



Modelagem da evapotranspiração de referência no Submédio do Vale do São Francisco

Modeling of reference evapotranspiration in the Sub-middle São Francisco Valley

João Miguel Joaquim Rodrigues da Silva^a, Edgo Jackson Pinto Santiago^a, Frank Gomes-Silva^b, Jackson Freitas de Amorim^c

^a Universidade de Pernambuco-UPE, Campus Petrolina. BR 203, KM 2, s/n, Vila Eduardo, Petrolina, Pernambuco, Brasil. CEP: 56328-900. E-mail: juaquimjoamiguel@gmail.com, edgoips@gmail.com.

^b Universidade Federal Rural de Pernambuco-UFRPE, Departamento de Estatística e Informática. Rua Dom Manuel de Medeiros, s/n, Dois Irmãos, Recife, Pernambuco, Brasil. CEP: 52171-900. E-mail: frank.gsilva@ufrpe.br.

^c Instituto Agronômico de Pernambuco-IPA. Av. General San Martin, n. 1371, Bongi, Recife, Pernambuco, Brasil. CEP: 50761-000. E-mail: ibamorim@gmail.com.

ARTICLE INFO

Recebido 30 Nov 2024

Aceito 20 Jun 2025

Publicado 05 Ago 2025

ABSTRACT

Using a correct estimate of reference evapotranspiration (ET₀) is fundamental for dimensioning the replacement of the irrigation blade in irrigated crops and contributing to the correct use of water resources without compromising agricultural productivity. Despite this, studies that relate the adequacy of certain probabilistic models to reference evapotranspiration are still scarce. This study aimed to adjust and compare different probabilistic models to evapotranspiration data and estimate probable evapotranspiration at various probability levels in the municipalities of Petrolina-PE and Juazeiro-BA. Daily ET₀ data captured by meteorological stations of the Federal University of the São Francisco Valley (UNIVASF) in Petrolina, PE, and Juazeiro, BA, were used. The tested distributions were Gamma, Weibull, Log-Normal, Beta, Normal, Log-Logistic, and Exponentiated Log-Logistic. The comparison of distributions employed the Akaike information criterion (AIC), the Bayesian information criterion (BIC), and the likelihood ratio test. The Normal, Exponentiated Log-Logistic, and Weibull distributions showed the best fit. They were consequently the most suitable for modeling reference evapotranspiration and making estimates for different probability levels in Petrolina-PE and Juazeiro-BA. In both municipalities, October emerged as the month with the highest probable water demand across all probability levels.

Keywords: Irrigation, dimensioning, probability, water consumption, semiarid.

RESUMO

A utilização de uma estimativa correta da evapotranspiração de referência (ET₀) é fundamental para dimensionar a reposição da lâmina de irrigação nos cultivos irrigados, além de contribuir para o uso correto dos recursos hídricos e não comprometer a produtividade agrícola. Apesar disso, ainda são escassos os estudos que relacionam a adequação de determinados modelos probabilísticos à evapotranspiração de referência. O estudo objetivou ajustar e comparar diferentes modelos probabilísticos a dados de evapotranspiração e estimar em diferentes níveis de probabilidade a evapotranspiração provável nos municípios de Petrolina-PE e Juazeiro-BA. Foram utilizados dados diários de ET₀ captados pelas estações meteorológicas da Universidade Federal do Vale do São Francisco (UNIVASF) em Petrolina, PE e Juazeiro, BA. As distribuições testadas foram a Gama, Weibull, Log-Normal, Beta, Normal, Log-Logística e Log-Logística Exponenciada. A comparação das distribuições utilizou do critério de informação de Akaike (AIC) e o critério Bayesiano (BIC), assim como o teste da razão de verossimilhanças. As distribuições



Journal of Environmental Analysis and Progress © 2016
is licensed under CC BY-NC-SA 4.0

Normal, Log-Logística Exponenciada e Weibull apresentaram os melhores resultados de aderência, e consequentemente foram as mais adequadas para modelar a evapotranspiração de referência e fazer estimativas para diferentes níveis de probabilidade em Petrolina-PE e em Juazeiro-BA. Em ambos os municípios, outubro se apresentou como o mês com maior demanda hídrica provável em todos os níveis de probabilidade.

