

DIEGO VICENTE DE SOUZA FERREIRA

**Análise de alterações em fenômenos agroambientais utilizando
o método de entropia de permutação**

RECIFE-PE – FEVEREIRO/2016.



UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM BIOMETRIA E ESTATÍSTICA APLICADA

**Análise de alterações em fenômenos agroambientais utilizando
o método de entropia de permutação**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Biometria e Estatística Aplicada como exigência à obtenção do título de Doutor.

Área de Concentração: Biometria e Estatística Aplicada

Orientador(a): Prof.(a) Dr.(a) Tatijana Stosic

Co-orientador: Prof. Dr. Lucian B. Bejan

RECIFE-PE –FEVEREIRO/2016.

Ficha catalográfica

F383a Ferreira, Diego Vicente de Souza
Análise de alterações em fenômenos agroambientais
utilizando o método de entropia de permutação / Diego
Vicente de Souza Ferreira. – Recife, 2016.
77 f. : il.

Orientadora: Tatijana Stosic.
Tese (Doutorado em Biometria e Estatística Aplicada) –
Universidade Federal Rural de Pernambuco, Departamento
de Estatística e Informática, Recife, 2016.
Inclui apêndice(s) e referências.

1. Vazão 2. Queimadas 3. Precipitação 4. Entropia de
permutação I. Stosic, Tatijana, orientadora II. Título

CDD 574.018

UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM BIOMETRIA E ESTATÍSTICA APLICADA

**Análise de alterações em fenômenos agroambientais utilizando
o método de entropia de permutação**

DIEGO VICENTE DE SOUZA FERREIRA

Tese julgada adequada para obtenção do
título de Doutor em Biometria e Estatística
Aplicada, defendida e aprovada por
unanimidade em 18/02/2016 pela Banca
Examinadora.

Orientadora:

Prof(a). Dr(a). Tatijana Stosic
Universidade Federal Rural de Pernambuco - DEINFO

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Moacyr Cunha Filho
Universidade Federal Rural de Pernambuco - DEINFO

Prof. Dr. Borko Stosic
Universidade Federal Rural de Pernambuco - DEINFO

Prof. Dr. Gabriel Rivas de Melo
Universidade Federal Rural de Pernambuco - DEINFO

Prof. Dr. Paulo Salgado Gomes de Mattos Neto
Universidade Federal de Pernambuco - CIN

Dedicatória

Dedico a minha família.

Agradecimentos

Agradeço, primeiramente, a Deus pela oportunidade de estudar e aos meus pais, Maria Ferreira e João Vicente, pelo grande apoio que me deram em todas as decisões da minha vida e por sempre terem acreditado em mim. Muito obrigado.

A minha irmã Surama Ferreira, e ao meu sobrinho Artur Vicente, agradeço por todo o carinho, atenção e confiança que me deram até o momento.

Agradeço a professora Tatijana, pela orientação, paciência, incentivo e cobranças para a realização dessa Tese.

Agradeço ao professor Lucian Bejan, pela co-orientação e pela ajuda na finalização dessa Tese.

Agradeço aos professores do programa da pós-graduação da Biometria e Estatística Aplicada, ao secretário Marcos e a Zuleide.

Aos colegas de graduação em Matemática-UFPE: Carlos, o outro Diego, Diógenes, Everton Delfino, Glayce, Hérika, Rafael e Sílvio Fernando, meus agradecimentos pelo companheirismo e pelo estudo em grupo na biblioteca, principalmente em Estruturas Algébricas.

Também aos colegas de graduação em Biologia-UPE: Thiago Cahú, Vinícius Catunda, Manoela Chaves, Jessica Pires e Douglas Bastos, meus agradecimentos por terem me ajudado em assuntos das disciplinas e trabalhos em grupos, além da amizade.

Agradecer aos colegas do programa da pós-graduação da Biometria e Estatística Aplicada pelo incentivo, grupos de estudos e motivação pelo curso. Para Sílvio Fernando pela ajuda nos estudos para as disciplinas e pela amizade. Para Josimar Mendes e Antonio Samuel pela ajuda no Tex e software R. Da mesma forma, agradeço aos demais colegas de turma do mestrado: Anderson Araújo, Carlos Augusto, Antonio Guilherme, Cintia Ferreira, Dennis Oliveira, Djalma Beltrão, Manoel Rivelino e Milton Perceus.

Agora agradecer aos colegas da turma do programa da pós-graduação da Biometria e Estatística Aplicada no Doutorado: Alessandro (dá o gás), Antonio, Ricardo (gato preto), Sílvio e Thaize.

Aos colegas da pós-graduação que contribuíram de alguma forma para a conclusão do mestrado: Dâmocles Aurélio, David Silva, Lázaro Araújo, Rosilda Benício, Gabriela Alves, Ana Clara, Danila Silva, José Silva e José Igor.

Aos colegas da pós-graduação que contribuíram de alguma forma para a conclusão deste Doutorado: Anderson Araújo , Dâmocles Aurélio, Lázaro Araújo, José Silva, Lêda Santana, Evelyn Souza, André Luiz , Ewerton Pereira, Manoel Rivelino, Cícero Carlos, Karla Schreiber, Edneide Ramalho, Djalma Beltrão, Fernando Henrique, Oseas Machado, Pedro Ferreira, Josimar Mendes, Glauce Guerra, Wesley Lima e Luiz Henrique.

Agradeço a meu afilhado, Kevin e a irmã dele, Larissa, pelo carinho e grande carisma que sempre tiveram por mim.

Agradeço antecipadamente pelos comentários, sugestões e críticas dos participantes da banca examinadora.

Agradeço também a CAPES pelo financiamento e aos demais colegas não foram citados, mas que também contribuíram de alguma forma para a conclusão deste doutorado.

“Todo progresso tem como meta a entropia.”

Agostinho da Silva.

Resumo

Neste trabalho foi analisada a complexidade das séries temporais de vazão do rio São Francisco e de queimadas na Amazônia, para avaliar as alterações causadas pela atividade humana. Utilizou-se o método entropia de permutação (*Permutation entropy*) que incorpora a relação temporal entre os valores da série analisada, utilizando uma representação simbólica baseada na comparação dos valores consecutivos da série. Este método também foi usado para analisar regime de chuva de Pernambuco. Para a vazão do rio São Francisco avaliou se a influência da construção da barragem Sobradinho no regime hidrológico. Os resultados das análises da série temporal de vazão para o período 1929-2009 mostraram que a entropia aumentou depois da construção da barragem Sobradinho indicando uma dinâmica de vazão mais desordenada e menos previsível neste período. Os resultados obtidos para série temporal diária de queimadas detectadas na Amazônia durante o período 1999-2012, mostraram um aumento da entropia relacionado com secas que ocorreram em 2005, 2007 e 2010. Em relação aos dados de precipitação de Pernambuco, os valores da entropia de permutação diminuem com o aumento da distância das estações do litoral, indicando maior variabilidade e menor previsibilidade das chuvas mensais nas regiões próximas a zona da mata e agreste, e menor variabilidade e maior previsibilidade nas regiões próximas ao sertão e vale do São Francisco.

Palavras-chave: vazão, queimadas, precipitação, entropia de permutação.

Abstract

In this work we analyze the complexity of stream flow in the São Francisco River and hot-pixels detected in Amazonia, in order to evaluate the effects of human activity. Permutation entropy is employed which takes into account temporal causality by comparing consecutive values within the series. We also use this entropy method to analyze rainfall regime in Pernambuco, Brazil. For the São Francisco River, we analyze the influence of the Sobradinho dam construction on the hydrological regime. The results show that entropy of stream flow increases after the dam's construction in 1979, which indicates more disordered and less predictable dynamics. For hot-pixels detected in Amazonia, the increase in entropy is related to severe droughts in 2005, 2007, and 2010. For temporal series of precipitation in Pernambuco, entropy values decrease with distance from the coast, indicating more predictability of monthly rainfall in the *zona de mata* and *agreste* regions, and less predictable rainfall dynamics in the *sertão* and *vale do São Francisco* regions.

Keywords: stream flow, hot pixels, precipitation, permutation entropy.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Precipitação Pluviométrica média anual do estado de Pernambuco (SRHE, 1998).....	26
Figura 2 . Bacia hidrográfica do Rio São Francisco (CTPEIXES, 2015).....	39
Figura 3. Estações pluviométricas do estado de Pernambuco selecionadas.....	40
Figura 4. Série temporal original da vazão do rio São Francisco (estação Juazeiro) para o período de 1929 a 2009.....	43
Figura 5. Série temporal de anomalia da vazão do rio São Francisco (estação Juazeiro) para o período de 1929 a 2009.....	44
Figura 6. Variação temporal da Entropia de permutação da vazão (série original e anomalias) do rio São Francisco (estação Juazeiro, 1929-2009), para $d=4$ (A) e $d=5$ (B).....	46
Figura 7. Mapa com os valores de entropia de permutação (séries originais, $d=3$) para as estações estudadas.....	49
Figura 8. Mapa com os valores de entropia de permutação (séries originais, $d=4$) para as estações estudadas	50
Figura 9. Mapa com os valores de entropia de permutação (séries originais, $d=5$) para as estações estudadas.....	51
Figura 10. Mapa com os valores de entropia de permutação (séries de anomalias, $d=3$) para as estações estudadas.....	52
Figura 11. Mapa com os valores de entropia de permutação (séries de anomalias, $d=4$) para as estações estudadas.....	53
Figura 12. Mapa com os valores de entropia de permutação (séries de anomalias, $d=5$) para as estações estudadas.....	54
Figura 13. Série temporal original de queimadas da Amazônia para o período de 1999 a 2012.....	55
Figura 14. Série temporal de anomalia de queimadas da Amazônia para o período de 1999 a 2012.....	55
Figura 15. Variação temporal da Entropia de permutação ($d=4,5,6$) das séries temporais (originais e anomalias) de queimadas da Amazônia com janela móvel do tamanho de 1000 dias (A) e 365 dias (B).....	57

Figura 16. Série temporal original da precipitação pluviométrica mensal do município de Petrolina (estação 4) no período de 1950 a 2012.....	76
Figura 17. Série temporal original da precipitação pluviométrica mensal do município de Recife (estação 30) no período de 1950 a 2012.....	76
Figura 18. Série temporal original da precipitação pluviométrica mensal do município de Caruaru (estação 24) no período de 1950 a 2012.....	77
Figura 19. Série temporal original da precipitação pluviométrica mensal do município de Sirinhaém (estação 111) no período de 1950 a 2012.....	77

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Informações geográficas da estação fluviométrica (Juazeiro).....	39
Tabela 2. Estatística descritiva das séries de vazão (m^3/s) do rio São Francisco (estação Juazeiro) para os períodos estudados.....	44
Tabela 3. Entropia de permutação normalizada das séries de vazão do rio São Francisco (estação Juazeiro) para $d=3,4,5,6$	45
Tabela 4. Entropia de permutação normalizada das séries de anomalias da vazão do rio São Francisco (estação Juazeiro) para $d=3,4,5,6$	45
Tabela 5. Estatística descritiva da série original de queimadas da Amazônia para os períodos estudados.....	56
Tabela 6. Entropia de permutação normalizada das séries de queimadas da Amazônia para $d =3,4,5,6$	56
Tabela 7. Entropia de permutação normalizada das séries de anomalias de queimadas da Amazônia para $d =3,4,5,6$	57
Tabela 8. Estações pluviométricas do estado de Pernambuco selecionadas com suas respectivas coordenadas, média e desvio padrão.....	72

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANA - Agência Nacional de Água

AVHRR- Advanced Very High Resolution Radiometer

ApEn- Approximate Entropy

CAPES - Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior

CEMIG - Companhia Energética de Minas Gerais

CHESF- Companhia Hidro Elétrica do São Francisco

CIN- Centro de Informática

DEINFO - Departamento de Estatística e Informática

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

INMET- Instituto Nacional de Meteorologia

INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais

ITEP - Instituto de Tecnologia de Pernambuco

MODIS - MODerate Resolution Imaging Spectroradiometer

NOAA - National Oceanic and Atmospheric Administration

NSF – National Science Foundation

SampEn - Sample Entropy

SRHE - Secretaria de Recursos Hídricos e Energéticos

UFPE - Universidade Federal de Pernambuco

UFRPE - Universidade Federal Rural de Pernambuco

Sumário

1. INTRODUÇÃO	15
2. REVISÃO DE LITERATURA	20
2.1 Bacia hidrográfica.....	20
2.1.1 Processos hidrológicos.....	20
2.1.2 Alterações hidrológicas	21
2.1.3 Bacia do rio São Francisco.....	22
2.2 Precipitação.....	23
2.2.1 Classificação da Precipitação.....	24
2.2.2 Pluviometria.....	25
2.2.3 Precipitação em Pernambuco	26
2.3 Focos de calor	27
2.3.1 Efeitos ambientais	28
2.4 Bioma	29
2.4.1 Bioma Amazônia	30
2.5 Medidas de entropia.....	31
2.5.1 Entropia de Shannon.....	31
2.5.2 Entropia conjunta e Entropia condicional	32
2.5.3 Entropia relativa e Informação mutua.....	33
2.5.4 Entropia de Renyi e Entropia Tsallis.....	34
2.5.5 Entropia amostral (<i>Sample Entropy</i>).....	35
2.5.6 Entropia de permutação (<i>Permutation Entropy</i>)	36
3. MATERIAIS E MÉTODOS.....	38
3.1 Descrição dos dados	38
3.1.1 Vazão do rio São Francisco	38
3.1.2 Precipitação de Pernambuco	40
3.1.3 Queimadas na Amazônia	40
3.2 Metodologia.....	41
3.2.1 Implementação do algoritmo de Entropia de permutação	41
3.2.2 Entropia de permutação com janela móvel	42
4. RESULTADOS	43
4.1 Vazão do Rio São Francisco	43
4.2 Precipitação de Pernambuco	48

4.3 Queimadas na Amazônia	54
5. CONCLUSÕES	59
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	61
Apêndice	72

1. INTRODUÇÃO

O estudo dos sistemas agroambientais torna se cada vez mais complexo pelo fato que além da própria evolução, esses sistemas são fortemente influenciados pela atividade humana. Os fatores naturais e antrópicos causam alterações em vários componentes destes sistemas como clima, cobertura de solo, distribuição das espécies de fauna e de flora e regime hidrológico das bacias hidrográficas. Os componentes dos sistemas complexos caracterizam-se pelas interações não lineares e propriedades emergentes. Em últimas décadas vários conceitos foram desenvolvidos para estudo dos sistemas complexos entre quais mais utilizados são fractais (MANDELBROT, 1982), multifractais (FEDER, 1988), redes complexas (ALBERT e BARABASI, 2002), criticalidade auto-organizada (BAK, 1996), e teoria de informação (COVER e THOMAS, 1991).

Os maiores desafios das ciências ambientais nas primeiras décadas do século 21 são: alterações no regime hidrológico, fragmentação de paisagem, mudanças climáticas, biodiversidade e criação de novas tecnologias e práticas para proteção do meio ambiente e diminuição de consequências de desastres naturais como incêndios florestais (NSF, 2015).

O estudo dos recursos hídricos é uma das grandes preocupações da sociedade atual, devido à escassez de água doce para uso imediato. As preocupações com os recursos hídricos, isto é, as águas destinadas a usos, têm induzido, em todo o mundo, uma série de medidas governamentais e sociais, objetivando viabilizar a continuidade das diversas atividades públicas e privadas que têm como foco as águas doces, em particular, aquelas que incidem diretamente sobre a qualidade de vida da população (MACHADO, 2001). De acordo com dados quantitativos, produzidos por hidrólogos, 97,5% da água disponível na Terra são salgadas e 2,493% estão concentrados em geleiras ou regiões subterrâneas de difícil acesso, sobram, portanto, apenas 0,007% de água doce para o uso humano, disponível em rios, lagos e na atmosfera (SHIKLOMANOV, 1998).

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. Estas interações são ainda pouco entendidas, tornando sistemas hídricos extremamente complexos e difícil de modelar para análise de cenários futuros. Para o estabelecimento de políticas públicas eficientes para proteção do meio ambiente e preservação dos recursos hídricos é necessário desenvolver os métodos matemáticos e computacionais que possam fornecer mais informações sobre a dinâmica destes sistemas, especialmente as alterações causadas pela atividade humana. Durante as últimas décadas os métodos baseados na teoria multifractal inicialmente desenvolvida para estudar flutuações de velocidade na turbulência (BENZI et al., 1984; FRISH et al., 1985) foram extensivamente utilizados para analisar a distribuição temporal e espacial da precipitação e de vazão em múltiplas escalas temporais e espaciais (TESSIER et al., 1993; OLSSON e NEMCZYNOWICZ, 1996; LIMA,1999; PANDAEY et al.,1998; KANTELHARDT et al., 2006). Estes métodos também mostraram-se úteis em estudos de alterações hidrológicas causadas pelos fatores naturais e antrópicos (HIRPA et al., 2010; ZHANG et al., 2009) e em avaliação de eventos extremos (ROYER et al., 2008; DOUGLAS e BARROS, 2003).

O conhecimento da variabilidade espacial e temporal do regime hidrológico é necessário para modelagem de vários fenômenos como inundações, erosão do solo, transporte dos poluentes e infiltração (BERNE et al., 2004; MORIASI e STARKS, 2010).

Recentemente a variabilidade e a complexidade dos processos hidrológicos foram analisadas utilizando os 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, mostrando se adequadas para detecção das alterações hidrológicas causadas pela atividade humana (MISHRA et al., 2009; BRUNSELL, 2010; HUANG et al., 2011; ZHANG et al., 2012; ZHOU et al., 2012; ARAUJO et al., 2014).

Uma medida de complexidade mais natural para séries temporais chamada entropia de permutação foi desenvolvida por Bandt e Pompe (2002). Ao contrário das entropias clássicas, este método inclui a ordenação temporal entre valores da série mapeando a série original em uma sequência simbólica

baseada na ordenação relativa dos valores consecutivos. A simbolização da série nesta maneira é mais natural (e inclui as correlações temporais entre os valores) do que a simbolização baseada em comparação com um ou mais valores fixos (média, mediana, quartil). Estas propriedades da entropia de permutação possibilitam diferenciar entre a dinâmica estocástica e a dinâmica determinística dos processos geradores das séries temporais (RIEDL et al., 2013). Recentemente a entropia de permutação foi utilizada em estudos hidrológicos, para classificar o regime hidrológico (LANGE et al., 2013; SERINALDI et al., 2014) e para detectar as mudanças abruptas em séries temporais de vazão causadas pelos fatores naturais e antrópicos (FAN et al., 2013). Neste trabalho utilizamos a entropia de permutação para estudar as alterações hidrológicas na bacia do rio São Francisco, causadas pela construção do reservatório de Sobradinho.

