

**Modelagem da distribuição de frequência da precipitação para o Agreste Meridional do  
Estado de Pernambuco**

**Modeling the frequency distribution of precipitation for Agreste Meridional in the State  
of Pernambuco**

**Modelado de la distribución de frecuencia de la precipitación para el Agreste  
Meridional del Estado de Pernambuco**

Recebido: 04/11/2020 | Revisado: 13/11/2020 | Aceito: 17/11/2020 | Publicado: 22/11/2020

**Antônio Ricardo Santos de Andrade**

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1384-0888>

Universidade Federal do Agreste de Pernambuco, Brasil

E-mail: [jfvieira@hotmail.com.br](mailto:jfvieira@hotmail.com.br)

**Luciano Souza**

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9029-7714>

Universidade Federal do Agreste de Pernambuco, Brasil

E-mail: [lsouza@gmail.com](mailto:lsouza@gmail.com)

**Edijailson Gonçalves da Silva**

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1436-1718>

Universidade Federal do Agreste de Pernambuco, Brasil

E-mail: [edijailsongoncalves@gmail.com](mailto:edijailsongoncalves@gmail.com)

**Emylle Kerolayne Palmeira de Andrade**

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9492-587X>

Autarquia do Ensino Superior de Garanhuns, Brasil

E-mail: [emyllekerolayne\\_10@hotmail.com](mailto:emyllekerolayne_10@hotmail.com)

**Claudia Machado Costa**

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7761-7963>

Universidade Federal do Agreste de Pernambuco, Brasil

E-mail: [claudiamacosta3@gmail.com](mailto:claudiamacosta3@gmail.com)

**Maria Gorete dos Santos Silva**

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5569-3540>

Universidade Federal do Agreste de Pernambuco, Brasil

E-mail: [goretasantos\\_sj@outlook.com](mailto:goretasantos_sj@outlook.com)

**Jéssica Dayana de Souza Silva**

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7005-6577>

Universidade Federal Rural de Pernambuco, Brasil

E-mail: [jessica.dayna.agro@gmail.com](mailto:jessica.dayna.agro@gmail.com)

**Adiel Felipe da Silva Cruz**

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8571-6125>

Universidade Federal Rural de Pernambuco, Brasil

E-mail: [felipe.adiel@gmail.com](mailto:felipe.adiel@gmail.com)

**Willas Mendonça dos Santos**

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2794-2896>

Universidade Federal do Agreste de Pernambuco, Brasil

E-mail: [willas2017.2aa@gmail.com](mailto:willas2017.2aa@gmail.com)

**Maria Emanuely da Silva Ferreira**

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4221-8318>

Universidade Federal do Agreste de Pernambuco, Brasil

E-mail: [emanuely.darck@gmail.com](mailto:emanuely.darck@gmail.com)

**Resumo**

A caracterização de mudança climáticas de uma região admite determinar ações de planejamento para atividades agrícolas futuras. Sendo assim, objetivou-se modelar a precipitação pluviométrica do ano de 2017 para o Agreste Meridional de Pernambuco, Brasil, a partir de distribuições probabilísticas. Foram analisadas a qualidade do ajuste e aderência de distintas funções de probabilidade (Cos-Weibull, Weibull-Exponential, Kumaraswamy Weibull e Kumaraswamy Weibull Poisson e Gumbel). Para verificar os ajustes, foram determinados os critérios estatísticos da AIC, BIC e HQIC, além dos testes de Anderson Darling (AD) e Cramér-von Misses (CVM). A área de estudo é formada por 71 municípios distribuídos em seis microrregiões do Agreste Pernambucano e está inserida na área de cobertura denominada "áreas sujeitas a secas", que apresenta período de estiagem inferior ao sertão. Para a elaboração deste trabalho, foram utilizados dados médios anuais de precipitação de 2017 das 71 estações meteorológicas (municípios), adquiridos da Agência de Água e Clima de Pernambucana (APAC) e da Agência Nacional de Água (ANA). As cinco funções de probabilidade resultaram em adequados e bons ajustes, exceto Kumaraswamy Weibull Poisson e Gumbel. Entretanto, os resultados obtidos indicaram que a distribuição Cos-Weibull com dois parâmetros foi mais adequadamente ajustada às condições pluviométricas

das seis microrregiões do Agreste Pernambucano, seguidas pelas distribuições Weibull-Exponential, Kumweibul e Kumwpoisson. Para os dados em questão, a função de probabilidade que apresentou resultado mais acurado às condições pluviométricas das seis microrregiões do Agreste Pernambucano, foi a de Cos-Weibull com dois parâmetros, seguidas pelas distribuições Weibull-Exponential, Kumweibul, e por último a Kumaraswamy Weibull Poisson.

**Palavras-chave:** Modelagem, Distribuição de probabilidade, Precipitação.

### **Abstract**

The characterization of climate change in a region allows determining planning actions for future agricultural activities. Therefore, the objective was to model the rainfall in 2017 for the Agreste Meridional of Pernambuco, Brazil, from probabilistic distributions. The quality of fit and adherence of different probability functions (Cos-Weibull, Weibull-Exponential, Kumaraswamy Weibull and Kumaraswamy Weibull Poisson and Gumbel) were analyzed. To verify the adjustments, the criteria were determined the statisticians of AIC, BIC and HQIC, in addition to the tests of Anderson Darling (AD) and Cramér-von Misses (CVM). The study area consists of 71 municipalities distributed in six regions of Agreste Pernambucano and is inserted in the coverage area called "areas subject to drought", which has a drought period lower than the sertão. For the elaboration of this work, we used average annual rainfall data of 2017 of the 71 meteorological stations (municipalities), acquired from the Water and Climate Agency of Pernambucana (APAC) and the National Water Agency (ANA). The five probability functions resulted in suitable and good adjustments, except for Kumaraswamy Weibull Poisson and Gumbel. However, the results indicated that the two-parameter Cos-Weibull distribution was more appropriately adjusted to the rainfall conditions of the six regions of Agreste Pernambucano, followed by the Weibull-Exponential, Kumweibul and Kumwpoisson distributions. For the data in question, the probability function that presented the most accurate result to the rainfall conditions of the six regions of Agreste Pernambucano was that of Cos-Weibull with two parameters, followed by the Weibull-Exponential, Kumweibul and, finally, Kumaraswamy Weibull Poisson.

**Keywords:** Modeling, Probability distribution, Precipitation.

### **Resumen**

La caracterización del cambio climático de una región admite determinar acciones de planificación para actividades agrícolas futuras. Siendo así, se objetó modelar la precipitación

pluviométrica del año 2017 para el Agreste Meridional de Pernambuco, Brasil, a partir de distribuciones probabilísticas. Se analizó la calidad del ajuste y adherencia de distintas funciones de probabilidad (Cos-Weibull, Weibull-Exponential, Kumaraswamy Weibull y Kumaraswamy Weibull Poisson y Gumbel). Para verificar los ajustes, fueron determinados los criterios los estadísticos de la AIC, BIC y HQIC, además de las pruebas de Anderson Darling (AD) y Cramér-von Misses (CVM). El área de estudio está formada por 71 municipios distribuidos en seis mesorregiones del Agreste Pernambucano y está insertada en la zona de cobertura denominada "áreas sujetas a sequías", que presenta período de estiaje inferior al sertón. Para la elaboración de este trabajo, se utilizaron datos medios anuales de precipitación de 2017 de las 71 estaciones meteorológicas (municipios), adquiridos de la Agencia de Agua y Clima de Pernambucana (APAC) y de la Agencia Nacional de Agua (ANA). Las cinco funciones de probabilidad resultaron en adecuados y buenos ajustes, excepto Kumaraswamy Weibull Poisson y Gumbel. Sin embargo, los resultados obtenidos indicaron que la distribución Cos-Weibull con dos parámetros fue ajustada más adecuadamente a las condiciones pluviométricas de las seis regiones del Agreste Pernambucano, seguidas por las distribuciones Weibull-Exponential, Kumweibul y Kumwpoisson. Para los datos en cuestión, la función de probabilidad que presentó resultado más preciso a las condiciones pluviométricas de las seis regiones del Agreste Pernambucano, fue la de Cos-Weibull con dos parámetros, seguidas por las distribuciones Weibull-Exponential, Kumweibul y, por último, la Kumaraswamy Weibull Poisson.