Palavras-Chave: Irrigação, dimensionamento, probabilidade, consumo hídrico, semiárido.

Introdução

A evapotranspiração é um importante fenômeno de transformação física, fundamental para a produção vegetal e constitui uma das principais variáveis agrometeorológicas, visto que na agricultura irrigada, seu conhecimento possibilita uma estimativa das necessidades hídricas das culturas, tal como o manejo sustentável e racional dos recursos hídricos (Carvalho & Oliveira, 2012; Ababaei, 2014; Lima et al., 2020). A evapotranspiração é o processo que consiste na transferência da água da planta e do solo para a atmosfera; por essa razão, apresenta uma fundamental importância para o dimensionamento e o manejo dos mais diversos sistemas de irrigação (Oliveira et al., 2017).

Ao visar um correto dimensionamento para os sistemas de irrigação, é preciso levar em conta a demanda hídrica das culturas a serem irrigadas, principalmente o seu período máximo. Neste contexto, em razão da dispersão apresentada pelos valores estimados da evapotranspiração, torna-se então necessário realizar uma análise da distribuição de frequência, dado que alguns dos critérios para um correto dimensionamento de sistemas de irrigação levam em consideração o nível da probabilidade de ocorrência da precipitação e da evapotranspiração.

Neste sentido, recomenda-se analisar a probabilidade de incidência para os valores históricos de ET₀, visando o dimensionamento de irrigação (Saad et al., 2002; Back, 2007; Assis et al., 2014). Para isso, a escolha do nível de probabilidade utilizado deve basear-se em uma análise dos aspectos econômicos relacionados, levando em consideração os prejuízos vinculados à redução da qualidade e da quantidade da produção, decorrentes da eficiência hídrica, e o aumento dos custos do sistema de irrigação para satisfazer os níveis mais elevados de probabilidade.

Para a maior parcela das regiões irrigadas é indicado um intervalo entre 75% e 80% dos níveis de probabilidade, sendo economicamente inviável o uso de probabilidades que ultrapassem 90%, ainda que em condições semiáridas como os presentes no Nordeste Brasileiro, que embora apresente um baixo regime de precipitação, possui nos primeiros meses do ano épocas chuvosas (Doorenbos & Pruitt, 1997; Santiago et al., 2017).

Considerando as culturas que apresentem uma grande sensibilidade para com o déficit hídrico e que apresentem um alto valor econômico, pode ser utilizado, no dimensionamento, um nível de 90%, visto que, neste caso, pode haver grandes prejuízos resultantes de uma produção reduzida em decorrência do déficit hídrico.

O estudo objetivou ajustar e comparar diferentes modelos probabilísticos a dados de evapotranspiração e estimar em diferentes níveis de probabilidade a evapotranspiração provável para os municípios de Juazeiro, BA e Petrolina, PE.

Material e Métodos

O presente estudo utilizou dados diários de evapotranspiração de referência (ET₀, em mm dia⁻¹), no período de 2016 a 2023, obtidos por meio das estações meteorológicas automáticas da Universidade Federal do Vale do São Francisco (UNIVASF). As estações estão localizadas nos campi de Juazeiro, BA (latitude: 09°26'56"S, longitude: 40°31'27"W, altitude: 356m) e Petrolina, PE (latitude: 09°19'28"S, longitude: 40°33'34"W, altitude: 393m), ambas inseridas no Submédio do Vale do São Francisco, região caracterizada por clima semiárido (classificação BSh segundo Köppen), com precipitação anual inferior a 550 mm e estação chuvosa concentrada entre novembro e abril.

