

ANÁLISE DA VARIABILIDADE ESPAÇO TEMPORAL DA CHUVA MENSAL NO ESTADO DE PERNAMBUCO UTILIZANDO O MÉTODO ENTROPIA DE PERMUTAÇÃO

Diego Vicente de Souza FERREIRA¹
Antonio Samuel Alves da SILVA¹
Tatijana STOSIC¹
Rômulo Simões Cezar MENEZES²
Ricardo Alexandre IRMÃO³
Wanderson dos Santos SOUSA³

- RESUMO: Neste artigo analisou-se a variabilidade espacial da dinâmica da chuva em escala mensal no estado de Pernambuco, utilizando o método entropia de permutação. Este método foi desenvolvido como uma medida da complexidade de séries temporais, considerando as correlações temporais entre os valores da série utilizando uma representação simbólica baseada nas comparações dos valores consecutivos. Os resultados mostraram que os valores da entropia diminuem com a distância do litoral, indicando maior variabilidade e menor previsibilidade das chuvas mensais nas regiões da zona da Mata e Agreste e menor variabilidade e maior previsibilidade das chuvas mensais nas regiões do Sertão Pernambucano.
- PALAVRAS-CHAVE: Complexidade; precipitação; Pernambuco.

1 Introdução

A precipitação pluviométrica tem grande importância na caracterização do clima de uma região. O conhecimento da variabilidade espacial e temporal da precipitação

¹Universidade Federal Rural de Pernambuco - UFPE, Departamento de Estatística e Informática, CEP: 52171-900, Recife, PB, Brasil. E-mail: *diegovicentedesouza@gmail.com*; *samuelpmatematico@yahoo.com.br*; *tastosic@gmail.com*

²Universidade Federal de Pernambuco - UFPE, Departamento de Energia Nuclear, CEP: 50670-901, Recife, PB, Brasil. E-mail: *rmenezes@ufpe.br*

³Instituto de Tecnologia de Pernambuco - ITEP, CEP: 50740-540, Recife, PB, Brasil. E-mail: *ricardo@itep.br*; *wanderson.santos@itep.br*

é de extremo interesse para o planejamento de uso sustentável de recursos hídricos incluindo construção de barragens e reservatórios (GARBRECHT e SCHNEIDER, 2008), construção de sistema de irrigação (GUERRA et al., 2005) e o planejamento de atividades (KANG; KHAN e MA, 2009). A irregularidade na distribuição temporal da chuva afeta fortemente a produção agrícola e o abastecimento de água a população (SIDERIUS et al., 2015; TONGWANE e MOELETSI, 2015; NOBRE et al., 2016). Além disso, o conhecimento do regime hidrológico é fundamental para modelagem de vários fenômenos como inundações, erosão do solo, transporte de poluentes e infiltração (BERNE et al., 2004; MORIASI e STARKS, 2010).

Os sistemas hídricos são diretamente influenciados pelos fatores naturais e antrópicos e são caracterizados pelas interações não lineares entre suas componentes: precipitação, vazão, evaporação e infiltração (SIVAKUMAR e SINGH, 2012). Estas interações são ainda poucas entendidas, tornando extremamente complexa a modelagem e análise de cenários futuros em sistemas hídricos. Para o estabelecimento de políticas públicas eficientes para proteção do meio ambiente e preservação dos recursos hídricos é necessário desenvolver métodos matemáticos e computacionais que possam fornecer mais informações sobre a variabilidade temporal e espacial destes sistemas. Vários métodos baseados em estatística clássica (com foco em tendências de valores médios, máximos e mínimos) foram utilizados na análise de variabilidade temporal e espacial da chuva (ESPINOZA VILLAR et al., 2009; PINGALE et al., 2014; SUN; RODERICK e FARQUHAR, 2012). Entre os métodos de análise de sistemas complexos, os mais utilizados são análise fractal (RANGARAJAN e SANT, 2004), multifractal (KANTEHARDT et al., 2006), entropias (DONG e MENG, 2013; ARAÚJO et al., 2015) e lacunaridade (MARTINEZ et al., 2007; LUCENA; STOSIC e CUNHA FILHO, 2015; LUCENA et al., 2016).