A precipitação pluviométrica tem grande importância na caracterização do clima de uma região. O conhecimento da variabilidade espacial e temporal da precipitação 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 para o planejamento de atividades agrícolas (KANG et al., 2009). No Brasil, nas regiões Sul e Nordeste onde existem um forte acoplamento entre a variabilidade climática e a temperatura da superfície do mar dos oceanos tropicais, a previsibilidade do regime pluviométrico é mais eficiente do que em outras regiões, como o Sudeste do Brasil (BEZERRA et al., 2008). A irregularidade na distribuição temporal da chuva afeta fortemente a produção agrícola e o abastecimento de água para a população. Vários métodos baseados em estatística clássica (com foco em tendências de valores médios, máximos e mínimos) foram utilizados em análise de variabilidade temporal e espacial da chuva (BUYTAERT et al., 2006; SUN et al., 2012; ZHANG et al., 2008). Entre os métodos de análise de sistemas complexos, o mais utilizados são análise fractal (RANGARAJAN e SANT, 2004), multifractal (KANTELHARDT et al., 2006; ZHANG et al., 2009), entropias (DONG e MENG, 2013; SHUANGCHENG et al., 2006) e lacunaridade (MARTINEZ et al., 2007). Neste trabalho investigamos a variabilidade do regime pluviométrico do estado de Pernambuco utilizando o método de entropia de permutação.

Incêndios em vegetação podem ocorrer como eventos naturais ou como resultado da atividade humana, e representam um dos maiores fatores que causam a degradação do meio ambiente. Entre as consequências são destruição da cobertura vegetal (MATRICARDI, 2010), perda da biodiversidade (REICH et al., 2001) e alterações hidrológicas e geomorfológicas (SHAKESBY e DOERR, 2006). Durante um incêndio também ocorre à emissão do carbono e gases estufa, que contribuem para o aquecimento global e as mudanças climáticas (RAMANATHAN e CARMICHAEL, 2008). Vários fatores como cobertura vegetal, condições climáticas, topografia e métodos de combate de fogo, afetam a iniciação, propagação e supressão de incêndios, tornando este fenômeno extremamente complexo.

No Brasil, a maioria dos incêndios em vegetação (queimadas) são causados pela atividade humana, como limpeza de pastos, preparo de plantios, desmatamentos e colheita manual de cana de açúcar (PIVELLO, 2011). Para facilitar o monitoramento dos incêndios em regiões remotas o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE, vem desenvolvendo desde a década de 1980, um sistema operacional de detecção de queimadas, pioneiro e um dos mais completos do mundo. Os dados (chamados focos de calor) são obtidos das imagens térmicas de vários satélites, e em seguida integrados a um sistema geográfico de informações e disponibilizado pela Internet (INPE, 2015). No Brasil o maior número de focos de calor é detectado no cerrado e na Amazônia na região chamada Arco do desmatamento (SCHROEDER et al., 2005). A degradação da floresta Amazônica na década que vem vai depender das condições climáticas, desenvolvimento agrário, construção de rodovias, política de conservação dos recursos naturais e fatores antrópicos como incêndios (MORTON et al., 2008; BARBER et al., 2014). Recentemente foram desenvolvidos vários modelos de dinâmica de desmatamento incluindo fatores naturais, antrópicos e socioeconômicos (SOARES-FILHO et al., 2006; LAPOLA et al., 2010), mas a previsão do uso de solo e do processo de desmatamento na Amazônia ainda é pouco entendido (DALLA-NORA et al., 2014). Com objetivo de fornecer informações complementares que podem ajudar para desenvolver melhores modelos de previsão da dinâmica de incêndios e dos fenômenos relacionados neste trabalho estudamos a variabilidade temporal de focos de calor detectados na Amazônia durante o período 1999-2012.

O objetivo geral dessa tese é analisar a variabilidade climática e as alterações hidrológicas e ambientais causadas pelos fatores naturais e antrópicos utilizando o método de entropia de permutação

Os objetivos específicos são:

- a) Analisar as alterações hidrológicas na bacia do rio São Francisco causadas pela construção da barragem de Sobradinho;
- b) Analisar o regime de precipitação do estado de Pernambuco;
- c) Analisar variabilidade temporal de queimadas no Bioma Amazônia.

Esta tese está dividida em cinco partes. No Capítulo 2 apresentamos as características do fenômeno estudado e fundamentos teóricos do método utilizado para o desenvolvimento do trabalho. No Capítulo 3 descrevemos os dados utilizados neste trabalho e as metodologias utilizadas para a realização das análises. No Capítulo 4 apresentamos os resultados e a discussão. As considerações finais e a proposta dos futuros trabalhos são apresentados no Capítulo 5, em seguida, as referências e o apêndice.

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Bacia hidrográfica

A bacia hidrográfica é uma área de captação natural de água da precipitação que faz convergir os escoamentos para um único ponto de saída, seu exutório, ou seja, é um ponto de um curso d'água onde se dá todo o escoamento superficial. A bacia hidrográfica compõe-se basicamente de um conjunto de superfícies vertentes e de uma rede de drenagem formada por cursos de água que confluem até resultar um leito único no exutório (TUCCI, 2013).

A bacia hidrográfica pode ser considerada um sistema físico onde a entrada é o volume de água precipitado e a saída é o volume de água escoado pelo exutório, considerando-se como perdas os volumes evaporados e transpirados profundamente (TUCCI, 2013).

O Brasil possui quase 13% dos recursos hídricos superficiais do planeta com uma vazão de 182.633 m³/s, sendo que 73% dos recursos hídricos brasileiros concentram-se na Bacia Amazônica onde vive apenas 4% da população. Um cenário diferente podemos observar na região Sudeste, onde habita 47% da população e possui 8% dos recursos hídricos (Bacia Costeira do Sudeste e do Paraná) também como na região costeira do Nordeste Oriental, que apresenta 20% da população do país e conta com apenas 2% dos recursos hídricos (ANA, 2002).

2.1.1 Processos hidrológicos

Os processos hidrológicos de uma bacia hidrográfica têm influência na formação da área, na rede de drenagem e na forma de um rio. Dentre estes fatores temos o escoamento da água, a interceptação, a precipitação e as ações antrópicas (construções de barragens e de reservatórios).

A interceptação, retenção de parte da água na superfície, pode ocorrer devido à vegetação ou outra forma de obstrução ao escoamento. O volume retido é perdido por evaporação, retornando à atmosfera. Este processo interfere no balanço hídrico da bacia hidrográfica e tende a reduzir a variação

da vazão ao longo do ano, retardando e reduzindo os picos de cheias (TUCCI, 2013).

A precipitação pode ser definida como a água que é proveniente do vapor de água da atmosfera depositada na superfície terrestre de qualquer forma, como chuva, granizo, orvalho, neblina, neve ou geada, sendo que a precipitação através da chuva é mais comum e a mais facilmente medida (PINTO et al., 2007), e sua distribuição e duração são fatores importante no comportamento de uma bacia. Quando a água das chuvas atinge o solo ela pode percorrer dois caminhos: a infiltração e drenagem vertical da água para a zona não saturada do solo com elevação dos níveis freáticos e ou escoamento superficial direto que podem causar erosão, alagamentos e enchentes (RODRIGUES, 2011).

O escoamento da água está dividido em dois tipos: o direto e o de base. O fluxo de base é mais lento, corresponde a parte da água das chuvas que infiltra nos solos e percola em profundidade com a drenagem vertical da água para a zona não saturada do solo com elevação dos níveis freáticos ou água subterrânea. O escoamento direto ou fluxo rápido consiste na água do rio que deixa a micro bacia durante ou logo após a chuva (RODRIGUES, 2011). O escoamento superficial direto, por apresentar uma resposta imediata após as chuvas, está associado aos problemas de transporte de sedimentos, alteração da qualidade da água dos rios, inundações e enchentes (ARCOVA, 2006).

A interferência humana nos recursos hídricos tornou-se mais efetiva, devido à necessidade do uso de água com o crescimento da população, através de construções de barragens e de reservatórios, modificando o meio ambiente, e causando alterações na dinâmica do ciclo hidrológico.

2.1.2 Alterações hidrológicas

As alterações hidrológicas podem ser definidas como qualquer perturbação antrópica na magnitude dos recursos naturais. Temos como exemplo, as construções de barragens e reservatórios, como uma das principais causas de interrupções hídricas em uma escala global. Estas estruturas são construídas para armazenar água para compensar flutuações na

vazão do rio, assim, fornecendo uma medida de controle humano dos recursos hídricos, ou para aumentar o nível de água de uma região ou permitir o desvio de água para um canal (ROSENBERG et al., 2000).

O armazenamento da água nas barragens permite gerar eletricidade, para abastecimento de água para a agricultura, as indústrias, e os municípios, para mitigar alagamento, e pode ajudar na navegação. No entanto, a eficácia da tecnologia barragem no fornecimento desses serviços é muito debatido, como por exemplo, necessidade de deslocamento de moradores que vivem na região que será alagada (ROSENBERG et al., 2000).

Temos também outros fatores que contribuem para alterações no ciclo hidrológico, conseqüentemente no regime hidrológico dos rios, como desflorestamento, as práticas de uso da terra agrícola e urbana, a utilização da água do lençol freático para abastecimento e a irrigação (ZHOU et al., 2012).

2.1.3 Bacia do rio São Francisco

O rio São Francisco nasce na Serra da Canastra em Minas Gerais, tendo uma bacia hidrográfica da ordem de 630.000 km², com extensão de 3.200 km de sua nascente à foz em Piaçabuçu/AL e Brejo Grande/SE.

A região hidrográfica do São Francisco abrange 521 municípios em seis estados: Bahia, Minas Gerais, Pernambuco, Alagoas, Sergipe e Goiás, além do Distrito Federal. Com 2.700 km, e escoar no sentido Sul-Norte pela Serra da Canastra, Bahia e Pernambuco, quando altera seu curso para o Sudeste, chegando ao Oceano Atlântico na divisa entre Alagoas e Sergipe. Devido à sua extensão e aos diferentes ambientes que percorre, a região está dividida em Alto, Médio, Sub-Médio e Baixo São Francisco. A área de drenagem (638.576 km²) ocupa 8% do território nacional e sua cobertura vegetal contempla fragmentos de Cerrado no Alto e Médio, Caatinga no Médio e Sub-médio, de Mata Atlântica no Alto São Francisco, principalmente nas cabeceiras. A bacia concentra a maior quantidade e diversidade de peixes de água doce da região Nordeste. A vazão natural média anual do rio São Francisco é de 2.846 m³/s, mas ao longo do ano pode variar entre 1.077 m³/s e 5.290 m³/s. Mais de 14,2 milhões de pessoas, o equivalente a 7,5% da população do País, habitavam a região em 2010, sendo a maioria habitante da região metropolitana de Belo

Horizonte (ANA, 2015). Ao longo do rio existem oito barragens: Sobradinho, Itaparica, Moxotó, Paulo Afonso I, II, III e IV, Xingó, e Três Marias, que foram construídas entre 1962 (Três Marias) e 1994 (Xingó) (CHESF, 2015).

2.2 Precipitação

A precipitação é entendida em hidrologia como toda água proveniente do meio atmosférico que atinge a superfície terrestre. Neblina (chuvisco), chuva, granizo (chuva de grandes pedras de gelo), orvalho, saraiva (chuva de pequenas pedras de gelo), geada são formas de precipitações. A principal diferença destas formas é o estado em que a água se encontra (TUCCI, 2013).

A formação das precipitações está ligada à ascensão das massas de ar, que pode ser devida aos seguintes fatores: convecção térmica, relevo e ação frontal de massas. Essa ascensão do ar provoca um resfriamento que pode fazê-lo atingir o seu ponto de saturação, ao que seguirá a condensação do vapor de água em forma de minúsculas gotas que são mantidas em suspensão, como nuvens ou nevoeiro. E para que a precipitação ocorra é necessário que essas gotas cresçam a partir de núcleos, que podem ser gelo ou outras partículas, até atingirem o peso suficiente para vencerem as forças de sustentação e caírem (PINTO et al, 2007).

A disponibilidade de precipitação numa bacia durante o ano é o fator determinante para qualificar, entre outros, a necessidade de irrigação de culturas e o abastecimento de água doméstico e industrial. A determinação da intensidade da precipitação é importante para o controle de inundações e a erosão do solo (TUCCI, 2013).

No Brasil, a região amazônica apresenta a maior quantidade de chuvas, com média de índices pluviométricos superiores a 1750 mm anuais, podendo ocorrer chuvas acima de 3000 mm anuais (REBOITA et al, 2010). Na região Nordeste, especialmente no interior, no polígono da seca, as chuvas são escassas, com média anual inferior a 750 mm, além de serem mal distribuídas, e na região litorânea as chuvas são abundantes com precipitação média anual de 1500 mm. No sul do Brasil, os índices pluviométricos ficam entre 1250 mm e 2.200 mm por ano, com elevado teor de umidade. Na grande parte do centro do país, na região do Centro-Oeste, incluindo ainda partes de alguns outros

estados, como Maranhão, Piauí, Ceará, Bahia e Minas Gerais, no geral, a quantidade de chuvas gira em torno de 1500 mm ao ano (INMET, 2016).

2.2.1 Classificação da Precipitação

Conforme o mecanismo fundamental pelo qual se produz ascensão do ar úmido, as precipitações podem ser classificadas em (TUCCI, 2013):

Convectivas: quando em tempo calmo, o ar úmido for aquecido na vizinhança do solo, podem-se criar camadas de ar que se mantêm em equilíbrio instável. Perturbado o equilíbrio, forma-se uma brusca ascensão local de ar menos denso que atingirá seu nível de condensação com formação de nuvens e, muitas vezes, precipitações. São as chuvas convectivas, características das regiões equatoriais onde os ventos são fracos e os movimentos de ar são essencialmente verticais, podendo ocorrer em regiões temperadas por ocasião do verão (temperatura violentas). São, geralmente, chuvas de grande intensidade e de pequena duração, restritas as áreas pequenas. São precipitações que podem provocar importantes inundações em pequenas bacias.

Orográficas: quando ventos quentes e úmidos, soprando geralmente do oceano para o continente, encontram uma barreira montanhosa, elevam-se e se resfriam adiabaticamente havendo condensação do vapor, formação de nuvens e ocorrência de chuvas. São chuvas de pequena intensidade e de grande duração, que cobrem pequenas áreas. Quando os ventos conseguem ultrapassar a barreira montanhosa, do lado oposto projeta-se a sombra pluviométrica, dando lugar as áreas secas e semiáridas causadas pelo ar seco, já que a umidade foi descarregada na encosta oposta.

Frontais ou ciclônicas: provêm da interação de massas de ar quentes e frias. Nas regiões de convergência na atmosfera, o ar mais quente e úmido é violentamente impulsionado para cima, resultando no seu resfriamento e na condensação do vapor de água, de forma a produzir chuvas. São chuvas de grande duração, atingindo grandes áreas com intensidade média. Essas

precipitações podem vir acompanhadas por ventos fortes com circulação ciclônica. Podem produzir cheias em grandes bacias.

Os dois últimos tipos são importantes para a realização de grandes projetos de obras hidrelétricas, controle de cheias e navegação, enquanto que o primeiro tipo interessa às obras em pequenas bacias, como o cálculo de bueiros, galerias de água pluviais, etc (PINTO et al, 2007).

2.2.2 Pluviometria

As grandezas que caracterizam uma chuva são (TUCCI, 2013):

Altura pluviométrica (P ou r): é a espessura média da lâmina de água precipitada que recobriria a região atingida pela precipitação admitindo-se que essa água não se infiltrasse, não se evaporasse, nem se escoasse para fora de limite da região. A unidade de medida habitual é o milímetro de chuva, definido como a quantidade de precipitação correspondente ao volume de 1 litro por metro quadrado;

Duração (t): é o período de tempo durante o qual a chuva cai. As unidades normalmente utilizadas são o minuto ou a hora;

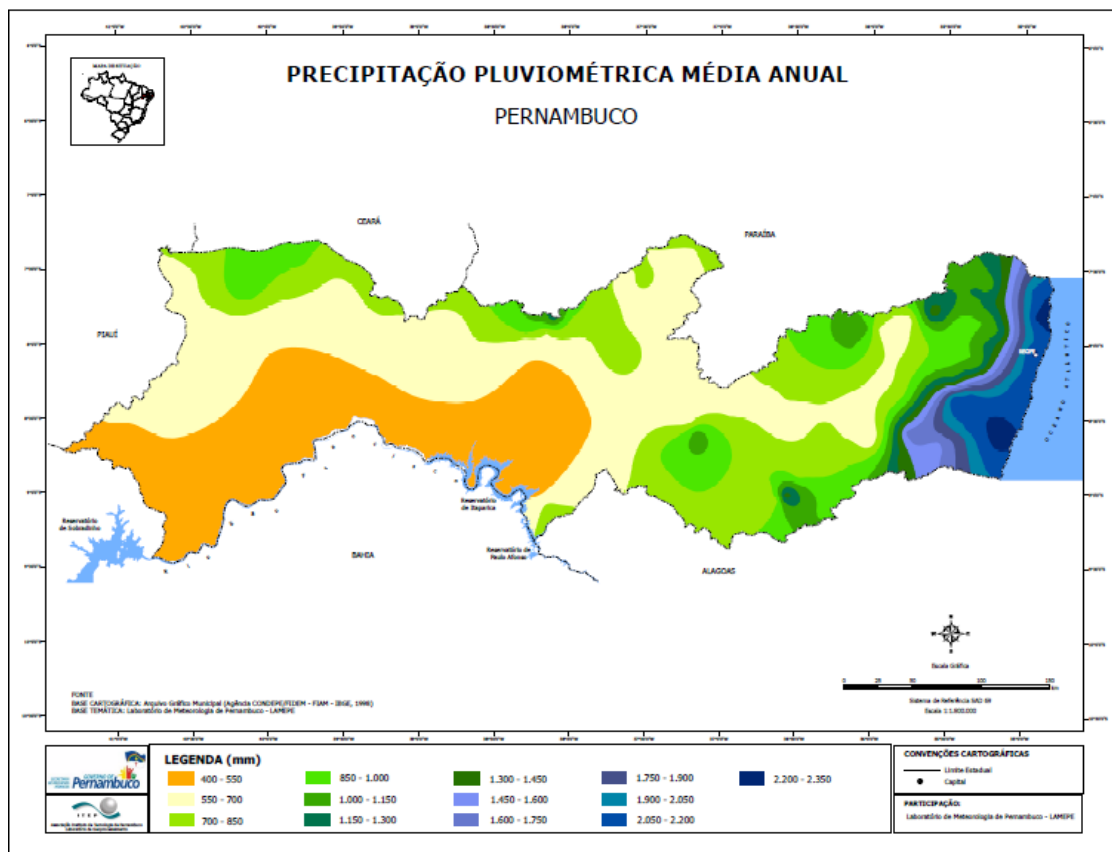
Intensidade (i): é a precipitação por unidade de tempo, obtida como a relação $i=P/t$. Expressa-se normalmente em mm/h ou mm/min. A intensidade de uma precipitação apresenta variabilidade temporal, mas, para análise dos processos hidrológicos, geralmente são definidos intervalos de tempo nos quais é considerada constante.