As distribuições de probabilidade candidatas a modelarem a ET₀ foram: Gama (G), Weibull (W), Log-Normal (LN), Beta (B), Normal (N), Log-Logística (LL) e Log-Logística Exponenciada (LLE). As respectivas funções derivadas de probabilidade estão apresentadas nas Equações 1 a 7.

$$f_G(x) = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-\frac{x}{\beta}}; x > 0 \quad \text{Eq. (1)}$$

$$f_W(x) = \frac{\alpha}{\beta^\alpha} x^{\alpha-1} e^{-\frac{x}{\beta}}; x > 0 \quad \text{Eq. (2)}$$

$$f_{LN}(x) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\log x - \mu}{\sigma}\right)^2}; x > 0 \quad \text{Eq. (3)}$$

$$f_B(x) = \frac{\Gamma(\alpha+\beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} x^{\alpha-1} (1-x)^{\beta-1}; 0 < x < 1 \quad \text{Eq. (4)}$$

$$f_N(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}(\frac{x-\mu}{\sigma})^2}; -\infty < x < +\infty \quad \text{Eq. (5)}$$

$$f_{LL}(x) = \frac{\beta}{\alpha} \left(\frac{x}{\alpha}\right)^{\beta-2} \left(1 + \left(\frac{x}{\alpha}\right)^\beta\right)^{-2}; x > 0 \quad \text{Eq. (6)}$$

$$f_{LLE}(x) = \frac{\delta\beta}{\alpha} \left(\frac{x}{\alpha}\right)^{\beta-2} \left(1 + \left(\frac{x}{\alpha}\right)^\beta\right)^{-(\delta-1)} \left(1 + \left(\frac{x}{\alpha}\right)^\beta\right)^{-2}; x > 0. \quad \text{Eq. (7)}$$

Nas Equações 1-7, a variável x representa a evapotranspiração de referência (mm dia^{-1}); os parâmetros α ; β ; δ ; e σ , são todos positivos e $\mu \in \mathbb{R}$. A escolha destes modelos probabilísticos fundamenta-se em aplicações anteriores presentes na literatura, especialmente em estudos agrometeorológicos ou hidrológicos (Mamun et al., 2010; Aragão et al., 2013; Silva et al., 2015; Passos et al., 2017; Surendran & Tota-Maharaj, 2018; Alcântara et al., 2019; Santiago et al., 2021).

A avaliação da adequabilidade dos modelos aos dados foi realizada por meio de testes de aderência. Inicialmente, aplicou-se o teste de Kolmogorov-Smirnov (KS) utilizando a mesma amostra empregada para a estimativa dos parâmetros. Embora tal prática eleve artificialmente a taxa de erro tipo II (Blain, 2014), essa escolha foi intencional, a fim de ilustrar os efeitos dessa limitação frequentemente ignorada na literatura. Visando um maior rigor metodológico, foram aplicados dois testes mais sensíveis nas caudas das distribuições e considerados mais robustos que o KS em sua forma original, sendo eles o teste de Anderson-Darling (AD) e o de Cramér-von Mises (CV), com estatísticas modificadas A^* e W^* , respectivamente, propostas por Chen & Balakrishnan (1995). Todos os testes de aderência foram aplicados considerando-se uma probabilidade de erro tipo I de 5%. As análises

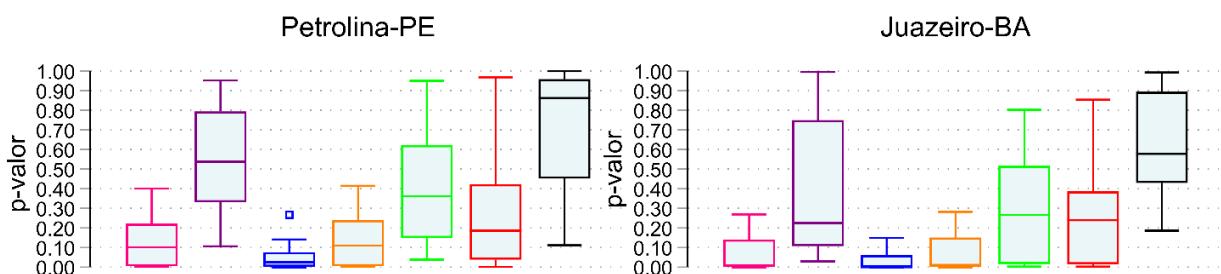
foram realizadas no software Stata MP 16.1, sendo os testes AD e CV aplicados por meio do programa goodfittest, desenvolvido no ambiente Stata.