Recentemente, a variabilidade e a complexidade de processos hidrológicos foram analisadas utilizando métodos baseados em teoria da informação. Várias medidas de entropia foram usadas para descrever irregularidades e as taxas de propagação de informação em séries temporais de vazão e precipitação e também se mostraram adequadas para detecção das alterações hidrológicas causadas pela atividade humana (MISHRA; ÖZGER e SINGH, 2009; BRUNSELL, 2010; HUANG et al., 2011; ZHANG et al., 2012; ZHOU et al., 2012; ARAÚJO et al., 2014)

Uma medida de complexidade natural para séries temporais, chamada entropia de permutação, foi desenvolvida por Bandt e Pompe (2002). Ao contrário das entropias clássicas, este método considera as correlações temporais entre valores da série mapeando a série original em uma sequência simbólica baseada na ordenação relativa dos valores consecutivos. Estas propriedades da entropia de permutação possibilitam diferenciar entre a dinâmica estocástica e a dinâmica determinística dos processos geradores das séries temporais (RIEDL; MÜLLER e WESSEL, 2013). Recentemente a entropia de permutação foi utilizada em estudos hidrológicos para classificar o regime hidrológico (LANGE; ROSSO e HAUHS, 2013; SERINALDI; ZUNINO e ROSSO, 2014) e para detectar as mudanças abruptas em séries temporais de vazão causadas pelos fatores naturais e antrópicos (FAN et al., 2013).

O clima da região Nordeste do Brasil – NEB (2°-14°S,35°-46°W) é

predominantemente o semiárido, caracterizado por uma elevada irregularidade sazonal e interanual de chuva. Os eventos extremos chuvosos e secos são frequentemente associados aos fenômenos climáticos como El Niño Oscilação Sul (ENOS) e gradiente meridional de Temperatura da Superfície do Mar (TCM). As fases negativas de ENOS e/ou as positivas da TCM são caracterizadas pelo volume elevado de chuva, enquanto as fases positivas de ENOS e/ou as negativas da TCM são caracterizadas pelo menor volume da chuva e ocorrências de secas (LUCENA; SERVAIN e GOMES FILHO, 2011). A região Norte do NEB (Ceará e Piauí, Centro-Oeste do Rio Grande do Norte, Paraíba, Pernambuco, Alagoas e extremo Norte da Bahia) apresenta período mais chuvoso entre os meses de fevereiro e maio, com aproximadamente 80% da precipitação total anual, enquanto a região Leste do NEB (parte Oriental dos estados do Rio Grande do Norte, Paraíba, Pernambuco, Bahia e o Centro leste de Sergipe e Alagoas) apresenta o período mais chuvoso entre os meses de abril e julho com aproximadamente 60% da precipitação anual (SOUZA; ALVES e NOBRE, 1998). Nimer (1979) comparou a precipitação pluviométrica de meses consecutivos com a precipitação total anual da Zona da Mata, Agreste e Sertão do estado de Pernambuco e verificou que além do Sertão possuir totais anuais muito inferiores aos da Zona da Mata, seu regime anual é muito mais concentrado em poucos meses e o balanço hídrico demonstra um déficit biológico de água durante seis a doze meses. Na Zona da Mata litorânea, embora haja um decréscimo acentuado de precipitação durante cerca de cinco a seis meses, existem chuvas na quantidade acima das necessidades durante cerca de oito a onze meses.

Com intuito de investigar a variabilidade do regime pluviométrico no estado de Pernambuco e fornecer informações auxiliares que possam contribuir no desenvolvimento de melhores modelos de previsão da precipitação empregamos o método de entropia de permutação.

2 Material e métodos

2.1 Área de estudo

O estado de Pernambuco está localizado no Nordeste brasileiro entre os paralelos 7°18'17" e 9°28'43" de latitude Sul e os meridianos de 34°48'15" e 41°21'22" de longitude a Oeste. Sua posição geográfica, cobertura vegetal e topografia contribuem para que se apresentem condições climáticas diversificadas ao longo de toda a área do estado. De maneira geral, segundo a classificação de Köppen, observa-se em Pernambuco dois tipos climáticos, que correspondem aos climas As' e BSh, ou seja, precipitações no outono e inverno em parte do litoral do Estado e semi-árido quente no Sertão (Temperatura média anual maior que 18°C), respectivamente.

2.2 Dados

Os dados utilizados para investigar padrões de variabilidade da precipitação no estado de Pernambuco são formados por 133 séries temporais mensais de precipitação distribuídas sobre todo o estado (Figura 1) durante o período de 1950 a 2012. Esses

dados são informações cedidas pelo Laboratório de Meteorologia de Pernambuco (LAMEP), órgão pertencente ao Instituto de Tecnologia de Pernambuco (ITEP). Em algumas das estações são observados registros ausentes, isto é, dados mensais faltantes. Para tais estações, foram estimadas estas precipitações utilizando-se o programa WinPreci (Windows Precipitation), interface desenvolvida por Silva (2015) como uma ferramenta para acesso e visualização da precipitação mensal no estado de Pernambuco, depois da comparação de sete diferentes métodos de interpolação para dados georreferenciados.

