

UNA METODOLOGIA PARA LA ESTIMACION DE PROBABILIDADES DE LLUVIA POR
PROCEDIMIENTOS CUANTITATIVOS, EN PUNTOS CARENTES DE REGISTROS, SIN EL
ANALISIS ESPACIAL TRADICIONAL. ESTUDIO DE UN CASO:
ESTADO FALCON, VENEZUELA¹ /

JAVIER GARCIA BENAVIDES*

Summary

This article includes a method to estimate rain probabilities in points in Falcon State, Venezuela, defined by its geographical coordinates using a desk micro-computer.

The steps are as follows. selection of the best fit probability distribution, correction of parameters in function of the length of the historical series, error studies in short series, selection of empirical models to make estimations, statistical tests to validate the system, comparisons between historical and simulated series, and others. An important step during validation and verification is the comparison of the results with those calculated by conventional techniques of isolines. This model substitutes the equivalent to 132 conventional maps of rain probability with acceptable precision.

Introducción

El conocimiento de las probabilidades de obtener niveles prefijados de precipitación, o de saber que niveles de lluvia corresponden a una probabilidad, dada son elementos indispensables en la toma de decisiones racionales y en la planeación de múltiples actividades. En el caso de la ecología aplicada a las actividades agrícolas, las técnicas y procedimientos modernos para la construcción de modelos de predicción de cosechas, el estudio de los riesgos de la producción y otros contemplan la introducción de las componentes estocásticas del proceso productivo. De estas componentes, juega un papel prioritario en regiones tropicales la precipitación (2, 5).

Bajo una situación de escasos recursos (logística y personal) un análisis espacial de isolíneas para la estimación de las probabilidades de lluvia, en puntos carentes de información, se presenta como complejo, dilatado y deficientemente manejable por la gran cantidad de mapas necesarios.

Se pretende en esta ocasión ampliar trabajos anteriores (2, 4), donde el análisis espacial se refería no ya a las isolíneas de probabilidad, las cuales pueden eliminarse, sino a isolíneas de los parámetros de una distribución de probabilidad de mejor ajuste. La ampliación pretendida, trata de eliminar también este último análisis espacial de parámetros, mediante procedimientos cuantitativos manejables en un micro-computador de mesa. De esta manera si consideramos 11 niveles de probabilidad (5, 10, 20, . . . 90, 95%) mensual, representarían $11 \times 22 = 132$ mapas de isolíneas para estimar los niveles de lluvia correspondientes a estas probabilidades, en puntos carentes de registros, en función de una red de estaciones existente. El número de mapas necesario (132) puede reducirse a 36 (3 parámetros x 12 meses), en el caso de una distribución gamma (2, 4). Este volumen muy poco práctico de mapas es el que se pretende sustituir por mecanismos más ágiles y que traten en lo posible de imitar a la realidad, usando el criterio de distintos analistas (analizadores de mapas) como comparadores. Los procedimientos cuantitativos deben ir aparejados a la determinación de la mejor distribución de probabilidad que ajuste las series históricas, el error en series cortas de precipitación, la variabilidad interanalistas, gradientes topoclimáticos y otros. Lo anterior se efectúa para conformar una estructura metodológica eficiente y precisa,

¹ Recibido para publicación el 28 de mayo de 1982.

* Centro de Ecología y Zonas Áridas Universidad Nacional Experimental "Francisco de Miranda". Coro, Venezuela.

o al menos bien ajustada, a la información histórica de la red de estaciones disponibles y que dicha estructura pueda ser utilizada en situaciones de recursos escasos (logística y personal), tanto a nivel de servicio como de investigación.

Materiales y métodos

Datos

Los datos mensuales de las series históricas de precipitación de 73 estaciones climatológicas ubicadas en el Estado Falcón, Venezuela ($10^{\circ} 30'$ y $12^{\circ} 15'$ N y entre los $68^{\circ} 15'$ y $71^{\circ} 15'$ O) fueron facilitados por el Ministerio del Ambiente y de los Recursos Naturales Renovables. Dichas estaciones presentan longitudes de serie entre 9 y 60 años de observación. En la evaluación se empleó un microcomputador de mesa de 16 k de memoria básica.

Etapas de la estructura metodológica

- Estudio del error en series cortas de precipitación.
- Estudio de las distribuciones continuas de probabilidad que presentan mejor ajuste.
- Cálculo para las estaciones del área de los parámetros de la distribución de mejor ajuste.
- Establecimiento de los métodos de interpolación para la estimación de los parámetros de la distribución de mejor ajuste para cualquier punto del área.
- Determinación del mejor método de interpolación, mediante la comparación con el análisis de isólinas a través de varias pruebas estadísticas.
- Construcción del modelo computarizado para la estimación de las probabilidades de lluvia en cualquier punto del área.
- Comparación entre valores de precipitación a distintos niveles de probabilidad observados y calculados. Verificación y validación del modelo.

Distribuciones continuas de probabilidad

Los datos mensuales de precipitación fueron ajustados a 3 distribuciones probabilísticas: Normal, Log-Normal (Galton) y Gamma incompleta-truncada.

Estas distribuciones son las más comunes en cuanto a su aplicabilidad. La experiencia del uso y ajuste de tales distribuciones a distintas series de precipitación indica que la elección depende entre otros

factores del: a) régimen de lluvia; la b) longitud de la serie y c) el intervalo de tiempo considerado.

El intervalo de tiempo considerado (días, meses, etc.) es fundamental en una selección *a priori* de las distribuciones de ajuste. En general cuando existen ceros en la serie, ($F(0) \neq 0$) suele ser conveniente el uso de una función gamma. Lo anterior ocurre para datos diarios de precipitación y aún semanales. A medida que el intervalo aumenta, un acercamiento a la normal es más evidente. Todo lo anterior dentro de un mismo régimen de lluvias; si este varía, también variará el patrón de comportamiento de las precipitaciones. Regímenes secos o meses secos dentro de regímenes húmedos presentan por lo general un mejor ajuste a la distribución gamma. Regímenes húmedos o meses lluviosos en regímenes secos evidenciarán por lo general un acercamiento a la normal.

Es conveniente aplicar la distribución de Galton cuando entre la variable y sus fluctuaciones existe una relación de proporcionalidad, ya que considera no variaciones absolutas sino relativas, es decir las variaciones de su logaritmo.

La transformación de Galton es:

$$z = b_0 + b_1 \log P_i$$

donde: P_i = precipitación, z = valor transformado de precipitación. A una curva simétrica en z le corresponde entonces una disimétrica en P_i ; z sigue la distribución normal y se calcula:

$$z = \frac{\log P_i/G}{\log \sigma_G}$$

donde: $\log G = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log P_i$; G = media geométrica

$$\log \sigma_G = \sqrt{\frac{(\log P_i - \log G)^2}{n}}$$

Todas las operaciones posteriores se realizan como una distribución normal.