A seleção dos modelos com melhor desempenho em cada mês foi realizada com base no critério de informação de Akaike (AIC) e no critério Bayesiano (BIC). Para modelos aninhados (como LL e LLE), foi utilizado primeiramente o teste da razão de verossimilhanças, seguido pela análise dos critérios AIC e BIC.

Por fim, a evapotranspiração de referência provável foi estimada para os níveis probabilísticos de 10%, 20%, 30%, 40%, 50%, 60%, 70%, 80%, 90% e 95% em cada mês, considerando o modelo com melhor ajuste (menor AIC e BIC). Para indicação de variabilidade ou incerteza associada à estas estimativas pontuais, intervalos de confiança bootstrap com correção de viés ajustados para aceleração (BCa) foram obtidos, considerando amostras pseudoaleatórias de tamanho 10.000 em cada nível de probabilidade e 1.000 reamostragens bootstrap com reposição de tamanho 240 cada.

Resultados e Discussão

Os gráficos boxplot dos p-valores obtidos pelos testes de aderência (Figura 1) permitem observar limitações no uso isolado do teste KS quando este é aplicado na mesma amostra usada para estimar os parâmetros das distribuições testadas. Como esperado, em diversos casos, o KS indicou aderência (não rejeição da hipótese nula), enquanto os testes alternativos e mais robustos AD e CV indicaram o contrário, evidenciando a inadequação do KS da forma como foi aplicado. Tal contraste confirma o alerta metodológico de Blain (2014), segundo o qual o uso do KS (em sua versão original e sem ajustes específicos), quando aplicado na mesma amostra utilizada para estimativa de parâmetros, tende a inflacionar a taxa de erro tipo II.



Anderson-Darling

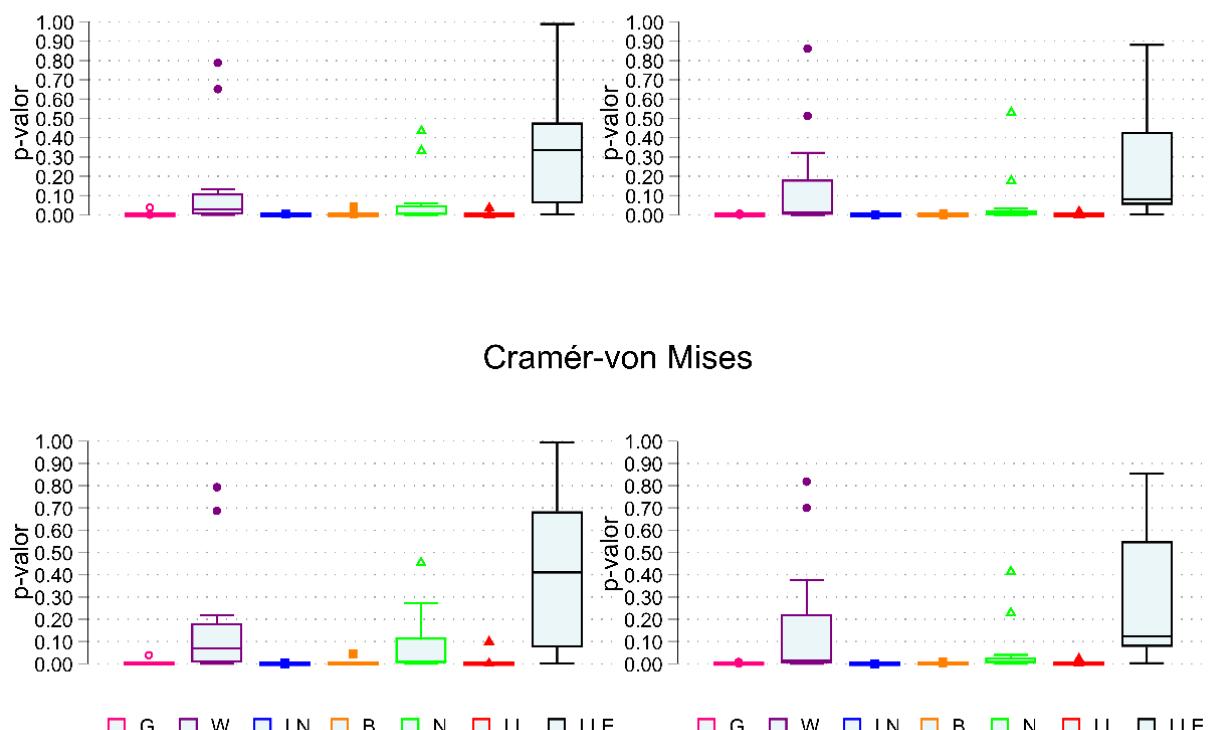
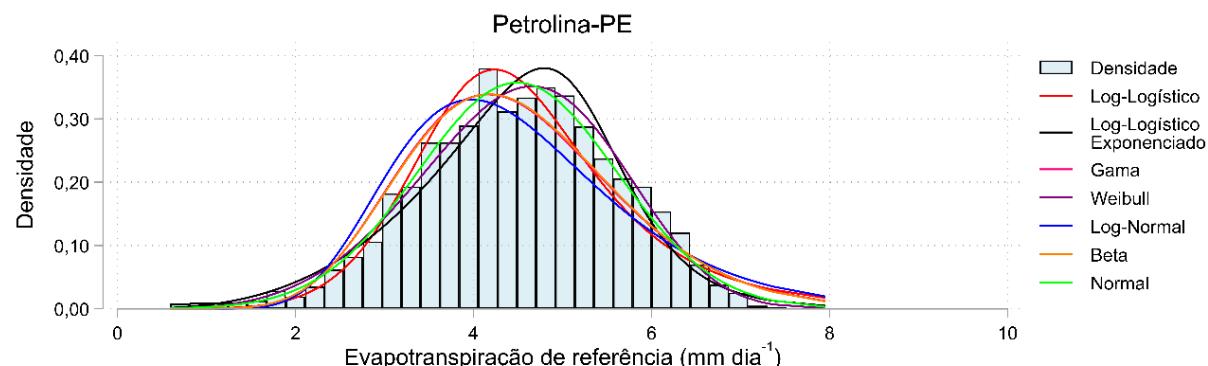