A precipitação é medida pela quantidade de chuva pela altura caída e acumulada sobre uma superfície plana e impermeável. Ela é avaliada por meio de medidas executadas em pontos escolhidos, utilizando-se aparelhos chamados pluviômetros ou pluviógrafos, que são receptáculos de água precipitada que registram a altura pluviométrica no decorrer do tempo (PINTO et al., 2007).

2.2.3 Precipitação em Pernambuco

A precipitação do estado de Pernambuco apresenta uma alta precipitação na região Metropolitana, Zona da Mata e parte do Agreste, e uma baixa precipitação na região do vale do São Francisco e Sertão (Figura 1). Apesar do registro de chuvas para algumas localidades isoladas do Sertão serem pouco mais alta, o regime de precipitação do estado apresenta um comportamento de que as regiões mais próximas do litoral apresentam uma alta precipitação e a medida que se afasta deste a precipitação tende a diminuir, com exceção de algumas regiões.

Figura 1. Precipitação Pluviométrica média anual do estado de Pernambuco (SRHE, 1998).

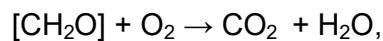


2.3 Focos de calor

Os focos de calor são locais em que a temperatura registrada é superior a 47 °C (temperatura da vegetação queimada) mas não significa que é um foco de incêndio. O termo focos de calor é utilizado para definir os registros de sensores de satélites que analisam regiões com temperatura acima desta. Os registros históricos de incêndios em vegetação existem para alguns países como os Estados Unidos, Canadá, Itália e Espanha, porém para a maioria dos países em desenvolvimento incluindo Brasil, estas informações não são disponíveis. Durante a última década vários bancos de dados sobre incêndios foram construídos utilizando as imagens produzidas por sensores de satélites (CARMONA-MORENO, 2005; TANSEY et al., 2008).

Temos duas linhas de pesquisa relacionadas à detecção das queimadas pela técnica de monitoramento: uma voltada à detecção dos focos de calor, importante para a definição da sazonalidade, frequência e variações anuais de queimada; e a outra relacionada à espacialização das queimadas, pela quantificação da extensão das áreas afetadas por este evento (ANDERSON et al., 2005).

Um dos principais fatores que contribui para formação de focos de calor é a queima de biomassa conhecida como queimada, que pode ocorrer por razões naturais ou por iniciativa humana. A queima da matéria orgânica produz primariamente água e dióxido de carbono, de acordo com a reação química:



onde o elemento $[\text{CH}_2\text{O}]$ representa a composição média da biomassa. A evolução de uma queimada é descrita em quatro estágios: ignição, chamas, brasas e extinção. A ignição da biomassa depende do seu tipo e de sua umidade e de fatores ambientais, como temperatura, umidade relativa e vento. O estágio de chamas inicia-se durante a fase em que as elevadas temperaturas provocam uma ruptura das moléculas constituintes da biomassa (FREITAS et al., 2005). O estágio de brasa, onde há uma diminuição das condições necessárias para manter as chamas, com temperaturas abaixo de

1000 K, há uma redução na produção de CO₂ e uma grande emissão de material particulado. O estágio final é a extinção que pode ocorrer pela diminuição da biomassa, por outros fatores como fatores ambientais ou diminuição de oxigênio (FREITAS et al., 2005).

2.3.1 Efeitos ambientais

Os incêndios, fogo sem controle que incide sobre qualquer forma de vegetação, vem causando inúmeros danos aos ecossistemas florestais. Estas áreas florestais sofrem influência da agropecuárias que necessita de novas áreas destinadas às suas atividades, com isso, têm aumentado consideravelmente o número de incêndios nestas regiões. Além de que os incêndios têm importância ecológica fundamental devido sua influência sobre a poluição atmosférica e mudanças climáticas, que têm impactos diretos e indiretos sobre os habitats e os ecossistemas (BATISTA, 2004).

No processo de combustão, as altas temperaturas envolvidas na fase de chamas e a ocorrência de circulações associadas às nuvens devidas, por exemplo, à entrada de frentes frias que podem ser responsáveis pela elevação destes poluentes até a troposfera, onde podem ser transportados para regiões distantes das fontes emissoras. Sendo que os efeitos destas emissões excedem, portanto, a escala local e afetam regionalmente toda a composição e propriedades físicas e químicas da atmosfera na América do Sul. Em escalas regional e global, estas emissões de queimadas alteram o balanço de partículas na atmosfera, através dos efeitos diretos das partículas de aerossóis ao refletir e espalhar a radiação solar de volta para o espaço, reduzindo a quantidade absorvida pela superfície terrestre, e ao absorver radiação solar, aquece a atmosfera (FREITAS et al, 2005).

O ciclo hidrológico também pode ser afetado. As partículas provenientes das queimadas causam alterações no processo de formação das gotas de nuvem, tornando-as menores e em maior número. Isso provoca uma maior reflexão de radiação solar de volta para o espaço, que por consequência resfria a atmosfera, criando um ambiente menos favorável para a produção de chuvas (FREITAS et al, 2005).

2.4 Bioma

O Brasil é formado por seis biomas com características diferentes: Amazônia, Caatinga, Cerrado, Mata Atlântica, Pampa e Pantanal. Cada um desses biomas abrigam diferentes tipos de vegetação e de fauna. Sendo que a vegetação é um dos componentes que caracteriza a biota, e seu estado de conservação definem a existência ou não de habitats para as espécies, a manutenção de serviços ambientais e o fornecimento de bens essenciais à sobrevivência de populações humanas. Para a preservação da vida nos biomas, é necessário o estabelecimento de políticas públicas ambientais, a identificação de oportunidades para a conservação, uso sustentável e repartição de benefícios da biodiversidade (MMA, 2016).

Temos que caatinga ocupa uma área de cerca de 844.453 km², o equivalente a 11% do território nacional. Engloba os estados Alagoas, Bahia, Ceará, Maranhão, Pernambuco, Paraíba, Rio Grande do Norte, Piauí, Sergipe e o norte de Minas Gerais. Rico em biodiversidade, o bioma abriga 178 espécies de mamíferos, 591 de aves, 177 de répteis, 79 espécies de anfíbios, 241 de peixes e 221 abelhas. Cerca de 27 milhões de pessoas vivem na região, a maioria carente e dependente dos recursos do bioma para sobreviver. E o Cerrado é o segundo maior bioma da América do Sul, ocupando uma área de 2.036.448 km², cerca de 22% do território nacional. A sua área contínua incide sobre os estados de Goiás, Tocantins, Mato Grosso, Mato Grosso do Sul, Minas Gerais, Bahia, Maranhão, Piauí, Rondônia, Paraná, São Paulo e Distrito Federal, além dos enclaves no Amapá, Roraima e Amazonas. Neste espaço territorial encontram-se as nascentes das três maiores bacias hidrográficas da América do Sul (Amazônica/Tocantins, São Francisco e Prata), o que resulta em um elevado potencial aquífero e favorece a sua biodiversidade (MMA, 2016).

A Mata Atlântica é formada por um conjunto de formações florestais (Florestas: Ombrófila Densa, Ombrófila Mista, Estacional Semidecidual, Estacional Decidual e Ombrófila Aberta) e ecossistemas associados como as restingas, manguezais e campos de altitude, que se estendem originalmente por aproximadamente 1.300.000 km² em 17 estados do território brasileiro. Sendo que apenas cerca de 7% da cobertura vegetal estão bem conservados

em fragmentos acima de 100 hectares. Mesmo reduzida e muito fragmentada, estima-se que na Mata Atlântica existam cerca de 20.000 espécies vegetais (cerca de 35% das espécies existentes no Brasil), incluindo diversas espécies endêmicas e ameaçadas de extinção. Em relação à fauna, os levantamentos já realizados indicam que a Mata Atlântica abriga 849 espécies de aves, 370 espécies de anfíbios, 200 espécies de répteis, 270 de mamíferos e cerca de 350 espécies de peixes (MMA, 2016).

O Pampa está restrito ao estado do Rio Grande do Sul, onde ocupa uma área de 176.496 km². Isto corresponde a 63% do território estadual e a 2,07% do território brasileiro. As paisagens naturais do Pampa são variadas, de serras a planícies, de morros rupestres a coxilhas. O bioma exibe um imenso patrimônio cultural associado à biodiversidade. As paisagens naturais do Pampa se caracterizam pelo predomínio dos campos nativos, mas há também a presença de matas ciliares, matas de encosta, matas de pau-ferro, formações arbustivas, butiazais, banhados, afloramentos rochosos, etc. Por fim, o bioma Pantanal é considerado uma das maiores extensões úmidas contínuas do planeta. Este bioma continental é considerado o de menor extensão territorial no Brasil, mas apresenta grande biodiversidade. A sua área aproximada é 150.355 km², sendo uma planície aluvial influenciado por rios que drenam a bacia do Alto Paraguai (MMA, 2016).

2.4.1 Bioma Amazônia

O Bioma Amazônia ocupa uma área de 4.196.943 Km², correspondente a 49,29% do território nacional, e é a maior reserva de diversidade biológica do mundo. Na Amazônia, predominam as florestas ombrófilas densas e abertas, com árvores de médio e grande porte, com ocorrência de cipós, bromélias e orquídeas (IBGE, 2015).

A bacia amazônica ocupa 2/5 da América do Sul e 5% da superfície terrestre. Sua área, de aproximadamente 6,5 milhões de quilômetros quadrados, abriga a maior rede hidrográfica do planeta, que escoar cerca de 1/5 do volume de água doce do mundo. Sessenta por cento da bacia amazônica se encontra em território brasileiro, onde o Bioma Amazônia ocupa a totalidade de cinco unidades da federação (Acre, Amapá, Amazonas, Pará e Roraima),

grande parte de Rondônia, mais da metade de Mato Grosso, além de parte de Maranhão e Tocantins. O Bioma Amazônia é dominado pelo clima equatorial quente e úmido. Tem chuvas torrenciais bem distribuídas durante o ano e rios com fluxo intenso. Também possui grandes reservas minerais (IBGE, 2015).

Os incêndios na Amazônia são, na maioria da vezes, causados pelas atividades humanas, em particular limpeza de pastagens e áreas florestais para produção agropecuária e também em práticas de manejo como a queima de resíduos em áreas plantadas (PIVELO, 2011). Os fogos acidentais que podem se propagar pelas grandes áreas florestais são consequências comuns destas práticas, especialmente durante períodos de secas severas como aconteceu em 2005, 2007 e 2010 (ARAGAO et al., 2007; MARENGO et al., 2011; BRANDO et al., 2014). Em 2005, quando aconteceu uma das secas mais severas (classificada como uma em 100 anos), o número de queimadas detectadas em Amazônia foi 33% maior do que a média no período 1999-2005, enquanto o desmatamento foi 13% menor (ARAGAO, 2007). Os incêndios causam a emissão de carbono na atmosfera (VAN DER WERF et al., 2009), alterações em formação das nuvens e diminuição da precipitação (ANDREAE et al., 2004) e emissão de aerossóis que tem impacto negativo na saúde humana (SMITH et al., 2014).

2.5 Medidas de entropia

2.5.1 Entropia de Shannon

O conceito de entropia em teoria da informação foi introduzido por Shannon (1948) para estudar a transmissão de sinais. Em estatística a entropia é uma medida de incerteza associada com uma variável aleatória. Para uma variável aleatória discreta X com função de probabilidade $p(x) = \Pr\{X = x\}$, $x \in X$ a entropia Shannon é definida como

$$H(x) = - \sum_{x \in X} p(x) \log p(x)$$

onde \log é considerado na base 2 e, a entropia é expressa em *bits*. A entropia $H(X)$ tem seguintes propriedades (COVER e THOMAS, 1991) :

- i) $H(X) \geq 0$
- ii) $H_b(X) = \log_b(a) H_a(X)$

2.5.2 Entropia conjunta e Entropia condicional

A entropia conjunta $H(X,Y)$ das variáveis aleatórias discretas X e Y com a distribuição conjunta $p(x,y) = \Pr\{X = x, Y = y\}$, $x \in X$, $y \in Y$ é definida como:

$$H(X,Y) = - \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} p(x,y) \log p(x,y)$$

A entropia conjunta $H(X,Y)$ é uma medida de incerteza quando duas variáveis X e Y são consideradas simultaneamente (COVER e THOMAS, 1991).

Uma outra medida de incerteza foi criada para quantificar a entropia ou a incerteza de X , condicionada Y , chamada entropia condicional e definida como:

$$H(X|Y) = \sum_{y \in Y} P(y)H(X|Y = y) = - \sum_{y \in Y} \sum_{x \in X} p(x,y) \log p(x|y)$$

A entropia condicional é uma medida de incerteza associada com variável Y quando se sabe o valor da variável X (Cover e Thomas, 1991). Entropia condicional é caracterizada por assimetria:

$$H(Y|X) \neq H(X|Y)$$

A entropia conjunta e a entropia condicional são relacionadas pela “regra de cadeia”:

$$H(X,Y) = H(X) + H(Y|X)$$

2.5.3 Entropia relativa e Informação mutua

A entropia relativa é uma medida de distância entre duas distribuições de probabilidade. Para distribuições $p(x)$ e $q(x)$, a entropia relativa (ou a distância *Kullback Leibler*) é definida como

$$D(p||q) = \sum_{x \in X} p(x) \log \frac{p(x)}{q(x)}$$

e representa uma medida de incerteza de assumir que a distribuição de probabilidade de variável X é q quando a distribuição verdadeira é p . A entropia relativa é sempre não-negativa e assume o valor zero quando as distribuições p e q são iguais (COVER e THOMAS, 1991).

A informação mutua é uma medida de quantidade de informação que uma variável aleatória contém acerca da outra. A informação mutua $I(X;Y)$ entre duas variáveis aleatórias variáveis X e Y com distribuições marginais $p(x)$ e $p(y)$, e distribuição conjunta $p(x,y)$, é definida como entropia relativa entre $p(x,y)$ e produto $p(x)p(y)$:

$$I(X;Y) = D(p(x,y)|| p(x)q(y)) = \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} p(x,y) \log \frac{p(x,y)}{p(x)p(y)}$$

A informação mutua $I(X;Y)$ tem seguintes propriedades (COVER e THOMAS, 1991):

- i) $I(X;Y) = H(X) - H(X|Y)$
- ii) $I(X;Y) = H(Y) - H(Y|X)$
- iii) $I(X;Y) = H(X) + H(Y) - H(X,Y)$
- iv) $I(X;Y) = I(Y;X)$

2.5.4 Entropia de Renyi e Entropia Tsallis

A entropia de Rényi foi introduzida por Rényi (1961) como uma generalização da entropia de Shannon. Para uma determinada distribuição de probabilidade discreta $p = (p_1, p_2, \dots, p_n)$, a entropia de Renyi de ordem α é definida como:

$$H_\alpha(p) = \frac{1}{1-\alpha} \log \left(\sum_{k=1}^n p_k^\alpha \right)$$

A entropia de Shannon é obtida como o limite de $H_\alpha(p)$ quando $\alpha \rightarrow 1$ (RENYI,1961).

A entropia de Tsallis foi introduzida por Tsallis (1988) como uma generalização da entropia de Boltzmann-Gibbs. Para uma determinada distribuição de probabilidade discreta $p = (p_1, p_2, \dots, p_n)$, a entropia de Tsallis é definida como:

$$S_q(p) = \frac{k}{q-1} \left(1 - \sum_{i=1}^n p_i^q \right)$$

onde q é um parâmetro real positivo, e quando $q \rightarrow 1$ obtemos a entropia de Boltzmann-Gibbs $S_{BC} = S_i(p) = k \sum p_i \ln p_i$. Na teoria de informação usa-se $k = 1$, e a entropia de Shannon é obtida para $q \rightarrow 1$.

As entropias apresentadas foram amplamente utilizadas em estudos em fisiologia (KOCH et al., 2004; BERNARDI e LINDNE, 2015; CORNFOTHD et al., 2013), geofísica (KLEEMAN e MAJDA, 2005; TELESCA et al., 2012; PAPADIMITRIOU et al., 2008), hidrologia (LIU et al., 2008; SINGH, 2011), análise de imagens (PLUIM et al., 2003; ALBUQUERQUE et al., 2004), ecologia (VRANKEN et al., 2015) e finanças (ZHOU et al., 2013; MAASOUMI e RACINE, 2002).

2.5.5 Entropia amostral (*Sample Entropy*)

O método *SampleEntropy* ($SampEn(m,r,N)$), introduzido por Richman e Moorman (2000), é definido como sendo o logaritmo natural da probabilidade condicional de que duas sequências similares (dentro de um nível de tolerância r), para m pontos, permanecem similares para $m + 1$ pontos.

Seja $u(1), \dots, u(N)$ uma série temporal de tamanho N . O cálculo da $SampEn(m,r,N)$ é feito seguindo as etapas descritas abaixo (RICHMAN e MOORMAN, 2000):

- i) Construimos $N - m + 1$ vetores $x_m(i)$ de tamanho m :

$$x_m(i) = \{u(i+k) : k = 0, \dots, m-1\}, i = 1, \dots, N-m+1$$

Definimos a distância entre os vetores $x_m(i)$ e $x_m(j)$ como a diferença máxima entre seus componentes:

$$d[x_m(i), x_m(j)] = \max \{|u(i+k) - u(j+k)| : k = 0, \dots, m-1\}$$

- ii) Para cada $i = 1, \dots, N - m$ calcula-se o número B_i de vetores $x_m(j)$ tal que $d[x_m(i), x_m(j)] \leq r$ onde r é o nível da tolerância ($r: r \equiv r\sigma$, σ - desvio padrão da série $u(1), \dots, u(N)$).
- iii) Em seguida definimos

$$B_i^m(r) = \frac{B_i}{N - m - 1}$$

e

$$B^m(r) = \frac{1}{N - m} \left(\sum_{i=1}^{N-m} B_i^m(r) \right)$$

onde $B^m(r)$ é a probabilidade de dois vetores serem similares para m pontos.

Repetimos os passos i-iii pra vetores do tamanho $m + 1$ e definimos

$$A_i^m(r) = \frac{A_i}{N - m - 1}$$

e

$$A^m(r) = \frac{1}{N - m} \left(\sum_{i=1}^{N-m} A_i^m(r) \right)$$

onde A_i é o número de vetores $x_{m+1}(j)$ tal que $d[x_{m+1}(i), x_{m+1}(j)] \leq r$, e $A^m(r)$ é a probabilidade de dois vetores serem similares para $m + 1$ pontos.

iv) Por fim, calcula-se o índice *Sample Entropy*:

$$SampEn(m, r, N) = -\ln\left(\frac{A^m(r)}{B^m(r)}\right)$$

Que representa a probabilidade condicional de duas sequências que são similares para m pontos permanecem similares para $m + 1$ pontos (quando um dado consecutivo é adicionado).