La distribución gamma incompleta-truncada utilizada tiene la siguiente función de repartición:

$$P(P \leq P_i) = F_0 + (1 - F_0) \frac{1}{\Gamma(\alpha)} \int_0^{P_i} x^{\alpha-1} e^{-x} dx \quad [1]$$

donde: α = parámetro de forma
 β = parámetro de escala
 F_0 = frecuencia empírica de valores igual a 0 en la serie
 P_s = valor estandarizado = $\frac{P_i}{\beta}$
 P_i = valor de precipitación cuyo nivel de probabilidad se desea conocer

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^{\infty} x^{\alpha-1} e^{-x} dx$$

$$\hat{\alpha} = \frac{1 + \sqrt{1 + (4/3)D}}{4D} \quad [2]$$

$$\alpha = (\hat{\alpha} - \Delta \hat{\alpha}) - E(\hat{\alpha} - \alpha)$$

$$D = \ln \frac{\bar{P} - 1}{n} \sum_{i=1}^n \ln P_i$$

$$\beta = \frac{\bar{P}}{\alpha}$$

$\Delta \hat{\alpha}$ y $E(\hat{\alpha} - \alpha)$ = correcciones

Correcciones al parámetro α

El parámetro de forma α se estimó con mayor precisión a través de dos correcciones:

$\Delta \hat{\alpha}$ = corrección debida al truncamiento que proviene de estimar $\hat{\alpha}$ (2). Esta estimación se basa en el estudio del truncamiento en series de expansión (7, 11).

Dicha corrección es pequeña y presenta mayor importancia en valores pequeños de α , estas correcciones ($\Delta \hat{\alpha}$) son: 0.034, 0.025, 0.017, 0.012, 0.009, 0.005, 0.003 y 0 para $\hat{\alpha} = 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0, 1.5, 2.0$ y 5.6 respectivamente.

Corrección para eliminar el sesgo asintótico en función de la longitud de la serie $E(\hat{\alpha} - \alpha)$ según León (7).

Este sesgo puede ser considerable en series de precipitación donde $n < 10$; para valores de $n > 25$, el sesgo asintótico suele ser pequeño

$$E(\hat{\alpha} - \alpha) \approx (3\alpha - 0.677 + 0.11/\alpha + 0.032/\alpha^3)/(n-3) \quad [3]$$

para $n \geq 4$ y $\alpha \geq 1$

donde α = parámetro de forma de la población y $\hat{\alpha}$ = parámetro de forma estimado sin corrección.

Como α no es conocido, $E(\hat{\alpha} - \alpha)$, se puede estimar aproximadamente:

$$E(\hat{\alpha} - \alpha) = 3\hat{\alpha}/n \quad [4]$$

así, para $\hat{\alpha} = 2.0$ y $n = 15$ se tendría,

$$\alpha = 2.0 \cdot 0.003 - \frac{3 \times 2}{15} = 1.597$$

Si se sustituyen α y n por sus valores en la ecuación [3] el valor de $E(\hat{\alpha} - \alpha)$ encontrado, debería ser cercano al obtenido en la ecuación [4].

Prueba de bondad de ajuste

Es común usar la prueba de χ^2 para el establecimiento de la bondad de ajuste, sin embargo, esta prueba no es conveniente en muestras pequeñas (series), puesto que al dividir las en clases y efectuar el agrupamiento hay pérdida de información, disminuyendo la calidad de la comprobación entre valores observados y calculados. En el caso de muestras pequeñas, como pueden considerarse a las series de precipitación, debería tratarse de trabajar con los valores individuales. Una prueba que incluye lo anterior, es decir todas las observaciones, es la denominada *omega cuadrada* (ω^2) de Smirnov (2, 8). El estadístico está definido por:

$$\omega^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} [W(P) - F(P)]^2 dF(P) \quad [5]$$

con su fórmula de trabajo:

$$n\omega^2 = \frac{1}{12n} + \sum_{k=1}^n [F(P) - \frac{2k-1}{2n}]^2 \quad [6]$$

donde: P = valores de lluvia; F(P) = probabilidad acumulativa correspondiente a la distribución ajustada; $W(P) = \frac{2k-1}{2n}$ = probabilidad empírica de la distribución acumulada y k = número de orden (1, 2, 3 ...) de una serie de n valores ordenada crecientemente.

La distribución de ω^2 es compleja (8, 9). Para el caso en que n sea suficientemente grande (> 40), su distribución es asintótica con valores críticos:

Prob	$n\omega^2$
0.5	0.1184
0.4	0.1467
0.3	0.1843
0.2	0.2412
0.1	0.3473
0.05	0.4614
0.01	0.7435

Es común usar el valor $n\omega^2 = 0.166$ ($\approx 35\%$) como límite para rechazar o aceptar la hipótesis de que una distribución $F(P)$ se ajuste a la distribución empírica observada. Si $n\omega^2 > 0.166$ se rechaza, es decir, no se obtuvo un buen ajuste con la distribución elegida y se acepta si $n\omega^2 < 0.166$.

Error en series cortas de precipitación

El error en series cortas de precipitación en función de una serie larga se puede calcular:

$$e_k = \frac{\bar{P}_i - \bar{P}_n}{\bar{P}_n} \times 100$$

donde: e_k = error en porcentaje de la serie k ; \bar{P}_i = promedio de precipitación en una serie de i años y \bar{P}_n = total promedio normal.

asimismo,

$$\bar{e}_i = \frac{\sum_{k=1}^{nc} e_k}{nc}$$

donde: $nc = n - (i - 1)$; \bar{e}_i = error promedio en % de todas las combinaciones posibles y consecutivas de series de i años dentro de la serie larga y n_c = número de combinaciones de i años en una serie larga.

La determinación de \bar{e}_i y de $\sigma\bar{e}_i$, permite establecer con criterio la aceptación o rechazo de una longitud de serie dada.

Algunas inferencias sobre la magnitud del error de la desviación estandar del mismo, en función del número de años de la serie corta, fueron hechas trabajando con la distribución empírica obtenida de los datos observados (serie larga).

Dentro de este aparte puede incluirse, la comprobación empírica de las correcciones indicadas en la prueba de bondad de ajuste. Dicha comprobación se realizó también en función de la distribución empírica de los datos observados en la serie larga.

Preparación de cuadros

La tendencia común de presentar los niveles de lluvia y sus probabilidades de ocurrencia suele ser, mostrar por estación los valores de la lluvia observados con los niveles de probabilidad correspondientes. El cálculo de esos niveles de probabilidad se realiza con la expresión [1] y cualquier programa construido para la solución de integrales puede adaptarse incluyendo $\Gamma(\alpha)$. Sin embargo resulta casi siempre más práctico fijar niveles de probabilidad (5, 10, 20%, etc.) e indicar que valores de lluvia corresponden a esos niveles.

Para la distribución [1] no es posible resolver la ecuación por $P(P \leq P_i)$, ya que no se puede encontrar una transformación analítica inversa. Por lo tanto el cálculo de los niveles de lluvia que corresponden a una probabilidad dada pueden obtenerse, bien por interpolaciones sucesivas en [1] o con cuadros.