**Palabras clave:** Modelado, Distribución de probabilidade, Precipitación.

## 1. Introdução

Alterações na precipitação, inundações, secas e a crescente necessidade de conhecer o regime pluviométrico para o planejamento e desenvolvimento de atividades agrícolas e não agrícolas, podem causar impactos sócio econômicos e ambientais no mundo. Esse problema é recursivo, uma vez que as variáveis climáticas flutuam significativamente com o tempo, com anos mais secos e alternados por períodos de chuvas intensas (Silva, 2013).

A estimativa de chuvas com certo nível de probabilidade é de fundamental relevância para o planejamento agrícola, possibilitando prever o melhor momento para preparar da terra, colheita, semeadura, aplicação de fertilizantes, defensas e de água suplementar via irrigação (Ávila et al., 2009, Silva et al., 2013). A água é uma das responsáveis por parte do desenvolvimento agrícola em regiões onde os recursos hídricos são insuficientes. Logo a

precipitação se caracteriza como a maneira mais econômica e ambientalmente apropriada de uso da água para as atividades agrícolas e agropecuárias (Vieira et al., 2010, França et al., 2020). Para o planejamento adequado da agricultura, no que diz respeito ao bom emprego do clima, é indispensável avaliar as condições médias, e quantificar a variação e a frequência das variáveis climáticas de importância agrícola com base em uma série histórica de longo prazo (Araújo et al., 2001).

O Estado de Pernambuco tem um histórico de desastres naturais, muitas vezes relacionados a secas. As estiagens são caracterizadas pela menor intensidade e por sua ocorrência em períodos mais curtos de tempo. A seca, por sua vez, é caracterizada pela ausência de chuvas por longos períodos, com sérias consequências para a região nordeste, especialmente para as regiões semiáridas. Em muitos municípios pernambucanos milhares de famílias são afetadas pela seca devido a grave escassez água nas regiões urbanas e rurais. A geração de energia elétrica também é afetada através da diminuição do curso de rios afetados por secas severas, uma vez que resultam de uma interação complexa dos diversos processos de armazenamento e condução de água no ciclo hidrológico, dependendo da capacidade infiltração de solo e da precipitação (Ramos, 2010).

Em geral, os dimensionamentos de irrigação são projetados para cobrir todas as demandas hídricas das plantas, sem considerar o volume total de chuva. O dimensionamento dos sistemas de irrigação é geralmente baseado em previsões de uso da água pelas lavouras. O uso de estimativas das necessidades de água das lavouras sem uso de nenhum critério e de resultante de modelos estatísticos nem sempre é capaz de fornecer resultados confiáveis (Silva et al., 2013).

Estudar a probabilidade das variáveis climáticas é de grande importância para o planejamento das atividades agrícolas, turismo, transporte e principalmente amenizar a falta de água em regiões com escassez de chuvas (Uliana et al., 2013). Segundo Moura et al. (2015), a chuva é o elemento com maior influência nas transformações humanas e ao meio ambiente, podendo encadear alterações nos valores da temperatura do ar e do solo, umidade relativa e radiação solar, fatores esses condicionais para o desenvolvimento das plantas.

A análise de dados meteorológicos, a fim de extrair conclusões sobre o comportamento esperado no presente e no futuro, é sempre marcada pela necessidade de trabalhar com grande quantidade de dados. Para promover a análise do comportamento e interpretação das probabilidades das variáveis climáticas, torna-se necessário uma organização adequada desses dados de forma a admitir uma assimilação o mais rápido das suas características mais relevantes. Entre os procedimentos estatísticos e matemáticos mais

empregados para se alcançar este objetivo estão os modelos de distribuições de frequência de probabilidade (Moura et al., 2001).

A quantidade de informações e/ou dados disponíveis para análise cresce cada vez mais rápido, tornando necessárias novas distribuições de probabilidade para melhor descrever as especificidades de cada fenômeno/experimento estudado, particularmente a precipitação. Com o aparecimento de ferramentas computacionais cada vez mais poderosas, foi possível usar distribuições com mais parâmetros para o ajuste de dados em massa.

Neste sentido, pesquisadores vem utilizando a ferramenta estatística, para melhor caracterização do comportamento das precipitações na região com a ajuda dos modelos de distribuição probabilísticas que melhor se adaptam ao conjuntos de dados espaciais de precipitação (Assis et al., 1996, Moura et al., 2001, Vieira et al., 2010, Dourado Neto et al., 2014, Mazucheli & Emanuell, 2019). Entre as diferentes modelos de distribuições probabilísticas frequentemente utilizados sobre modelagem de dados pluviométricos são: a distribuição Binomial (aplicada com sucesso em dados de número de meses de geada por ano, número de anos chuvosos por décadas e número de meses secos por ano), distribuição Weibull (aplicada com sucesso em dados de precipitação e temperatura), distribuição Poisson (usados para estimativas do eventos raros como número de trombas e temporais de água em um ano, e de número de furacões em um ano), distribuição de Gauss (precipitação anual, temperaturas médias mensais e pressão média anual), distribuição Gama (precipitação mensal, semanal e pentadal), distribuição Beta (aplicada na estimativa da evapotranspiração real e potencial), distribuição Gumbel (valores extremos como temperaturas máximas e mínimas, e precipitações e evapotranspirações máximas e mínimas).

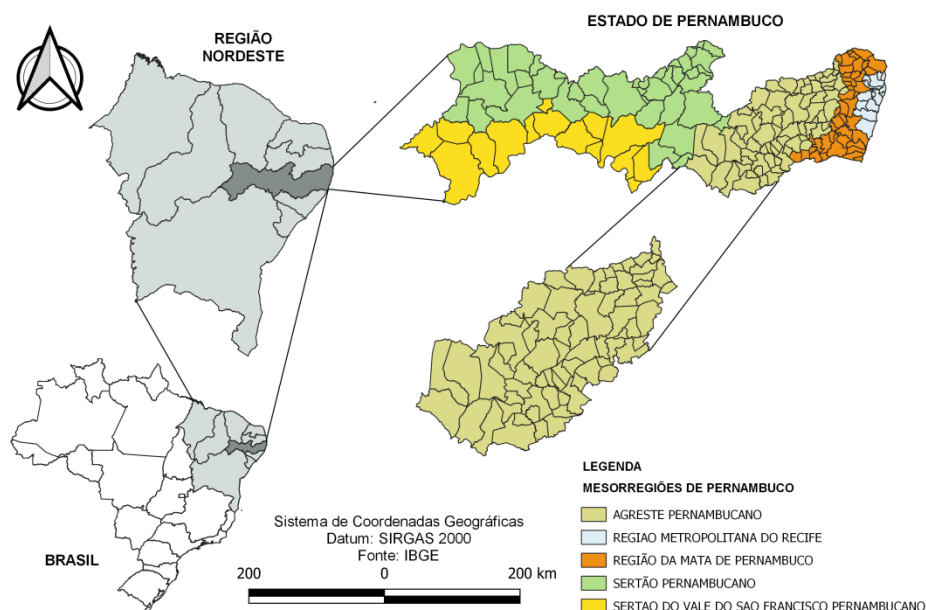
Pesquisas que envolvem ajustes ou adequação de modelos utilizando funções de distribuição de probabilidade teóricas baseado em um conjunto de variáveis meteorológicas têm sido desenvolvidos e bastante difundos no meio científico para caracterização da mudança climáticas de uma região e planejamento de atividades agrícolas que minimizem riscos climáticos (Assis et al., 1996, Andrade Júnior & Bastos, 1997, Ribeiro & Lunardi, 1997, Viana et al., 2005, Ribeiro et al., 2007, Arraes et al., 2009). De acordo com Vieira et al. (2010) as chuvas de determinado local podem ser previstas, dentre outras formas, em termos probabilísticos por meio de modelos teóricos de distribuição ajustados a uma séries históricas de dados de diversas variáveis meteorológicas. Assim, o objetivo deste trabalho foi modelar estatisticamente a distribuição dos dados médios anuais de precipitação do ano de 2017 para o Agreste Meridional do estado de Pernambuco, por meio dos modelos de distribuição probabilísticas.