Sample Entropy é uma modificação do método *Approximate Entropy* (*ApEn*) (PINCUS e VISCARELLO, 1992). Ambos os métodos servem para quantificar a complexidade em séries temporais não lineares. Uma maior complexidade (menor regularidade) da série temporal gera o valor do *SampEn* mais alto. Este método foi utilizado em análise de processos fisiológicos (LAKE, 2002), sinais geofísicos (BALASIS et al., 2009; MIN et al., 2010), séries climáticas (SHUANGCHENG, 2006), processos hidrológicos (HUANG et al., 2011; CHOU, 2014) e dados financeiros (REDDY e SEBASTIAN, 2007).

2.5.6 Entropia de permutação (*Permutation Entropy*)

A entropia de Shannon e outras medidas de entropia clássicas não consideram a relação temporal entre os valores da série analisada, e não fornecem a informação sobre a organização temporal dos valores baseada nas correlações temporais (FELDMAN e CRUTCHFIELD, 1998).

Para incorporar estas informações na análise de complexidade Bandt e Pompe (2002) introduziram uma nova medida chamada Entropia de Permutação (*Permutation Entropy*), utilizando uma representação simbólica mais natural baseada na comparação dos valores consecutivos da série.

O algoritmo do Entropia de Permutação é dado a seguir:

Para uma série temporal $X_t, t = 1, \dots, T$ constroem-se $T - (d - 1)$ vetores d -dimensionais $X_t = \{x_t, x_{t+1}, \dots, x_{t+d-1}\}$. Para cada um desses $T - (d - 1)$ vetores, investigam-se as permutações $\pi = (r_0, r_1, \dots, r_{d-1})$ dos símbolos $\{0, 1, \dots, d - 1\}$, que são definidas pelo ordenamento $X_{t+r_0} \leq X_{t+r_1} \leq \dots \leq X_{t+r_{d-2}} \leq X_{t+r_{d-1}}$. Para cada π calcula-se frequência relativa $p(\pi) = f(\pi)/(T - (d - 1))$ onde $f(\pi)$ é a frequência de permutação π na série dos vetores $X_t, t = 1, \dots, T - (d - 1)$. A entropia de permutação de ordem $d \geq 2$ é definida como

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

onde \sum inclui todas $d!$ permutações π de ordem d .

Os valores da entropia de permutação encontram-se no intervalo $0 \leq H(d) \leq \log d!$, com limite inferior para uma série crescente ou decrescente (só uma permutação aparece) e limite superior para uma série completamente aleatória (todas $d!$ possíveis permutações aparecem com a mesma probabilidade). Uma série se considera complexa (apresenta uma “uma riqueza na estrutura temporal do processo”) quando $H(d) \leq \log d!$ (BANDT e POMPE, 2002; ZANIN et al, 2012). A escolha do parâmetro d depende do sistema analisado. Para obter uma estatística confiável é recomendado escolher d de acordo com $T > 5 d!$ (RIEDL et al, 2013). Para normalizar a entropia de permutação basta fazer o cálculo $H = H(d)/\log d!$.

A entropia de permutação foi utilizada em estudos em fisiologia (NICOLAOU e GEORGIU, 2012; SUN et al., 2010), engenharia (LI et al., 2008), geofísica (WU et al. 2012; CONSOLINI e DE MICHELIS, 2014), climatologia (HAO, 2014), hidrologia (FAN et al., 2013; SERINALDI et al., 2013) e finanças (ZANIN et al., 2012).

O algoritmo utilizado para o cálculo da entropia de permutação está disponível no site <http://tocsy.pik-potsdam.de/PETROPY/petropy.m>.

3. MATERIAIS E MÉTODOS

3.1 Descrição dos dados

3.1.1 Vazão do rio São Francisco

As séries temporais diárias de vazão foram obtidas da estação fluviométrica Juazeiro localizada na bacia do rio São Francisco. Uma série de barragens foram construídas e são utilizadas para regular o fluxo do rio e de água do rio São Francisco. A barragem de Sobradinho construída entre 1973 a 1979.

O aproveitamento Hidrelétrico de Sobradinho está instalada no São Francisco (Figura 1), principal rio da região nordestina, com área de drenagem de 498.968 km², bacia hidrográfica da ordem de 630.000 km², com extensão de 3.200 km, desde sua nascente na Serra da Canastra em Minas Gerais, até sua foz em Piaçabuçu/AL e Brejo Grande/SE. A Usina está posicionada no rio São Francisco a 748 km de sua foz, possuindo, além da função de geração de energia elétrica, a de principal fonte de regularização dos recursos hídricos da região. O reservatório de Sobradinho tem cerca de 320 km de extensão, com uma superfície de espelho d'água de 4.214 km² e uma capacidade de armazenamento de 34,1 bilhões de metros cúbicos em sua cota nominal de 392,50 m, constituindo-se no maior lago artificial do mundo, garantindo assim, através de uma depleção de até 12 m, juntamente com o reservatório de Três Marias/CEMIG (Companhia Energética de Minas Gerais), uma vazão regularizada de 2.060 m³/s nos períodos de estiagem, permitindo a operação de todas as usinas da CHESF (Companhia Hidro Elétrica do São Francisco) situadas ao longo do rio São Francisco (CHESF, 2015).

A estação analisada foi 4802000, localizada na cidade de Juazeiro, com dados diários de vazão durante o período de 1929 a 2009.

Os dados foram obtidos do site da ANA (Agência Nacional de Água), que disponibiliza os dados de estações fluviométricas das todas bacias hidrográficas no Brasil no site <http://www.hidroweb.ana.gov.br/>. As

informações geográficas sobre a estação analisada nesta tese esta apresentada na Tabela 1.

Figura 2 . Bacia hidrográfica do Rio São Francisco (CTPEIXES, 2015)



Tabela 1. Informações geográficas da estação fluviométrica (Juazeiro).

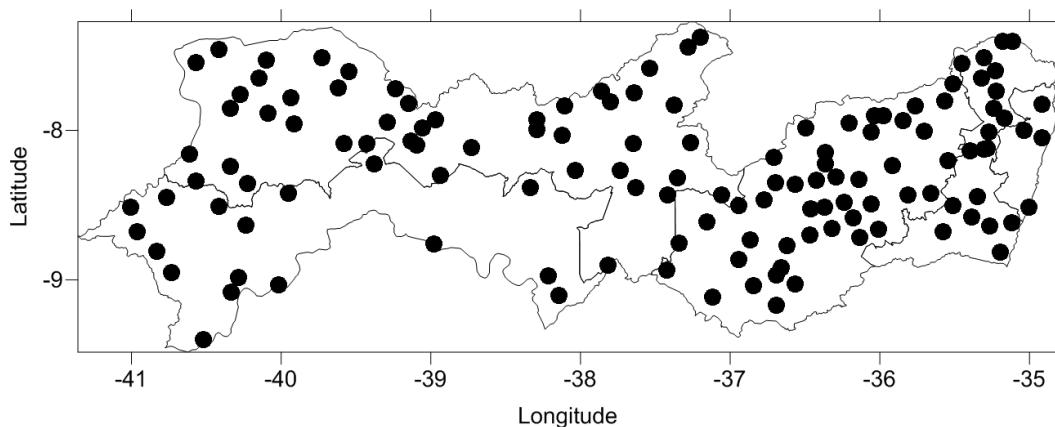
Município	Prefixo	Nome	Latitude	Longitude	Área (km ²)
Juazeiro	48020000	Juazeiro	9°24'23"	40°30'13"	516000

As séries de vazão do rio São Francisco foram divididas em 3 partes de forma a representar os períodos de construção da barragem Sobradinho: uma série antes da construção de Sobradinho (1929-1972), uma durante o período de construção de Sobradinho (1973-1979) e uma depois da construção de Sobradinho (1980-2009), totalizando 29565 observações.

3.1.2 Precipitação de Pernambuco

As séries temporais mensais de precipitação do estado de Pernambuco foram obtidas de 133 estações pluviométricas ao longo do estado (Figura 3). Os dados mensais correspondem ao período de 1950 a 2012, e foram obtidos do ITEP (Instituto de Tecnologia de Pernambuco), que apresentavam falhas durante alguns anos que foram preenchidos usando o programa Winpreci (SILVA, 2015). As coordenadas geográficas das estações analisadas nesta tese será apresentada na Tabela 8 no apêndice.

Figura 3. Estações pluviométricas do estado de Pernambuco selecionadas.



3.1.3 Queimadas na Amazônia

A série temporal de queimadas detectadas no bioma Amazônia durante o período de 1999 a 2012 foi construída utilizando os dados de focos de calor obtidos no site do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE. Para análise dos focos de calor, utilizaram-se dados de dois satélites para compor a série: de 1999 a agosto de 2007 foi utilizado o satélite NOAA-12 (*National Oceanic and Atmospheric Administration*), e para depois 2007 o AQUA_M-T (INPE, 2015). Estes satélites são escolhidos pelo INPE como satélites de referência, com dados mais confiáveis (INPE, 2015). O satélite NOAA-12 possui o sensor AVHRR (*Advanced Very High Resolution Radiometer*) com resolução

aproximada de 1,1km por 1,1 km; o satélite AQUA possui o sensor MODIS (*MODerate – Resolution Imaging Spectroradiometer*) com resolução aproximada de 1km por 1 km (INPE,2015).

Os dados de queimadas contem informação temporal (hora e data), espacial (longitude e latitude) e ambiental (cobertura vegetal e bioma) que possibilitaram a criação da série temporal diária para bioma Amazônia.

3.2 Metodologia

3.2.1 Implementação do algoritmo de Entropia de permutação

Como exemplo de procedimento de método de entropia de permutação descrito no Capítulo 2 consideramos uma série temporal com $T = 7$, $X_t = \{3,6,8,9,5,10,2\}$. Escolhendo $d = 3$ construímos a série das sequências dos vetores $\{(3,6,8), (6,8,9), (8,9,5), (9,5,10), (5,10,2)\}$. Construindo as sequências simbólicas (utilizando a ordenamento dos valores de cada vetor) geramos uma série de permutações correspondentes aos vetores da série: $\{(0,1,2), (0,1,2), (1,2,0), (1,0,2), (1,2,0)\}$. Entre $3!=6$ possíveis permutações (012,021,102,120,201,210) na série de sequências simbólicas aparecem só 012 (duas vezes), 120 (duas vezes) e 102 (uma vez) resultando com valor de entropia

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

A escolha de parâmetro d é feita de acordo com $N > 5 d!$ (RIEDL et al, 2013), onde N é o tamanho da série analisada. Por exemplo: Para uma série com $N = 1000$, podemos utilizar $d = 2,3,4,5$.

Neste trabalho a Entropia de permutação foi calculada para:

- a) Séries temporais diárias (1929-2009) de vazão do rio São Francisco para períodos antes (1929-1972) durante (1972-1979) e depois (1980-2009) da construção da barragem Sobradinho, com objetivo de avaliar o impacto da construção da barragem no regime hidrológico;
- b) Séries mensais (1950-2012) de precipitação registradas em 133 estações do estado de Pernambuco, com objetivo de identificar

diferentes regimes de chuva;

- c) Séries diárias (1999-2012) de queimadas detectadas na Amazônia para os períodos antes, durante e depois das secas severas, com objetivo de analisar a relação entre as condições climáticas e a dinâmica de incêndios.

3.2.2 Entropia de permutação com janela móvel

Para uma série temporal $x_t, t = 1, \dots, N$ calcula se $H(d)$ para janelas deslizantes sobrepostas de tamanho n e traça se um gráfico $H(d)$ versus t onde t é o tempo representando o início de janela. Este método possibilita a análise da evolução temporal de $H(d)$ e pode fornecer informações adicionais sobre a natureza do processo estudado.

Neste trabalho a entropia de permutação com janela móvel foi aplicada em:

- a) Série temporal diária (1929-2009) de vazão de rio São Francisco utilizando as janelas do tamanho de um ano, com objetivo de detectar as alterações hidrológicas causadas pela construção da barragem Sobradinho.
- b) Série temporal diária (1999-2012) de queimadas detectadas no bioma Amazônia com objetivo de detectar as alterações na dinâmica temporal de queimadas causadas pelos fatores climáticos como secas severas.

4. RESULTADOS

4.1 Vazão do Rio São Francisco

As Figuras 4 e 5 representam os gráficos da série original e de anomalias da vazão do rio São Francisco no período de 1929 a 2009, coletados na estação fluviométrica de Juazeiro. As séries de anomalias foram calculada como $V'_i = (V_i - \langle V_i \rangle) / \sigma_{V_i}$ onde V_i é o valor da série (vazão) e $\langle V_i \rangle$ e σ_{V_i} são os valores médios e o desvio padrão dos dados registrados no dia (calendário anual) (KANTELHARDT et al, 2006). Este cálculo permite tirar a sazonalidade da série.

Figura 4. Série temporal original da vazão do rio São Francisco (estação Juazeiro) para o período de 1929 a 2009.

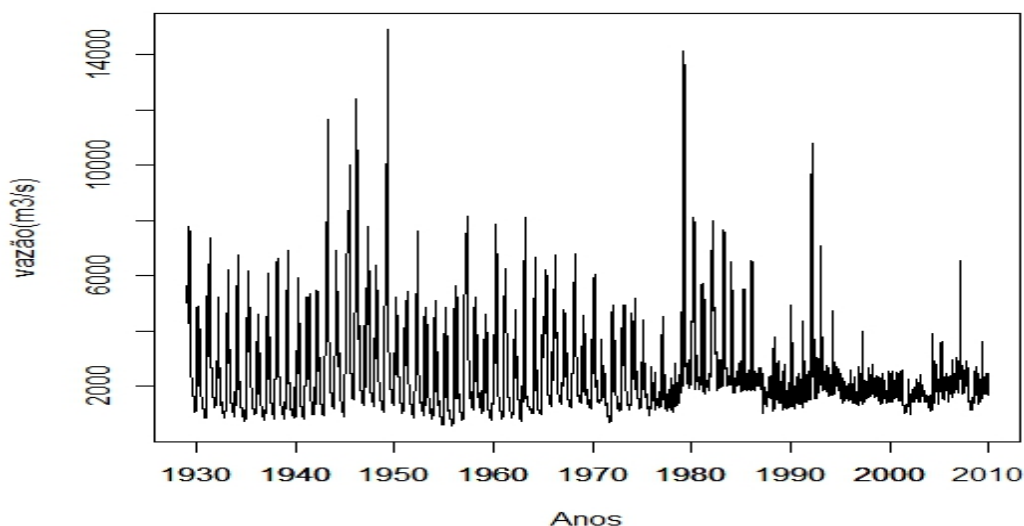
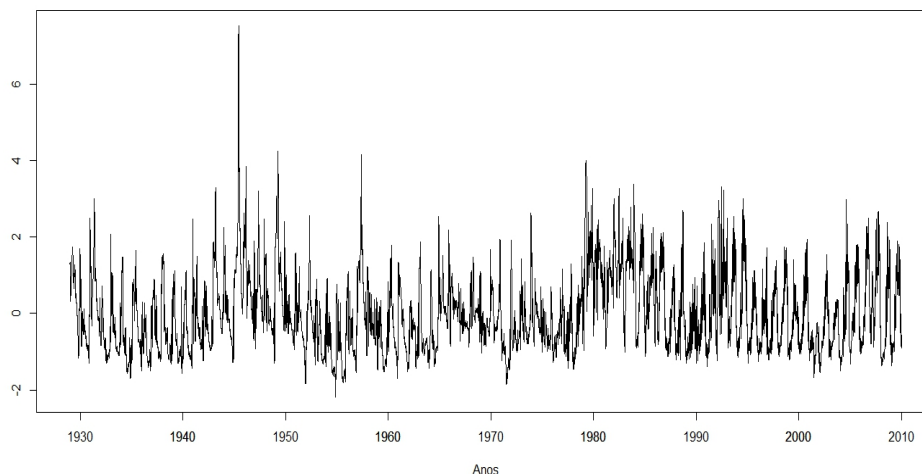


Figura 5. Série temporal de anomalias da vazão do rio São Francisco (estação Juazeiro) para o período de 1929 a 2009.



Pode-se observar na Figura 4 que a variabilidade da série é maior para período anterior a década de 80 e que diminuiu após a construção da barragem Sobradinho (1979). A vazão diária mostrou uma tendência decrescente enquanto ambas séries originais e anomalias (Figura 5) mostraram maior irregularidade, como consequência da operação da barragem.

A estatística descritiva de vazão obtida para sub séries referentes aos períodos 1929-1972 (antes da construção da barragem de Sobradinho), 1973-1979 (durante de construção da barragem de Sobradinho), 1980-2009 (depois da construção da barragem de Sobradinho) e série histórica completa (1929-2009) é apresentada na Tabela 2.

Tabela 2. Estatística descritiva das séries de vazão (m^3/s) do rio São Francisco (estação Juazeiro) para os períodos estudados.

Ano	29-72	73-79	80-09	1929-2009
Média	2602,5	2383,95	2303,7	2472,95
Desvio padrão	1853,1	1813,69	1254,35	1659,1
Max.	14099	14136,08	10806,07	14909,44
Min.	581,84	957,42	967,35	581,84
Coef. Variação	0,71	0,76	0,54	0,67

Na Tabela 2, observamos que as médias da vazão diminuem de 1929 até 2012. Os valores máximos, desvio padrão e o coeficiente de variação diminuíram após a construção da barragem, enquanto os valores mínimos aumentaram após a construção da barragem, indicando alterações no regime fluvial na localização estudada (Juazeiro).

Os resultados da análise de entropia de permutação normalizada ($d=3,4,5,6$) das séries temporais de vazão e de anomalias para os períodos estudados são apresentados nas Tabelas 3 e 4.

