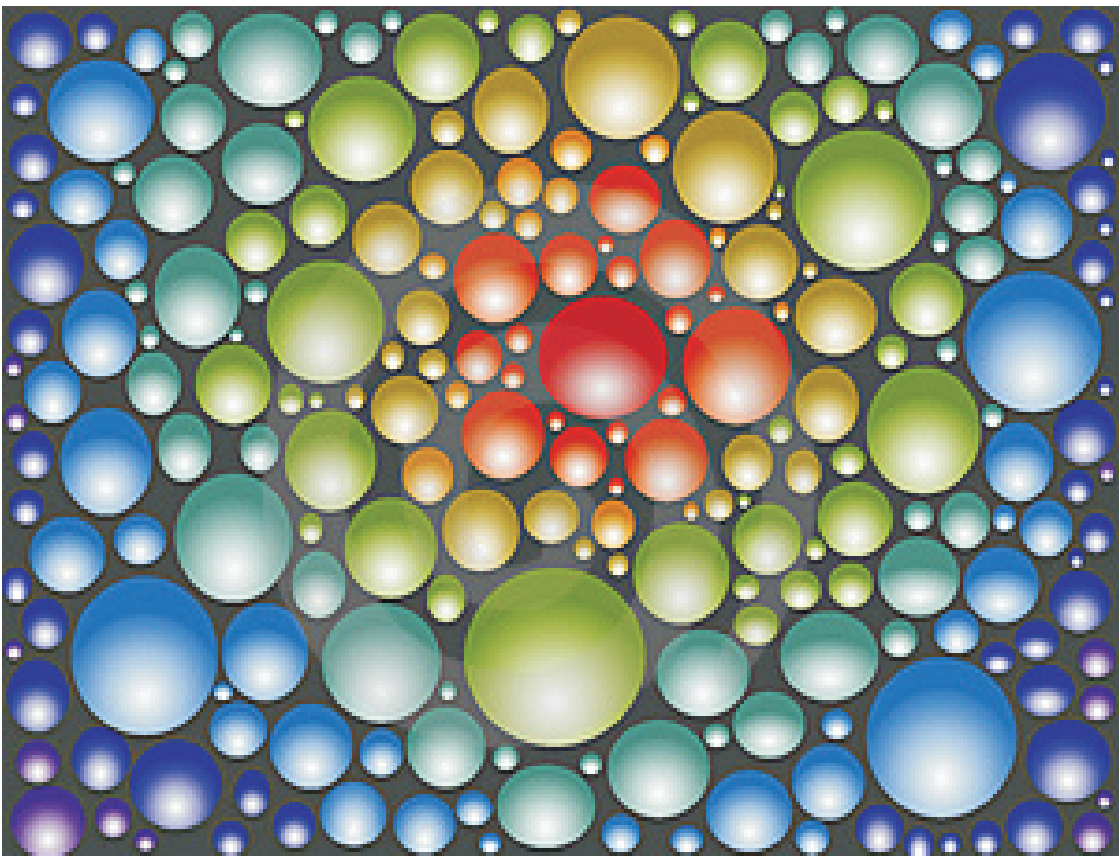


Boletim de Pesquisa 18 **e Desenvolvimento** dezembro, 2008

ISSN 1677-9266

Espacializando a distribuição Gama com Sistema de Informações Geográficas: o caso precipitação





ISSN 1677-9266
Dezembro, 2008

*Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
Embrapa Informática Agropecuária
Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento*

Cooperação Internacional da Embrapa e International Potash Institute

Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento 18

Espacializando a distribuição Gama com Sistema de Informações Geográficas: o caso precipitação

José Iguelmar Miranda

Campinas, SP
2008

Embrapa Informática Agropecuária
Área de Comunicação e Negócios (ACN)

Av. André Tosello, 209

Cidade Universitária "Zeferino Vaz" – Barão Geraldo

Caixa Postal 6041

13083-970 – Campinas, SP

Telefone (19) 3211-5700 – Fax (19) 3211-5754

URL: <http://www.cnptia.embrapa.br>

e-mail: sac@cnptia.embrapa.br

Comitê de Publicações

*Kleber Xavier Sampaio de Souza (presidente); Marcia Izabel Fugisawa Souza
Martha Delphino Bambini; Sílvia Maria Fonseca Silveira Massruhá; Stanley Robson
de Medeiros Oliveira; Suzilei Almeida Carneiro (secretária)*

Supervisão editorial: *Suzilei Almeida Carneiro*

Normalização bibliográfica: *Marcia Izabel Fugisawa Souza*

Revisão de texto: *Adriana Farah Gonzalez*

Editoração eletrônica: *Área de Comunicação e Negócios (ACN)*

Suplentes

*Goran Neshich; Leandro Henrique Mendonça de Oliveira e Maria Goretti Gurgel
Praxedes*

1ª. edição on-line - 2008

Todos os direitos reservados.