Con objeto de simplificar los cuadros originales (10), se construyeron, operando con [1], otros para los valores de α de 0.3, 0.4, 0.5, ..., 1.5, 1.7, 1.9, ..., 2.5, 2.8, 3.1, ..., 4.0, 4.5, 5.0, ..., 8, 9, 10, ..., 15, los cuales denominaremos αt .

Los cuadros indican los valores de los multiplicadores M correspondientes a los niveles de probabilidad del 5, 10, 20, 30, ..., 90, 95%.

Si se hace $\alpha \approx \alpha t$, es decir que seleccionada en el cuadro el valor más cercano al α original se puede calcular:

$$\beta t = \frac{\alpha x \beta}{\alpha t}$$

Trabajando con αt y βt en sustitución de α y β los resultados son muy similares (1, 6).

El cálculo del nivel de lluvia correspondiente a una probabilidad dada y para un αt dado, se efectúa:

$$P(0.5) = M(0.5) \times \beta t$$

donde por ejemplo $P(0.5)$ y $M(0.5)$ son la precipitación y el multiplicador correspondientes a un nivel de probabilidad del 50%.

De la misma manera un programa simple para la interpolación lineal aproximada entre los niveles sucesivos de probabilidad, también fue incorporado al modelo.

Métodos de interpolación

Se utilizaron métodos de interpolación empíricos a 3 y 4 estaciones y la interpolación geométrica con isolíneas rectilíneas.

El método empírico de interpolación considera que los parámetros de un punto seleccionado son función de aquellos parámetros de las 2, 3, 4, etc., estaciones más cercanas y de las distancias entre el punto y dichas estaciones, su relación tiene la expresión:

$$x = \frac{\sum_{i=1}^n (\sum d/di \times pi)}{\sum_{i=1}^n (\sum d/di)} \quad [7]$$

donde: x = parámetro estimado del punto seleccionado; p_i = parámetro de la estación i (α, β, F_{00}); n = número de estaciones utilizadas; d_i = distancia del punto a la estación i y Σd = sumatoria de los d_i .

El procedimiento empírico anterior, tendrá una mayor solvencia estimativa si las estaciones que rodean al punto a estimar están bien distribuidas; es decir, de elegir 4 estaciones lo deseable sería que cada una ocupase un cuadrante distinto, considerando al punto como origen de coordenadas. De no ser así, aumentar o disminuir el número de estaciones empleadas en la estimación, parece como más lógico y conveniente. Para ayudar en esta decisión y visualizar la posición de las estaciones alrededor del punto se incluyó también en el modelo un programa simple para calcular el azimut entre el punto y cada una de las estaciones.

La interpolación geométrica se refiere al sistema tradicional de interpolaciones entre isolinéas rectilíneas que se configuran a partir de la unión de las estaciones entre sí, mediante líneas.

Análisis de isolinéas, comparación de resultados y verificación-validación

El análisis de isolinéas se llevó a cabo por procedimientos tradicionales de laboratorio sinóptico, para el trazado de cartas de tiempo. Para tal fin se seleccionaron dos áreas de 10.00 km² (escala 1:250.000) y un determinado mes. Las áreas presentan, una gradiente climatológica bien definida con regular a buena densidad de estaciones y otra una gradiente más difusa con baja densidad. Las áreas se parametrizaron en "puntos", cada punto corresponde a un cuadrado de 6' de lado (≈ 11 km). El parámetro a analizar fue α . Las cartas fueron enviadas a 5 profesionales con licenciatura en Meteorología y/o Agricultura y postgrado en Agroclimatología, Climatología y/o Ecología, todos con conocimientos de trazado de isolinéas, pero este no es su trabajo más frecuente. El objeto de seleccionar como analistas a profesionales que no tienen esta actividad como frecuente se debe a que se consideró a tipo de profesional como el más común en universidades e instituciones de investigación dentro de las especialidades de climatología y ecología en regiones donde imperan recursos escasos (logística y personal). Dentro de las cartas analizadas se obtuvo por interpolación de isolinéas los valores de α estimados para distintos puntos tomados al azar en las 2 áreas. La variabilidad interanalistas, así como diferencias entre métodos de interpolación y analistas. La capacidad estimativa de los métodos, se calculó por procedimientos estadísticos, como la diferencias entre parejas de valores de α (datos apareados), prueba de t , coeficiente de corre-

lación, diferencias entre valores de precipitación observados y estimados, diferencias entre coeficientes de regresión y ordenadas en el origen de las rectas ajustadas, entre valores observados y estimados, diferencias promedio entre los niveles de probabilidad observados y aquellos estimados, diferencias entre series históricas y aquellas simuladas en función de los parámetros estimados.

Esta última consiste en comparar por algún estadístico adecuado, la bondad de ajuste existente entre una serie histórica y su correspondiente simulada. Para ello se utilizó la ecuación [5], pero con las variantes:

$W(P)$ = Probabilidad acumulada proveniente de una distribución gamma ajustada con la serie simulada a partir de los parámetros de la función gamma estimados por [7].

$F(P)$ = Probabilidad acumulada proveniente de una distribución gamma ajustada con la serie histórica.

Esta prueba considera que la serie histórica se ajusta sin error a una distribución probabilística dada.

La simulación de valores pertenecientes a una función gamma que tenga por parámetros α y β estimados por un método de interpolación, puede ser:

$$S1 = \mu_1^{1/\alpha}$$

$$S2 = \mu_2^{1/(1-\alpha)}$$

si se cumple $S1 + S2 \leq 1$ entonces:

$$\begin{aligned} Z &= S1 / (S1 + S2) \\ Y &= Z \ln(\mu_3) / \beta \end{aligned} \quad [8]$$

donde: μ_1, μ_2, μ_3 = números aleatorios independientes en el intervalo (0,1) y Y = número proveniente de una función gamma de parámetros α y β en este caso $\beta = \alpha/\bar{x}$. Si se cumple que $S1 + S2 > 1$, se comienza otra vez. Lo anterior es válido para $\alpha \leq 1$; si $\alpha > 1$ y entero, los valores simulados se calculan:

$$Y' = -\sum_{i=1}^{\alpha} \ln(\mu_i) / \beta \quad [9]$$

En el caso más frecuente que α no sea entero y mayor que 1. Los valores simulados (Y) se encuentran por adición de [8] y [9]. Por ejemplo, si $\alpha = 5.2$; puede simularse la serie trabajando con $\alpha = 5$ en [9] y $\alpha = 0.2$ en [8], para el mismo valor de β . Los valores Y e Y' se suman (7).

El modelo de estimación

En la Figura 1 puede observarse el diagrama del modelo generado, para la estimación de probabilidades de lluvia en cualquier punto del área. El modelo precisa conocer la latitud y la longitud del punto deseado. Con estos valores y el archivo de datos básicos (73 estaciones + 2 puntos auxiliares) calcula las distancias del punto a todas las estaciones y las ordena de menor a mayor; asimismo, calcula los azimuts de cada estación considerando al punto como origen de coordenadas. De estos resultados se infiere que método de interpolación a seguir, es decir, cuantas estaciones (2, 3 ó 4) intervendrán en la estimación de α , β y $F(o)$. Una vez conocidos los parámetros anteriores, la distribución probabilística puede definirse y por lo tanto calcular los niveles de lluvia correspondientes a probabilidades prefijadas. Esto último puede realizarse a través de la función de repartición o de cuadros contenidos en el archivo. Más detalles acerca del modelo se indican en la presentación de resultados.