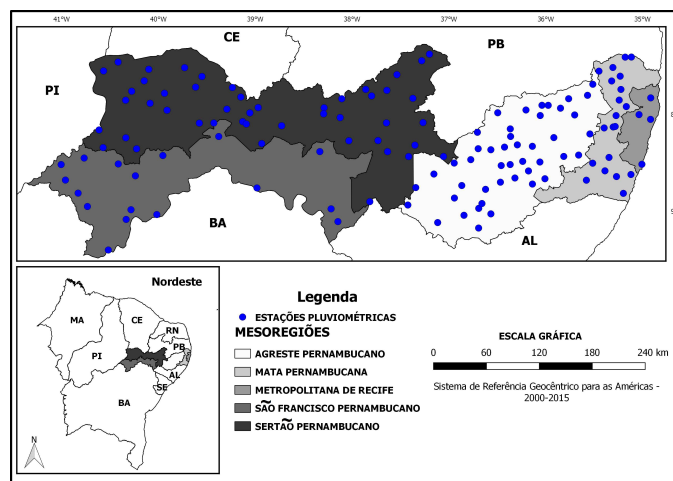


Figura 1 - Distribuição das estações pluviométricas sobre o estado de Pernambuco.

2.3 Entropia de permutação

A entropia de permutação (*permutation entropy*) foi introduzida por Bandt e Pompe (2002) como uma nova medida de complexidade que considera a relação temporal entre os valores da série analisada utilizando uma representação simbólica baseada na comparação dos valores consecutivos. Este método foi utilizado em estudos relacionados a fisiologia (NICOLAOU e GEORGIOU, 2012; FERLAZZO et al., 2014), engenharia (YAN; LIU e GAO, 2012), geofísica (CONSOLINI e MICHELIS, 2014), hidrologia (FAN et al., 2013; SERINALDI; ZUNINO e ROSSO, 2014; LANGE; ROSSO e HAUHS, 2013), finanças (BARIVIERA et al., 2015) e em estudos de sistemas caóticos (ROSSO et al., 2013).

O algoritmo para o cálculo da entropia de permutação é descrito como:

- (i) Seja X_t , $t = 1, 2, \dots, N$ uma série temporal de tamanho N , constroem-se $N - (d - 1)$ vetores d -dimensionais $X_t = \{x_t, x_{t+1}, \dots, x_{t+d-1}\}$;
- (ii) Para cada um dos $N - (d - 1)$ vetores, investigam-se as permutações $\pi = \{r_0, r_1, \dots, r_{d-1}\}$ dos símbolos $\{0, 1, \dots, d - 1\}$, que são definidos pelo ordenamento $X_{t+r_0} \leq X_{t+r_1} \leq \dots \leq X_{t+r_{d-2}} \leq X_{t+r_{d-1}}$;

- (iii) Para cada π calcula-se a frequência relativa $p(\pi) = f(\pi)/[N - (d-1)]$, onde $f(\pi)$ é a frequência de permutações π na série dos vetores X_t , $t = 1, 2, \dots, N - (d-1)$;
- (iv) A entropia de permutação de ordem $d \geq 2$ é definida como

$$H(d) = - \sum p(\pi) \log p(\pi), \quad (1)$$

em que a soma envolvida inclui todas as $d!$ permutações π de tamanho d .

Os valores da entropia de permutação encontram-se no intervalo $0 \leq H(d) \leq \log d!$. O limite inferior corresponde a uma série crescente ou decrescente onde só uma permutação aparece, enquanto o limite superior corresponde a uma série aleatória onde todas as $d!$ possíveis permutações aparecem com a mesma probabilidade. Os valores elevados da entropia indicam um processo mais desordenado e menos previsível (BANDT e POMPE, 2002; ZANIN et al., 2012). A escolha do parâmetro d depende do tamanho da série analisada. Para obter uma estatística confiável é recomendado escolher d de modo que $N > 5d!$ (RIEDL; MÜLLER e WESSEL, 2013).

A implementação do algoritmo descrito (com $d = 3$) na série temporal $X_t = \{3, 6, 8, 9, 5, 10, 2\}$ gera a sequência de vetores $\{(3, 6, 8), (6, 8, 9), (8, 9, 5), (9, 5, 10), (5, 10, 2)\}$ e a sequência das permutações correspondentes $\{(0, 1, 2), (0, 1, 2), (2, 0, 1), (1, 0, 2), (2, 0, 1)\}$. Entre as $3! = 6$ possíveis permutações (012, 021, 102, 120, 201, 210) na série de sequências simbólicas aparecem o 012 (duas vezes), 201 (duas vezes) e 102 (uma vez). Logo, o valor da entropia de permutação é calculado como

$$H(3) = -2 \left(\frac{2}{5}\right) \log \left(\frac{2}{5}\right) - \left(\frac{1}{5}\right) \log \left(\frac{1}{5}\right) \approx 1,52. \quad (2)$$

Após o preenchimento das informações para aquelas estações onde foi observada a ausência de dados reais, utilizando o WinPreci, foi calculada a entropia de permutação normalizada (dividindo a Equação 1 por $\log_2 d!$) para cada uma das 133 estações, para valores de d iguais a 1, 2 e 3. Para identificar regiões com menor ou maior padrão de variabilidade, fez-se necessário a espacialização da entropia para todo o estado. Essa espacialização foi obtida por meio da técnica de interpolação denominada *inverse distance weighing*, descrita a seguir.

