la marcada heteroscedasticidad de los datos, se recomienda aplicar un procedimiento similar al del presente estudio, a objeto de elaborar un modelo regional, pero basado en datos mensuales de lluvia y erosividad.

Se puede aplicar el modelo conjunto, preferiblemente el HMV, pero también el MCP, para estudios de erosividad en la cuenca del río Yacambú hasta el sitio de presa, cuando lo que se busque sean valores medios regionales o cuando se requieran valores locales referidos a la parte central y oriental de la cuenca. Para valores puntuales en el sector occidental se recomienda aplicar el modelo ajustado a Portuguesita.

## Referencias bibliográficas

- ARNOLDUS, H. M. J. 1977. Methodology used to determine the maximum potential average annual soil loss due to sheet and rill erosion in Morocco. *FAO Soils Bulletin* 34:39-51.
- BOCHÉ, S. y LAVALLE, A. 2004. Comparación de modelos no lineales, una aplicación al crecimiento de frutos de carozo. *Revista de la Sociedad Argentina de Estadística*, Vol 8.
- BROWN, L. C. and FOSTER, G. R. 1987. Storm erosivity using idealized intensity distributions. *Transactions of the ASAE* 30(2): 379-386.
- DRAPER, N. R. and SMITH, H. 1981. *Applied Regression Analysis*. Wiley.
- ELSENBEER, H., CASSEL, D. K. and TINNER, W. 1993. A daily rainfall erosivity model for western Amazonia. *Journal of Soil and Water Conservation* 48:439-444.
- HAITH., D. A. and MERRILL, D. E. 1987. Evaluation of a daily rainfall erosivity model. *Transactions of the ASAE* 30:90-93.
- HOYOS, N., WAYLEN, P. R. and JARAMILLO, A. 2005. Seasonal and spatial patterns of erosivity in a tropical watershed of the Colombian Andes. *Journal of Hydrology* 314:177-191.
- HUET, S., BOUVIER, A., GRUET, M. A. and JOLIVET, E. 1996. *Statistical Tools for Nonlinear Regression. Springer: A Practical Guide with S-PLUS and R Examples* (Springer Series in Statistics).
- JEGAT, H. 1991. Estimación de la producción de sedimentos. Trabajo de Ascenso a Profesor Titular. CIDIAT. Mérida.
- LEGATES, D. R. and MCCABE JR. 1999. Evaluating the use of "goodness-of-fit" measures in hydrologic and hydroclimatic model validation. *Water Resources Research* 35:233-241.
- LOBO L., D. and GABRIELS, D. 2005. Assessing the rain erosivity and rain distribution in different agro-climatological zones in Venezuela. *Sociedade & Natureza*, Uberlândia, Special Issue, 16-29, May, 2005.
- LU, H., YU, B. F., 2002. Spatial and seasonal distribution of rainfall erosivity in Australia. *Australian Journal of Soil Research* 40:887-901.
- MIKOS, M. JOST, D. and PETKOVSEK, G. 2006. Rainfall and runoff erosivity in the alpine climate of north Slovenia: a comparison of different estimation methods. *Hydrological Sciences Journal* 51:115-126.

- NASH, J. E. and SUTCLIFFE, J.V. 1970. River flow forecasting through conceptual models. I, A discussion of principles. *Journal of Hydrology* 10:282-290.
- NETER, J., WASSERMAN, W. and KUTNER, M. H. 1996. *Applied Linear Regression Models*. McGraw-Hill/Irwin.
- PÁEZ, M.L.; O.S. RODRÍGUEZ y J. LIZASO. 1989. Potencial erosivo de la precipitación en tierras agrícolas de Venezuela. *Rev. Fac. Agron. (Maracay). Alcance* 37:45-58.
- PETERSEN-ØVERLEIR A. 2004 Accounting for heteroscedasticity in rating curve estimates. *Journal of Hydrology* 292:173-181
- RENARD, K.G., FOSTER, G.R., WEESIES, G.A., MCCOOL, D.K. and YODER, D.C. 1997. *Predicting soil erosion by water: a guide to conservation planning with the revised universal soil loss equation (RUSLE)*. USDA Handbook 703, Washington, DC.
- RENARD, K. G. and FREIMUND, J. R. 1994. Using monthly precipitation data to estimate the R-factor in the revised USLE. *Journal of Hydrology*, 157:287-306.
- RENSCHLER, C. S., MANNAERTS, C. and DIEKKRUGER, B. 1999. Evaluating spatial and temporal variability in soil erosion risk - rainfall erosivity and soil loss ratios in Andalucía, Spain. *Catena* 34:209-225.
- RICHARDSON, C.W., FOSTER, G.R. and WRIGHT, D.A. 1983. Estimation of erosion index from daily rainfall amount. *Transactions of the ASAE* 26:153-156,160.
- SALAKO, F. K. 2006. Rainfall temporal variability and erosivity in subhumid and humid zones of southern Nigeria. *Land Degradation and Development* 17:541-555.
- SAUERBORN, P., KLEIN, A., BOTSCHEK, J. and SKOWRONEK, A. 1999. Future rainfall erosivity derived from large-scale climate models-methods and scenarios for a humid region. *Geoderma* 93:269-276.
- SEBER, G. A. F. and WILD, C.J. 1989. *Nonlinear Regression*. Wiley.
- SHERIDAN, G. J. and ROSEWELL, C. J. 2003. An improved Victorian erosivity map. *Australian Journal of Soil Research* 41:141-149.
- UFORGA-SHYQ. 2005. Programa para el manejo integral de los procesos erosivos y sedimentarios de la cuenca aportante al embalse yacambú. Mérida.
- USDA. 2002. Rainfall Intensity Summarization Tool (RIST). USDA-ARS-National Sedimentation Laboratory.
- YU, B. and ROSEWELL, C. J. 1996a. An assessment of a daily rainfall erosivity model for New South Wales. *Australian Journal of Soil Research* 34:139-152.
- YU, B. and ROSEWELL, C. J. 1996b. Rainfall erosivity estimation using daily rainfall amounts for south Australia. *Australian Journal of Soil Research* 34:721-733.

- YU, B., HASHIM, G. M. and EUSOF, Z. 2001. Estimating the R-factor with limited rainfall data: a case study from peninsular Malaysia. *Journal of Soil and Water Conservation* 56:101-105.
- WISCHMEIER, W. H. and SMITH, D. D. 1978. *Predicting rainfall erosion losses: a guide to conservation planning*. USDA Handbook 537, Washinton, DC.