A reprodução não-autorizada desta publicação, no todo ou em parte, constitui violação dos direitos autorais (Lei nº 9.610).

Miranda, José Iguelmar.

Espacializando a distribuição gama com sistema de informações geográficas : o caso precipitação / José Iguelmar Miranda. – Campinas : Embrapa Informática Agropecuária, 2008.

20 p. : il. — (Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento / Embrapa Informática Agropecuária; 18).

ISSN 1677-9266

1. Distribuição gama. 2. Probabilidade. 3. Modelo estocástico. 4. Sistema de informação geográfica. 5. Precipitação pluvial. I. Título. II. Série.

CDD - 21st ed.
519.5
526

Sumário

Resumo.....	5
Abstract.....	6
Introdução.....	7
Material e Métodos.....	9
Resultados e Discussão.....	13
Conclusões.....	16
Referências Bibliográficas.....	16

Espacializando a distribuição Gama com Sistema de Informações Geográficas: o caso precipitação

José Iguelmar Miranda¹

Resumo

O objetivo deste documento é apresentar o potencial da integração de um sistema de informações geográficas (SIG) com um modelo estocástico, a distribuição de probabilidade Gama, para espacializar variáveis contínuas. Aplica-se um estudo de caso para a precipitação no Estado de São Paulo, usando uma série temporal de quinze anos com dados de precipitação diária, de janeiro de 1978 a dezembro de 1992. Como resultado, a integração do modelo estocástico com o SIG mostrou-se eficiente na produção do mapa com a distribuição de probabilidade da precipitação. Assim, é possível responder de maneira mais confiável a questões como “onde” e “quando” plantar. Ressalta-se que o procedimento não é passível de ser automatizado, dada a exigência dos testes estatísticos para cada estação climatológica.

Termos para indexação: sistema de informações geográficas, distribuição Gama, precipitação, São Paulo, modelos estocásticos.

¹Ph.D. em Geoprocessamento, Analista da Embrapa Informática Agropecuária, Caixa Postal 6041, Barão Geraldo - 13083-970 - Campinas, SP.
(e-mail: miranda@cnptia.embrapa.br).

Evaluation of Nitrogen and Potassium Fertilization Ratoon of Sugarcane without Burn

Abstract

The aim of this document is to show the potential of integration between a geographical information system (GIS) and a stochastic model, the Gamma distribution of probability, to spatialize continuous variables. The precipitation data for São Paulo State performed the case study, with a time series covering fifteen years of daily precipitation data, from January, 1978, till December, 1992. As result, the integration of the stochastic model with the GIS proved efficient in producing the map with the precipitation probability distribution. This way, it is possible to answer trustily to questions like “where” and “when” to sow. One must note that it is not viable to automatize the procedure, once statistical tests must be done for each gauge station.

Index terms: geographical information system, Gamma distribution, precipitation, São Paulo, stochastic models.

Introdução

Nas últimas décadas, questões acerca do meio ambiente têm sido motivo de preocupação para muitos cientistas. O “comportamento” do meio ambiente depende, em grande parte, do entendimento de algumas de suas variáveis, muitas delas contínuas e de sua modelagem, com a ajuda de distribuições estatísticas, como a distribuição Gama, pode ser útil. Por sua vez, as variáveis ambientais estão dispostas no espaço geográfico. Entender a distribuição espacial dessas variáveis ajuda na compreensão do meio ambiente. Nesse caso, os sistemas de informações geográficas são boas ferramentas para realizar esse trabalho. Mostra-se, neste documento, que é possível integrar, com sucesso, ambas as ferramentas, realizando um estudo de caso com dados de precipitação no Estado de São Paulo, Brasil. Dados de precipitação diária de cento e três estações climatológicas, cobrindo um período de quinze anos, para o Estado de São Paulo, foram usados. Esses dados foram ajustados a uma distribuição Gama, calculando seus parâmetros de forma () e escala (). Todas as distribuições foram estatisticamente testadas com os testes D de Kolmogorov-Smirnov e W^2 de Cramér-Von Mises. As saídas foram integradas com um SIG, o IDRISI-32, para gerar a distribuição espacial do modelo. Comparado com dados atuais de chuva, os resultados da distribuição se mostraram confiáveis, e poderiam ser usados para planejar “onde” e “quando” plantar determinadas culturas, com base nas suas demandas de água. Entretanto, a automatização do processo não é plausível, porque o ajuste do modelo deve ser feito para cada observação ou estação. Embora tenham sido usados dados de chuva, a integração do SIG com a distribuição gama pode ser usada com qualquer variável ambiental contínua.