## 2. Metodologia

### Caracterização da mesorregião do Agreste Pernambucano

As áreas de estudo estão localizadas na mesorregião do Agreste Pernambucano com uma área de aproximada de 24.400 km<sup>2</sup>. Está localizada entre a Zona da Mata e o Sertão e distribuídos em seis microrregiões do Agreste Pernambucano (IBGE, 2015). A mesorregião estudada apresenta as seguintes microrregiões: Vale do Ipanema, Vale do Ipojuca, Alto Capibaribe, Garanhuns, Brejo Pernambucano e Médio Capibaribe (Figura 1), totalizando 71 municípios.

**Figura 1.** Localização da área de estudo das seis microrregiões do Agreste Pernambucano com 71 municípios.



Fonte: Andrade et al., (2020).

A região está inserida no semiárido, onde apresenta um clima seco mais curto que o sertão, em razão da sua proximidade com o litoral. Os índices de chuvas podem variar em cada microrregião do Estado de Pernambuco. A região está inserida em parte no planalto de Borborema, a uma altitude média entre 400 e 800 metros, caracterizando a região com um clima mais ameno que o semiárido e com um índices pluviométricos mais altos (Andrade et al., 2018). A região possui as estações do ano bem marcantes, em comparação com o litoral e oeste do Estado de Pernambuco.

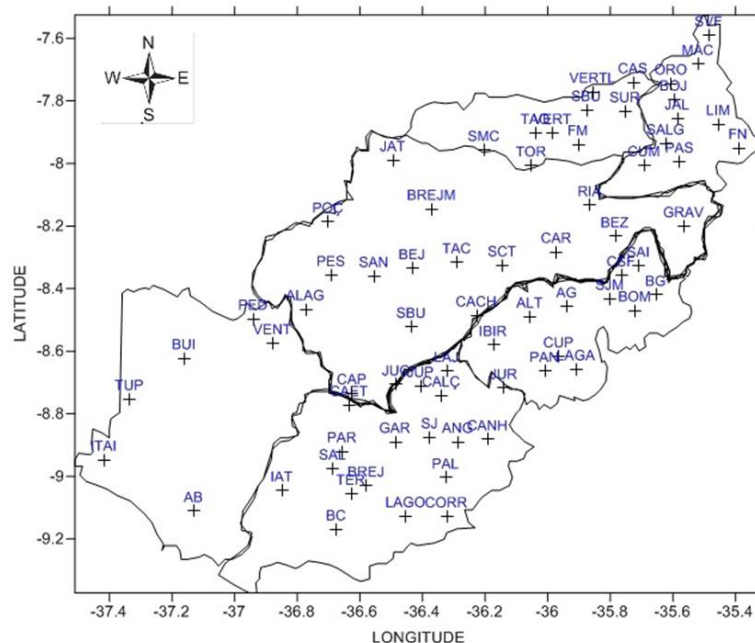


O índice pluviométrico, a temperatura e a umidade relativa do ar que são influenciadas pelo relevo da região o que auxilia a atenuar as temperaturas e elevar os índices de chuvas na região. A umidade relativa do ar varia entre 10% e 80%. As precipitações são mal distribuídas espacialmente e temporalmente em grande parte da região e bastante reduzidas. As seis microrregiões com 71 municípios que compõem a mesorregião do Agreste Pernambucano, caracteriza-se por temperaturas elevadas (18 °C a 37 °C) e estações bem marcantes, uma chuvosa e outra seca. A estação de chuva ocorre entre os meses de março a julho com valores que não ultrapassam os 295 mm anuais. O período menos chuvoso está entre os meses de agosto e fevereiro devido a baixa umidade relativa em razão da estação seca. O índice pluviométrico é de cerca de 500 mm anuais (CONDEPE/FIDEM, 2017, Andrade et al., 2018).

## Banco de dados

Para realizar este trabalho foram utilizados dados anuais pluviométricos de 71 postos da Agência de Água e Clima de Pernambucana (APAC) e da Agência Nacional de Água (ANA). A Figura 2 apresenta a localização das seis microrregiões, bem como a distribuição espacial das estações meteorológicas utilizadas no estudo, onde encontram-se os 71 municípios que compõem a região do Agreste Meridional de Pernambucano.

**Figura 2.** Distribuição espacial da rede de pluviômetros das estações meteorológicas dos 71 municípios do Agreste Meridional de Pernambucano.



Fonte: Andrade et al., (2020).



As estações estão espacialmente bem distribuídas no Agreste Meridional de Pernambuco. Os dados envolvem a média anual do ano de 2017 para as seis Mesorregiões do Agreste Pernambucano composta por 71 municípios.

A partir dos dados mensais de precipitação dos 71 postos meteorológicos correspondentes aos municípios foram calculados a precipitação anual média para uma matriz de dados. Esta foi composta por 71 valores (71 x 1) correspondentes ao ano de 2017 e 71 municípios. Na Tabela 1 é possível notar os postos pluviométricos selecionados com seus correspondentes municípios.

**Tabela 1.** Localização e característica dos 71 municípios da área em estudo com suas coordenadas geográficas pertencentes as seis microrregiões do Agreste Pernambucano, para o ano 2017.

Municípios	Símbolo	Latitud e	Longitud e	Municípios	Símbolo	Latitud e	Longitude
Agrestina	AG	-35.9383	-8.4580	Jurema	JUR	-36.14	-8.7180
Águas Belas	AB	-37.1306	-9.1113	Lagoa do Ouro	LAGO	-36.4531	-9.127
Alagoinha	ALAG	-36.7731	-8.4663	Lagoa dos Gatos	LAGA	-35.9083	-8.6583
Altinho	ALT	-36.0558	-8.4897	Lajedo	LAJ	-36.3219	-8.6636
Angelim	ANG	-36.2858	-8.8902	Limoeiro	LIM	-35.4533	-7.8747
Barra de Guabiraba	BG	-35.6539	-8.4200	Machados	MAC	-35.5197	-7.6822
Belo Jardim	BEJ	-36.4325	-8.3355	Orobó	ORO	-35.6053	-7.745
Bezerros	BEZ	-35.7842	-8.2333	Palmeirina	PAL	-36.325	-9.0044
Bom Conselho	BC	-36.6744	-9.1697	Panelas	PAN	-36.0092	-8.6636
Bom Jardim	BOJ	-35.5964	-7.7958	Paranatama	PAR	-36.6558	-8.9208
Bonito	BOM	-35.7206	-8.4702	Passira	PAS	-35.5783	-7.995
Brejão	BREJ	-36.5786	-9.0302	Pedra	PED	-36.9397	-8.4969
Brejo da Madre de Deus	BREJM	-36.3694	-8.1458	Pesqueira	PES	-36.6908	-8.3577
Buíque	BUI	-37.1606	-8.6230	Poção	POÇ	-36.7008	-8.1863
Cachoeirinha	CACH	-36.2267	-8.4863	Riacho das Almas	RIA	-35.8644	-8.1338
Caetés	CAET	-36.6331	-8.7730	Sairé	SAI	-35.7086	-8.327
Calçados	CALÇ	-36.3392	-8.7422	Salgadinho	SALG	-35.6222	-7.9363
Camocim de São Felix	CSF	-35.7644	-8.3586	Saloá	SAL	-36.6858	-8.9758
Canhotinho	CANH	-36.1911	-8.8822	Sanharó	SAN	-36.5542	-8.3605
Capoeiras	CAP	-36.6244	-8.7347	Santa Cruz do Capibaribe	SMC	-36.2028	-7.9575
Caruaru	CAR	-35.9714	-8.2833	Santa Maria do Cambucá	SBU	-35.8756	-7.8291
Casinhas	CAS	-35.7261	-7.7411	São Bento do Una	SBU	-36.435	-8.5227
Correntes	CORR	-36.3225	-9.1288	São Caetano	SCT	-36.1444	-8.3258
Cumaru	CUM	-35.6911	-8.0061	São João	SJ	-36.3761	-8.8755
Cupira	CUP	-35.9639	-8.6166	São Joaquim do	SJM	-35.8	-8.4325

Feira Nova	FN	-35.3908	-7.9508	Monte São Vicente	SVF	-35.485	-7.5911
Frei Miguelinho	FM	-35.9019	-7.9397	Férrer	SUR	-35.7519	-7.8330
Garanhuns	GAR	-36.4867	-8.8902	Surubim	TAC	-36.2894	-8.3161
Gravatá	GRAV	-35.5647	-8.2011	Tacaimbó	TAQ	-36.0381	-7.9030
Iati	IAT	-36.8481	-9.0458	Taquaritinga do Norte	TER	-36.6275	-9.0561
Ibirajuba	IBIR	-36.1736	-8.5805	Terezinha	TOR	-36.0517	-8.0066
Itaíba	ITAI	-37.4167	-8.9475	Toritama	TUP	-37.335	-8.7533
Jatauba	JAT	-36.4933	-7.9900	Tupanatinga	VENT	-36.8781	-8.5747
João Alfredo	JAL	-35.5856	-7.8558	Venturosa	VERTL	-35.855	-7.7713
Jucati	JUC	-36.4833	-8.7063	Vertente do Lério	VERT	-35.9833	-7.9027
Jupi	JUP	-36.4056	-8.7116	Vertentes	-----	-----	-----

Fonte: Andrade et al., (2020).