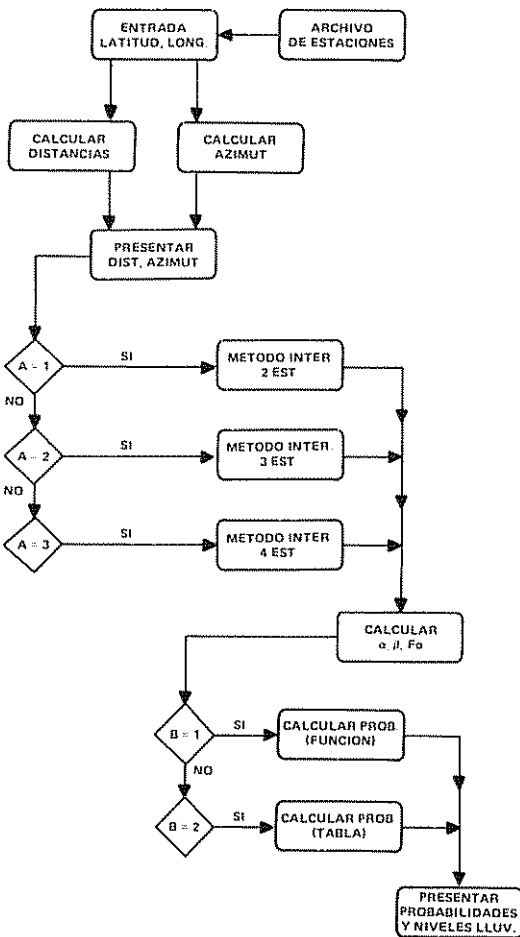


Fig. 1. Diagrama del modelo de estimación.

Resultados y discusión

Distribución probabilística de mejor ajuste

Considerando la población total (12 meses y 73 estaciones), se observa que la distribución gamma utilizada, presenta (Cuadro 1) el valor promedio más bajo (mejor ajuste) para el estadístico de Smirnov (0.051), una desviación estandar aceptable (0.066) y sólo en el 4.2% de los casos la bondad del ajuste se rechaza ($n\omega^2 \geq 0.166$). En Falcón, a pesar de existir zonas subhúmedas y húmedas, éstas son inferiores en extensión a la áridas y semiáridas; por lo tanto, en conjunto, un mejor ajuste de la función gamma, aún a nivel mensual, se presenta como lógico. La distribución normal presenta un alto número relativo de casos donde el rechazo es evidente (12.86%).

La transformación logarítmica de Galton presentó valores intermedios. La distribución gamma debe entonces seleccionarse.

Comparación de las series largas contra series cortas

Error promedio y límites de significación de series cortas.

Como ilustración, para resumir los resultados se presentan algunos valores obtenidos en la comparación de series cortas y largas. Utilizando como patrón a la estación Coro, la cual posee una serie de 60 años de observación y está situada en un área de escasas precipitaciones (≈ 420 mm/año).

En el Cuadro 2 (a) se indican como ejemplo (Coro, noviembre) los valores del error promedio en valor absoluto ($|\bar{e}|$) y de la desviación de dichos errores (σ_e) de una serie de i años, comparándola con la serie normal (60 años). Un buen modelo de ajuste es:

$$|\bar{e}| = 49.041 - 11.166 \ln i \quad r^2 = 0.979$$

Así una serie de 10 años presenta un error del 23.4%. Estos valores, por la condición árida de Coro,

Cuadro 1. Valores promedio y desviación estándar del estadístico de Smirnov y % de casos de rechazo para las tres distribuciones en juego, considerando 12 meses y 73 estaciones.

	L	LN	γ
$n\omega^2$	0.102	0.066	0.051
$\sigma n\omega^2$	0.094	0.063	0.066
$n\omega^2 \geq 0.166$	12.86	8.52	4.20 %

son más altos que los que se encuentran generalmente en estaciones con regímenes húmedos y subhúmedos, los cuales se sitúan alrededor de 7% en Venezuela (3). Los intervalos cortos de series históricas en regiones áridas y semiáridas sesga las inferencias derivadas de ellas, con mayor intensidad que aquellas de regiones húmedas y subhúmedas.

En el Cuadro 2 (b) se indican las probabilidades de que una serie de i años, al azar, tenga un error mayor que uno considerado como límite. Para una serie de 10 años y fijando un error de $\pm 15\%$, se encuentra que en el 58.5% de los casos, el error es $> 15\%$ y $< -15\%$, por lo tanto en un 41.5% de los casos, se detectará un error dentro de los límites escogidos ($\pm 15\%$).

Los límites de significación aproximados pueden extractarse del Cuadro 1 y se presentan en la parte c del Cuadro 2. De esta manera se podría indicar que una serie de 40.6 años (≈ 41) es significativa al 0.05% de probabilidad para un error de $\pm 10\%$ comparada con una serie normal; es decir, que sólo en el 5% de los casos una serie de 41 años presentará por azar errores superiores a $\pm 10\%$. En el 95% de los casos, el error será inferior. El error del $\pm 10\%$ corresponde a ± 7.8 mm (media noviembre = 78 mm), luego el 95% de todas las series que se puedan formar con 41 años estarán dentro del ámbito (85.8-70.2 mm).

De forma similar, estos límites de significación se presentan como exigentes en cuanto a la longitud de la serie en las regiones áridas del Estado Falcón.

Sesgo asintótico de α en series cortas

En el Cuadro 3 se presenta la reducción del sesgo asintótico para corregir el parámetro de forma α , en función de la longitud de la serie. Se utilizó como ejemplo el mes de noviembre de la estación Coro, puede observarse como la corrección es significativa y aún series de 5 años presentan valores aceptables ($\alpha = 1.019$) al compararlos con la serie histórica normal ($\alpha = 0.898$); la misma serie corta sin corregir tiene valores de α significativamente diferentes ($\alpha = 1.81$). En la Figura 2, puede observarse la eliminación del sesgo asintótico, ejecutada por la corrección efectuada al parámetro α . Para cualquier valor de i , los α estimados presentan valores muy cercanos al α de la población considerada ($\alpha = 0.898$).

Verificación y validación del modelo

En el Cuadro 4 se presentan los valores de α estimados por los 5 analistas y distintos métodos de interpolación: Geométrico (IG), a cuatro (I4) y a tres estaciones (I3). Los valores son los correspondientes al centro de un "punto", (cuadrado de 6' de lado). En el Cuadro 4, a) corresponde al área con menos gradiente climatológico-geográfico y b) al área con mayor gradiente. Así por ejemplo, en el punto No. 4 de a) el primer analista (IA) estimó $\alpha = 1.70$ y el tercer analista (3A) estimó $\alpha = 2.10$.