Sistema de Informações Geográficas

O uso de SIG é promissor em vários campos do conhecimento. Por exemplo, nos últimos anos, sistemas naturais complexos foram alvos de estudos e modelos propostos para melhor entender seu funcionamento, desde que o processamento e a administração de grande quantidade de dados tornaram-se possíveis com os computadores e seus softwares, entre esses, os sistemas de informações geográficas (SIG). Com o uso de SIG, um mundo simplificado pode existir no computador, com diferentes técnicas aplicadas para analisar e simplificar dados, com um processo que migra do mundo real, para modelos conceituais, e daí para a tomada de decisão (Bernhardsen, 1999; Miranda, 2005).

Com o anúncio de um “mundo digital”, o SIG está desempenhando um papel crescente para tornar essa afirmação realidade. Como Goodchild (2000)

escreve, “sinais de impactos de longo prazo da transição digital já estão se tornando aparentes em novos arranjos sociais e institucionais.” Os sistemas de informações geográficas estão mudando seu conceito de software “de prateleira” para tornar-se um meio de comunicar aspectos do mundo real ao público. A razão é que um SIG precisa fornecer conhecimento aos usuários, assim como dados e informações (Cartwright, 1999; Sui & Goodchild, 2001). Além disso, uma questão sensível é que à medida que cidadãos aprendem a avaliar criticamente suas ações dentro do ambiente terrestre, eles demandam mais conhecimento acerca do ambiente no qual vivem (Cammack & Svadbik, 2000). Todas essas prévias considerações convergiram para a proposta atual, de usar um SIG para dar vida a um modelo de precipitação probabilístico, produzindo mapas para ajudar no zoneamento ambiental.

Componentes climatológicas

Considerando as componentes climatológicas, a precipitação é uma das que mais afeta a produção agrícola. O conhecimento acerca dessa variável climática é essencial para os agricultores e suas intenções de plantio. Informação sobre precipitação pode ser usada por tomadores de decisão em atividades como análise de padrões e tendências. A variabilidade da precipitação é um importante fator limitante na precisão dos modelos gerais de precipitação e essa aleatoriedade aumenta o risco no planejamento agrícola. Devido à distribuição irregular da precipitação, muitas pesquisas foram feitas na área (Waymire & Gupta, 1981; Schmidt et al., 1990; Wilks, 1995; Chegini et al., 2001). Waymire & Gupta (1981), enfatizam que muitos modelos matemáticos têm sido propostos na estrutura da precipitação, mas não existe uma abordagem unificada para modelá-la. Isso acontece porque diferentes partes de um grande país exibem variabilidade, portanto, torna-se uma tarefa inútil ajustar um modelo simples que agregue todas essas variabilidades.

Uma maneira de evitar esse problema e ainda produzir algo útil é estudar pequenas áreas. É necessário caracterizar a distribuição de chuva através da análise de dados ou séries históricas disponíveis, usando ferramentas de análise estatística. Sendo a precipitação um fenômeno espaço-temporal, sua representação no espaço e no tempo requer conceitos da teoria de campos aleatórios. Neste trabalho, os parâmetros da distribuição Gama representando a precipitação são ajustados de maneira consistente para produzir linhas de probabilidades de precipitação usando um SIG.

Estimativas probabilísticas de precipitações futuras definidas de maneira arbitrária podem ser feitas usando a distribuição Gama ajustada. Começando no ano de 2002, os usuários tiveram acesso ao endereço eletrônico <<http://masrv54.agricultura.gov.br/rna/>>, com mapas de precipitação gerados mensalmente, sob a responsabilidade do Serviço Nacional de Meteorologia (SNM). Mapas de probabilidade Gama sobre precipitação não estão disponíveis, fato que contribui para a realização deste trabalho. No endereço eletrônico

<www.agritempo.gov.br> o usuário pode encontrar outros modelos de mapas de probabilidade.

Material e métodos

Neste trabalho, usamos uma série temporal de quinze anos com dados de precipitação diária, de janeiro de 1978 a dezembro de 1992, coletados em cento e três estações em São Paulo. Os dados estavam disponíveis no endereço eletrônico citado no SNM; os dados brutos, disponíveis no formato de texto, tiveram que ser filtrados e editados e o SIG usado foi o IDRISI-32.

Nem sempre é possível encontrar o comportamento de alguns processos da natureza, a menos que se usem cálculos de probabilidades. Um modelo estatístico é uma formulação matemática expressando, em termos de probabilidade, as várias saídas do sistema. Pelo menos quatro condições acerca de um modelo estatístico devem ser consideradas: (1) o modelo é mais simples que o sistema que ele representa; (2) o modelo é uma abstração do sistema e não é assumido ser exato. Quanto mais complexo o sistema, menos exato será o modelo; (3) o modelo é usado para prever o desempenho do sistema conceitual, quer dizer, sistemas que ainda não foram construídos; (4) o modelo é usado para representar o comportamento de um sistema com base em um número limitado de medidas e os dados são usados para determinar os valores dos parâmetros do modelo.