Tabela 3. Entropia de permutação normalizada das séries de vazão do rio São Francisco (estação Juazeiro) para $d=3,4,5,6$.

d	Série (ano)			
	29-72	73-79	80-09	1929-2009
3	0,6884	0,8185	0,8439	0,6884
4	0,7438	0,9303	0,7729	0,7438
5	0,6991	0,9105	0,7268	0,6991
6	0,6557	0,8925	0,6923	0,6557

Tabela 4. Entropia de permutação normalizada das séries de anomalias da vazão do rio São Francisco (estação Juazeiro) para $d=3,4,5,6$.

d	Série (ano)			
	29-72	73-79	80-09	1929-2009
3	0,8087	0,8500	0,9471	0,8739
4	0,7230	0,7824	0,9141	0,8117
5	0,6755	0,7415	0,8909	0,7732
6	0,6406	0,6982	0,8674	0,7450

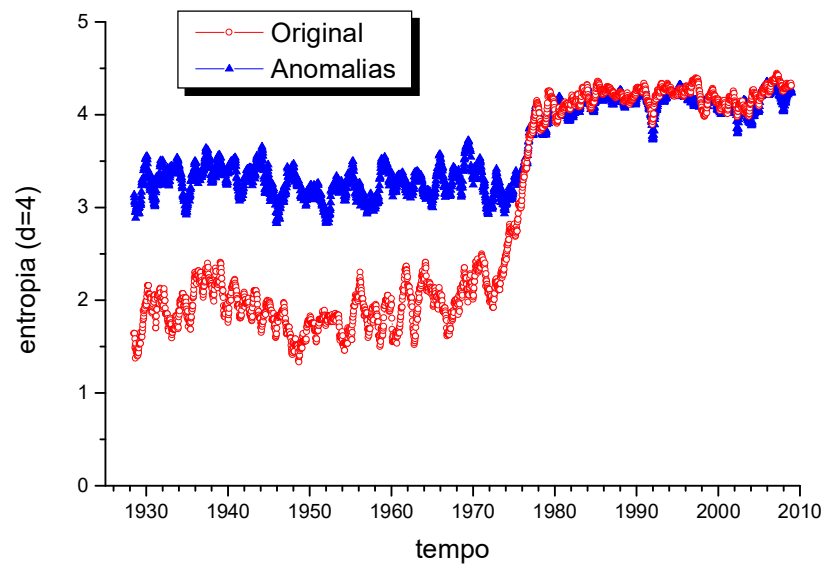
Na Tabela 3, podemos observar que a entropia da vazão aumentou durante e após a construção da barragem Sobradinho (períodos 73-79 e 80-09) para $d=3$, e aumentou durante e diminuiu após a construção da barragem para $d=4,5,6$. A operação de barragem de Sobradinho que se encontra perto da estação alterou a vazão em direção de ser mais desordenado e menos previsível, indicado por maiores valores da entropia depois de 1973. Os resultados da análise da série de anomalias apresentados na Tabela 4 apresentaram um aumento no valor da entropia no período durante e depois da construção da barragem (a entropia de anomalias tem valores maiores em

comparação com a série original, que apresenta sazonalidade) indicando que a dinâmica das flutuações da vazão (anomalias) também foi alterada com a construção da barragem de Sobradinho.

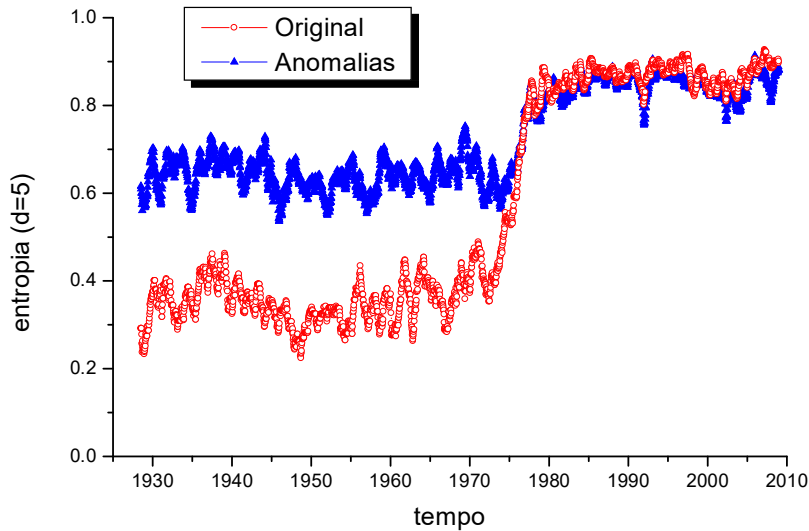
A variação temporal da entropia de permutação para $d=4$ e a normalizada ($H=H(d) / \log d!$) para $d=5$ usando a janela móvel de tamanho 365 dias para as séries completas de vazão e de anomalias são apresentada na Figura 6.

Figura 6. Variação temporal da entropia de permutação da vazão (série original e anomalias) do rio São Francisco (estação Juazeiro, 1929-2009), para $d=4$ (A) e $d=5$ (B).

(A)



(B)



Observa-se na Figura 6 que a entropia aumentou depois da construção da barragem Sobradinho (1979) indicando uma dinâmica de vazão mais desordenada e menos previsível. Isso pode afetar o planejamento das atividades agrícolas e uso de água na região estudada. Um resultado interessante obtido com o método de janela móvel é que antes da construção da barragem Sobradinho os valores da entropia foram maiores para anomalias do que para vazão (anomalias foram menos previsíveis do que a vazão que se caracteriza pela sazonalidade), enquanto depois da construção as entropias de vazão e de anomalias aumentaram e tem valores semelhantes. Isso indica que ambas séries se tornaram menos previsíveis com mesmo grau de desordem.

Serinaldi et al. (2014) aplicaram a entropia de permutação nas séries temporais diárias de vazão registradas no período 1934-2009 em 80 estações nos Estados Unidos. Para rio Colorado onde uma barragem foi construída em 1935, as séries de vazão e de anomalias mostraram o valor de entropia maior do que para rios com regime natural, semelhante aos resultados obtidos para o rio São Francisco. Utilizando a entropia de permutação com janela móvel foi possível detectar a alteração no regime hidrológico que coincide com a construção da barragem Sobradinho (1979).

4.2 Precipitação de Pernambuco

A média e o desvio padrão da precipitação de Pernambuco das 133 estações referentes aos períodos 1950-2010 estão na Tabela 8 e os gráficos das séries temporais originais da precipitação pluviométrica mensal dos municípios de Recife (estação 30), Petrolina (estação 4), Caruaru (estação 24) e Sirinhaém (estação 111) estão no apêndice.

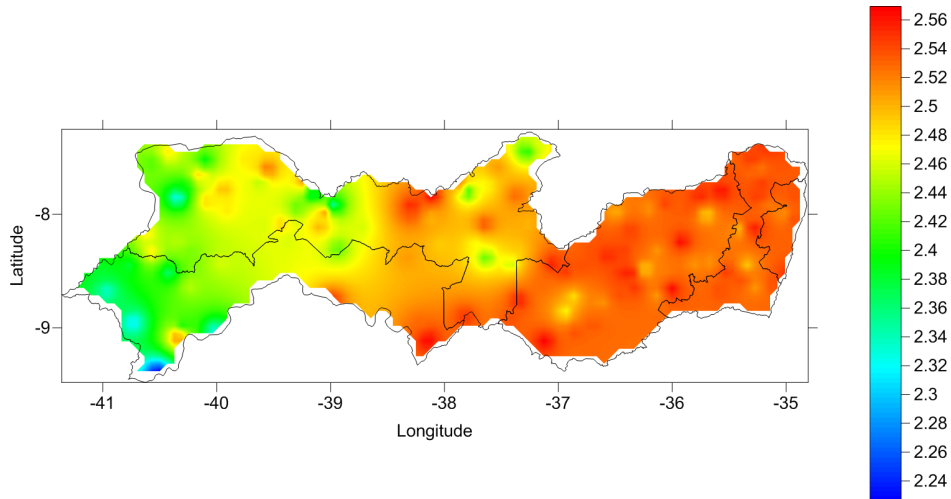
Podemos observar que a estação localizada no município de Recife (estação 30) apresentou a maior média de precipitação com o valor de 164,98 mm e que as estações que apresentaram maiores médias estão localizadas próximo a zona da mata e agreste. Entre as estações que apresentaram menores médias, a maioria localizada no sertão e no vale do São Francisco, e o município de Petrolina (estação 165) com média de 29,37 mm, foi o município com menor média de chuva. Em relação a variabilidade da precipitação temos que os maiores desvios padrões foram nas regiões próxima a zona da mata e agreste, sendo que os municípios de Sirinhaém-IPA (estação 111) e do Recife (estação 30) apresentaram os maiores valores, 167,15 mm e 159,98 mm, respectivamente. E os menores foram nos municípios de São Caetano (estação 122) e Inajá-CHESF (estação 33), com os valores 45,42 mm e 48,12 mm, respectivamente.

A entropia de permutação foi calculada para séries originais de precipitação mensal P_i e para séries de anomalias $P'_i = (P_i - \langle P_i \rangle) / \sigma_{P_i}$ onde P_i é o valor da série (precipitação) e $\langle P_i \rangle$ e σ_{P_i} são os valores médios e o desvio padrão dos dados registrados no mês (calendário anual) (KANTELHARDT et al., 2006).

A Figura 7 apresenta o mapa da entropia de permutação ($d=3$) das 133 estações estudadas de Pernambuco para os dados originais. Observa-se que a entropia de permutação diminui com o afastamento das estações do litoral, indicando maior variabilidade e menor previsibilidade das chuvas mensais nas estações próximas a zona da mata, e menor variabilidade e maior previsibilidade nas estações próximas ao sertão. Sendo que a estação localizada no município de Petrolina (Estação 4) apresentou o menor valor de

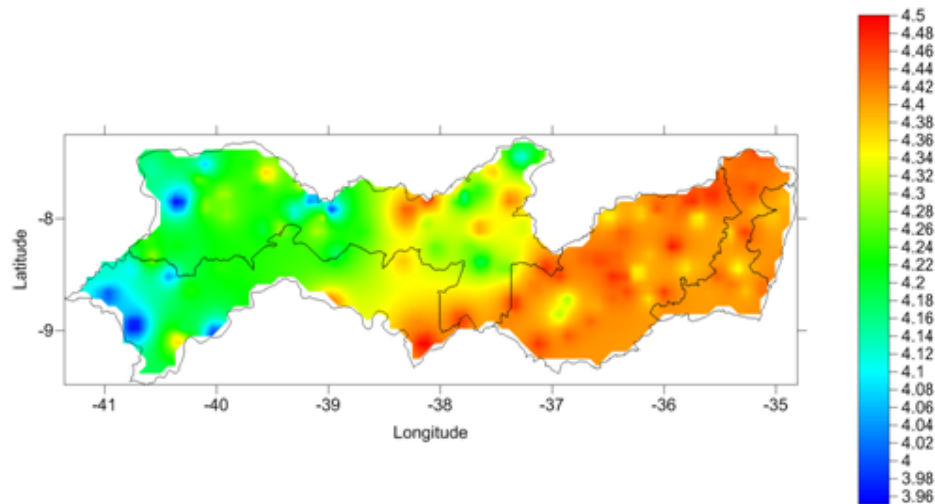
entropia que foi 2,22 , e o maior valor foi 2,57 para 7 estações localizadas na zona da mata e agreste.

Figura 7. Mapa com os valores de entropia de permutação (séries originais, $d=3$) para as estações estudadas.



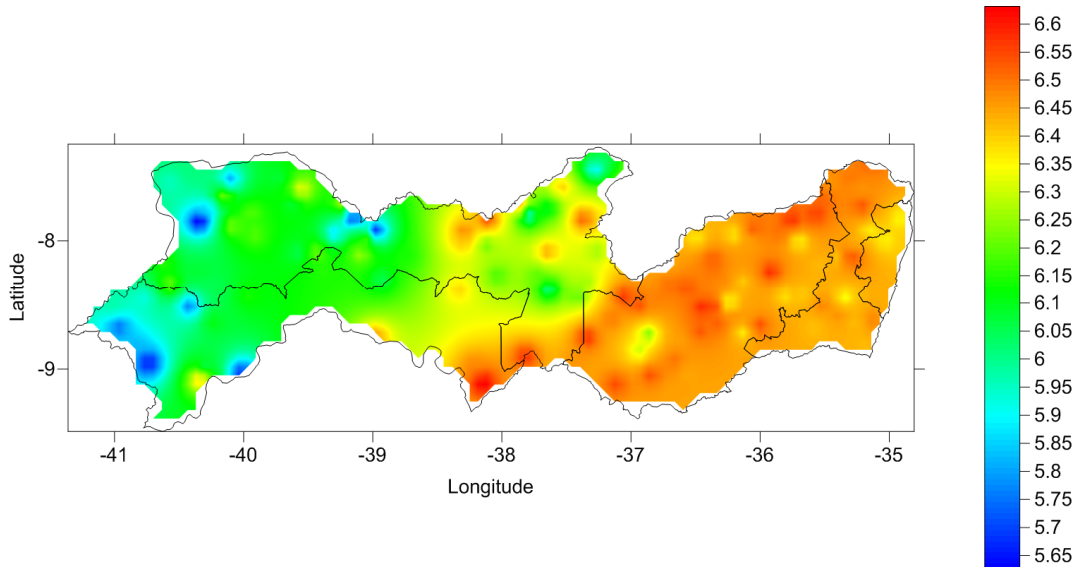
Na Figura 8 apresenta o mapa com os valores da entropia de permutação ($d=4$) para os dados originais. Observa-se que também a entropia de permutação diminui com o afastamento das estações do litoral, indicando maior variabilidade e menor previsibilidade nas estações próximas a zona da mata, e o menor variabilidade e maior previsibilidade nas estações próximas ao sertão. Sendo que as estações localizadas nos municípios de Ouricuri (estação 175) e Petrolina (estação 4) apresentaram os menores valores de entropia que foram 3,92 e 3,93, respectivamente, e os maiores valores foram 4,51 e 4,50, nas estações localizadas nos municípios de Tacaratu (estação 77) e Caruaru (estação 24), respectivamente.

Figura 8. Mapa com os valores de entropia de permutação (séries originais, $d=4$) para as estações estudadas.



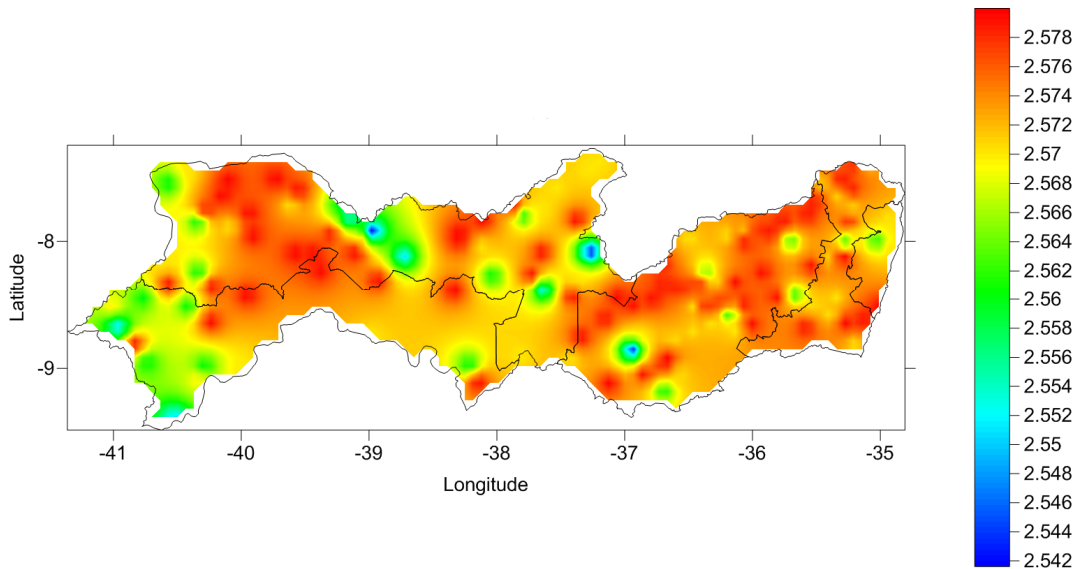
A Figura 9 apresenta o mapa com os valores de entropia de permutação ($d=5$) para os dados originais. Observa-se, novamente, que a entropia de permutação diminui com o afastamento das estações do litoral, indicando maior variabilidade e menor previsibilidade nas estações próximas a zona da mata e agreste, e menor variabilidade e maior previsibilidade nas estações próximas ao sertão. Sendo que as estações localizadas no municípios de Ouricuri (estação 175), Serrita (estação 190) e Petrolina (estação 4) apresentaram os menores valores de entropia que foram 5,57, 5,61 e 5,63 respectivamente, e os maiores valores foram 6,65 e 6,60 (em duas estações), nas estações localizadas nos municípios de Tacaratu (estação 77), Surubim (estação 203) e Caruaru (estação 24), respectivamente.

Figura 9. Mapa com os valores de entropia de permutação (séries originais, $d=5$) para as estações estudadas.



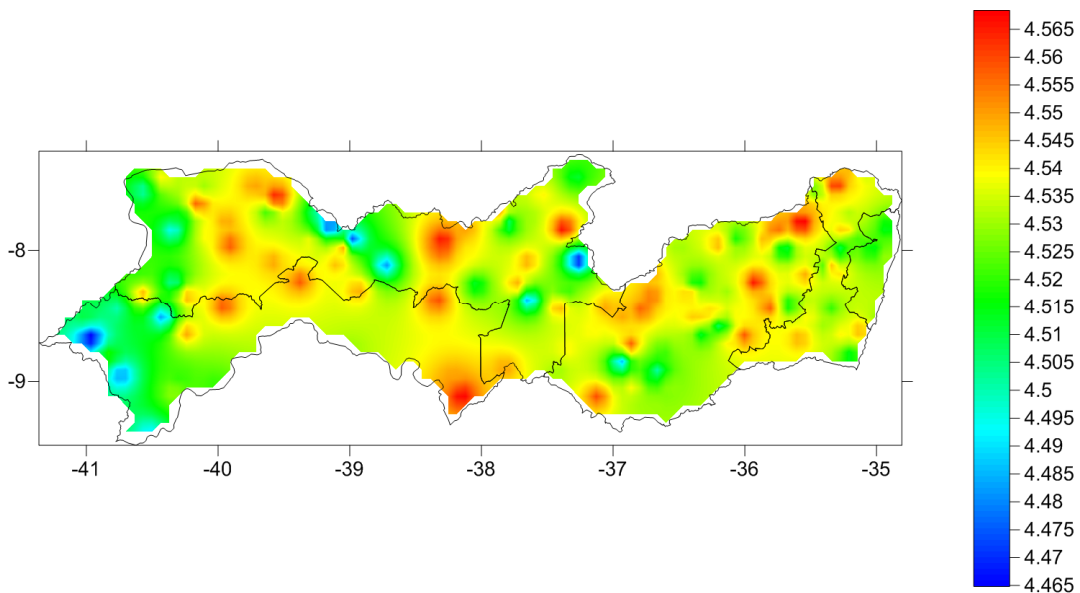
A Figura 10 apresenta o mapa com os valores de entropia de permutação ($d=3$) das 133 estações estudadas de Pernambuco para as séries de anomalia. Observa-se que temos duas regiões com valores altos de entropias (uma no agreste e outra no sertão) e a entropia mais baixa em alguns pontos distribuídos pelo estado. Sendo que as estações localizadas nos municípios de Sertânia (estação 45), Verdejante (estação 181), Pedra (estação 208) e Petrolina (Estação 4) apresentaram os menores valores de entropia que foram 2,54 (para as três primeiras estações citadas) e 2,54 (para última citada), e o maior valor foi 2,58 para várias estações localizadas na zona da mata e agreste.

Figura 10. Mapa com os valores de entropia de permutação (séries de anomalias, $d=3$) para as estações estudadas.