En el Cuadro 5 se indican resultados derivados de estudiar diferencias entre métodos y analistas, para

Cuadro 2. a) Error promedio y desviación del error en función de la longitud de la serie (i), b) y c). Probabilidades de superar un error limitante para la longitud de la serie (i).

		3	5	7	10	12 ⁱ	15	20	25	30	35	40
a)	\bar{e}	37.8	28.9	26.4	23.4	21.4	20.3	18.0	13.9	11.01	7.9	6.6%
	σ_e	48.4	38.8	32.1	27.4	25.8	24.4	18.0	16.6	12.7	9.4	5.6 WW
		3	5	7	10	12 ⁱ	15	20	25	30	35	40
b)	$e = \pm 10\%$	83.8	79.8	75.6	71.5	70.1	68.6	59.4	54.7	43.3	29.0	7.7
	$e = \pm 15\%$	75.7	70.0	64.1	58.5	56.5	54.1	42.7	36.7	24.0	11.3	1.2%
	$e = \pm 20\%$	68.3	60.7	53.4	46.6	44.1	41.4	28.9	22.8	11.7	3.4	0.1
				e%		P0.05		P0.10				
c)			± 10		40.6		39.5					
			± 15		38.1		35.6 años					
			± 20		34.1		31.0					

Cuadro 3. Reducción del sesgo asintótico del parámetro α , por corrección, en función del número de años de la serie (i). Estación Coro (Nov.).

		i							
		5	10	15	20	25	30	40	50
Sin corregir	$\bar{\alpha}$	1.81	1.277	1.097	1.017	0.927	0.897	0.889	0.937
	σ_{α}	2.14	0.848	0.466	0.289	0.143	0.103	0.056	0.035
Corregido	$\bar{\alpha}$	1.019	1.024	0.971	0.921	0.886	0.871	0.881	0.933
	σ_{α}	0.667	0.447	0.295	0.157	0.087	0.005	0.052	0.032

$\bar{\alpha} = 0.898$ (60 años)

las dos áreas con mayor o menor gradiente. La parte a) corresponde a los valores promedios de la prueba de t (diferencia entre medias y datos apareados) obtenidos al comparar los α estimados entre analistas y entre métodos de interpolación y analistas. Así, $A(\bar{t}) = 1.326$, indica que la t promedio, al comparar diferencias entre analistas (diez diferentes comparaciones) alcanzó el valor de 1.326. De la misma forma $IG(\bar{t}) = 2.066$, indica que la t promedio para las cinco comparaciones entre el método geométrico y cada uno de los analistas alcanzó un valor de 2.066 con una significación al 7%, es decir cerca de un valor exigente de rechazo ($t_{0.05} = 2.262$). Lo cual indicaría que el método geométrico de interpolación presenta diferencias evidentes con los analistas.

En el área con mayor gradiente, I4 presentó un valor más bajo, indicando que el método de interpolación a 4 estaciones, estima aparentemente mejor

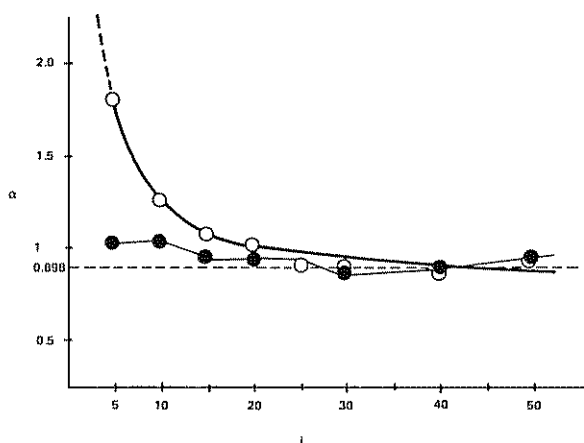


Fig. 2. Eliminación del sesgo asintótico. Estación Coro (Nov.).

que los otros métodos, usando a los 5 analistas como comparadores. En el área con menos gradiente, I3 presenta menor diferencia con los analistas (0.902) que los otros métodos. El aparte b) indica el error promedio en % entre analistas y entre métodos y analistas. En el área con mayor gradiente I4 presenta para α , un error promedio al compararla con las α estimadas por los 5 analistas del 12.0%

La matriz de correlación formada con los elementos del Cuadro 4 (1A, 2A . . . I4) indica que no se detectan valores inferiores a $r = 0.93$, valor éste altamente significativo al 1% de probabilidad.

En el área con una gradiente menos marcada, los analistas obtuvieron valores más similares entre sí ($A(\bar{t}) = 0.305$), que en el área donde con una gradiente bien definida. Aparentemente ante la falta de información se limitaron a interpolar geométricamente. Los valores anteriores son en realidad poco concluyentes para determinar las bondades estimativas de los métodos, posiblemente debido a las diferencias interanalistas que en algunos casos son considerables; sin embargo, la interpolación a 4 estaciones, se presenta en conjunto como la más aceptable.

En el Cuadro 6 se indican como ejemplo los valores de precipitación en milímetros al 50% y 80% de probabilidad calculados por una distribución gamma teniendo por α aquellos indicados en el Cuadro 4 y por β un valor cualquiera ($\beta = 30$). El objeto de seleccionar 3A, 5A e I4, es el de comparar las diferencias estimativas entre el método que presenta aparentemente mayor ventaja (I4) y los analistas que presentan mayor diferencia entre sí (3A, 5A) y (2A, 3A), para las áreas con menor y mayor gradiente respectivamente. Así para una probabilidad del 50%, en el punto No. 7: 80.5, 95.1 y 109.9, representan los mm de lluvia estimados según 3A, 5A e I4 respectiva-

Cuadro 4. Valores de α estimados en 10 puntos, por los 5 analistas (A) y métodos de interpolación: (IG), interpolación a tres y cuatro estaciones (I3 e I4).

		1A	2A	3A	4A	5A	IG	I3	I4
a)	1)	0.96	1.2	0.81	1.10	0.85	1.10	1.20	1.20
	2)	0.81	0.93	0.95	0.95	0.87	1.10	1.30	1.30
	3)	0.45	0.61	0.55	0.37	0.62	0.62	0.75	0.72
	4)	1.70	1.60	2.10	1.90	0.95	1.70	2.00	1.80
	5)	2.30	3.00	2.00	2.00	3.00	2.70	3.50	3.00
	6)	0.99	1.00	1.20	1.00	0.95	0.98	0.95	1.00
	7)	3.20	3.00	3.00	3.90	3.50	4.00	4.40	4.00
	8)	4.50	3.20	5.2	3.90	4.00	5.00	5.10	5.70
	9)	6.70	6.0	6.20	5.90	6.90	5.90	4.60	5.70
	10)	0.83	0.90	0.50	1.20	1.00	1.10	0.95	0.96
b)	1)	0.72	0.85	0.62	0.90	0.85	0.60	0.99	0.85
	2)	0.54	0.62	0.61	0.61	0.61	0.62	0.51	0.65
	3)	1.30	1.10	1.70	1.50	2.00	1.20	1.00	1.30
	4)	12.20	11.50	10.90	10.50	11.60	9.10	8.50	10.00
	5)	5.30	4.30	5.00	6.20	6.00	4.40	4.30	5.00
	6)	2.70	2.00	3.00	3.00	3.3	2.0	1.50	2.30
	7)	5.20	5.10	3.90	5.2	5.00	4.3	5.00	5.00
	8)	0.75	0.80	0.65	0.80	0.79	0.90	0.91	0.80
	9)	0.62	1.00	0.65	0.75	0.72	0.70	0.52	0.70
	10)	1.10	1.0	0.90	0.95	1.20	1.00	1.2	1.10

Cuadro 5. Comparaciones entre los α estimados por los analistas y métodos a) valores promedios, prueba de t, datos apareados, b) error promedio.