2.4 Inverse distance weighing

O método *inverse distance weighing* (idw) trata-se de uma técnica de interpolação proposta originalmente por Shepard (). Tal metodologia tem sido considerada como uma das técnicas de interpolação espacial padrão na ciência de informação geográfica (BURROUGH e MCDONNELL, 1998; LONGLEY et al., 2001), além de se encontrar disponível na maioria dos softwares de *geographic information system* (gis). Formalmente, o IDW é utilizado para estimar valores desconhecidos $\hat{y}(S_0)$ na coordenada S_0 , levando em conta os valores observados $y(S_i)$ nas coordenadas S_i da seguinte forma

$$\hat{y}(S_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i y(S_i). \quad (3)$$

Essencialmente, o valor estimado em S_0 é uma combinação linear dos pesos (λ_i) e dos valores $y(S_i)$ observados em S_i , sendo λ_i definido como

$$\lambda_i = \frac{d_{0i}^{-\alpha}}{\sum_{i=1}^n d_{0i}^{-\alpha}}, \quad (4)$$

com $\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$ e d_{0i} como a distância Euclidiana entre S_0 e S_i . Baseado na estrutura do idw (Equação 3), a escolha de α pode afetar significativamente o resultado da interpolação. A comparação de pesos específicos pode ser encontrada nos trabalhos de Kravchenko e Bullock (1999), Cecílio e Pruski (2003) e Vicente-Serrano et al. (2003). Foi utilizado $\alpha = 2$ para realizar a espacialização da média mensal, do desvio padrão e da entropia.

3 Resultados e discussão

Para cada uma das 133 estações pluviométricas foram calculadas a média mensal, o desvio padrão e a entropia de permutação. Em seguida, os valores obtidos em cada uma das estações foram utilizados para realizar a espacialização por meio do idw ($\alpha = 2$). Desta forma, foram obtidos mapas codificados em intensidades de cores (tons de vermelho, verde e azul para valores respectivamente baixo, intermediário e alto) para precipitação média e desvio padrão da precipitação e para entropia de permutação ($d = 1, 2$ e 3). Na Figura 2 é mostrada a precipitação média e o desvio padrão da precipitação mensal (mm) para o estado de Pernambuco, obtidos para o período de 1950 a 2012.

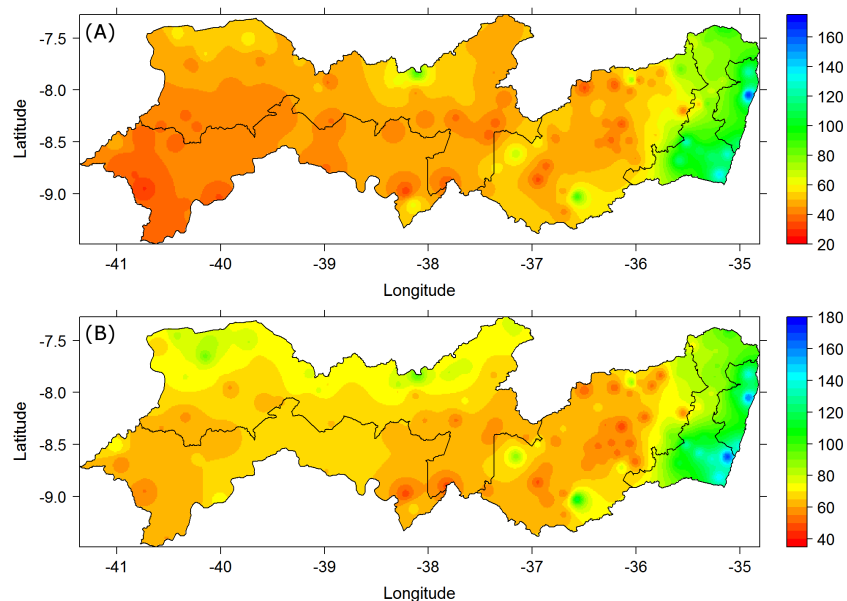


Figura 2 - Distribuição da precipitação média (A) e do desvio padrão (B) mensal em milímetros para o estado de Pernambuco (1950 a 2012).