### Modelos de distribuição

Para análise da precipitação anual média dos 71 municípios da microrregião do Agreste Pernambucano foram consideradas as distribuições Weibull-Exponencia e Gumbel (Tabela 2) objeto principal do estudo, além das distribuições Cos-Weibull (Souza, 2015), Kumaraswamy Weibull e Kumaraswamy weibull Poisson.

**Tabela 2.** Distribuições ajustadas e testadas para os dados da precipitação para os 71 municípios do Agreste Pernambucano no ano de 2017.

Função	Expressão matemática	Parâmetros
Cos-Weibull	$f(x) = \frac{\pi}{2} \alpha \lambda^\alpha e^{-(\lambda x)^\alpha} (1 - e^{-(\lambda x)^\alpha}) \cos\left(\frac{\pi}{2} e^{-(\lambda x)^\alpha}\right)$	Eq.(01) $\alpha, \lambda$
Weibull-Exponencial	$f(x) = \alpha k \lambda^k x^{k-1} e^{-(\lambda x)^k} [1 - e^{-(\lambda x)^k}]^{\alpha-1}$	Eq.(02) $\alpha, k, \lambda$
Kumaraswamy Weibull	$f(x) = \alpha \lambda^\alpha x^{\alpha-1} e^{-(\lambda x)^\alpha}$	Eq.(03) $\alpha, \lambda$
Kumaraswamy Weibull Poisson	$f(x) = \frac{\lambda a b c \beta^\alpha}{e^{\lambda-1}} x^{a-1} [1 - e^{-(\beta x)^c}]^{\alpha-1} \{1 - [1 - e^{-(\beta x)^c}]^\alpha\}^{b-1} e^{\lambda \{1 - [1 - e^{-(\beta x)^c}]^\alpha\}^b - (\beta x)^c}$	Eq.(04) $a, c, \lambda, \beta$
Gumbel	$f(x) = \frac{1}{\sigma} e^{-\frac{x-\mu}{\sigma}} e^{-\frac{x-\mu}{\sigma}}$	Eq.(05) $\mu, \sigma$

Fonte: Andrade et al., (2020).

Para avaliar a eficiência das distribuições Cos-Weibull, Kumaraswamy Weibull e Kumaraswamy Weibull Poisson estas foram comparadas com duas distribuições comuns na análise de dados de precipitação, as distribuições Weibull- Exponencial e Gumbel.

A distribuição Weibull com três parâmetros, obtida por Marshall & Olkin (1997), foi estudada por Zhang & Xie (2007). Destacam que uma das propriedades importantes dessa distribuição é que sua função de risco modela uma forma crescente, decrescente ou inicialmente crescente, e depois diminuindo, e eventualmente aumentando, e tem como caso particular a distribuição Weibull para  $k = 1$  (Pascua, 2012). As distribuições de probabilidade como Weibull, Gamma, Log-Normal, Log-Logistics e Inverse-Gaussian, comumente especificadas por dois parâmetros, são frequentemente empregadas para modelar dados de natureza climática (Mazucheli & Emanuell, 2019).

A classe de distribuições exponenciais é obtida elevando-se ao expoente  $k$  ( $k > 0$ ). Dentro dessa classe de distribuições, cita-se a Weibull exponencial apresentada por Mudholkar et al. (1995). Esta é a generalização da distribuição Weibull com parâmetros  $\alpha > 0$  e  $\lambda > 0$  (Pascoa, 2012). Segundo mesmo autor a distribuição Weibull exponencial apresenta diferentes formas da função risco, como por exemplo, forma crescente, decrescente e uni modal, obtidas de quatro regiões do espaço paramétricos determinados pelas equações  $\alpha = 1$  e  $k\lambda = 1$ .

A classe Kumaraswamy de distribuições, recentemente sugerida por Cordeiro & Castro (2011), é baseada na lógica e na forma geral da distribuição Kumaraswamy indicada por Kumaraswamy (1980) para funções limitadas (inferior e superiormente) como exemplo, o caso particular da classe de distribuições exponenciais quando  $\lambda = 1$  (Cordeiro & Castro, 2011).

### **Método de Máxima Verossimilhança (MMV)**

O método de máxima verossimilhança é frequentemente empregado para estimar os parâmetros que melhor explicam os dados observados. Para a estimar os parâmetros das distribuições Cos-Weibull, Weibull-Exponencial, Kumaraswamy Weibull e Kumaraswamy Weibull Poisson e Gumbel, de forma e escala dos modelos adotados neste estudo, existem vários métodos. Devido à sua imensa aplicabilidade estatística foi utilizado o método da máxima verossimilhança conforme descrito por Santos et al. (2019). Este método é considerado um dos melhores para estimar parâmetros de funções distribuições de probabilidade na área estatística. Em sua análise, o estimador de MMV é o valor que

maximiza a função de verossimilhança. Estatisticamente, pode ser expresso de acordo com a Equação 6 (Santos et al., 2019)

$$L(\theta(x_1, \dots, x_n)) = \prod_{i=1}^n f(x_i; \theta) \quad \text{Eq.(06)}$$

### Os critérios de seleção do ajuste dos modelos

Após estimar os parâmetros das distribuições indicadas pelo método da máxima verossimilhança, cinco critérios foram utilizados para escolher a distribuição com o melhor ajuste. Foram utilizadas as seguintes estatísticas para verificar os ajustes dos modelos: critério de informação de Akaike (AIC), critério de informação bayesiano (BIC), critério de informação de Hannan Quinn (HQIC), além dos testes de Anderson Darling (AD) e Cramér-von Mises (CvM).

Seguindo o mesmo raciocínio, Akaike (1972) propôs seu método de avaliação de modelos. Esse critério de informação de Akaike (AIC) é uma estatística utilizada e de fácil entendimento para escolha de modelos de regressão. O critério de informação bayesiano foi proposto por Schwarz (1978), tal como o AIC. Este critério seleciona entre todos os modelos testados aquele que tem o menor AIC. O AIC é determinado pela seguinte expressão (Brito, 2014):

$$AIC = 2.l(\hat{\theta}) + 2.p \quad \text{Eq.(07)}$$

onde  $l(\hat{\theta})$  é o log-verossimilhança maximizada de  $(\hat{\theta})$  e  $p$  é o número de parâmetros do preditor linear ou não linear para os modelos.

O critério de informação bayesiano foi sugerido por Schwarz (1978) é dado pela expressão (Brito, 2014):

$$AIC = -2.\log(L(\hat{\theta})) + p.\log(n) \quad \text{Eq.(08)}$$

Em que  $L(\hat{\theta})$  representa verossimilhança do modelo escolhido,  $p$  é igual ao número de parâmetros a serem estimados e  $n$  é o número de observações da amostra.

Analisando os resultados após aplicação dos critérios AIC e BIC, aquele que apresentar o menor valor é considerado o melhor modelo, ou seja, quanto menores as magnitudes encontrados para essas medidas, melhores são os ajustes feitos pelas distribuições (Santos et al., 2019).