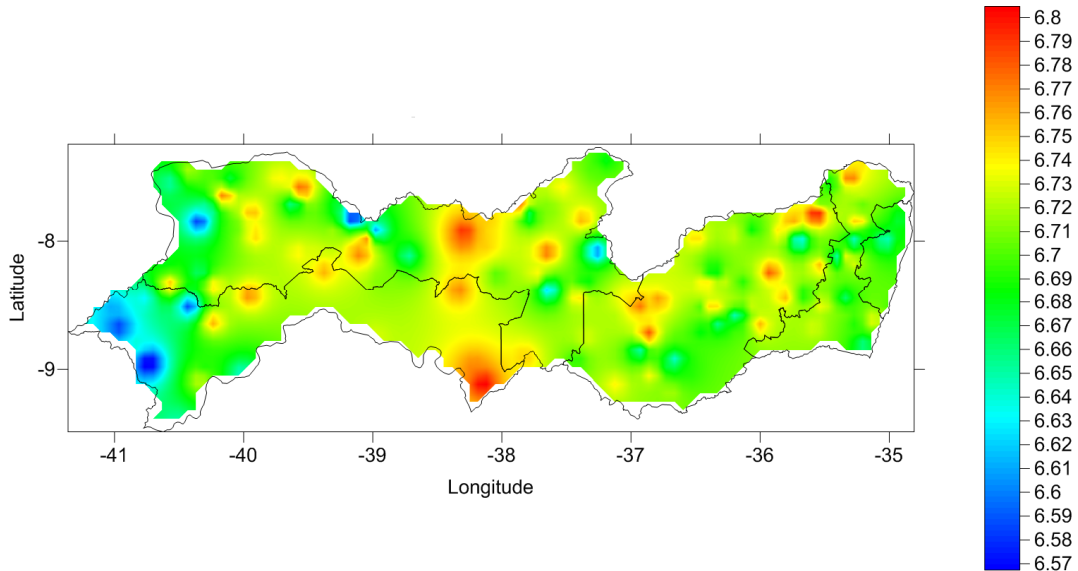
A Figura 11 apresenta os valores de entropia de permutação ($d=4$) para as séries de anomalia. A entropia de permutação apresentou os menores valores nas microrregiões de Petrolina, Sertão do Moxotó, Salgueiro e Vale do Ipanema e os maiores foram nas microrregiões Médio Capibaribe, Mata Setentrional, Itaparica e macrorregião do Sertão. Sendo que as estações localizadas nos municípios de Sertânia (estação 45), Afrânio (estação 173), Serrita (estação 190), Mirandiba (estação 54) e Petrolina (estação 165) apresentaram os menores valores de entropia que foram 4,46 (as três primeiras estações citadas), 4,47 (para estação 54) e 4,48 (para estação 165), e os maiores valores foi 4,58 e 4,57, nas estações localizadas nos municípios de Bom Jardim (estação 139) e outras 7 estações espalhadas pela zona da mata e agreste, respectivamente.

Figura 11. Mapa com os valores de entropia de permutação (séries de anomalias, $d=4$) para as estações estudadas.



A Figura 12 apresenta o mapa com os valores de entropia de permutação ($d=5$) para as séries de anomalia, e pode se observar o comportamento similar ao $d=4$. Entropia de permutação apresentou os menores valores nas microrregiões de Petrolina, do Sertão do Moxotó, de Salgueiro e de Araripina, e os maiores foram nas microrregiões do Médio Capibaribe, da Mata Setentrional, de Itaparica e do Vale do Pajéu. Sendo que as estações localizadas nos municípios de Serrita (estação 190) e Petrolina (estação 165) apresentaram os menores valores de entropia que foram 6,53, e 6,55 respectivamente, e os maiores valores foram 6,83 e 6,81, nas estações localizadas nos municípios de Bom Jardim (estação 139) e Tacaratu (estação 77), respectivamente.

Figura 12. Mapa com os valores de entropia de permutação (séries de anomalias, $d=5$) para as estações estudadas.



Observa-se, no geral, que a entropia de permutação das séries originais (Figura 7,8,9) diminui com o afastamento das estações do litoral, indicando uma dinâmica de chuva menos previsível nas regiões da zona da mata e agreste, e mais previsível na região do sertão e vale do São Francisco. No caso das anomalias, este padrão não é claro. Observa-se que a entropia aumenta com o tamanho da dimensão d , indicando que as flutuações de chuva mensal (em respeito da sazonalidade anual) são menos previsíveis quando se comparam os valores mensais consecutivos nos períodos mais longos.

4.3 Queimadas na Amazônia

As Figuras 13 e 14 representam os gráficos da série original e de anomalias de queimadas detectadas na Amazônia durante o período de 1999 a 2012. A série de anomalias foi calculada como $Q'_i = (Q_i - \langle Q_i \rangle) / \sigma_{Q_i}$ onde Q_i é o valor da série (número de queimadas) e $\langle Q_i \rangle$ e σ_{Q_i} são, respectivamente, os valores médios e o desvio padrão dos dados registrados no dia (calendário anual) (Benicio et al., 2013).

Figura 13. Série temporal original de queimadas da Amazônia para o período de 1999 a 2012.

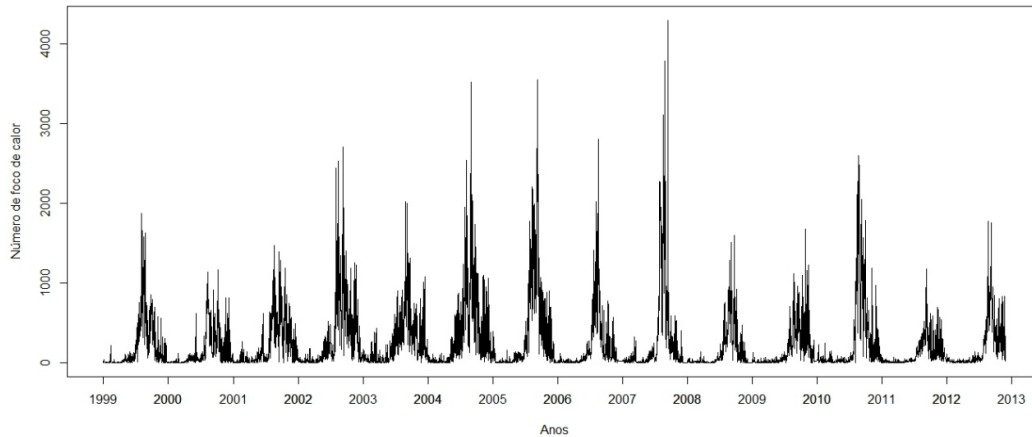
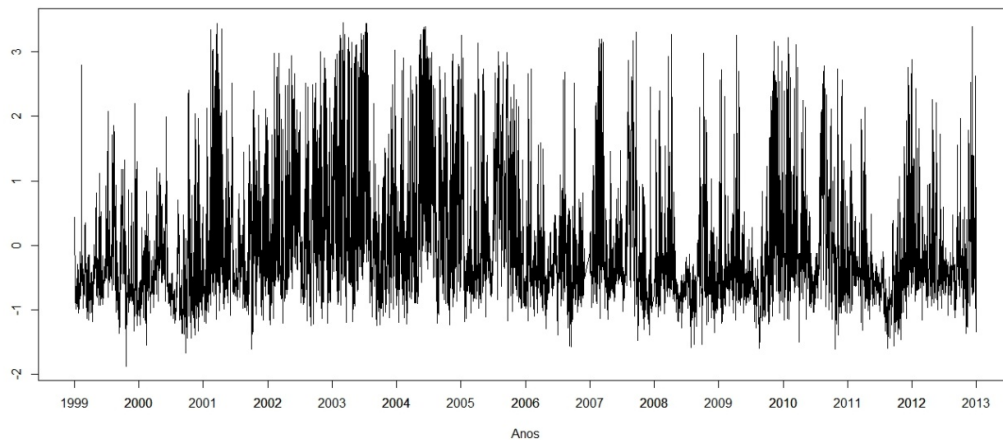


Figura 14. Série temporal de anomalia de queimadas da Amazônia para o período de 1999 a 2012.



A estatística descritiva de queimadas detectadas na Amazônia obtida para sub séries referentes aos períodos 1999-2001, 2002-2005, 2006-2009, 2010-2012 e série histórica completa (1999-2012) é apresentada na Tabela 5. Estes períodos foram escolhidos para avaliar a influência de secas que ocorreram em 2005, 2007 e 2010.

Tabela 5. Estatística descritiva da série original de queimadas da Amazônia para os períodos estudados.

Ano	1999-2001	02-05	06-09	10-12	1999-2012
Média	193,68	334,25	208,48	197,52	240,46
Desvio padrão	284,72	480,87	396,32	345,65	399,35
Max.	1871	3548	4292	2595	4292
Coef. variação	1,47	1,43	1,90	1,74	1,66

Na Tabela 5, observamos que a maior média (334,25) e desvio padrão (480,87) de queimadas foram no período de 2002 a 2005 indicando a influência da seca que ocorreu em 2005. O valor máximo (4292) e o coeficiente de variação (1,90) foram maiores no período de 2006 a 2009 indicando a influência de seca que ocorreu em 2007. Os valores de medidas descritivas no período 2010-2012 também foram maiores do que no período sem secas antes de 2002.

A Tabela 6 apresenta os resultados da análise da entropia de permutação das séries temporais de queimadas para os períodos estudados.

Tabela 6. Entropia de permutação normalizada das séries de queimadas da Amazônia para $d = 3, 4, 5, 6$.

d	Série(ano)				
	99-01	02-05	06-09	10-12	1999-2012
3	0,9778	0,9806	0,9969	0,9931	0,9966
4	0,9579	0,9468	0,9924	0,9843	0,9943
5	0,9401	0,9326	0,9813	0,9713	0,9880
6	0,8922	0,8995	0,9416	0,9179	0,9750

Na Tabela 6, podemos observar que os valores da entropia são semelhantes para todos os períodos estudados e não se detectou a influência das secas 2005, 2007 e 2010 na dinâmica do processo de queimadas.

Os valores da entropia de permutação das séries de anomalias são apresentados na Tabela 7.

Tabela 7. Entropia de permutação normalizada das séries de anomalias de queimadas da Amazônia para $d = 3, 4, 5, 6$.

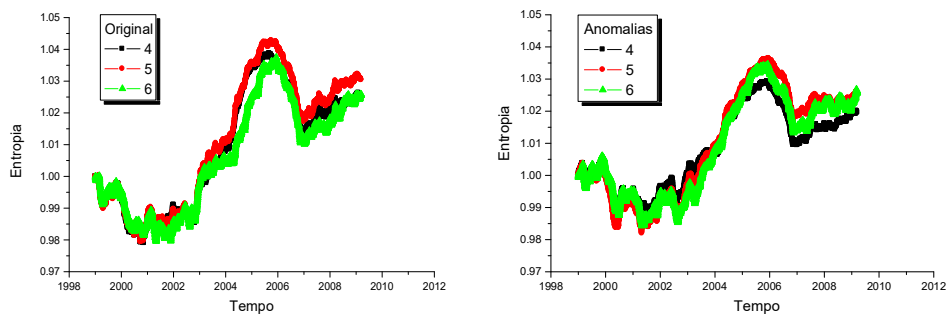
D	Série (ano)				
	1999-2001	02-05	06-09	10-12	1999-2012
3	0,9814	0,9773	0,9951	0,9925	0,9934
4	0,9675	0,9563	0,9941	0,9849	0,9918
5	0,9523	0,9418	0,9884	0,9884	0,9879
6	0,8988	0,9029	0,9502	0,9280	0,9760

Na Tabela 7, podemos observar que os valores da entropia de anomalia são semelhantes para todos os períodos estudados, e não se detectou a influência das secas 2005, 2007 e 2010 na dinâmica das flutuações (anomalias) temporais das queimadas.

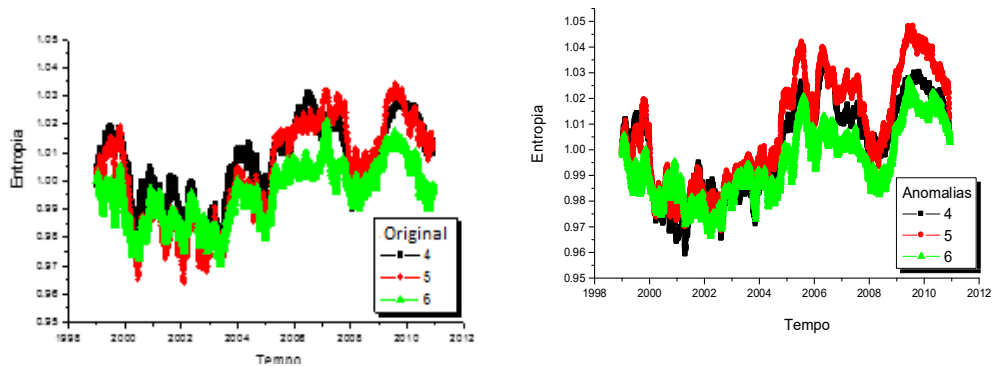
A variação temporal da entropia de permutação ($d=4,5,6$) usando a janela móvel de tamanho 1000 dias e 365 dias (deslocando se em intervalos de 10 dias) para série original e de anomalias são apresentada na Figura 15. Os valores de entropia foram normalizados (dividindo por valor obtido para primeira janela) que permite melhor avaliação do comportamento do processo ao longo do tempo.

Figura 15. Variação temporal da Entropia de permutação ($d=4,5,6$) das séries temporais (originais e anomalias) de queimadas da Amazônia com janela móvel do tamanho de 1000 dias (A) e 365 dias (B).

(A)



(B)



Podemos observar na Figura 15 (A) que entropia da série original e de anomalias em janela móvel de 1000 dias aumentou no período 2004-2006 (influência da seca em 2005) e no período 2007-2010 (influência das secas 2007 e 2010) indicando que as séries de queimadas são menos previsíveis (em períodos que aproximam-se de 3 anos) como consequências de secas. Na Figura 14 (B) (com janela móvel de 365 dias) podemos observar o aumento da entropia em períodos 2005-2007 e 2008-2010, confirmando a influência das secas na dinâmica das queimadas na região Amazônica.

5. CONCLUSÕES

Baseado nos resultados desta tese podemos concluir que o método de entropia de permutação pode ser utilizado para avaliar as alterações em fenômenos agroambientais (particularmente dinâmica de vazão de rio e dinâmica das queimadas) causadas pela atividade humana. No caso de vazão do rio São Francisco, a atividade humana (construção de barragem e do reservatório Sobradinho) alterou a dinâmica do regime hidrológico em direção a ser mais desordenado e menos previsível, que foi detectado analisando a evolução temporal da entropia de permutação das séries diárias de vazão. No caso de queimadas detectadas na Amazônia, a dinâmica de queimadas foi afetada pela atividade humana (limpeza de áreas florestais destinadas ao atividades agropecuárias) e pelas condições climáticas extremas (secas). As alterações indicaram uma dinâmica mais desordenada e menos previsível, também foram detectadas analisando a evolução temporal da entropia de permutação das séries diárias de queimadas. Para os dados de precipitação de Pernambuco este método mostrou-se eficaz em detecção de diferentes regimes da chuva: Os valores da entropia de permutação das séries mensais de precipitação diminuem com o aumento da distância das estações do litoral, indicando maior variabilidade e menor previsibilidade das chuvas mensais nas regiões próximas a zona da mata e agreste, e menor variabilidade e maior previsibilidade nas regiões próximas ao sertão e vale do São Francisco. Estes resultados fornecem informações complementares sobre a variabilidade temporal da chuva no estado que apresenta mais chuva no litoral e zona da mata e diminui sua intensidade quando se desloca para o interior.

Para trabalhos futuros, recomendamos a aplicação destes métodos nos dados de outras estações fluviométricas ao longo do rio São Francisco de forma que obtenha-se um mapeamento das alterações hidrológicas na bacia causadas pelos vários fatores naturais e antrópicos, dentre eles a construção dos reservatórios ou barragens, uso de solo e mudanças climáticas. Também sugerimos a análise de queimadas para outros biomas para investigar como o tipo de cobertura vegetal (cerrado, catinga, mata atlântica etc.) e atividade humana (limpeza de áreas florestais para atividades agropecuárias, uso de

madeira para lenha, queima de resíduos de cana de açúcar, etc.) afeta a dinâmica de incêndios.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALBERT, R ; BARABÁSI, A L. Statistical mechanics of complex networks. **Reviews of modern physics**, v. 74, n. 1, p. 47, 2002.
- ALBUQUERQUE, M. P.; ESQUEF, I. ; MELLO, A. G . Image thresholding using tsallis entropy. **Pattern Recognition Letters**, Elsevier, v. 25, n. 9, p. 1059–1065, 2004.
- ANA - AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUA. Evolução da Organização e Implementação da Gestão de Bacias no Brasil. Conferência Internacional de Órgãos de Bacia. Madrid, 2002.
- ANA - AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUA. Região hidrográfica do São Francisco. Disponível em: <<http://www2.ana.gov.br/Paginas/portais/bacias/SaoFrancisco.aspx>> acessado dia: 27/05/2015.
- ANDERSON, L. O.; ARAGÃO, L. E. O C.; LIMA, A.; SHIMABUKURO, Y.E. Detecção de cicatrizes de áreas queimadas baseada no modelo linear de mistura espectral e imagens índice de vegetação utilizando dados multitemporais do sensor MODIS/TERRA no estado do Mato Grosso, Amazônia brasileira. **Acta Amazônica**, v. 35, n. 4, p. 445-456, 2005.
- ANDREAE, M. O. et al. Smoking rain clouds over the Amazon. **Science**, v. 303, n. 5662, p. 1337-1342, 2004.
- ARAGAO, L. E. O. C. ; MALHI, Y.; ROMAN-CUESTA, R. M.; SAATCHI, S.; ANDERSON, L. O.; SHIMABUKURO, Y. E. Spatial patterns and fire response of recent Amazonian droughts, **Geophys. Res. Lett.**, v. 34, p. L07701, 2007.
- ARAUJO, L. S.; CUNHA FILHO, M.; STOSIC, B.; STOSIC, T. Avaliação do impacto humano na dinâmica das variáveis hidrológicas da bacia do rio Piracicaba através da análise multifractal. **Revista Brasileira de Biometria**, v. 32, p.170-179, 2014.
- ARCOVA, F.C.S. Influências da Zona Ripária sobre os processos hidrológicos de microbacias. Manejo de Microbacias Hidrográficas: experiências nacionais e internacionais. FEPAF, Botucatu, v.1, n.1, p. 37 - 50, 2006.
- BAK, P. How Nature Works. The Science of Self-Organized Criticality, Springer-Verlag, New York USA, 1996.