		A(\bar{t})	IG(\bar{t})	I4(\bar{t})	I3(\bar{t})
a)	Más gradiente	1.326 (22%)	2.066 (7%)	1.216 (25%)	1.568 (16%)
	Menos gradiente	0.305 (77%)	1.241 (24%)	1.349 (21%)	0.902 (38%)
b)	Más gradiente	15.5	18.5	12.0	28.7
	Menos gradiente	20.0	17.6	21.9	28.8

mente. En conjunto y con fines de planificación los valores son aceptablemente similares.

Una validación casi definitiva, sería generar con el modelo los valores de precipitación a distintos niveles de probabilidad, para aquellos puntos con series históricas y efectuar las comparaciones necesarias. En el Cuadro 7 se indican los valores observados y estimados para distintas estaciones y meses que presentan los mejores y peores ajustes, así como otros ajustes intermedios. Las estimaciones se llevaron a cabo con el método de interpolación a 4 estaciones.

La estación Churuguara presenta un buen ajuste; no ocurre lo mismo con Tucacas y El Palmar, sin embargo las diferencias no son dramáticas.

El modelo presenta en pantalla, la posición (azimut) de las estaciones más cercanas que rodean al punto a estimar. Si esas estaciones no están convenientemente distribuidas, la estimación por una instrucción simple, puede realizarse con menos o más estaciones para lograr una mejor estimación, o simplemente sustituir alguna estación cercana por otra más alejada que esté situada en un cuadrante más conve-

Cuadro 6. Valores de precipitación para dos probabilidades en mm en los 10 puntos del Cuadro 4, calculados según las α estimadas por los dos analistas más discordantes y un método de interpolación.

	P (\leq Pi) = 50%									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
3A	15.5	21.3	9.1	53.8	50.8	26.6	80.5	149.8	176.1	7.2
5A	17.6	18.0	10.2	21.3	80.5	21.3	95.1	109.9	198.9	20.7
1A	26.6	30.2	13.0	44.9	80.5	22.4	109.9	138.2	160.7	19.8
	P (\leq Pi) = 80%									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
2A	42.1	28.5	53.2	423.9	176.7	91.2	204.4	39.6	48.3	48.3
3A	28.5	28.1	78.3	411.1	200.4	128.8	163.4	32.1	32.1	43.5
14	42.1	32.2	62.8	377.2	200.4	103.3	200.4	39.6	34.6	53.2

niente. De esta manera, un punto en la costa, con dirección E-O no tendrá estaciones cercanas en los cuadrantes Norte, en este caso una estimación con 2 estaciones si ellas fueran también costeras, puede ser más conveniente que estimar con cualquier otro número de estaciones. En el Cuadro 7 se puede observar como las estimaciones en Tucacas y El Palmar mejoran considerablemente al trabajar con un esquema más deseable de 3 estaciones al eliminar una no convenientemente ubicada. En el caso de Coro también se observa una mejoría al sustituir una de las 4 estaciones más cercanas por otra menos cercana pero de mejor posición estimadora. Lo anterior indica que para una mejor estimación a través de (7) u otros métodos, lo importante es considerar simultáneamente la distancia y la posición de las estaciones que rodean al punto. No obstante en conjunto las estimaciones por 14 son aceptables; aún, casos extremos como Tucacas presentan con fines de planificación diferencias no tan drásticas. Se indican también en el mismo cuadro, el coeficiente de determinación (r^2), la ordenada en el origen (b_0) y el coeficiente de regresión (b_1), entre valores observados y calculados. Estos valores en un ajuste perfecto deberían ser (1, 0, 1) respectivamente. En la Figura 3 se indican algunas de estas relaciones entre valores observados y calculados trabajando con 14. ΔP (%) se refiere a la diferencia promedio entre probabilidades observadas y estimadas. En Tucacas es 8.8%, esto indica que si se calculan las probabilidades que corresponderían dentro de la serie histórica a cada uno de los niveles de lluvia estimados, a distintas probabilidades y se comparan, obtendríamos una diferencia de 8.8% de probabilidad. Es decir que si por ejemplo un nivel dado se estimó al 50%, en realidad puede corresponder en la serie histórica al 58.8% de probabilidad.

La comparación entre series históricas y simuladas a través del estadístico de Smirnov, indica que para 17 estaciones con series ≥ 20 , sólo en el 18% de los casos se rechaza la hipótesis de que ambas series son iguales ($n\omega^2 > 0.166$). El 82% de los casos no presentan diferencias significativas, indicando un ajuste aceptable.

Entre los casos rechazados están las estaciones de Tucacas y el Palmar antes comentados, con diferencias no tan dramáticas. Las correcciones efectuadas con 3 ó 4 estaciones, también indicadas en el Cuadro 7, hacen bajar sensiblemente los valores de ω^2 , disminuyendo los rechazos al 6.7% de los casos. Como con cualquier metodología tradicional, los efectos microclimáticos, gradientes topoclimáticos específicos, efectos de baja densidad de estaciones en algunas áreas, bondades de ajuste no adecuadas a la función gamma empleada en algunas estaciones de la red, errores de medición (series defectuosas), parte del error inherente a series cortas, etc., no pueden ser considerados en este modelo y por lo tanto una muy alta precisión no puede encontrarse. Un mayor conocimiento de la topoclimatología de la zona pudiera ayudar en el establecimiento de modelos empíricos de estimación más precisos. Sin embargo puede observarse a través de los resultados, que considerando las deficiencias anteriormente expuestas, el modelo de generación de las probabilidades de lluvia para cualquier punto del área, presenta resultados aceptables, bajo todo punto de vista.

Si se tiene en cuenta que el modelo en cuestión puede ser manejado en un microcomputador de mesa, que consume solamente 14 K de memoria y que elimina la elaboración de 132 mapas de isoclinas de probabilidad, así como una gran cantidad de cálculos complementarios y problemas de almacenamiento,

Cuadro 7. Valores de precipitación en mm, observados (O) y estimados (E) para varias estaciones, a varios niveles de probabilidad.