O critério de informação de Hannan-Quinn (HQIC) proposto por Hannan e Quinn (1979) é um critério alternativo de classificação de modelos para o AIC e o BIC. Segundo Burnham & Anderson (2002), esse critério tem pouco uso prático, uma vez que a maioria dos conjuntos de dados tem poucas observações. O HQIC deve ser mínimo e a equação AIC é dada por:

$$AIC = -2 \cdot \text{plog}(\log(n) - 2\log(L(\hat{\theta}))) \quad \text{Eq.(09)}$$

O teste estatístico proposto por Anderson-Darling (1952) é mais utilizado quando o tamanho da amostra não é maior que 25, e pode ser usado para definir qual é o modelo é mais adequado. Logo, este teste se apresenta apropriado para testar a adequabilidade entre modelos “funções de distribuição de probabilidade”, em um conjunto de dados (Yilmaz & Çelik, 2008). Sua expressão é dada por (Brito, 2014):

$$AD = ad^2 \cdot \left( 1 + \frac{0,75}{n} + \frac{2,25}{n^2} \right) \quad \text{Eq.(10)}$$

Onde:

$$ad^2 = n - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left[ (2i-1) \log(p_{(i)}) + (2n+1-2i) \log(1-p_{(i)}) \right] \quad \text{Eq.(11)}$$

Onde:  $p_{(i)} = \Phi\left(\frac{Y_{(i)} - Y}{S_Y}\right)$  representa os percentis ordenados da distribuição normal padrão.

Outro teste utilizado foi o de Cramér Von Mises. Este teste também se baseia na distribuição acumulada e foi proposto por Darling (1957), com segue:

$$CvW = W^2 \cdot \left( 1 + \frac{0,5}{n} \right) \quad \text{Eq.(12)}$$

Sendo:

$$W^2 = \frac{1}{12n} \sum_{i=1}^n \left( p(i) - \frac{2i-1}{2n} \right)^2 \quad \text{Eq.(13)}$$

Segundo Emiliano (2013), um modelo adequado deve ter como premissa a capacidade de contrabalançar a qualidade do ajuste e a complexidade, geralmente medida pelo número de parâmetros do modelo ou função de distribuição de probabilidade. Quanto mais parâmetros, mais complexo será, portanto mais difícil de explicar.

### 3. Resultados e Discussão

De acordo com o teste de Shapiro-Wilk para normalidade dados médios anuais de precipitação no nível de significância de 5%, verificou-se que os dados não seguem a distribuição normal, resultado este considerado comum para pluviosidade. Algumas estatísticas descritivas, como a média, mediana (Md), moda (Mo), desvio-padrão (DP), coeficiente de variação (CV%), coeficiente de assimetria (Cs) e curtose (Ck), além dos valores mínimo (Vmín) e máximo (Vmáx), e o índice de irregularidade meteorológica (IIM) para os dados de precipitação no ano 2017 nos 71 municípios do Agreste Pernambucano estão disponíveis na Tabela 3.

**Tabela 3.** Estatísticas descritivas dos dados de precipitação pluviométrica para o ano de 2017 para os 71 municípios do Agreste Pernambucano na região Nordeste.

Ano	Média	Md	Mo	DP	CV	Cs	Ck	Vmín	Vmáx	IIM
	-----mm-----				%			-----mm-----		-----
2017	214,95	194,90	147,60	103,59	48,19	0,90	1,15	29,20	556,00	19,04

Md = mediana, Mo = moda, DP = Desvio-padrão, CV = coeficiente de variação, Cs = coeficiente de assimetria, Ck = coeficiente de curtose, Vmín = Valor mínimo, Vmáx = valor máximo, IIM = índice de irregularidade meteorológica.

Fonte: Andrade et al., (2020).

Para as séries estudadas foi obtida uma variação da precipitação média anual de toda a área entre 29,20 a 556,00 mm, com valor médio anual de 214,95 mm, indicando grande variação dos dados, com altos valores do DP (103,59 mm) e do CV(%) no valor de 48,19%. Este fato já era esperado, uma vez que o estado apresenta microrregiões com climas muito diferentes. Analisando a variabilidade com base nos valores do CV(%), verifica-se que os

valores anuais de precipitação apresentaram variação média baixa ( $CV\% < 12\%$ ), média ( $CV\%$  entre 12 a 60%) e alta ( $CV\% > 60\%$ ) indicando que há uma dispersão média entre os valores médios de precipitação na Mesorregião do Campo de Pernambucano (Silva et al., 2011).

Com intuito de analisar as variações do Índice de Irregularidade Meteorológica (IIM) para os 71 municípios do Agreste Pernambucano foi aplicado análise geoestatística por meio do método de krigagem. Este método é o processo de interpolação local não amostrado, permitindo assim um melhor estudo da variabilidade dos regimes de chuvas prevalectes na área. No estudo de mudanças climáticas, há uma notável variabilidade espacial nos valores IIM. Essa variação pode dever-se o mais importante dos processos irregulares sobre regularidades de eventos meteorológicas identificados pelos altos valores IIM, onde o valor médio anual observado foi de 19,04. De acordo com Scheffer et al. (1994), o IIM quantifica a anomalia da chuva numa determinada região, além de permitir medir a variação de um evento meteorológico em relação ao seu valor climatológico. O IIM é calculado pela relação entre o valor da precipitação máxima ( $P_{max}$ ) e o valor da precipitação mínima ( $P_{min}$ ). Este resultando em um valor maior que 3, já pode ser considerada alta.

Outra medida estatística de relevância no estudo de fenômenos meteorológicos é o coeficiente de assimetria ( $C_s$ ) que indica o grau de distorção de uma distribuição em relação a uma distribuição simétrica, ou seja, em uma distribuição normal (Gaussiana). Nesta os dados mais repetidos concentram-se mais centralmente em relação aos extremos. Já o coeficiente de curtose ( $C_k$ ) mede o grau de achatamento dos dados em relação a uma distribuição normal (Borges, 2003). No presente estudo, observam-se altos valores para  $C_s$  e  $C_k$ , e ambas medidas distantes de zero e positivas, indicando ausência de normalidade dos dados de precipitação, ou seja, distribuição de frequência dos valores de precipitação é assimétrica positiva ( $C_s > 0$ ) ou curva acentuada à direita. Isto indica que os valores médios de chuvas para região seguem uma distribuição lognormal, sugerindo que para o ano 2017 a precipitação média anual para toda região do Agreste Pernambuco possui uma distribuição de frequências com uma curva mais estreita, do tipo leptocúrtico ( $C_k > 0$ ). Nest caso mais de 50% dos valores mais altos de precipitação têm uma tendência de maior concentração à direita da precipitação média. O valor médio anual de precipitação para região distancia-se do valor estatístico da moda (maior concentração dos dados), situando-se a mediana em uma posição intermediária na distribuição de frequência dos valores de precipitação. Este resultado é confirmado devido ao pequeno desvio dos valores da média, mediana e moda, conforme trabalho de Mello & Oliveria (2016). Carvalho et al. (2009) estudando a variação espacial da precipitação média do Estado de São

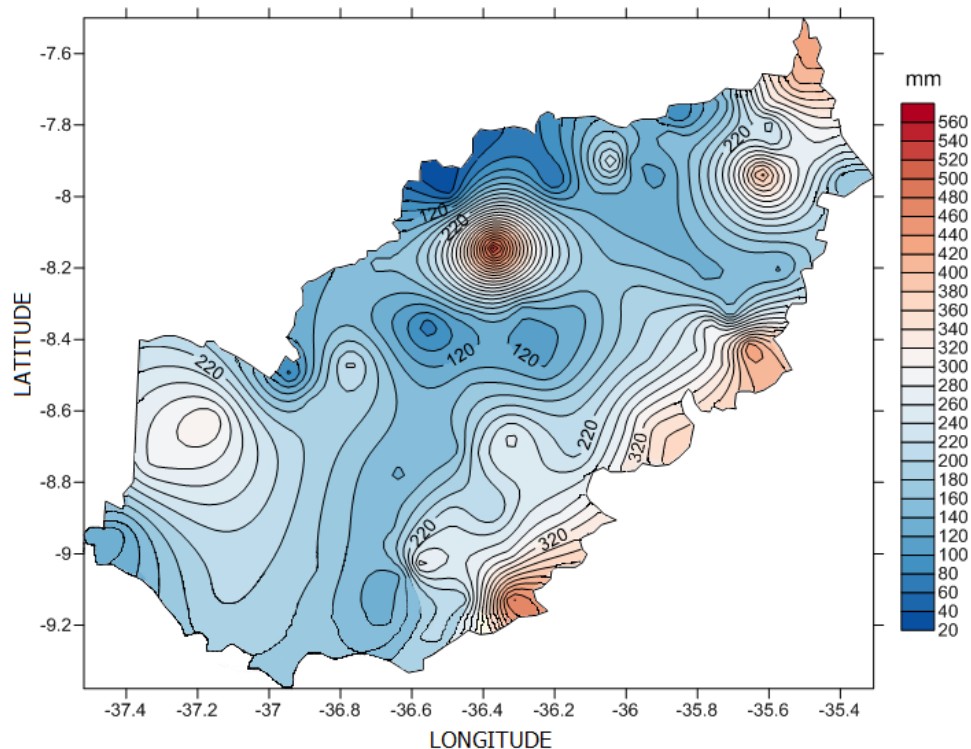


Paulo em 1027 e 379 estações de medição encontraram valores de assimetria e curtose maiores que zero ( $C_s$  e  $C_k > 0$ ).