- BALASIS,G.; DAGLIS, I.A.; PAPADIMITRIOU, C.; KALIMERI, M.; ANASTASIADIS, A.; EFTAXIAS, K. Investigating dynamical complexity in the magnetosphere using various entropy measures, **Journal of Geophysical Research**, v. 114, p. A00D06, 2009.
- BANDT, C.; POMPE, B. Permutation entropy: A natural complexity measure for time series. **Phys. Rev. Lett.**, v. 88, p. 174102:1–174102:4, 2002.
- BARBER, C. P. et al. Roads, deforestation, and the mitigating effect of protected areas in the Amazon. **Biological Conservation**, v. 177, p. 203-209, 2014.
- BATISTA, A C. Detecção de incêndios florestais por satélites. **Revista Floresta**, v. 34, n. 2, p. 237-241, 2004.
- BENICIO, R. B. ; STOŠIĆ, T; FIGUEIRÊDO, P.H. ; STOŠIĆ, B. D. Multifractal behavior of wild-land and forest fire time series in Brazil, **Physica A**, v. 392 p. 6367-6374, 2013.
- BENZI, R.; PALADIN, G.; PARISI, G.; VULPIANI, A. On the multifractal nature of fully developed turbulence and chaotic systems. **Journal of Physics A**, v. 17, p. 3521-3531, 1984.
- BERNARDI , D.; LINDNER, B. A frequency-resolved mutual information rate and its application to neural systems, **Journal of Neurophysiology**, v. 113 n. 5, p. 1342-1357, 2015.
- BERNE, A.; DELRIEU, G.; CREUTIN, J. D.; OBLED, C. Temporal and spatial resolution of rainfall measurements required for urban hydrology. **Journal of Hydrology**, v. 299, p. 166 – 179, 2004.
- BEZERRA, A. N.; PEZZI, L. P.; KAYANO, M. T. Esquema estatístico de combinação e correção de previsões climáticas - ECCOCLIM. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 23, n. 3, p. 347-359, 2008.
- BRANDO, D. A et al. Abrupt increases in Amazonian tree mortality due to drought-fire interactions. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America PNAS, v. 107, p. 1-6, 2014.
- BRUNSELL, N.A. A multiscale information theory approach to assess spatial–temporal variability of daily precipitation, **Journal of Hydrology**, v. 385, n. 1–4, p. 165-172, 2010.

- BUYTAERT, W.; CELLERI, R.; WILLEMS, P.; DE BIÈVRE, B.; WYSEURE, G. Spatial and temporal rainfall variability in mountainous areas: A case study from the south Ecuadorian Andes. **Journal of Hydrology**, v.329, p.413-421, 2006.
- CARMONA-MORENO, C et al. Characterizing interannual variations in global fire calendar using data from Earth observing satellites. **Global Change Biology**, v. 11, n. 9, p. 1537-1555, 2005.
- CHESF -Companhia Hidro Elétrica do São Francisco. Descrição do Aproveitamento de Sobradinho. Disponível em: <http://www.chesf.gov.br/portal/page/portal/chesf_portal/paginas/sistema_chesf/sistema_chesf_geracao/container_geracao?p_name=8A2EEABD3C01D002E0430A803301D002> acessado em: 27/05/2015.
- CHOU, C.-M. Complexity analysis of rainfall and runoff time series based on sample entropy in different temporal scales. **Stochastic Environmental Research and Risk Assessment**, v. 28, p.1401-1408, 2014.
- CONSOLINI, G.; MICHELIS, P. Permutation entropy analysis of complex magnetospheric dynamics, **Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics**, v. 115–116, p. 25-31, 2014.
- CORNFOTHD. J., TARVAINEN M. P. , JELINEK, H. F. Using renyi entropy to detect early cardiac autonomic neuropathy. In: IEEE. Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC),35th Annual International Conference of the IEEE. [S.l.], 2013, p. 5562–5565.
- COVER, T. M ; THOMAS J. A. Elements of Information Theory. John Wiley, New York, 1991.
- CTPEIXES. .Mapa da Bacia do São Francisco. Disponível em: <www.sfrancisco.bio.br> acessado em: 27/08/2015.
- DALLA-NORA, E. L. et al. Why have land use change models for the Amazon failed to capture the amount of deforestation over the last decade?. **Land Use Policy**, v. 39, p. 403-411, 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.
- DOUGLAS, E. M.; BARROS, A. P. Probable maximum precipitation estimation using multifractals: Applications in the Eastern United States. **Journal of Hydrometeorology**, v. 4, p. 1012 - 1024, 2003.

FAN, J.; HUANG, Q.; CHANG, J.; SUN, D.; CUI, S. Detecting Abrupt Change of Streamflow at Lintong Station of Wei River. **Mathematical Problems in Engineering**, 976591, 2013.

FEDER, J. Fractals. Plenum Press, New York, 1988.

FELDMAN, D.P.; CRUTCHFIELD, J.P. Measures of statistical complexity: Why? **Phys. Lett. A**, v. 238, p. 244–252, 1998.

FREITAS, S. R. et al. Emissões de queimadas em ecossistemas da América do Sul. **Estudos Avançados**, v. 19, n. 53, p. 167-185, 2005.

FRISH, U.; PARISI, G. Fully developed turbulence and intermittency, in M. Ghil, R. Benzi, G. Parisi (Eds.) Turbulence and predictability in geophysical fluid dynamics and climate dynamics, North Holland, Amsterdam, pp. 84-88, 1985.

GARBRECHT, J. D.; SCHNEIDER, J. M. Case Study of Multiyear Precipitation Variations and the Hydrology of Fort Cobb Reservoir. **Journal of Hydrologic Engineering**, v. 13, n.2, p. 64-70, 2008.

GUERRA, L.C; GARCIA A.G.; HOOGENBOOM G.; HOOK, J.E; HARRISON, K.A; BOKEN, V.K . Impact of local weather variability on irrigation water use in Georgia. In: Proceedings of the 2005 Georgia Water Resources Conference, 25-27 April 2005, Athens.

HAO, C.Y. Measuring climate complexity using permutation entropy. Modeling and Computation in Engineering III. Zhang & Xie (eds). Taylor & Francis Group. London, UK, pp. 295-300, 2014.

HIRPA, F. A.; GEBERMICHAEL, M.; OVER, T. M. River flow fluctuation analysis: Effect of watershed area. **Water Resources Research**, v. 46, p. W12529, 2010.

HUANG, F.; HIA, Z.; ZHANG, N.; ZHANG, Y.; LI, J. Flow-complexity analysis of the upper reaches of the Yangtze River, China, **Journal of Hydrological Engineering**, v. 16, p. 914-919, 2011.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. 2015. Disponível em: <<http://www.ibge.gov.br/home> > acessado dia 03/06/2015.

INMET. Instituto Nacional de Meteorologia. Disponível em: <<http://www.inmet.gov.br/portal/index.php?>> Acesso fevereiro de 2016.

INPE. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Queimadas. Disponível em: <www.cptec.inpe.br/queimadas> Acesso fevereiro de 2015.

- 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.; KONCCIELNY-BUNDE, E.; RYBSKI, D.; BRAUN, P.; BUNDE, A.; HAVLIN, S. Long-term persistence and multifractality of precipitation and river runoff records. **Journal of Geophysical Research**, v. 111, p. D011106, 2006.
- KLEEMAN, R.; MAJDA, A. Predictability in a Model of Geophysical Turbulence. **J. Atmos. Sci.**, v. 62, p. 2864–2879, 2005
- KOCH, K.; MCLEAN, J; BERRY, M., STERLING, P.; BALASUBRAMANIAN, V. ; FREED, M. A. Efficiency of Information Transmission by Retinal Ganglion Cells. **Current Biology**, v.14, n. 17, p. 1523-1530, 2004.
- LAKE, D.E.; RICHMAN, J. S.; GRIFFIN, M. P.; J. R. MOORMAN, Sample entropy analysis of neonatal heart rate variability. **Am J Physiol Regul Integr Comp Physiol**, v. 283, p. R789–R797, 2002.
- 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.
- LAPOLA, D. M.; SCHALDACH, R; ALCAMO, J.;BONDEAU, A.; KOCH, J.; KOELKING, C; PRIESS, J.A. Indirect land-use changes can overcome carbon savings from biofuels in Brazil. **Proceedings of the national Academy of Sciences**, v. 107, n. 8, p. 3388-3393, 2010.
- LI, X.; OUYANG, G.; LIANG, Z. Complexity measure of motor current signals for tool flute breakage detection in end milling, **International Journal of Machine Tools and Manufacture**, v. 48, p. 371-379, 2008.
- LIMA, M. I. P.; GRASMAN, J. Multifractal analysis of 15-min and daily rainfall in semi-arid region in Portugal. **Journal of Hydrology**, v. 220, p. 1-11, 1999.
- LIU, Q.; YANG, Z.; CUI, B. Spatial and temporal variability of annual precipitation during 1961–2006 in Yellow River Basin, China, **Journal of Hydrology**, v. 361, n. 3–4, p. 330–338, 2008.
- MAASOUMI, E.; RACINE, J. Entropy and predictability of stock market returns. **Journal of Econometrics**, v. 107, n. 1, p. 291-312, 2002.
- MACHADO, P. A. L. Direito Ambiental Brasileiro. 9 a ed., rev., atual. e ampl., 2ª tiragem, São Paulo: Malheiros Editores, 2001.

- MANDELBROT, B. B. *The Fractal Geometry of Nature*. W. H. Freeman, New York, 1982.
- MARENGO, J.A.; TOMASELLA, J.A. ; ALVES, L.M. ; SOARES, W.R.; RODRIGUEZ, D. A. The drought of 2010 in the context of historical droughts in the Amazon region. **Geophys Res Lett**, v. 38, L12703, 2011.
- MARTINEZ, M.D.; LANA, X. ;BURGUEÑO, A.; SERRA, C. Lacunarity, predictability and predictive instability of the daily pluviometric regime in the Iberian Peninsula. **Nonlinear Processes in Geophysics**, v.14, p.109-121, 2007.
- MATRICARDI, E. A. T; SKOLE, D. L.; PEDLOWSKI, M. A.; CHOMENTOWSKI, W.; FERNANDES L.C. Assessment of tropical forest degradation by selective logging and fire using Landsat imagery. **Remote Sensing of Environment**, v. 114, n. 5, p. 1117-1129, 2010.
- MMA. Biomass. Ministério do meio ambiente. Disponível em: < <http://www.mma.gov.br/biomass>>. Acessado: 27/02/2016.
- MIN, L; GUANG, M; SARKAR, N. Complexity analysis of 2010 Baja California earthquake based on entropy measurements. **Vulnerability, Uncertainty, and Risk**: pp. 1815-1822, 2014.
- MISHRA, A. K.; ÖZGER, M.; SINGH, V. P. An entropy-based investigation into the variability of precipitation. **Journal of Hydrology**, v. 370, n. 1–4, p. 139-154, 2009.
- MORIASI, D. N.; STARKS, P. J. 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, p. 63 - 78. 2010.
- MORTON, D. C. ; DEFRIES, R. S.; RANDERSON, J. T; GIGLIO, L; SHROEDER, W; VAN DER WERF, G.R. Agricultural intensification increases deforestation fire activity in Amazonia. **Global Change Biology**, v. 14, n. 10, p. 2262-2275, 2008.
- NICOLAOU, N; GEORGIU, J. Detection of epileptic electroencephalogram based on Permutation Entropy and Support Vector Machines, **Expert Systems with Applications**, v. 39, p. 202-209, 2012.

NSF. Complex Environmental Systems. Disponível em: <http://www.nsf.gov/geo/ere/ereweb/ac-ere/acere_synthesis_rpt_summary.pdf> Acessado: 03/06/15.

OLSSON, J.; NEMCZYNOWICZ, J. Multifractal analysis of daily spatial rainfall distributions. **Journal of Hydrology**, v. 187, p. 29-43, 1996.

PANDAEY, G.; LOVEJOY, S.; SCHERTZER, D. Multifractal analysis of daily river flow including extremes for basins of five to two million square kilometers, one day to 75 years. **Journal of Hydrology**, v. 208, p. 62-81, 1998.

PAPADIMITRIOU, C.; KALIMERI, M.; EFTAXIAS, K. Nonextensivity and universality in the earthquake preparation process. **Physical Review E**, v. 77, n. 3, p. 036101, 2008.

PINCUS, S. M.; VISCARELLO, R. R. Approximate entropy: a regularity measure for fetal heart rate analysis. **Obstetrics and gynecology**, v. 79, n. 2, p. 249–255, 1992.

PINTO, N.L.S ; HOLTZ, A.C. T; MARTINS, J.A; GOMIDE, F. L. S. Hidrologia Básica. 10ª reimpressão. São Paulo: Edgard Blucher, 2007.

PIVELLO, V. R. The use of fire in the Cerrado and Amazonian rainforests of Brazil: past and present. **Fire ecology**, v. 7, n. 1, p. 24-39, 2011.

PLUIM, J. P.; MAINTZ, J. A.; VIERGEVER, M. Mutual-information-based registration of medical images: a survey. Medical Imaging, **IEEE Transactions on**, v. 22, n. 8, p. 986-1004, 2003.

RAMANATHAN, V. ; CARMICHAEL, G. Global and regional climate changes due to black carbon. **Nature geoscience**, v. 1, n. 4, p. 221-227, 2008.

RANGARAJAN, G.; SANT, D. A. Fractal dimensional analysis of Indian climatic dynamics. **Chaos, Solitons & Fractals**, v. 19, n. 2, p. 285-291, 2004.

REBOITA, M. S.; GAN, M. A.; ROCHA, R. P. D.; AMBRIZZI, T . Precipitation regimes in South America: a bibliography review. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 25, n. 2, p. 185-204, 2010.

REDDY, Y.V.; SEBASTIAN, A. Parameters for estimation of entropy to study price manipulation in stock markets. **Decision**, v. 34, p. 149, 2007.

REICH, P. B.; BAKKEN, P.; CARLSON, D.; FRELICH, L.E; FRIEDMAN, S.K; GRIGAL, D. F. Influence of logging, fire, and forest type on biodiversity and productivity in southern boreal forests. **Ecology**, v. 82, n. 10, p. 2731-2748, 2001.

- RENYI, A. On measures of entropy and information. In: Fourth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability. 1961. p. 547–561.
- RICHMAN J. S., MOORMAN J. R. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy. *American journal of physiology Heart and circulatory physiology*. **Am Physiological Soc**, v. 278, n. 6, p. H2039–H2049, 2000.
- RIEDL M., MÜLLER A., WESSEL N. Practical considerations of permutation entropy. **The European Physical Journal Special Topics**, v. 222, p. 249-262, 2013.
- RODRIGUES, V A. Análise dos processos hidrológicos em modelo didático de microbacias. **Revista Científica Eletrônica de Engenharia Florestal**, 2011.
- ROSENBERG, D.M.; MCCULLY, P.; PRINGLE C. M. Global scale environmental effects of hydrological alterations: Introduction. **BioScience**, v.50, n. 9, p. 746, 2000.
- ROYER, J. F.; BIAOU, A.; CHAUVIN, F.; SCHERTZER, D.; LOVEJOY, S. Multifractal analysis of the evolution of simulated precipitation over France in climate scenario. **C. R. Geosci**, v. 340, p. 431 - 440, 2008.
- SCHROEDER, W; MORISETTE, J. T; CSISZAR; I.; GIGLIO, L; MORTON, D; JUSTICE, C.O. et al. Characterizing vegetation fire dynamics in Brazil through multisatellite data: Common trends and practical issues. **Earth Interactions**, v. 9, n. 13, p. 1-26, 2005.
- SERINALDI, F.; ZUNINO, L.; ROSSO, O. A. Complexity–entropy analysis of daily streamflow time series in the continental United States. **Stochastic Environmental Research and Risk Assessment**, v. 28, p. 1685-1708, 2014.
- SHAKESBY, R. A.; DOERR, S. H. Wildfire as a hydrological and geomorphological agent. **Earth-Science Reviews**, v. 74, n. 3, p. 269-307, 2006.
- SHANNON, C. E. A mathematical theory of communication. **Bell System Technical Journal**, v. 27, p. 379–423 and 623–656, 1948.
- SHIKLOMANOV, I. “World fresh water resources”, GLEICK, P. H. (Editor), *Water in Crisis. A Guide to the World’s Fresh Water Resources*. Pacific Institute for Studies in Development, Environment and Security, Stockholm Environmental Institute, p.13-24, 1998.

- SHUANGCHENG, L ; QIAOFU, Z; SHAOHONG, W. ; ERFU, D. Measurement of climate complexity using sample entropy. **International Journal of Climatology**, Wiley Online Library, v. 26, n. 15, p. 2131–2139, 2006.
- SILVA, ASA. Ferramentas para modelagem e interpolação de dados ambientais em escala regional. Tese. UFRPE. 2015. 121p.
- SINGH, V. P. Hydrologic synthesis using entropy theory: Review. **Journal of Hydrologic Engineering**. 2011.
- SMITH, L. T.; ARAGÃO, L. E. O; SABEL, C. E; NAKAYA, T. Drought impacts on children's respiratory health in the Brazilian Amazon. **Scientific reports**, v. 4, 2014.
- SOARES-FILHO, B. S.; NEPSTAP, D. C.; CURRAN, L. M.; CERQUEIRA, G. C.; GARCIA, R. A.; GARCIA, R. A.; RAMOS, C.L; VOLL,E.; MCDONALD,A.; LEFEBVRE, P.; SCHLESINGER, P. Modelling conservation in the Amazon basin. **Nature**, v. 440, n. 7083, p. 520-523, 2006.
- SRHE. Precipitação pluviométrica média anual (1998). <http://www.srhe.pe.gov.br/documentos/PDF_Mapas/tematicos/Precipatacao_Media_Anuual.pdf> Acessado: 26/01/2016.
- SUN, F.; RODERICK, M.; FARQUHAR, G. D. Changes in the variability of global land precipitation. **Geophysical Research Letters**, v.39, p. L19402, 2012.
- SUN, X; ZOU,Y.; NIKIFOROVA, V.; KURTHS, V.; WALTHER, D. The complexity of gene expression dynamics revealed by permutation entropy, **BMC Bioinformatics**, v. 11, p. 607, 2010.
- TANSEY, K; GREGOIRE J.-M; DEFOURNY, P.; LEIGH, R.; PEKEL, J-F; VAN BOGAERT, E.; BARTHOLOME', E. A new, global, multi-annual (2000–2007) burnt area product at 1 km resolution. **Geophysical Research Letters**, v. 35, n. 1, p. L01408, 2008.
- TELESCA, L.; LOVALLO, M.; MOHAMED, A. E. E. A.; ELGABRY, M.; EL-HADY, S., ELENEAN, K. M. A.; ELBARY, R. E. F. Informational analysis of seismic sequences by applying the Fisher Information Measure and the Shannon entropy: An application to the 2004–2010 seismicity of Aswan area (Egypt). **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 391, n. 9, p. 2889-2897, 2012.