		5	10	20	30	40	50	60	70	80	90	95	r ²	b0	b1	ΔP%
CORO	0	5.3	8.0	12.2	16.6	20.9	25.2	30.5	37.4	47.4	60.3	77.0				
(Julio)*	E	9.2	13.3	19.2	24.5	29.5	36.1	43.1	52.3	63.5	81.3	97.4	0.998	-3.1	0.798	12.8
	E	6.8	11.1	16.1	20.4	24.7	31.1	37.6	45.1	55.9	73.1	87.9	0.998	-1.5	0.871	6.6
CHURUGUARA	0	12.4	18.4	28.3	38.3	48.3	58.3	70.7	86.6	109.8	139.8	176.5				
(Junio)	E	13.3	21.8	31.7	40.2	48.6	61.3	74.0	88.8	110.0	143.8	173.1	0.999	-3.1	1.019	1.5
EL ISIRO	0	0.3	1.4	5.1	11.0	19.0	30.1	43.0	62.9	88.6	145.1	218.0				
(Diciembre)	E	0.5	2.2	8.2	16.2	27.2	41.8	58.0	82.3	118.7	180.0	250.3	0.995	-4.1	0.852	4.9
EL PALMAR	0	3.8	8.2	18.3	30.4	43.2	64.5	85.3	110.3	150.8	218.5	286.0				
(Noviembre)*	E	12.9	20.3	36.6	48.4	62.6	79.8	97.1	119.2	153.2	209.3	263.3	0.996	-22.1	1.146	6.4
	E	9.9	16.5	29.8	43.9	58.0	76.2	94.5	119.4	158.4	220.6	272.0	0.997	-14.5	1.072	5.1
JADACAQUIVA	0	0	0	0.5	2.0	3.2	4.7	6.7	9.0	12.4	18.3	22.9				
(Febrero)	E	0	0	0	0.6	3.3	5.7	8.7	12.6	17.8	27.7	35.1	0.996	0.78	0.638	5.0
LA CRUZ DE	0	25.3	34.8	47.9	61.4	74.2	84.5	98.1	114.6	135.2	170.7	209.2				
TARATARA (Julio)	E	30.1	41.5	58.2	72.7	87.3	105.9	122.5	143.4	183.3	220.2	267.3	0.997	4.44	0.756	8.7
MAPARA	0	0	0	2.9	6.8	11.0	16.0	22.1	29.3	39.3	56.9	70.6				
(Enero)	E	0	0.6	4.9	10.0	14.7	21.0	28.5	37.3	49.7	71.4	88.4	0.998	-0.75	0.806	5.8
MENE MAUROA	0	0	0.2	2.9	6.7	11.5	21.0	28.5	37.3	49.4	71.4	88.4				
(Marzo)	E	0	2.2	6.7	11.9	17.5	17.7	25.4	35.1	51.0	77.2	104.2	0.989	-5.3	1.051	5.9
TUCACAS	0	0	19.7	46.6	74.4	103.0	137.4	174.4	222.1	296.8	417.9	517.9				
(Diciembre)*	E	25.0	45.3	81.6	112.2	144.4	180.8	221.8	280.5	360.7	481.9	595.2	0.999	-26.5	0.911	8.8
	E	16.4	36.6	70.7	96.0	126.4	162.1	198.7	244.7	315.3	432.4	544.2	0.999	-20.6	0.997	3.1
PASO FLORIDA	0	6.9	12.4	22.1	30.4	40.0	52.4	64.8	82.8	103.5	135.3	171.8				
(Abril)	E	4.1	7.2	15.5	23.8	33.4	45.5	59.0	75.0	98.3	133.7	169.7	0.998	6.8	0.969	3.6

* Segunda alternativa de estimación.

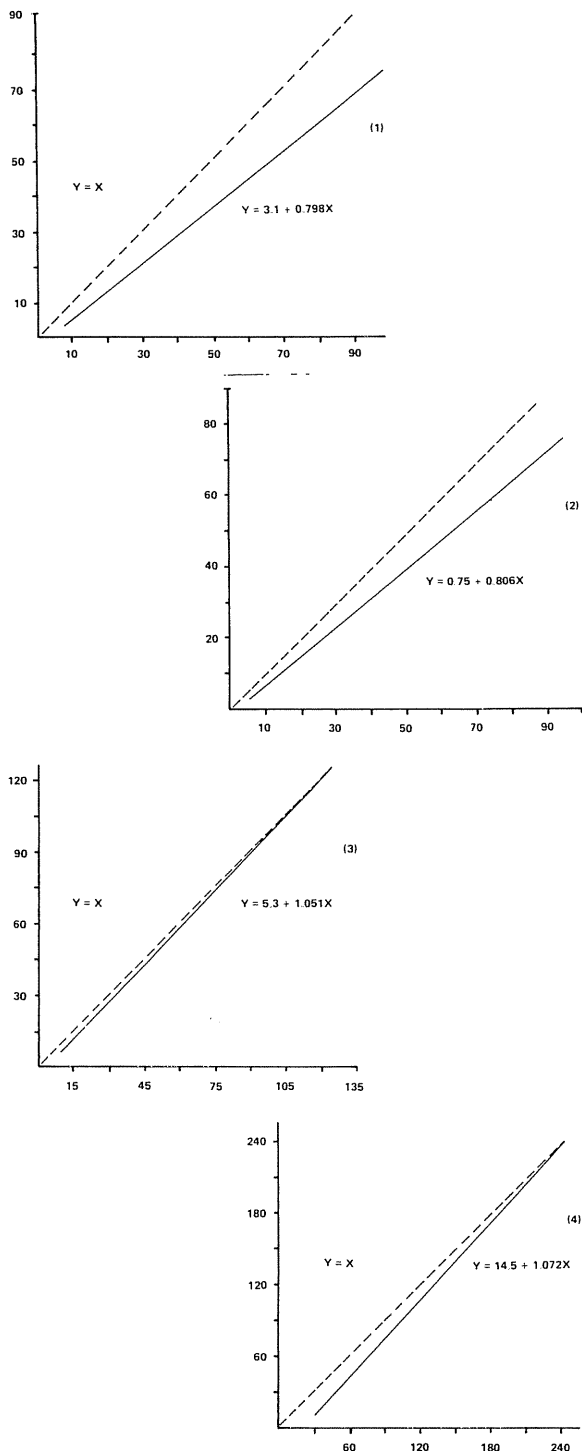


Fig. 3. Relaciones entre valores de precipitación (mm) observados (Y) y estimados (X), para Coro-Julio (1), Mapará-Enero (2) Mene Mauroa-Marzo (3), El Palmar-Nov. (4).

entonces, puede pensarse que, de existir alguna pérdida de precisión se justifica, por la utilidad práctica del modelo.