Segundo Astolpho (2005), a presença de distribuição de frequência lognormal para fenômenos meteorológicos está ligada a condições microclimáticas condicionadas por fatores geográficos como altitude e latitude do local, continentalidade e aspectos de chuvas de relevo. A Mesorregião do Agreste Pernambucano apresenta diversas condições microclimáticas. Bega et al. (2005) descrevem que a posição em relevo (altitude) é o principal fator responsável pelas similaridades e diferenças observadas em pesquisadas relacionadas a variabilidade espacial da precipitação. Segundo Souza (2015), o Agreste Pernambucano como uma região intermediária entre climas úmidos e secos pode assumir essas duas características. Assim, a Bacia do Ipojuca caracteriza-se por apresentar as suas regiões mais chuvosas no Litoral e na Zona da Mata, devido à incidência direta e sem obstáculos dos sistemas meteorológicos (dominantes) provenientes do oceano.

Na Figura 3 é possível observar a distribuição espacial dos valores médios mensais das chuvas para o ano de 2017 para as seis microrregiões e os seus 71 municípios do Agreste Pernambucano.

**Figura 3.** Distribuição espacial dos dados médios anuais de precipitação obtida por meio de Krigagem para as seis microrregiões do Agreste de Pernambuco, ano 2017.



Fonte: Andrade et al., (2020).

Na Figura 3 observa-se que, no oeste (microrregiões do vale de Ipanema e Ipojuca), sudeste (microrregião de Garanhuns) e leste (microrregião do Brejo Pernambucano), o valor médio mensal da precipitação para o ano 2017 variou de 120 a 220 mm. Nos municípios de São Vicente Fêrrer (SVF), Orobó (ORO), Machado (MAC) e Bom Jardim (BOJ) registrou-se volume médio de chuva entre 340 e 460 mm. Já na área central da microrregião do Vale do Ipojuca registraram-se os maiores valores de chuva precipitação, com média entre 160 e 560 mm. A análise espacial das chuvas tem papel importantíssimo para se ter uma noção da localização no espaço.

Na microrregião do médio Capibaribe o valor anual médio de precipitação no ano de 2017 varia de 320 a 460 mm. Pode-se verificar a influência da massa de ar tropical marítima, que em geral é instável e úmida. Além disso, essa região sofre a influência de penetrações de sistemas frontais do sul e perturbações atmosféricas de Leste. O sul da microrregião de Garanhuns também apresentou valores altos de precipitação média que variam entre 340 a 480 mm. Comportamento semelhante se verifica ao sul da microrregião de Brejo com precipitação média variando entre 340 a 420 mm (Figura 3).

Segundo Salgueiro (2005) o Agreste é considerado como um trecho intermediário entre a Mata e o Sertão com totais anuais médios inferiores a 600 mm em alguns municípios. Nesta região se inicia o polígono das secas, principalmente no município de Gravatá, estendendo-se no sentido do Sertão, onde o clima semiárido é bem caracterizado. Verificar-se também a presença de microclimas de altitude em alguns municípios estudados onde as temperaturas são baixas em algumas épocas do ano. Observa-se uma abundância da vegetação do tipo cactos e caatingas, por suas capacidades de resistirem às longas estiagens. Na parte mais próxima do Sertão, a contribuição da ZCIT é mais ativa em relação aos sistemas de leste, com período mais chuvoso entre os meses de fevereiro a julho, com ocorrência de 67% da precipitação anual média. Já nas áreas mais próximas da Zona da Mata, as contribuições dos sistemas de leste são mais importantes do que a ZCIT, com a estação chuvosa se ampliando entre os meses de março até junho (Salgueiro, 2005).

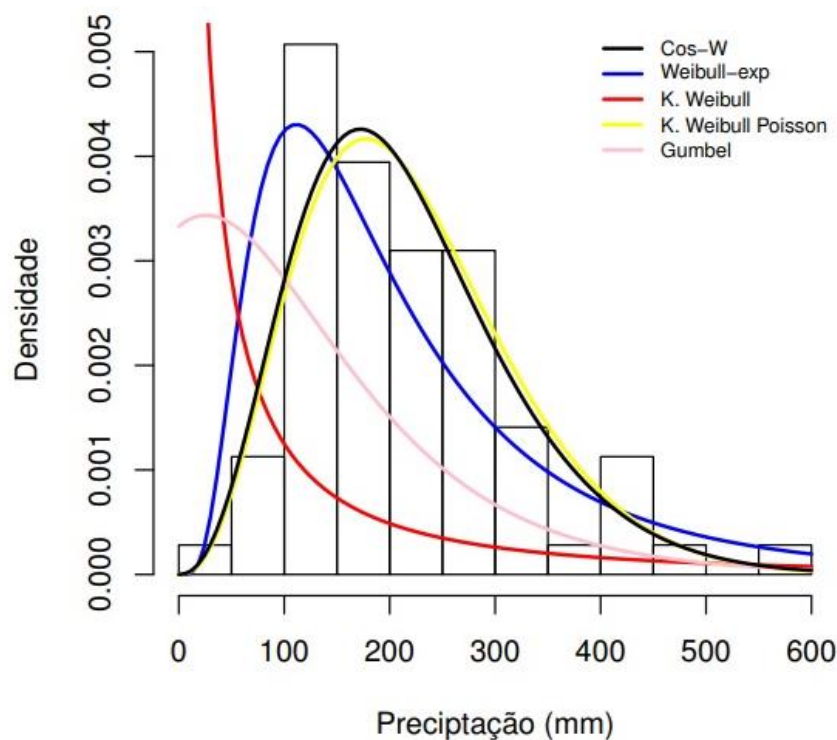
Na Tabela 4 podem ser observadas as estimativas de máxima verossimilhança encontradas nos ajustes das distribuições Cos-Weibull (Cos-W), Weibull Exponencial (Wiebull-Exp), Kumaraswamy Weibull (K.Weibull) e Kumaraswamy weibull Poisson (K.Weibull Poisson) e Gumbel, calculadas utilizando o programa R (versão 2011). As funções de densidades de probabilidades - fdp ajustadas podem ser visualizadas na Figura 4.

**Tabela 4.** Valores dos parâmetros dos cinco modelos de densidade de distribuição de frequência: Cos-W, Weibull-Exp, K.Weibull, K.Weibull Poisson e Gumbel dos dados de precipitação anual média de 71 municípios do Agreste Meridional Pernambucano, ano 2017.

Parâmetros dos modelos de densidade de distribuição de frequência					
NPM	Cos-W	Weibull-Exp	K.Weibull	K.Weibull Poisson	Gumbel
	$\alpha, \lambda$	$\alpha, k, \lambda$	$\alpha, \lambda$	$a, b, c, \lambda, \beta$	$\mu, \sigma$
1	1.64	19.40	0.40	1.75	25.81
2	0.01	0.50	27.85	0.38	107.07
3	---	15.76	---	1.94	---
4	---	---	---	0.18	---
5	---	---	---	0.01	---

NPM = número de parâmetros de cada modelo proposto no trabalho. Fonte: Andrade et al., (2020).

**Figura 4.** Modelos ajustados e histograma dos dados médios anuais de precipitação para os cinco diferentes modelos densidade de distribuição de frequência: Cos-Weibull (Cos-W), Weibull Exponencial (Weibull-Exp), Kumaraswamy Weibull (K.Weibull) e Kumaraswamy Weibull Poisson (K.Weibull Poisson) e Gumbel dos dados de precipitação anual média, ano 2017.