Figura 1. Boxplot de p-valores obtidos pelos testes de aderência de Kolmogorov-Smirnov (KS), Anderson-Darling (AD) e Cramér-von Mises (CV) para diferentes distribuições de probabilidade ajustadas às séries diárias de evapotranspiração de referência (ET₀) em Petrolina-PE e Juazeiro-BA. G = Gama; W = Weibull; LN = Log-Normal; B = Beta; N = Normal; LL = Log-Logística; LLE = Log-Logística Exponenciada. Fonte: Silva et al. (2025).

Os testes AD e CV mostraram-se mais criteriosos e, em geral, apontaram no mesmo sentido na identificação das distribuições que melhor representavam os dados mensais de ET₀, apontando, na maioria dos meses e localidades, para o bom desempenho das distribuições W e LLE. Resultados semelhantes para a LLE foram obtidos por Santiago et al. (2021) na mesma região de estudo.

Os bons resultados da distribuição W, provavelmente estão relacionados à sua quase ausência de assimetria perante os dados de ET₀ das duas localidades (Figura 2), visto que W pode apresentar-se aproximadamente simétrica para valores de $\beta \geq 3,6$. Comportamento similar verificado para a LLE, entretanto, com uma maior flexibilidade ocasionada pela presença de um parâmetro adicional (δ).