Pode-se observar que as maiores médias mensais de precipitação (Figura 2(A)) estão localizadas na Zona da Mata e na região Metropolitana do Recife, sendo que os municípios de Recife e Barreiros apresentaram as maiores médias de precipitação com os valores de 164,98 mm e 136,17 mm, respectivamente. No Agreste Pernambucano, os municípios de Brejão, Bom Jardim e Taquaritinga do Norte foram os que apresentaram maiores médias, com valores respectivamente iguais a 88,16 mm, 82,04 mm e 72,88 mm. Já no Sertão Pernambucano, o município de Triunfo é o mais chuvoso, tendo valor de precipitação média mensal em torno de 87,41 mm. Em relação ao desvio padrão da precipitação mensal, observa-se na Figura 2(B), que a maior variabilidade está concentrada nas mesorregiões da Zona da Mata e Metropolitana do Recife, destacando-se os municípios de Sirinhaém e do Recife com valores respectivamente de 167,15 mm e 159,98 mm. Os menores desvios de precipitação são observados no agreste Pernambucano e no sertão de São Francisco, sendo os municípios de São Caetano (Agreste) e Inajá (Sertão de São Francisco), aqueles que apresentaram menor variabilidade, ou seja, desvio padrão de 45,42 mm e 48,12, respectivamente.

Nas Figuras 3, 4 e 5 estão apresentados os mapas de entropia de permutação normalizada respectivamente para valores de d iguais a 3, 4 e 5, obtidos com base na entropia calculada em cada uma das 133 estações e espacializada por meio do IDW ($\alpha = 2$). Observa-se para os diferentes valores de d analisados que a entropia de permutação mantém um padrão bem definido, diminuindo ao oeste do estado

(Figuras 3, 4 e 5). Os resultados portanto demonstram uma maior variabilidade e menor previsibilidade das chuvas mensais nas mesorregiões da Zona da Mata e Agreste, e menor variabilidade (maior previsibilidade) no Sertão. Para $d = 3$ (Figura 3), foi observado que o menor valor de entropia se encontra no município de Petrolina (0,89), enquanto o maior valor de entropia foi observado no município de Tacaratu (0,99), ambos localizados no Sertão de São Francisco. Para $d = 4$ (Figura 4), as estações localizadas nos municípios de Ouricuri e Petrolina apresentaram os menores valores de entropia, com valores respectivamente iguais a 0,85 e 0,86. Já os maiores valores foram obtidos nos municípios de Tacaratu (0,98) e Caruaru (0,981). Para $d=5$ (Figura 5), as estações localizadas nos municípios de Ouricuri (0,8243), Serrita (0,82) e Petrolina (0,83) apresentaram os menores valores de entropia. Por outro lado, os maiores valores de entropia, 0,96, 0,96 e 0,96, foram obtidos nas estações localizadas nos municípios de Tacaratu, Surubim e Caruaru.

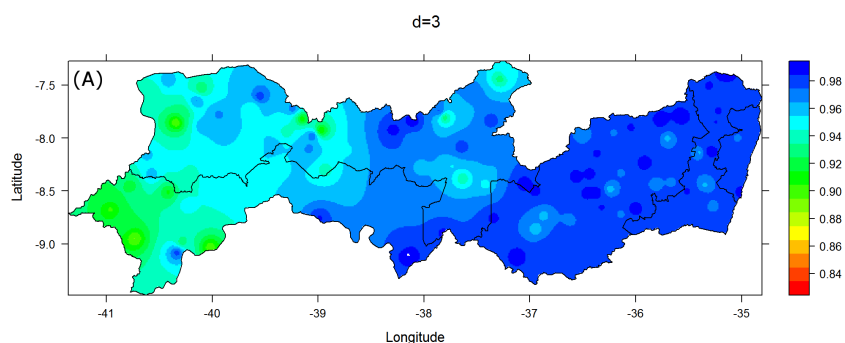


Figura 3 - Distribuição da entropia de permutação normalizada ($d = 3$) para a precipitação mensal no estado de Pernambuco.

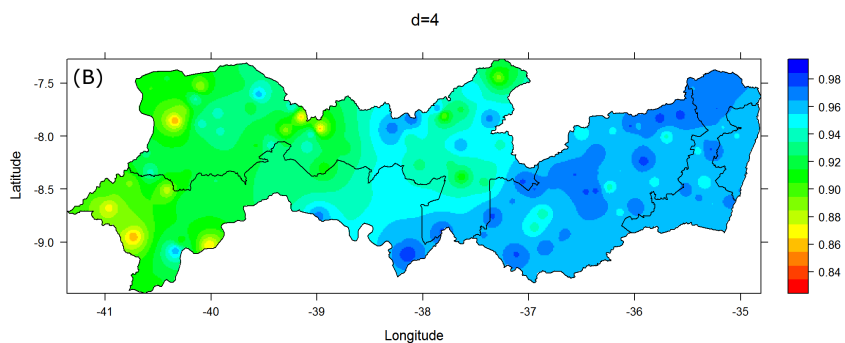


Figura 4 - Distribuição da entropia de permutação normalizada ($d = 4$) para a precipitação mensal no estado de Pernambuco.