É comum a existência de um grande número de dados climatológicos coletados ao longo dos anos e o desafio é encontrar uma maneira de adequá-los em um membro de uma família de distribuições no qual eles podem ser representados. Existem várias dessas famílias cujos membros exibem várias formas (Shapiro & Gross, 1981). A escolha de uma distribuição de probabilidade que se ajuste aos dados disponíveis pode ser uma tarefa difícil, mas a informação relacionada à natureza física da variável a ser ajustada e o desvio (*skew*) do conjunto das amostras podem ser usados para estreitar a escolha da distribuição (Cooke, 1993). Muitas variáveis atmosféricas são assimétricas e deslocadas para a direita, entre elas, a precipitação (Wilks & Eggleston, 1992; Wilks, 1995). Existe uma variedade de distribuições contínuas que são limitadas à esquerda por zero e deslocadas positivamente, entre elas, a distribuição Gama, que pode ser usada para representar dados de precipitação.

O modelo idealizado é compacto desde que a distribuição tende a reduzir o número de informações requeridas para caracterizar as propriedades dos dados brutos para poucos parâmetros da distribuição; e interpolação ou extrapolação podem ser usados para determinar a probabilidade de ocorrência em intervalos específicos de valores (Shapiro & Gross, 1981; Wilks, 1995). Os três passos seguidos aqui para encontrar a função são: (1) decidir entre as formas de distribuições candidatas; (2) ajustar os parâmetros; e (3) verificar se a distribuição resultante fornece um ajuste razoável. Esses três passos serão realizados nas próximas seções.

A distribuição Gama

A família Gama de distribuição é provavelmente a segunda mais frequentemente usada na geração de distribuição não uniforme (Kennedy & Gentle, 1980; Shapiro & Gross, 1981; Rauch, 1997; Wiens et al., 2003). A função Gama é um modelo estatístico contínuo e pode servir como modelo para a saída de vários sistemas. A função densidade de probabilidade geral (FDP) dessa família, para um conjunto de variáveis aleatórias $\{x_i \mid i = 1, \dots, n\}$, pode ser escrita como:

$$f(x; \alpha, \beta) = \frac{1}{\Gamma(\alpha)} \frac{x^{\alpha-1} e^{-x/\beta}}{\beta^\alpha} \quad x \geq 0 \quad (1)$$

= 0 de outra forma.

Com $\alpha, \beta > 0$ e $\Gamma(\alpha)$ é a função Gama, definida como:

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^\infty u^{\alpha-1} e^{-u} du \quad (2)$$

Desde que a integral da FDP sobre todos os valores permitidos de x seja igual a um:

$$\int_0^\infty f(x) dx = 1 \quad (3)$$

A FDP, $f(x)$, indica a frequência relativa com a qual o valor de x ocorre na população. Se $\alpha = 1$, tem-se a função Gama padrão. Na equação (1), α é o parâmetro *forma* e β é o parâmetro *escala*. Neste trabalho, a variável x aleatória significa a precipitação total, mas não se pode afirmar que a distribuição Gama seja a melhor para representar a precipitação mensal; ela é apenas uma escolha arbitrária, mas conveniente para representar a saída da precipitação total. A FDP é limitada à esquerda por $x = 0$, tomando uma variedade de formas. Se $\alpha = 1$, ela lembra uma forma de "J", e se $\alpha = 50$, ela torna-se próxima de uma função Gaussiana. A função Gama é deslocada (*skewed*) positivamente e leptocúrtica (mais afilada) (Clark & Hosking, 1986; Wilks & Eggleston, 1992).

Estimando os parâmetros da distribuição

Após definir a função de distribuição $f(x)$ com α parâmetros, deve-se estimar os parâmetros de maneira que exista razoável segurança de que a

distribuição com base nesses estimadores se ajuste aos dados observados dentro de limites aceitáveis, de acordo com um esquema adequado (Shapiro & Gross, 1981). O método preferido de estimativa de parâmetros para o ajuste da distribuição é o método da máxima verossimilhança (MMV) (Greenwood & Durand, 1960; Dusenberry & Bowman, 1977; Cohen & Whitten, 1982; Wiens *et al.*, 2003). Seja $\{x_i | i = 1, \dots, n\}$ uma amostra da distribuição Gama, com média aritmética \bar{X} do desvio $x - \bar{X}$. A equação de verossimilhança para b tem solução dada por:

$$\hat{\theta}_{ML} = \frac{\bar{X}}{\hat{\theta}_{ML}} \quad (4)$$

Em termos da variável aleatória positiva:

$$Y = \ln \bar{X} - \overline{\ln X} \quad (5)$$

O segundo termo no lado direito da equação significa a média dos logaritmos dos valores dos dados. Considerando a função digama:

$$\psi(x) = \ln(x) \quad (6)$$

E o estimador do parâmetro forma pode ser obtido por:

$$Y = g(\hat{\theta}_{ML}): \ln \hat{\theta}_{ML} - \psi(\hat{\theta}_{ML}) \quad (7)$$

Desde que $g(a)$ seja estritamente decrescente, de $+\infty$ a $-\infty$, em $(0, +\infty)$ a equação acima apresenta uma solução única:

$$\hat{\theta}_{ML} = g^{-1}(Y) \quad (8)$$

As dificuldades de cálculos associados com a função digama (6), motivaram a busca por aproximações para o estimador de θ . Um produto popular dessa busca, usado neste trabalho, é o estimador de Greenwood & Durand (1960), que aproximou $\psi(x) \approx \ln(x) - 1/(2x)$.