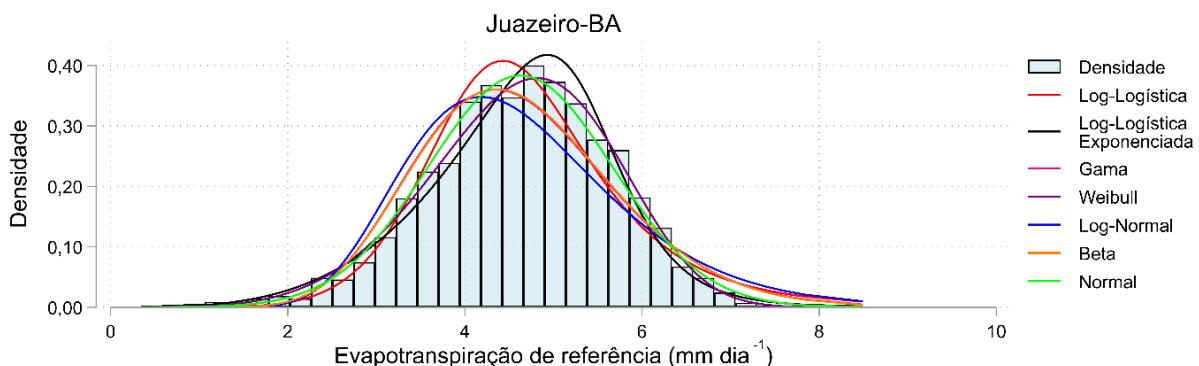


Figura 2. Histogramas das frequências da evapotranspiração de referência no município de Petrolina-PE e Juazeiro-BA no período de 2016 a 2023. Fonte: Silva et al. (2025).

A Tabela 1 mostra que, pelo teste de aderência de KS, todas as distribuições aderiram aos dados em pelo menos um mês, o que não se verifica quando considerados os demais testes de

aderência adequadamente usados. Em face destes resultados, ficam evidentes os riscos inferenciais que se cometem quando se adota um teste de aderência de forma equivocada.

Tabela 1. Aderência pelos testes de Kolmogorov-Smirnov, Anderson-Darling e de Cramér-von Mises a uma probabilidade máxima de erro tipo I de 5%. Fonte: Silva et al. (2025).

Local		Distribuições																							
		G				W				L				B				N				LL			
		Mês	KS	AD	CV																				
Petrolina	Jan	ns	ns	ns	*	ns	ns	ns	ns	ns	ns	*	ns	*	*	*	*								
	Fev	*	ns	ns	*	*	*	ns	ns	ns	*	ns	ns	*	ns	*	*	ns	ns	*	*	*	*		
	Mar	*	ns	ns	*	*	*	*	ns	ns	*	ns	ns	*	*	*	*	ns	ns	*	*	*	*		
	Abr	*	ns	ns	*	*	*	ns	ns	ns	*	ns	ns	ns											
	Mai	*	ns	ns	*	ns	*	*	ns	ns	*	ns	ns	*	ns	*	*	ns	ns	*	ns	ns	ns		
	Jun	*	ns	ns	*	*	*	*	ns	ns	*	*	*	*											
	Jul	*	ns	ns	*	*	*	*	ns	ns	*	ns	ns	*	*	*	*	ns	ns	*	ns	ns	ns		
	Ago	ns	ns	ns	*	ns	*	ns	ns	*	*	*	*												
	Set	*	ns	ns	*	ns	ns	*	ns	ns	*	ns	ns	*	*	*	*	ns	*	*	*	*	*		
	Out	ns	ns	ns	*	ns	*	ns	ns	*	ns	ns	*	*	*	*									
	Nov	ns	ns	ns	*	ns	*	ns	ns	ns	ns	ns	*	*	*	*									
	Dez	ns	ns	ns	*	ns	*	*	*	*															
Juazeiro	Jan	ns	ns	ns	*	ns	ns	ns	ns	ns	ns	*	ns	ns	ns	ns	ns	ns	*	ns	*	ns			
	Fev	ns	ns	ns	*	ns	ns	ns	ns	ns	ns	*	ns	ns	*	ns	ns	*	ns	*	*	*			
	Mar	ns	ns	ns	ns	ns	ns	ns	ns	ns	ns	*	ns	ns	*	ns	ns	*	ns	*	*	*			
	Abr	*	ns	ns	*	*	*	*	ns	ns	*	ns	ns	*	*	*	*	ns	ns	*	*	*			
	Mai	*	ns	ns	*	*	*	*	ns	ns	*	ns	ns	*	*	*	*	ns	ns	*	*	*			
	Jun	*	ns	ns	*	*	*	*	ns	ns	*	*	*												
	Jul	*	ns	ns	*	ns	*	*	ns	ns															
	Ago	ns	ns	ns	*	ns	ns	ns	ns	ns	ns	*	ns	ns	ns	ns	ns	ns	*	*	*	*			
	Set	*	ns	ns	*	ns	ns	*	ns	ns	*	ns	ns	*	ns	ns	*	ns	ns	*	*	*			
	Out	ns	ns	ns	*	ns	ns	ns	ns	ns	ns	*	ns	ns	ns	*	ns	ns	*	*	ns				
	Nov	ns	ns	ns	ns	ns	ns	ns	ns	ns	ns	*	ns	ns	ns	ns	ns	ns	*	*	*				
	Dez	ns	ns	ns	*	ns	ns	ns	ns	ns	ns	*	ns	ns	ns	ns	ns	ns	*	*	*				