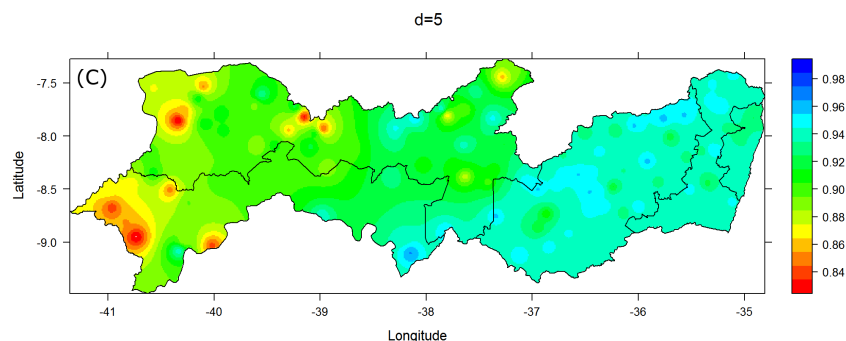


Figura 5 - Distribuição da entropia de permutação normalizada ($d = 5$) para a precipitação mensal no estado de Pernambuco.

Nóbrega, Farias e Santos (2015) estudaram a variabilidade temporal e espacial da precipitação em Pernambuco através de índices de extremos climáticos (calculados para dados diários referentes ao período de 1979 a 2010) e encontraram uma variação de ocorrência de eventos extremamente secos e chuvosos. Para a mesorregião da Região Metropolitana detectou-se certa regularidade de ocorrência para os episódios chuvosos e secos, enquanto que para o Agreste Pernambucano ocorreu a predominância de episódios extremamente secos. No Sertão Pernambucano detectou-se o maior número de episódios extremamente secos, e ocorrência de eventos extremamente chuvosos, concentrados nos meses dezembro, janeiro e fevereiro. Estes resultados indicam que a dinâmica de chuva é mais previsível no Agreste e Sertão do que na Zona da Mata, ratificando a distribuição espacial dos valores de entropia de permutação (diminuindo com afastamento do litoral), obtida analisando os dados da precipitação mensal das 133 estações pluviométricas distribuídas no estado durante o período de 1950 a 2012.

4 Conclusões

O método entropia de permutação mostrou-se eficaz na detecção dos diferentes regimes de chuva no estado de Pernambuco. Os valores de entropia de permutação das séries mensais de precipitação diminuem com a distância das estações ao litoral, indicando maior variabilidade e menor previsibilidade das chuvas mensais nas regiões próximas a Zona da Mata e Agreste, e menor variabilidade temporal da chuva no estado de Pernambuco. Essas informações são cruciais para o planejamento de uso sustentável de recursos hídricos no estado e no desenvolvimento de modelos de previsão da precipitação.

Agradecimentos

Os autores agradecem ao Laboratório de Meteorologia de Pernambuco (LAMEP), órgão pertencente ao Instituto de Tecnologia de Pernambuco (ITEP), pelas informações de precipitação cedidas, a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo apoio financeiro e aos revisores e editores pelos comentários e sugestões.

FERREIRA, D. V. S.; SILVA, A. S. A.; STOSIC, T.; STOSIC, B; MENEZES, R. S. C.; IRMÃO, R. A.; SOUSA, W. S. Spatio temporal variability of monthly rainfall in the state of Pernambuco based on permutation entropy analysis. *Rev. Bras. Biom.*, Lavras, v.36, n.2, p.276-289, 2018.

■ **ABSTRACT:** *In this work, we analyze spatial variability of rainfall dynamics on monthly scale, in the state of Pernambuco, Brazil, using Permutation Entropy. This method was introduced as a complexity measure for temporal series, considering time causality through the symbolization technique based on comparison of neighboring values in a time series. The results show that the entropy values decrease with distance from the coast, indicating greater variability and less predictability of monthly rainfall in the regions Zona de Mata and Agreste, and smaller variability and higher predictability of monthly rainfall in the regions Sertão and Sao Francisco Valley.*

■ **KEYWORDS:** *Complexity; precipitation; pernambuco.*

Referências

ARAÚJO, L. S. et al. Avaliação do impacto humano na dinâmica das variáveis hidrológicas da bacia do rio piracicaba através da análise multifractal. *Revista Brasileira de Biometria*, v. 32, n. 1, p. 170–179, 2014.

ARAÚJO, L. S. et al. Avaliação da influência do sistema cantareira na bacia do rio piracicaba através da análise de complexidade. *Revista Brasileira de Biometria*, v. 33, n. 3, p. 403–413, 2015.

BANDT, C.; POMPE, B. Permutation entropy: a natural complexity measure for time series. *Physical review letters*, APS, v. 88, n. 17, p. 174102, 2002.

BARIVIERA, A. F. et al. A permutation information theory tour through different interest rate maturities: the libor case. *Phil. Trans. R. Soc. A*, v. 373, n. 2056, p. 20150119, 2015.