Testando as condições do modelo – avaliando o melhor ajuste

Após ajustar os dados brutos a uma distribuição de probabilidade, é tempo de testar quão bom ou ruim a distribuição (valores estimados) se ajustam aos dados (valores observados). Três abordagens podem ser usadas: testes com base no conceito de regressão com estatística de ordem; testes

de distância ou teste de melhor ajuste por qui-quadrado. Shapiro & Gross (1981) apresentam três boas razões acerca do teste das condições do modelo: (1) modelos estatísticos são abstrações de fenômenos do mundo real e não existem realmente. O objetivo é saber se o uso de um modelo selecionado produz inferências razoáveis; (2) é possível verificar diferentes modelos para os quais uma hipótese nula não seja rejeitada. O critério de seleção poderia ter por base a análise do mecanismo, estudos prévios, e/ou princípios de simplicidade; (3) uso de valores de a tipo I, maiores que o valor comum 0,05, porque as consequências em rejeitar falsamente um modelo são geralmente pequenas. Valores entre 0,10 e 0,20 são os mais usados.

Para Rauch (1997), “testes de melhor ajuste têm por base uma hipótese nula de que os dados da amostra são tomados de uma população que segue uma dada distribuição matemática. Se a hipótese nula for aceita para um dado nível de significância, então podemos acreditar que a distribuição estatística ajusta os dados da amostra. Quanto maior a significância sob a qual a hipótese é aceita, maior confiança podemos ter que a distribuição ajusta os dados. Em um senso estrito, aceitando o valor no teste de melhor ajuste indica-se apenas que a distribuição em hipótese é uma aproximação razoável da população da qual os dados foram retirados.”

Um teste de regressão, fácil e informativo, consiste no diagrama de espalhamento, no qual a amostra ordenada é desenhada em um gráfico versus os valores esperados da estatística de ordem da distribuição padrão apropriada; o desenho resultante deveria mostrar os dados ao longo de uma linha reta e os desvios da linearidade podem ser avaliados visualmente. Essa é uma boa abordagem, mas não segue o formalismo de um teste de hipótese. A equação representa a regressão linear das observações ordenadas, $\{x_j\}$, sobre os valores esperados de ordem estatística $\{m_j\}$, da distribuição padronizada.

Testes de distância têm por base a condição de que a função de distribuição acumulativa $F(x)$, para qualquer função de densidade (x) , é uniformemente distribuída. O teste é realizado examinando a diferença entre os valores transformados, $F(x_{(r)})$, e a fração dos dados menor que ou igual a $x_{(r)}$, isto é, $r/n = F_n(x)$, onde r é o número de ordem. A versão mais antiga desse teste foi desenvolvida por Kolmogorov e Smirnov; o teste tem por base a discrepância máxima entre $F(x_{(r)})$ e $F_n(x)$, conhecido como teste estatístico de Kolmogorov e Smirnov (Shapiro & Gross, 1981):

$$D = \sqrt{n} \max_{1 \leq r \leq n} \left| \frac{r}{n} - F(x_r) \right| \quad (9)$$

Para aumentar o poder do teste de Kolmogorov e Smirnov, Cramér e Von Mises propuseram examinar a discrepância entre $F(x_{(r)})$ e $F_n(x)$ sobre todo o intervalo em vez de apenas procurar as diferenças máximas. A estatística de Cramér e Von Mises é definida como:

$$W^2 = \frac{1}{12n} \sum_{r=1}^n \frac{1}{n} F(x_r) \left(\frac{2r-1}{2n} \right)^2 \quad (10)$$

Onde n é o tamanho da amostra, $\{x_i | i = 1, \dots, n\}$ são os dados amostrais e $F(x_i)$ é a função de densidade acumulativa ajustada em x_i , para a distribuição estatística considerada. O teste W^2 de Cramér e Von Mises normalmente produz um ajuste mais poderoso do que o D de Kolmogorov e Smirnov (Rauch, 1997).