Fonte: Andrade et al., (2020).

A Figura 4 mostra cinco diferentes modelos de densidade de distribuição de frequência (fdp): Cos-W, K.Weibull Poisson, Weibull-Exp, Gumbel e K.Weibull para os diferentes valores de parâmetros dos modelos. Há indicações de que a distribuição Cos-W é um bom ajuste para os dados médios anuais de precipitação nas seis microrregiões de Agreste de Pernambuco para o ano de 2017. Observações unimodais e decrescentes são observadas para a pdf, além da forma decrescente-crescente-decrescente, em que a maior flexibilidade da distribuição Cos-W é observada devido aos parâmetros  $\alpha$  e  $\lambda$ . Já Souza et al. (2010), obtiveram os melhores ajustes nos dados médios anuais de precipitação em Pernambuco, utilizando o modelo Log-Normal.

Na Figura 4 nota-se que para os modelos Weibull-Exp e Gumbel a cauda a direita é bem mais longa e que possui também algum afunilamento na forma da distribuição, se comparada a distribuição normal. Os modelos Cos-W e K.Weibull Poisson têm comportamentos semelhantes. Observando a Figura 4, pode-se notar que a distribuição K.Weibull foi o pior ajuste em relação aos dados observados e as curvas referentes às distribuições K.Weibull Poisson, Weibull-Exp e Gumbel indicam um bom ajuste. Entretanto, as curvas dos modelos ilustrados na Figura 4 são inconclusivas em relação àquelas com melhor ajuste. Neste caso, recomenda-se recorrer aos critérios dos modelos (Tabela 5).

Na Tabela 5, apresentam-se os resultados obtidos para os critérios estatísticos de seleção dos modelos utilizados no estudo: Critério de Informação de Akaike (AIC), o Critério de Informação Bayesiano (BIC) e o Critério de Informação Hannan Quinn (HQIC), além dos testes de Anderson Darling (AD) e Cramér-von Mises (CvM). Para todas as estatísticas, o menor o valor é um indicador de melhor ajuste.

**Tabela 5.** Valores dos critérios de seleção do ajuste dos cinco diferentes modelos densidade de distribuição de frequência: Cos-Weibull (Cos-W), Weibull Exponencial (Wiebull-Exp), Kumaraswamy Weibull (K.Weibull) e Kumaraswamy weibull Poisson (K.Weibull Poisson) e Gumbel dos dados de precipitação média, ano 2017.

Distribuições	AIC	BIC	HQIC	AD	CvW
Cos-W	853.10	857.63	854.90	0.46	0.07
K.Weibull Poisson	859.80	871.11	864.29	0.51	0.07
Weibull-Exp	869.78	876.56	872.48	0.72	0.09
Gumbel	953.16	957.68	954.95	0.58	0.09
K.Weibull	1082.96	1087.48	1084.76	0.49	0.06

Fonte: Andrade et al., (2020).

Pode-se notar que o modelo Cos-W permite o melhor ajuste aos dados de precipitação anual média, seguida da distribuição K.Weibull Poisson e Weibull-Exp. O Modelo que obteve menor aderência foi à distribuição K.Weibull (Tabela 5). Ainda são perceptíveis alguns erros-padrão superior às estimativas nas distribuições K.Weibull e Gumbel, indicando parâmetros não significativos (iguais a zero) sob a suposição de normalidade dos estimadores de máxima verossimilhança. Os maiores valores de AIC, BIC e HQIC foram da distribuição K. Weibull, confirmando o status do modelo menos adequado.

Oliveira et al. (2011) ajustaram a distribuição diária das chuvas de 136 estações pluviométricas no estado de Mato Grosso, usando a distribuição Gumbel, com o método de momentos para estimar os parâmetros da função. Foram observados que para todas as estações, a distribuição de Gumbel pelo método momento foi adequada quando comparada a distribuição empírica.

#### **4. Considerações Finais**

Os modelos Cos-Weibull (Cos-W), Kumaraswam e Weibull Poisson (K. Weibull Poisson) e Weibull Exponential (Wiebull-Exp) têm performance semelhante em ambos os testes de aderência e recomenda-se o uso para representar a precipitação na região do Agreste de Pernambucano.

O critério de seleção e adequação de ajuste de Akaike confirmaram os resultados obtidos nos demais critérios, indicando o modelo Cos-W como o mais adequado na descrição dos dados pluviométricos das seis microrregiões do Agreste de Pernambucano, devido à facilidade de estimativa de seus parâmetros. O modelo com pior desempenho, de acordo com esse critério, foi o K. Weibull.

#### **Agradecimentos**

Agradecemos à Fundação Pernambuco de Amparo à Ciência e Tecnologia (FACEPE) pelo financiamento da pesquisa, por meio do Programa Institucional de Bolsas de Iniciação Científica do PIBIC.

## Referências

Agência Estadual de Planejamento e Pesquisas de Pernambuco (2017). Recuperado de <http://www.condepefidem.pe.gov.br/web/condepe-fidem/pernambuco-em-mapas>.

Akaike, H. (1972). *Use of an information theoretic quantity for statistical model identification*. In: HAWAII INTERNATIONAL CONFERENCE ON SYSTEM SCIENCES, 5th, Hawaii. Western Periodicals. 249-250.

Anderson, T. W., & Darling, D. A. (1952). Asymptotic theory of certain goodness-of-fit criteria based on stochastic processes. *Annals of Mathematical Statistics*. 23, 193–212.

Andrade Júnior, A. S., & de Bastos, E. A. (1997). *Precipitação pluviométrica provável em municípios do cerrado piauiense. Teresina*. EMPRABA-CPAMN, 22p. Documentos, 25.

Andrade, A. R. S., Neto, A. H. G., Cruz, A. F. S., Andrade, E. K. P., Santos, V. F., & Silva, T. N. P. (2018) Geoestatística aplicada à variabilidade espacial e padrões nas séries temporais da precipitação no Agreste pernambucano. *Journal of Environmental Analysis and Progress, Pernambuco, Brazil*. 3(1), 126-145.

Araújo, W. F., Júnior, A. S. A., Medeiros, R. D. M., & Sampaio, R. A. (2001). Precipitação pluviométrica mensal provável em Boa Vista, Estado de Roraima, Brasil. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*. 5(3), 563-567.

Arraes, F. D. D., Lopes, F. B., Souza, F., & Oliveira, J. B. (2009). Estimativa do balanço hídrico para as condições climáticas Iguatu, Ceará, usando modelo estocástico. *Revista Brasileira de Agricultura Irrigada*. 3(2), 78-87.

Assis, F. N., Arruda, H. V., & Pereira, A. R. (1996). *Aplicações de estatística à climatologia: teoria e prática*. Editora Universitária, 161.

Astolpho, Camargo, M. B. P., Junior, M. J. P., Filho, W. J. P., & Bardin, L. (2005). Regionalização de riscos de ocorrência de temperaturas mínimas absolutas anuais para o

estado de São Paulo com base em modelos probabilísticos e digitais de elevação. *Bragantia*. 64(1), 39-148.

Ávila, L. F., Mello, C. R., & Viola, M. R. (2009). Mapeamento da precipitação mínima provável para o sul de Minas Gerais. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*. 13, 906-915.

Bega, R. M., Vieira, S. R., De Maria, I. C., Dechen, S. C. F., & Castro, O. M. (2005). Variabilidade espacial das precipitações pluviárias diárias em uma estação experimental, em Pindorama, SP. *Bragantia*, Campinas, São Paulo. 64(1), 149-156.

Brito, C. C. R. (2014). *Método gerador de distribuições e classes de distribuições probabilísticas*. Tese de Doutorado, Universidade Federal Rural de Pernambuco – UFRPE, Recife.

Burnham, K. P., & Anderson, D. R. (2002). Model selection and multi-model inference: a practical information-theoretic approach. 2<sup>a</sup> Edição, Springer.

Camargo, A. P., & Pereira, A. R. Agrometeorology of the coffee crop. Geneva, Switzerland: World Meteorological Organization. (1994). (Agricultural Meteorology Cam Report, 58).

Carvalho, J. R. P., Vieira, S. R., & Grego, C. R. (2009). Comparação de métodos para ajuste de modelos de semivariograma da precipitação pluvial anual. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, Campina Grande. 13(4), 443-448.