BERNE, A. et al. Temporal and spatial resolution of rainfall measurements required for urban hydrology. *Journal of Hydrology*, v. 299, n. 3, p. 166–179, 2004.

BRUNSELL, N. A. A multiscale information theory approach to assess spatial-temporal variability of daily precipitation. *Journal of Hydrology*, v. 385, n. 1, p. 165–172, 2010.

BURROUGH, P. A.; MCDONNELL, R. *Principles of geographical information systems*. Oxford: Oxford University Press, 1998. 333 p.

CECÍLIO, R. A.; PRUSKI, F. F. Interpolação dos parâmetros da equação de chuvas intensas com uso do inverso de potências da distância. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, v. 7, n. 3, p. 501–504, 2003.

CONSOLINI, G.; MICHELIS, P. Permutation entropy analysis of complex magnetospheric dynamics. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, Elsevier, v. 115, p. 25–31, 2014.

DONG, L.; MENG, L. Application of sample entropy on measuring precipitation series complexity in jiansanjiang branch bureau of china. *Nature Environment and Pollution Technology*, v. 12, n. 2, p. 249, 2013.

ESPINOZA VILLAR, J. C. et al. Spatio-temporal rainfall variability in the amazon basin countries (Brazil, Peru, Bolivia, Colombia, and Ecuador). *International Journal of Climatology*, v. 29, n. 11, p. 1574–1594, 2009.

FAN, J. et al. Detecting abrupt change of streamflow at lintong station of wei river. *Mathematical Problems in Engineering*, Hindawi Publishing Corporation, v. 2013, 2013.

FERLAZZO, E. et al. Permutation entropy of scalp EEG: A tool to investigate epilepsies: Suggestions from absence epilepsies. *Clinical Neurophysiology*, v. 125, n. 1, p. 13–20, 2014.

GARBRECHT, J. D.; SCHNEIDER, J. M. Case study of multiyear precipitation variations and the hydrology of fort cobb reservoir. *Journal of Hydrologic Engineering*, American Society of Civil Engineers, v. 13, n. 2, p. 64–70, 2008.

GUERRA, L. C. et al. Impact of local weather variability on irrigation water use in georgia. Georgia Institute of Technology, 2005.

HUANG, F. et al. Flow-complexity analysis of the upper reaches of the Yangtze River, China. *Journal of Hydrologic Engineering*, v. 16, n. 11, p. 914–919, 2011.

KANG, Y.; KHAN, S.; MA, X. Climate change impacts on crop yield, crop water productivity and food security—a review. *Progress in Natural Science*, v. 19, n. 12, p. 1665–1674, 2009.

KANTELHARDT, J. W. et al. Long-term persistence and multifractality of precipitation and river runoff records. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, v. 111, n. D1, 2006.

- KRAVCHENKO, A.; BULLOCK, D. G. A comparative study of interpolation methods for mapping soil properties. *Agronomy Journal*, American Society of Agronomy, v. 91, n. 3, p. 393–400, 1999.
- LANGE, H.; ROSSO, O. A.; HAUHS, M. Ordinal pattern and statistical complexity analysis of daily stream flow time series. *The European Physical Journal Special Topics*, v. 222, n. 2, p. 535–552, 2013.
- LONGLEY, P. A. et al. *Geographic Information Systems and Science*. Chichester: Wiley, 2001. 454 p.
- LUCENA, D. B.; SERVAIN, J.; GOMES FILHO, M. F. Rainfall response in Northeast Brazil from ocean climate variability during the second half of the twentieth century. *Journal of Climate*, v. 24, n. 23, p. 6174–6184, 2011.
- LUCENA, L. R. R.; STOSIC, T.; CUNHA FILHO, M. Avaliação da precipitação diária do estado de Sergipe utilizando análise de lacunaridade. *Revista Brasileira de Biometria*, v. 33, n. 2, p. 268–276, 2015.
- LUCENA, L. R. R. et al. Análise de lacunaridade de fenômenos climáticos do estado de pernambuco. *Revista Brasileira de Biometria*, v. 34, n. 2, p. 334–346, 2016.
- MARTINEZ, M. D. et al. Lacunarity, predictability and predictive instability of the daily pluviometric regime in the iberian peninsula. *Nonlinear Processes in Geophysics*, v. 14, n. 2, p. 109–121, 2007.
- MISHRA, A. K.; ÖZGER, M.; SINGH, V. P. An entropy-based investigation into the variability of precipitation. *Journal of Hydrology*, v. 370, n. 1, p. 139–154, 2009.
- MORIASI, D. N.; STARKS, P. Effects of the resolution of soil dataset and precipitation dataset on swat2005 streamflow calibration parameters and simulation accuracy. *Journal of Soil and Water Conservation*, v. 65, n. 2, p. 63–78, 2010.
- NICOLAOU, N.; GEORGIU, J. Detection of epileptic electroencephalogram based on permutation entropy and support vector machines. *Expert Systems with Applications*, Elsevier, v. 39, n. 1, p. 202–209, 2012.
- NIMER, E. Pluviometria e recursos hídricos dos estados de Pernambuco e Paraíba. In: . Rio de Janeiro: IBGE, 1979.
- NOBRE, C. A. et al. Some characteristics and impacts of the drought and water crisis in southeastern brazil during 2014 and 2015. *Journal of Water Resource and Protection*, v. 8, n. 02, p. 252, 2016.
- NÓBREGA, R. S.; FARIAS, R. F. d. L.; SANTOS, C. A. C. Variabilidade temporal e espacial da precipitação em Pernambuco através de índices de extremos climáticos. *Revista Brasileira de Meteorologia*, v. 30, p. 171 – 180, 2015.