Os passos seguidos para realizar este trabalho podem ser sintetizados em: (1) obter os dados do endereço eletrônico; (2) armazenar e editar as estações climatológicas com dados de chuva em uma planilha eletrônica; (3) calcular as estatísticas descritivas para cada estação; (4) calcular os parâmetros forma () e escala () para a distribuição Gama usando o método do estimador da máxima verossimilhança; (5) testar as condições da distribuição de probabilidade avaliando o melhor ajuste com os testes estatísticos, considerando os valores de D de Kolmogorov e Smirnov e W^2 de Cramér e Von Mises. Fazer algumas saídas gráficas com os testes de regressão para testar a linearidade; (6) transferir os resultados (parâmetro forma) para um SIG. Sua função é interpolar e desenhar o mapa final com o parâmetro da distribuição. Cada estação tem seu conjunto próprio de coordenadas.

Resultados e discussão

Para não ser muito extenso, os cálculos e estatísticas de todas as cento e três estações não são mostrados, assim como a função Gama não foi ajustada para todos os doze meses durante os quinze anos. Apenas os dados de janeiro foram usados para testar a metodologia e o procedimento pode ser, a custo de mais trabalho, estendido aos outros meses. O parâmetro forma, adimensional, variou entre 1,71 e 24,99. Os maiores valores de precipitação, característica desse mês, com uma média de 223,88 mm, explicam os altos valores do parâmetro forma.

Quando testando o melhor ajuste, apenas uma estação, Aguai, falhou para ambos os testes. A Fig. 1 mostra um gráfico do teste para a regressão de melhor ajuste e um diagrama de espalhamento com os dados da estação de Angatuba. O gráfico mostra uma razoável linearidade entre os valores observados, eixo x, e os estimados, eixo y. Todos os outros gráficos foram similares a esse.

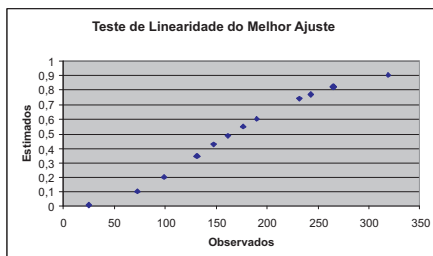


Fig. 1. Teste de linearidade do melhor ajuste – estação de Angatuba

A Fig. 2a mostra um exemplo da distribuição Gama para Adamantina e a Fig. 2b, para Mococa. Ambas estão próximas do padrão de uma distribuição Gama.

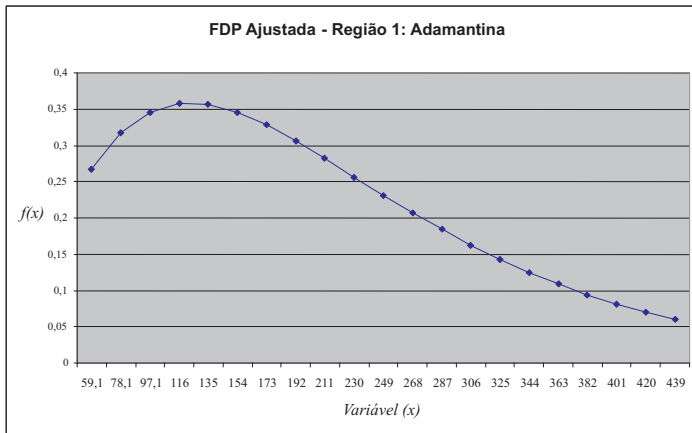


Fig. 2a. Distribuição Gama ajustada para Adamantina (região 1).

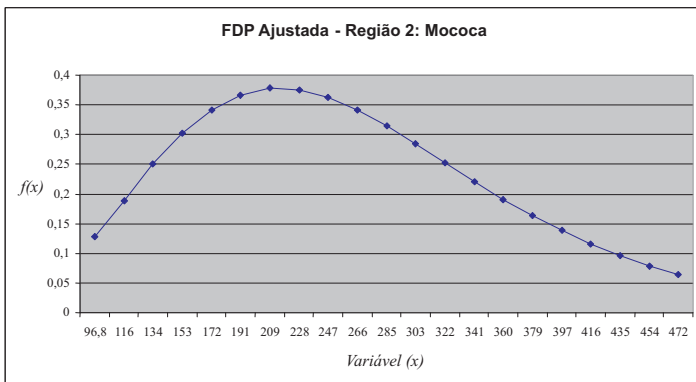


Fig. 2b. Distribuição Gama ajustada para Mococa (região 2)

No eixo x de ambos os gráficos encontra-se a variável x , representando a chuva, em mm, e no eixo y , os valores da FDP.