Chen, G., & Balakrishnan, N. (1995). A general purpose approximate goodness-of-fit test. *Journal of Quality Technology*. 27, 154-161.

Cordeiro, G.M., & Castro, M. (2011). A new family of generalized distributions. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, London. 81, 883-898.

Dourado Neto D., Assis, J. P. De, Timm, L. C., Manfron, P. A., Sparovek, G., Faraway, J., Marsaglia, G., Marsaglia, J., & Baddeley, A. (2014). Gofstest: Classical Goodness-of-Fit Tests for Univariate Distributions. R package version 1.0-2.



Emiliano, P. C. (2013). Critérios de informação: como eles se comportam em diferentes modelos. Tese doutorado, Universidade Federal de Lavras – UFLA, Recife.

França, M. V., Medeiros, R. M., Araújo, W. R., & Holanda, R. M. M. (2020). Variabilidade dos índices de aridez e aplicabilidade da equação de perda de solo no município de Amparo de São Francisco - Sergipe, Brasil. *Research, Society and Development*. 9(10), 1-25. ISSN 2525-3409 | DOI: <http://dx.doi.org/10.33448/rsd-v9i10.8756>

Kumaraswamy, P. (1980). A generalized probability density function for double-bounded random processes. *Journal of Hydrology*, New York. 46, 79-88.

Marshall, A. W., & Olkin, I. (1997). A new method for adding a parameter to a family of distributions with application to the exponential and Weibull families. *Biometrika*, London. 3, 641-652.

Mazucheli, J., & Emanuell, I.P. (2019). Aplicação da Distribuição Nakagami na Análise de Dados de Precipitação. *Revista Brasileira de Meteorologia*. 34(1), 17.

Mello, Y. R., & Oliveira, T. M. N. (2016). Análise Estatística e Geoestatística da Precipitação Média para o Município de Joinville (SC). *Revista Brasileira de Meteorologia*, São Paulo. 31(2), 229-239.

Moura, M. S. B., Sobrinho, J. E., Filho, F. Q. P., Filho, F. X. O., & Maia, A. J. (2001). Estimativa da evapotranspiração de referência máxima possível para o município de Mossoró-RN, utilizando a distribuição probabilística de Gumbel. *Caatinga*, Mossoró-RN. 14(1/2), 25-30.

Moura, Q. L., Ruivo, M. L. P., & Rodrigues, H. J. B. (2015). Variação sazonal da população de bactérias e fungos e dos teores de nitrato de amônio do solo nos sítios do LPA e PPBIO na Amazônia Oriental. *Revista Brasileira de Meteorologia*, São Paulo. 30(3), 265-274.

Mudholkar, G. S., Srivastava, D. K., & Freimer, M. (1995). The exponentiated Weibull family: a reanalysis of the bus-motor-failure data. *Technometrics*, Washington. 37, 436-445.

Oliveira, L. F. C., Viola, M. R., Pereira, S., & Morais, N. R. (2011). Modelos de predição de chuvas intensas para o estado do Mato Grosso, Brasil. *Ambi-Agua*, Taubaté. 6(3), 274- 290.

Pascoa, M. A. R. (2012). Extensões da distribuição gama generalizada: propriedades e aplicações. Tese de doutorado - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, São Paulo.

Ramos, A. M. (2010). Influência das mudanças climáticas devido ao efeito estufa na drenagem urbana de uma grande cidade. Tese de doutorado - Universidade Federal de Pernambuco – UFPE, Recife.

Ribeiro, A. M. A., & Lunardi, C. (1997). A precipitação mensal provável para Londrina, PR, através da função gama. *Energia na Agricultura*, Botucatu. 12, 37-44.

Ribeiro, B. T., Avanzi, J. C, Mello, C. R., Lima, J. M., & Silva, M. L. N. (2007). Comparação de distribuições de probabilidade e estimativa da precipitação provável para região de Barbacena – MG. *Ciência e Agrotecnologia*. 31(5), 1297-1302.

Salgueiro, J. H. P. B. (2005). Avaliação de rede pluviométrica e análise de variabilidade espacial da precipitação: estudo de caso na bacia do rio Ipojuca em Pernambuco. Dissertação de mestrado, Universidade Federal de Pernambuco - CTG. Engenharia Civil.

Santos, F. S., Nascimento, K. K. F., Jesus, E. S., Jale, J. S., Stosic, T., & Ferreira, T. A. E. (2019). Análise estatística da velocidade do vento em Petrolina-PE utilizando as distribuições Weibull e a Burr. *Journal of Environmental Analysis and Progress*. 4(1), 057-064.

Scheffer, S., Doherty, F. R., Ferreira, N. S., & Filho, P. F. A. (1994). Análise da Rede Pluviométrica do Estado de Pernambuco. In: II Simpósio de Recursos Hídricos do Nordeste, ABRH, – 310, Fortaleza, Ceará, 302.

Sidney R. Vieira, S. R., Camargo, M. B. P., & Siqueira, G. M. (2009). Análise espacial da temperatura e da precipitação média anual no estado de São Paulo (Brasil). *BioEng*, Campinas. 3(2), 87-97.

Silva, I. N., Oliveira, J. B. de, Fontes, L. O., & Arraes, F. D. D. (2013). Distribuição de frequência da chuva para região Centro-Sul do Ceará, Brasil. *Revista Ciência Agronômica*. 44(3), 481-487.

Silva, R. O. B. (2013). Tendências de mudanças climáticas na precipitação pluviométrica no estado de Pernambuco. Dissertação (Mestrado Engenharia Civil), Universidade Federal de Pernambuco – UFPE, Recife.

Silva, S. A., Lima, J. S. S., & Bottega, E. L. (2011). Variabilidade espacial da precipitação pluviométrica para o Estado do Espírito Santo utilizando métodos multivariados. *Revista Brasileira de Ciências Agrárias*. 6(4), 703-790.

Souza, I. F., Lundgren, W. J. C., & Netto, A. O. (2010). Comparação entre distribuições de probabilidades da precipitação mensal no Estado de Pernambuco. *Revista Scientia Plena*, Aracajú. 6(6), 1-10.

Souza, L. (2015). New Trigonometric Class of Probabilistic Distributions. Thesis (Doctorate in Biometry and Applied Statistics) - Department of Statistics and Information, Federal Rural University of Pernambuco, Recife, Brazil.

Uliana, E. M., Reis, E. F., Silva, J. G. F., & Xavier, A. C. (2013). Precipitação mensal e anual provável para o Estado do Espírito Santo. *Revista Irriga*, Botucatu. 18(1), 139-147.

Viana, T. V. A, Júnior, R.R.C., Moreira, L.G.M., Azevedo, B.M.A., & Viana, S.S.A. (2005). Análise estocástica dos déficits e dos excedentes hídricos mensais em Fortaleza, CE. *Revista Ciência Agronômica*. 36(3), 391-395.

Vieira, J. P. G., Souza, M. J. H. De, Teixeira, J. M., & Carvalho, F. P. (2010). Estudo da precipitação mensal durante a estação chuvosa em Diamantina, Minas Gerais. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, Campina Grande. 14(7), 762-767.

Warrick, A. W., & Nielsen, D. R. (1980). Spatial variability of soil physical properties in the field. In: Hillel, D. (Ed.). *Applications of soil physics*. New York: Academic Press. 319-344.

Yilmaz, V., & Çelik, H. E. (2008). A statistical approach to estimate the wind speed distribution: the case of gelibolu region. *Doğuş Üniversitesi Dergisi*. 9(1), 122-132.

Zhang, T., & Xie, M. (2007). Failure data analysis with extended Weibull distribution. *Communications in Statistical - Simulation and Computation*, London. 36, 579-592.

**Porcentagem de contribuição de cada autor no manuscrito**

Antônio Ricardo Santos de Andrade – 30%

Luciano Souza – 20%

Edijailson Gonçalves da Silva – 10%

Emylle Kerolayne Palmeira de Andrade – 10%

Claudia Machado Costa – 5%

Maria Gorete dos Santos Silva – 5%

Jéssica Dayana de Souza Silva – 5%

Adiel Felipe da Silva Cruz – 5%

Willas Mendonça dos Santos – 5%

Maria Emanuely da Silva Ferreira – 5%