- PINGALE, S. M. et al. Spatial and temporal trends of mean and extreme rainfall and temperature for the 33 urban centers of the arid and semi-arid state of rajasthan, india. *Atmospheric Research*, v. 138, p. 73–90, 2014.
- RANGARAJAN, G.; SANT, D. A. Fractal dimensional analysis of indian climatic dynamics. *Chaos, Solitons & Fractals*, v. 19, n. 2, p. 285–291, 2004.
- RIEDL, M.; MÜLLER, A.; WESSEL, N. Practical considerations of permutation entropy. *The European Physical Journal Special Topics*, Springer, v. 222, n. 2, p. 249–262, 2013.
- ROSSO, O. A. et al. Characterization of chaotic maps using the permutation bandt-pompe probability distribution. *The European Physical Journal B*, v. 86, n. 4, p. 1–13, 2013.
- SERINALDI, F.; ZUNINO, L.; ROSSO, O. A. Complexity–entropy analysis of daily stream flow time series in the continental United States. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, Springer, v. 28, n. 7, p. 1685–1708, 2014.
- SHEPARD, D. A two-dimensional interpolation function for irregularly-spaced data. In: *Proceedings of the 1968 23rd ACM national conference*. New York: [s.n.].
- SIDERIUS, C. et al. Climate-smart tank irrigation: A multi-year analysis of improved conjunctive water use under high rainfall variability. *Agricultural Water Management*, v. 148, p. 52–62, 2015.
- SILVA, A. S. A. *Ferramentas para modelagem e interpolação de dados ambientais em escala regional*. 104 p. Doutorado em Biometria e Estatística Aplicada — Universidade Federal Rural de Pernambuco, Recife-PE, 2015.
- SIVAKUMAR, B.; SINGH, V. P. Hydrologic system complexity and nonlinear dynamic concepts for a catchment classification framework. *Hydrology and Earth System Sciences*, v. 16, n. 11, p. 4119–4131, 2012.
- SOUZA, E. B.; ALVES, J. M. B.; NOBRE, P. Anomalias de precipitação nos setores norte e leste do Nordeste brasileiro em associação aos eventos do padrão de dipolo observados sobre o atlântico tropical. *Revista Brasileira de Meteorologia*, v. 13, n. 2, p. 45–55, 1998.
- SUN, F.; RODERICK, M. L.; FARQUHAR, G. D. Changes in the variability of global land precipitation. *Geophysical Research Letters*, v. 39, n. 19, 2012.
- TONGWANE, M. I.; MOELETSI, M. E. Intra-seasonal rainfall variability during the maize growing season in the northern lowlands of lesotho. *Theoretical and Applied Climatology*, v. 120, n. 3-4, p. 575–585, 2015.
- VICENTE-SERRANO, S. M. et al. Comparative analysis of interpolation methods in the middle ebro valley (Spain): application to annual precipitation and temperature. *Climate Research*, v. 24, n. 2, p. 161–180, 2003.

YAN, R.; LIU, Y.; GAO, R. X. Permutation entropy: a nonlinear statistical measure for status characterization of rotary machines. *Mechanical Systems and Signal Processing*, v. 29, p. 474–484, 2012.

ZANIN, M. et al. Permutation entropy and its main biomedical and econophysics applications: a review. *Entropy*, Molecular Diversity Preservation International, v. 14, n. 8, p. 1553–1577, 2012.

ZHANG, Q. et al. The influence of dam and lakes on the yangtze river streamflow: long-range correlation and complexity analyses. *Hydrological Processes*, v. 26, n. 3, p. 436–444, 2012.

ZHOU, Y. et al. Hydrological effects of water reservoirs on hydrological processes in the East River (China) basin: complexity evaluations based on the multi-scale entropy analysis. *Hydrological Processes*, v. 26, n. 21, p. 3253–3262, 2012.

Recebido em 16.09.2016.

Aprovado após revisão em 25.04.2017.