Parâmetro Forma da Distribuição Gama Representando Precipitação de Janeiro Estado de São Paulo

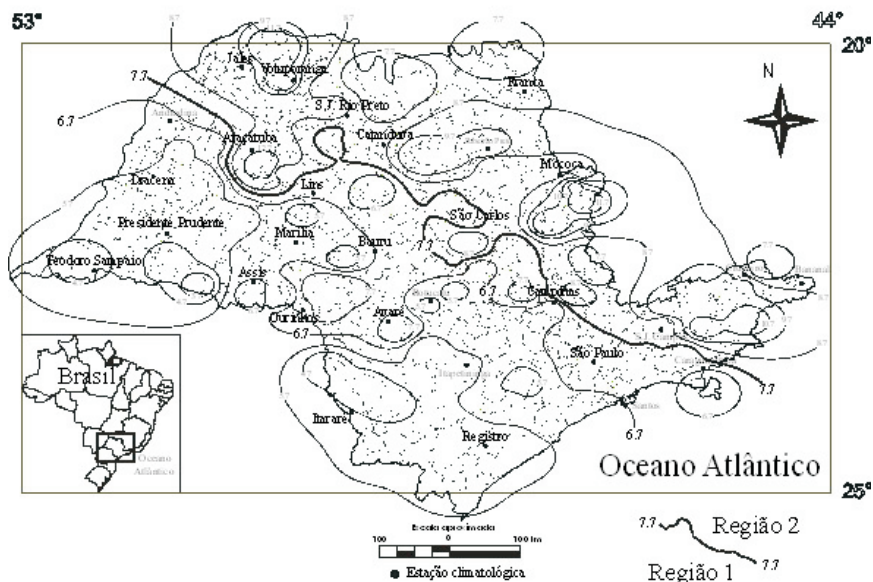


Fig. 3. Parâmetro forma do padrão espacial.

O produto mais importante deste trabalho é a Fig. 3, mostrando a distribuição espacial do parâmetro forma para o Estado de São Paulo, com a precipitação de janeiro, com algumas amostras das estações. A distribuição da precipitação de janeiro pode ser genericamente dividida em duas regiões, delineadas pela linha do parâmetro forma 7,7: (1) região 1, cobrindo a área sul do Estado, cruzando o Estado quase que diagonalmente, começando na área noroeste (próximo de Andradina) e terminando na área sudeste (próximo de Caraguatatuba); região 2, cobrindo o norte do Estado, acima da linha 7,7 mencionada.

Os valores proporcionalmente mais baixos do parâmetro forma na região 1, variando entre 3,7 e 7,7, representam a função Gama positivamente deslocada (*skewed*). Isso pode ser constatado na FDP de Adamantina, mostrado na Fig. 2a., que pertence a essa região.

Na região 2, com os valores do parâmetro forma maiores que 7,7, as distribuições Gama são mais simétricas, como pode ser visto na FDP de Mococa, mostrado na Fig. 2b. Resumindo, as regiões sudoeste e sudeste são igualmente prováveis a chuvas abaixo da média, enquanto a porção superior do Estado é mais sujeita a receber precipitação na média ou acima

dessa.

Uma questão adicional, quando usando um SIG, diz respeito ao método de interpolação. Este trabalho usou a técnica mais comum, o inverso do quadrado da distância, para desenhar o gráfico da Fig. 3. Muito tem sido publicado sobre o tema interpolação (Goovaerts, 1999; Chegini Et Al., 2001; Mahdian Et Al., 2001). De uma maneira geral, os autores apontam para o fato de que o uso de um método como o de Krige para a interpolação pode produzir melhores resultados do que o inverso do quadrado da distância. Esse procedimento requer mais atenção, e esse não foi o ponto principal que orientou este trabalho. Visualmente, os resultados de ambos os métodos são bastante similares, a diferença é que os valores estimados (interpolados/extrapolados) com o método de Krige têm erros quadráticos mínimos menores do que usando o inverso do quadrado da distância. Mas essa observação não afeta os resultados encontrados para a distribuição Gama mostrados aqui.

Conclusão

O uso da distribuição de probabilidade, neste caso a distribuição Gama, representa uma boa ferramenta de ajuda para pessoas que trabalham com o plantio de culturas, o produtor rural, os planejadores locais e os mais interessados com os valores de precipitação. Cada cultura possui uma demanda própria de água que deve ser fornecida em diferentes estágios. A integração do modelo estocástico com o SIG provou ser de grande ajuda na produção de um mapa com a distribuição de probabilidade da precipitação. Com isso, é possível responder de maneira mais confiável a questões como “onde” e “quando” plantar. É importante notar que a operacionalização do procedimento não foi direta. Muito trabalho manual foi feito até que se chegasse ao mapa com o SIG. É difícil prever que tal trabalho possa ser automatizado, pois a efetivação dos passos requer cuidado individual para cada estação, quando calculando os parâmetros da distribuição Gama e também realizando o melhor ajuste do modelo. O que pode ser afirmado é que o resultado final do SIG provou ser útil no planejamento geral de atividades agrícolas.

Além disso, a integração do SIG com o modelo de distribuição Gama pode ser aplicado com sucesso a qualquer outra variável ambiental contínua. O presente trabalho apenas enfatizou seu uso em um estudo de caso específico.