Resumen

Se presenta una estructura metodológica que permite estimar probabilidades de lluvia, para puntos definidos por sus coordenadas geográficas dentro del Estado Falcón, Venezuela, a través de un pequeño microcomputador de mesa. El sistema contempla pasos como: selección de la distribución de probabilidad de mejor ajuste, correcciones de parámetros en función de la longitud de las series históricas, estudios del error en series cortas, selección de modelos empíricos para efectuar la estimación, diversas pruebas estadísticas para la validación del sistema, comparación entre series históricas y aquellas simuladas provenientes de la estimación. Un paso importante en la validación y verificación, es la comparación con resultados obtenidos por cinco analistas, los cuales por técnicas convencionales de trazado de isóneas, efectuaron distintos análisis espaciales. El modelo en cuestión sustituye el equivalente de 132 mapas convencionales de probabilidad de lluvia, con una precisión aceptable.

Literatura citada

1. BRUNET-MORET, Y. Etude de quelques lois statistique utilisées en hydrologie. Cahiers ORSTOM: Série Hydrologie. Vol. 6, No. 3. 90 p. 1969.
2. GARCIA BENAVIDES, J. Estructura metodológica para la caracterización agroecológica de áreas por procedimientos cuantitativos de análisis y su posterior zonificación. Tesis Doctor en Ciencias. México, Colegio de Postgraduados, 1979. 455 p.
3. GARCIA BENAVIDES, J. y ARAQUE, R. Zonificación de la producción frutícola. I. Región Capital. Caracas, Consejo de Bienestar Rural, 1975. 346 p.
4. GARCIA BENAVIDES, J. y ARTEAGA, R. R. Estimación de probabilidades de lluvia en áreas extensas por un análisis espacial de los parámetros de una distribución de probabilidades de mejor ajuste. In Congreso Mundial de Recursos de Agua, 3^o, México, 1979. 27 p.

También como Publicación Miscelánea de la Universidad Nacional Experimental Francisco de Miranda, Coro, Venezuela, 1980.

También en: Universidad Autónoma de Chapingo, Departamento de Irrigación. Boletín Técnico no. 4. 1979. 27 p.

5. GARCIA BENAVIDES, J. y TURRENT, F. A. La predicción del rendimiento del maíz a través de análisis probabilístico para una localidad dada y sus interrelaciones con el manejo. *Turrialba (Costa Rica)* 30(4):427-438. 1980.
6. GIGOU, J. Etude de la pluviosité en Côte d'Ivoire. Application a la riziculture pluviale. *Agronomie Tropicale* 29:858-875. 1974.
7. HAAN, CH. *Statistical methods in hydrology*. Ames, Iowa State University Press, 1977. 378 p.
8. LEON ZAMUDIO, S. Bondad de ajuste de algunas funciones probabilísticas a la distribución de la lluvia. Tesis Maestro en Ciencias. México, Escuela Nacional de Agricultura, Colegio de Postgraduados, 1976. 104 p.
9. PALACIOS, V. O. y CUEVAS, B. La distribución de las sales en los suelos. In Congreso Nacional de la Sociedad Mexicana de la Ciencia del Suelo, 7°, Guanajuato, México, 1974.
10. PEARSON, K. *Tables of the incomplete Gamma function*. Cambridge University Press, 1965. 165 p.
11. THOM, H. C. S. A note on the Gamma distribution. *Monthly Weather Review* 86(4):117-122. 1958.

Reseña de libros

CORDON, F. The origin, nature and evolution of protoplasmic individuals and their associations. 1982. Pergamon Press 439 p.

Detrás de este curioso título ("El origen, naturaleza y evolución de individuos protoplásmicos y sus asociaciones") se esconde una obra de retórica hispana que pretende analizar el origen de los primeros sistemas vivientes desde una perspectiva totalmente aislada de los últimos veinte años de investigación en este campo. El autor asume dos premisas interesantes sobre el origen de los sistemas vivientes sobre las que basa gran parte del trabajo, que merecen discutirse: 1) Los primeros sistemas vivientes fueron predominantemente protéicos; los ácidos nucleicos se originaron posteriormente a partir de las coenzimas, 2) los primeros "individuos" fueron de naturaleza protoplásmica, libres de membranas circundante.

Sobre la primera afirmación el consenso que predomina en la literatura reciente (por ejemplo la propuesta de los hiperciclos de Eigen y Shuster) es el de la aparición simultánea de polipéptidos y polinucleótidos en el "caldo ancestral", que eventualmente se acoplan para producir un sistema hereditario integrado. Es muy difícil concebir un sistema pre celular que funcionara y se perpetuara por la polimerización azorosa de amino ácidos. Además los experimentos de simulación del tipo de Miller y Urey indican la posibilidad de producir en condiciones abióticas, tanto polipéptidos como polinucleótidos.

Sobre la segunda afirmación, el autor adopta una posición convergente con la de M. Barbieri y otros, sobre un ribotipo pre-celular, eventualmente circundado por una membrana. La membrana le confiere individualidad a los "ribotipos" (ácidos ribonucleicos y proteínas) iniciales, heredabilidad al dividirse y selectividad porque el material hereditario no se mezcla y disipa al azar. Desafortunadamente el autor ignora toda la literatura al respecto y así nos evita comparar sus ideas con las de otras propuestas publicadas.

La obra sufre de una fuerte dosis de intuición, como el mismo autor lo confiesa, y de una abismal ignorancia de la investigación experimental llevada

a cabo por la sucesión de Urey, por Orgel, Crick, Fox, Woese, Oró, Ponnampertuma y muchos otros. Por demás, la ausencia de una bibliografía limita la utilidad de la obra.

PEDRO LEON A.
CENTRO DE INVESTIGACION EN BIOLOGIA
CELULAR Y MOLECULAR
UNIVERSIDAD DE COSTA RICA

GERRARD, A. S. Soils and landforms. An integration of geomorphology and pedology. London, England, George Allen and Unwin, 1981. 219 p.

Este libro trata de integrar dos disciplinas separadas como ciencias y explicadas comúnmente en escuelas de geología y agronomía como cursos independientes.

El profesor Gerrard trata de relacionar los suelos en cuanto estos se ajustan a las características geomórficas del terreno. Este enfoque lo logra explicando primero los fenómenos que afectan el relieve, tales como el movimiento del agua, la erosión u otros. Posteriormente se hace un estudio de casos en regiones afectadas por la glaciación, de origen fluvio-glacial, llanura aluviales, terrazas y llanuras de costa.

El texto no cubre aspectos nuevos relevantes pero resume en forma adecuada los principales aspectos de ambas disciplinas, geomorfología y suelos. En el intento de aunar dos ciencias separadas en el tiempo, el autor trata de ampliar ejemplos cuantificados; sin embargo, su esfuerzo no puede superar el estado actual de la geomorfología cualitativa, típica de las últimas décadas.

La pendiente, como factor formador de suelos, fue reconocida en clasificación de suelos desde el principio. Este aspecto se ilustra en el capítulo 4 el cual trata sobre catenas. Algunas escuelas de cartografía moderna se basan en la relación que exista entre la fisiografía y los tipos de suelos.

En este sentido, el libro es un buen complemento para aquéllos que basan su apreciación de la distribución de los suelos en esta relación, al reunir más de 400 referencias sobre el tema.

ALFREDO ALVARADO
FACULTAD DE AGRONOMIA
UNIVERSIDAD DE COSTA RICA