- TESSIER, Y.; LOVEJOY, S.; SCHERTZER, D. Universal multifractals: Theory and observations for rain and clouds. **Journal of Applied Meteorology**, v. 32, p. 223-250, 1993.
- TSALLIS, C. Possible generalization of boltzmann-gibbs statistics. **Journal of statistical physics**, Springer, v. 52, n. 1-2, p. 479–487, 1988.
- TUCCI, C. E. M. Hidrologia: Ciência e Aplicação - 4ª edição. 5ª reimpressão. Porto Alegre: UFRGS, 943p. 2013.
- VAN DER WERF, G. R.; MORTON, D. C. DEFRIES, R.S. ; GIGLIO, L.; RANDERSON, J. T, COLLATZ, G. J.; KASIBHATLA, P. S. Estimates of fire emissions from an active deforestation region in the southern Amazon based on satellite data and biogeochemical modelling. **Biogeosciences**, v. 6, n. 2, p. 235-249, 2009.
- VRANKEN, I.; BAUDRY, J.; AUBINET, M.; VISSER, M.; BOGAERT, J. A review on the use of entropy in landscape ecology: heterogeneity, unpredictability, scale dependence and their links with thermodynamics. **Landscape ecology**, v. 30, n.1, 51-65, 2015.
- WU, S.-D.; WU, P.-H.; WU, C.-W.; DING, J.-J.; WANG, C.-C. Bearing Fault Diagnosis Based on Multiscale Permutation Entropy and Support Vector Machine. **Entropy**, v. 14, p. 1343-1356, 2012.
- ZANIN, M; ZUNINO, L; ROSSO, O. A.; PAPO, D. Permutation Entropy and Its Main Biomedical and Econophysics Applications: A Review, **Entropy**, v. 14, p. 1553-157, 2012.
- ZHANG, Q.; XU, C.-Y.; LIU, C.-L.; CHEN, Y. D.; YU, Z. Multifractal analysis of streamflow records of the East River Basin (Pearl River), China. **Physica A**, v. 388, p. 927 - 934, 2009.
- ZHANG, Q.; XU,C.Y.;ZHANG, Z.;CHEN,Y.D.; LIU, C. L.; LIN, H. Spatial and temporal variability of precipitation maxima during 1960–2005 in the Yangtze River basin and possible association with large-scale circulation. **Journal of Hydrology**, v.353, p.215-227, 2008.
- ZHANG, Q.; ZHOU, Y.; SINGH, V. P.; CHEN, X. The influence of dams and lakes on the Yangtze River streamflow: long-range correlations and complexity analysis. **Hydrological Processes**, v. 26, p. 436 - 444, 2012.
- ZHOU, R.; CAI, R.; TONG, G.. Applications of entropy in finance: A review. **Entropy**, v. 15, n. 11, 4909-4931, 2013.

ZHOU, Y.; ZHANG, Q.; LI, K.; CHEN, X. Hydrological effects on 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.

Apêndice

Tabela 8. Estações pluviométricas do estado de Pernambuco selecionadas com suas respectivas coordenadas, média e desvio padrão.

Estação	Cidade	Long.	Lati.	Média	Desvio padrão
1	Afrânio	-41,0050	-8,5167	48,57	74,00
2	Araripina (IPA) - Est. Exp.	-40,4167	-7,4583	57,95	81,12
4	Petrolina	-40,5175	-9,3992	35,94	59,92
5	Ouricuri	-40,0861	-7,8842	45,76	70,41
8	Salgueiro (IPA)	-39,1297	-8,0733	45,28	67,47
9	Belém de São Francisco (IPA)	-38,9822	-8,7583	39,09	64,93
12	Serra Talhada (IPA)	-38,2889	-7,9306	64,69	82,11
13	Serra Talhada (EBAPE)	-38,2936	-7,9931	51,73	69,88
16	Arcoverde (INMET)	-37,0556	-8,4336	50,64	58,27
17	Bom Conselho (IPA)	-36,6928	-9,1725	43,16	58,48
18	Pesqueira (IPA)	-36,6972	-8,3531	52,32	65,86
20	Belo Jardim (IPA)	-36,4253	-8,3367	49,32	61,54
21	São Bento do Una (IPA)	-36,4594	-8,5272	49,11	59,00
24	Caruaru (IPA)	-35,9158	-8,2383	52,77	51,88
25	Palmares (IPA)	-35,5797	-8,6783	114,76	111,35
26	Vitória de Santo Antão (IPA)	-35,3028	-8,1286	83,50	81,22
27	Itambé (IPA)	-35,1786	-7,4075	93,34	93,50
29	Ipojuca (Porto de Galinhas - IPA)	-35,0061	-8,5136	111,97	137,16
30	Recife (Várzea)	-34,9167	-8,0500	164,98	159,98
33	Inajá (CHESF)	-37,8167	-8,9000	35,78	48,12
36	Araripina (CHESF)	-40,5667	-7,5500	46,16	67,11
44	São José do Belmonte (CHESF)	-39,0556	-7,9833	54,24	76,60
45	Sertânia (CHESF)	-37,2667	-8,0833	41,46	61,47
49	Petrolândia	-38,2164	-8,9742	32,69	48,15
50	Bodocó (IPA)	-39,9375	-7,7806	47,49	70,38
51	Exu	-39,7294	-7,5161	58,89	80,11
54	Mirandiba	-38,7272	-8,1158	45,64	68,27
58	Gravatá	-35,5431	-8,2006	41,68	55,50
64	Itaiba	-37,4236	-8,9347	48,94	57,42
65	Vitória de Santo Antão	-35,2819	-8,1236	76,55	82,10
66	Aliança	-35,2306	-7,6042	75,74	84,49
68	Brejo da Madre de Deus	-36,3656	-8,1486	51,70	67,05
69	Iguaraci (Jabitaca)	-37,3717	-7,8325	44,88	64,44
70	Toritama	-36,0564	-8,0106	41,51	56,75
72	Taquaritinga do Norte	-36,0383	-7,9047	73,88	86,79
73	Vertentes	-35,9739	-7,9050	42,92	61,86
74	Tabira	-37,5369	-7,5883	48,04	70,91
75	Sertânia (Algodões)	-37,3508	-8,3164	37,37	55,31

76	Poção	-36,7053	-8,1836	51,29	63,96
77	Tacaratu (IPA) *	-38,1461	-9,1058	61,11	66,53
78	Águas Belas (IPA)	-37,1156	-9,1158	53,59	60,63
81	Moreilândia (IPA)	-39,5500	-7,6075	52,43	71,65
82	Cedro	-39,2361	-7,7211	51,43	71,89
83	Trindade	-40,2761	-7,7597	41,35	74,20
84	Ipubi	-40,1469	-7,6522	55,49	91,74
86	Santa Cruz do Capibaribe	-36,2036	-7,9533	34,87	51,41
88	Santa Filomena	-40,6133	-8,1594	42,99	66,07
90	Granito	-39,6158	-7,7172	43,26	67,06
	São José do Egito (Faz.				
92	Muquén)	-37,2806	-7,4444	48,42	72,67
93	Betânia (IPA)	-38,0331	-8,2708	40,95	59,50
94	Macaparana	-35,4497	-7,5522	65,33	72,27
	Carpina (Est. Exp. de Cana-				
95	de-Açúcar)	-35,2406	-7,8511	79,94	90,07
97	Nazaré da Mata (IPA)	-35,2228	-7,7408	75,39	90,53
98	Paudalho (IPA)	-35,1672	-7,9181	69,59	86,71
99	Timbaúba (IPA)	-35,3058	-7,5144	82,81	88,01
100	Igarassu	-34,9150	-7,8281	123,23	137,92
102	Rio Formoso (Usina Cucau) *	-35,2686	-8,6408	114,23	136,11
103	Cortês	-35,5144	-8,5028	125,30	128,64
104	Barra de Guabiraba	-35,6597	-8,4189	70,19	91,11
106	Barreiros (IPA)	-35,1975	-8,8142	136,17	143,80
109	Ribeirão (Fazenda Capri) *	-35,3458	-8,4431	86,96	111,84
111	Sirinhaém (IPA)	-35,1194	-8,6194	127,42	167,15
114	Sanharó (IPA)	-36,5664	-8,3639	47,77	61,57
116	Altinho	-36,0597	-8,4906	42,46	50,81
119	Ibirajuba	-36,1778	-8,5828	42,78	52,31
120	Jatauba	-36,4953	-7,9819	33,86	51,22
121	Panelas	-36,0078	-8,6633	44,90	51,74
122	São Caetano	-36,1375	-8,3283	34,54	45,42
123	São Joaquim do Monte	-35,8133	-8,4328	54,70	70,03
125	Cachoeirinha	-36,2375	-8,4839	36,78	52,35
126	Jurema	-36,1369	-8,7181	52,26	76,94
127	Pombos	-35,3961	-8,1386	52,66	70,13
128	Lajedo	-36,3178	-8,6556	47,55	58,67
129	São Lourenço da Mata	-35,0358	-8,0011	85,90	116,52
132	Itambé	-35,1147	-7,4067	93,82	103,23
133	Machados	-35,5131	-7,6875	73,53	83,41
134	Vicência	-35,3183	-7,6536	70,41	82,48
136	Glória do Goitá	-35,2728	-8,0111	67,41	78,47
139	Bom Jardim (IPA)	-35,5678	-7,8017	82,08	83,39
140	Alagoinha	-36,7739	-8,4661	41,28	55,63
141	Tupanatinga	-37,3422	-8,7547	57,09	68,85
143	Sertânia (Moderna)	-37,4156	-8,4344	36,64	55,07

144	Cumaru	-35,7006	-8,0044	50,50	71,11
145	Buíque	-37,1547	-8,6147	69,71	87,80
146	Afogados da Ingazeira	-37,6406	-7,7503	51,21	78,85
147	Custódia	-37,6450	-8,0864	53,72	70,64
150	Pedra	-36,9450	-8,5014	59,68	71,47
153	Saloá	-36,6917	-8,9694	47,58	54,90
154	Paranatama	-36,6583	-8,9192	53,97	62,59
155	Itapetim (IPA)	-37,2006	-7,3767	48,14	79,90
156	Brejão	-36,5661	-9,0261	88,16	113,96
157	Jucati (IPA)	-36,4675	-8,6989	45,38	55,65
159	Dormentes	-40,7672	-8,4494	37,12	62,73
161	Petrolina (Rajada)	-40,8297	-8,8119	34,63	60,31
164	Santa Cruz da Venerada (IPA)	-40,3369	-8,2406	38,96	57,88
165	Petrolina (Pau Ferro) Santa Maria da Boa Vista	-40,7333	-8,9500	29,67	54,74
166	(Jutai)	-40,2378	-8,6328	42,58	65,39
167	Dormentes (Lagoas)	-40,4147	-8,5106	38,32	60,82
168	Lagoa Grande	-40,2833	-8,9833	40,45	62,92
172	Parnamirim (IPA)	-39,5775	-8,0889	40,05	61,32
173	Afrânio (Arizona)	-40,9606	-8,6772	36,97	56,18
175	Ouricuri (Barra de São Pedro)	-40,3389	-7,8525	46,63	75,34
176	Bodocó (Feitoria)	-40,1000	-7,5333	53,12	83,47
179	Terra Nova	-39,3772	-8,2272	43,23	67,70
180	Serrita	-39,2931	-7,9447	47,52	73,29
181	Verdejante	-38,9694	-7,9286	39,39	69,95
182	Triunfo (IPA)	-38,1061	-7,8372	87,41	95,78
184	Carnaíba	-37,7981	-7,8078	50,93	80,27
189	Serra Talhada (Varzinha)	-38,1231	-8,0317	44,69	63,49
190	Serrita (Santa Rosa)	-39,1486	-7,8197	49,56	77,45
203	Surubim (IPA) *	-35,7628	-7,8369	45,68	53,17
207	Iati	-36,8439	-9,0406	47,57	56,02
208	Pedra (São Pedro do Cordeiro) Frei Miguelinho (Algodão do	-36,9428	-8,8625	33,43	49,12
218	Manso)	-35,8469	-7,9347	47,17	53,58
223	Belo Jardim (Serra do Vento)	-36,3625	-8,2267	51,64	64,11
226	Salgueiro (Açude Boa Vista)	-39,0919	-8,0981	45,10	65,06
230	Ouricuri (Sítio Estaca)	-39,9111	-7,9556	42,03	59,42
234	Custódia (Povoado Caiçara)	-37,7322	-8,2692	38,33	54,18
235	Parnamirim (Açude Aboboras)	-39,4275	-8,0878	42,63	63,00
237	Tacaimbó	-36,2928	-8,3133	41,97	54,79
238	Quixaba (IPA) Santa Maria da Boa Vista	-37,8586	-7,7406	53,56	72,08
242	(Urimamã) Floresta (Fazenda Santa	-39,9542	-8,4233	40,68	60,56
255	Paula)	-38,3328	-8,3831	40,14	61,35

260	Santa Filomena (Campo Santo)	-40,5711	-8,3419	39,32	59,62
261	Santa Cruz da Venerada (Faz. Bezerros)	-40,2258	-8,3542	39,23	62,30
286	Caetés	-36,6211	-8,7728	48,38	60,30
313	Petrolina (Bebedouro) Salgueiro (Conceição das Creoulas)	-40,3333	-9,0833	39,80	61,06
347	Creoulas)	-38,9333	-8,3000	39,36	64,54
386	São Bento do Una	-36,3667	-8,5167	41,62	52,09
393	Gameleira	-35,3878	-8,5817	109,41	136,52
423	Pedra (Tará)	-36,8667	-8,7333	36,95	56,04
424	Ibimirim (Jeritaco)	-37,6333	-8,3833	43,50	64,64
425	Santa Maria da Boa Vista (Malhada Real)	-40,0167	-9,0333	34,44	72,10

Figura 16. Série temporal original da precipitação pluviométrica mensal do município de Petrolina (estação 4) no período de 1950 a 2012.

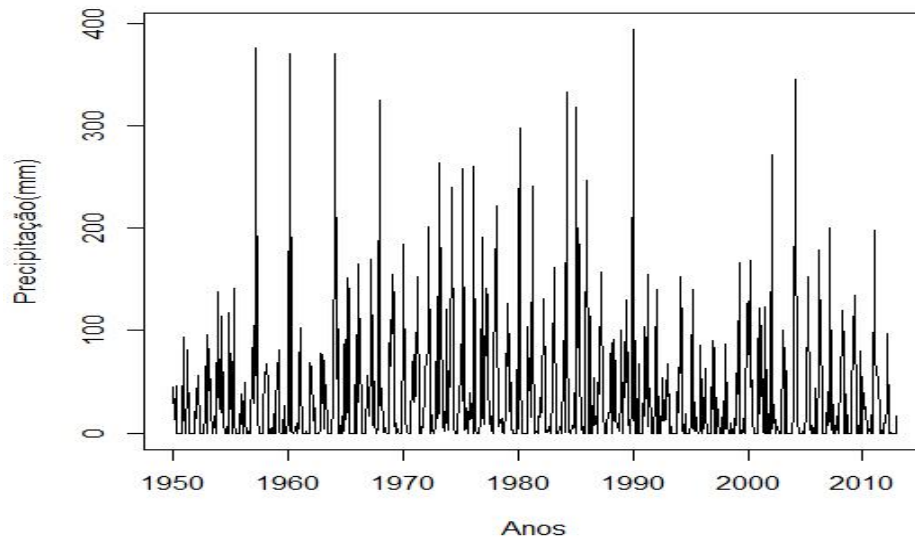


Figura 17. Série temporal original da precipitação pluviométrica mensal do município de Recife (estação 30) no período de 1950 a 2012.

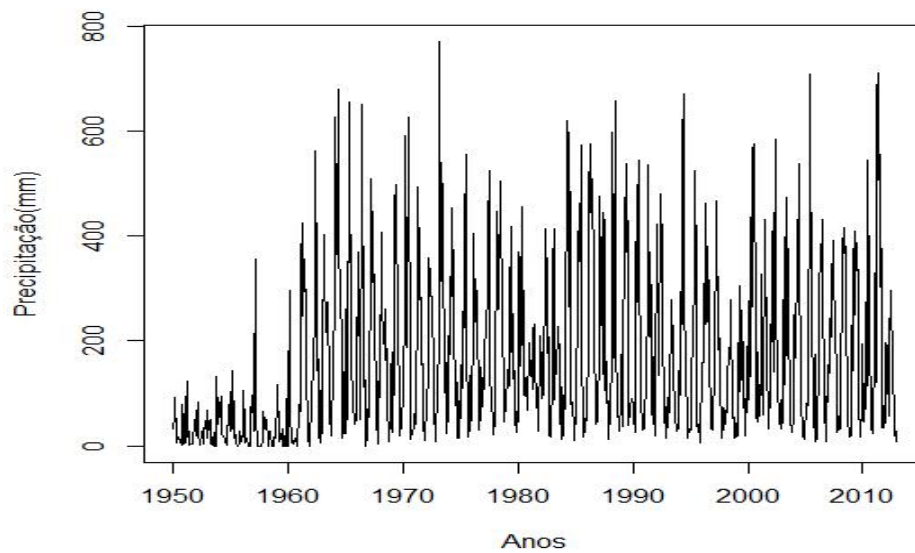


Figura 18. Série temporal original da precipitação pluviométrica mensal do município de Caruaru (estação 24) no período de 1950 a 2012.

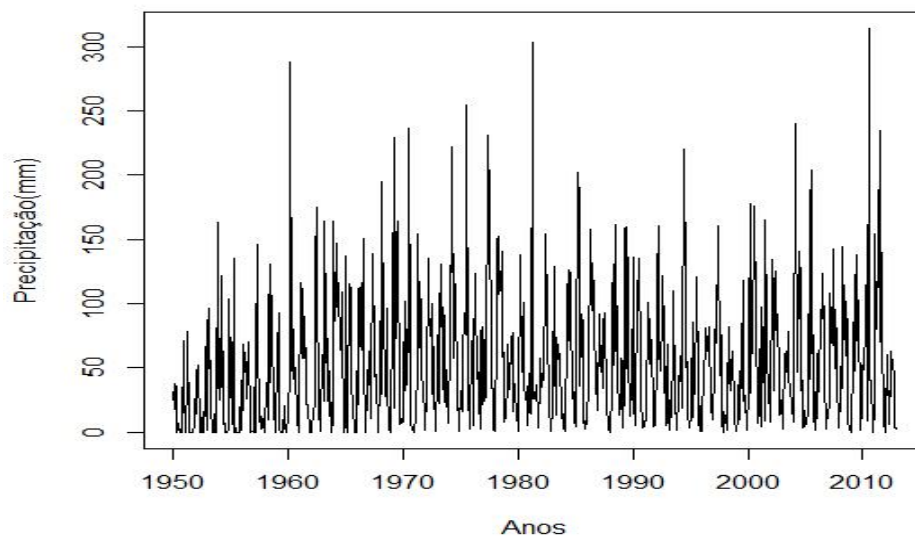


Figura 19. Série temporal original da precipitação pluviométrica mensal do município de Sirinhaém (estação 111) no período de 1950 a 2012.