Referências Bibliográficas

- BERNHARDSEN, T. *Geographic information systems: an introduction*. 2ed. New York, NY: John Wiley & Sons, 1999. 372p.
- CAMMACK, R.G.; SVADBIK, L. Internet maps in the context of community right-to-know versus public safety. *Cartographic Perspectives*, Fall, n. 37, p. 26-33, 2000.
- CARTWRIGHT, W. Extending the map metaphor using web delivered multimedia. *International Journal of Geographical Information Science*, v. 13, n. 4, p. 335-353, 1999.
- CHEGINI, E.H.; MAHDIAN, M.H.; BANDARABADI, S.R.; MAHDAVI, M. *Survey on application of geostatistical methods for estimation of rainfall in arid and semiarid regions in south west of Iran*. Available in <<http://www.geocomputation.org/2001/paper/chegini.pdf>>. Access: 15 march 2004.
- CLARK, W.A.V.; HOSKING, P.L. *Statistical methods for geographers*. New York, NY: John Wiley & Sons, 1986. 518p.
- COHEN, A.C.; WHITTEN, B.J. Modified moment and maximum likelihood estimators for parameter of the three-parameter gamma distribution. *Comm. Statist., Part B - Simulation and Computation*, v. 11, n. 2, p. 197-216, 1982.
- COOKE, R. *VTFIT: A routine for fitting homogeneous probability density functions*. User documentation. Department of Agricultural Engineering. Virginia Polytechnic Institute. Blacksburg, VA. 1993.
- DUSENBERRY, W.E.; BOWMAN, K.O. The moment estimator for the shape parameter of the gamma distribution. *Comm. Statist., Part B - Simulation and Computation*, v. B6, n. 1, p. 1-19. 1977.
- GOOVAERTS, P. *Performance comparison of geostatistical algorithms for incorporating elevation into the mapping of precipitation*. Disponível em: <http://www.geocomputation.org/1999/025/gc_025.htm>. Acesso: 15 março 2004.
- GOODCHILD, M.F. Communicating geographic information in a digital age. *Annals of the Association of American Geographers*, v. 90, n. 2, p. 344-355, 2000.
- GREENWOOD, J.A.; DURAND, D. Aids for fitting the gamma distribution by maximum likelihood. *Technometrics*, v. 2, n. 1, p. 55-65, 1960.
- KENNEDY, W. J. Jr.; GENTLE, J. E. *Statistical computing*. New York, NY: Marcel Dekker, 1980. 591p.

MAHDIAN, M.H.; HOSSEINE, E.; MATIN, M. *Investigation of spatial interpolation methods to determine the minimum error of estimation: case study, temperature and evaporation*. Disponível em: <<http://www.geocomputation.org/2001/paper/mahdian.pdf>>. Acesso: 15 março 2004.

MIRANDA, J. I. *Fundamentos de sistemas de informações geográficas*. Brasília, DF: Embrapa Informação Tecnológica, 2005. 425p.

RAUCH, A. F. *EPOLLS: an empirical method for predicting surface displacement due to liquefaction-induced lateral spreading in earthquakes*. 1997. 344 p. Doctor of Philosophy Thesis (Civil Engineering) - Virginia Polytechnic Institute and State University, Blacksburg, Virginia.

SCHMIDT, G. M.; SMAJSTRLA, A. G.; ZAZUETA, F. S. *A nonhomogeneous parameter estimation methodology for stochastic rainfall models*. St. Joseph: American Society of Agricultural Engineers, 1990. 24 p. ASAE Paper N° 90-2019. Summer.

SHAPIRO, S. S.; GROSS, A. J. *Statistical modeling techniques*. New York, NY: Marcel Dekker, 1981. 367 p.

SUI, D. Z.; GOODCHILD, M. F. GIS as media? *International Journal of Geographical Information Science*, v. 15, n. 5, p. 387-390, 2001.

WAYMIRE, E.; GUPTA, V. K. The mathematical structure of rainfall representations: 1. A review of the stochastic rainfall models. *Water Resource Research*, v. 17, n. 5, p. 1261-1271, 1981.

WIENS, D. P.; CHENG, J.; BEAULIEU, N. C. A class of method of moments estimators for the two-parameter gamma family. *Pak. J. Statist.*, v. 19, n. 1, p. 129-141, 2003.

WILKS, D. S. *Statistical methods in the atmospheric sciences: an introduction*. San Diego, CA: Academic Press, 1995. 467 p.

WILKS, D. S.; EGGLESTON, K. L. Estimating monthly and seasonal precipitation distributions using the 30- and 90-day outlooks. *Journal of Climate*, n. 5, p. 252-259, 1992.



Informática Agropecuária

Ministério da
Agricultura, Pecuária
e Abastecimento