G = Gama; W = Weibull; LN = Log-Normal; B = Beta; N = Normal; LL = Log-Logística; LLE = Log-Logística Exponenciada; KS = Teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov; AD = Teste de aderência de Anderson-Darling; CV = Teste de Aderência de Cramér-von Mises; ns = Não Aderiu; * = Aderiu.

Como é conhecido, o teste KS clássico pressupõe que a distribuição teórica seja completamente especificada (Massey, 1951; Lilliefors, 1967; Stephens, 1974). Quando essa suposição é violada, caso que acontece quando

aplicamos o KS na mesma amostra usada para estimar os parâmetros do modelo, a distribuição da estatística de teste muda. Diante disso, o p-valor gerado pelo teste não é mais válido e a chance de não rejeição da hipótese nula torna-se

artificialmente alta. Assim, muitos dos resultados são falsas aderências, ou seja, superestimação da qualidade do ajuste. Isso compromete toda a conclusão sobre qual distribuição é mais adequada.

Superado o uso inadequado do teste KS, e levando em conta os testes AD e CV, verifica-se que a distribuição LLE foi a que mais apresentou aderências na maioria dos meses em ambas as cidades, seguida das distribuições W e N (Figura 1 e Tabela 1). O comportamento semelhante dessas distribuições em ambos os municípios estudados provavelmente se deve à proximidade geográfica entre eles, visto que são vizinhos e separados apenas pelo rio São Francisco; consequentemente,

compartilham condições atmosféricas semelhantes.

Em relação à seleção de modelos com melhor desempenho em cada mês e cidade (Tabela 2), é importante destacar que os critérios AIC e BIC respondem de forma distinta ao trade-off entre ajuste e parcimônia. O AIC, por penalizar menos a complexidade, tende a favorecer modelos mais flexíveis (como LLE), enquanto o BIC, mais conservador, prioriza modelos com menos parâmetros, a exemplo do modelo W. Assim, caso os valores de AIC para a LLE e W tivessem sido os mesmos em fevereiro em Petrolina-PE, a escolha da melhor distribuição não teria sido tal como foi.

Tabela 2. Seleção de modelos probabilísticos para dados mensais de evapotranspiração de referência em Petrolina-PE e Juazeiro-BA, utilizando os critérios de informação de Akaike (AIC), Bayesiano (BIC) e no Teste da Razão de Verossimilhança (LR). Fonte: Silva et al. (2025).

Local		Distribuições														Modelos aninhados			
		G		W		LN		B		N		LL vs LLE							
		Estatísticas de testes para seleção dos modelos probabilísticos																	
Mês		AIC	BIC	AIC	BIC	AIC	BIC	AIC	BIC	AIC	BIC	AIC	BIC	AIC	BIC	LR	p-valor		
Petrolina	Jan	-	-	855	862	-	-	-	-	859	866	-	-	832	842	-	-		
	Fev	760	766	711	718	-	-	-1315	-1308	715	722	760	767	710	720	52	<0,001		
	Mar	734	741	715	722	752	759	-1551	-1544	717	725	745	752	725	735	22	<0,001		
	Abr	633	640	596	603	-	-	-1578	-1571	647	615	640	647	599	609	43	<0,001		
	Mai	597	604	571	578	617	624	-1689	-1681	574	581	597	-	-	-	-	-		
	Jun	482	489	463	470	492	499	-1730	-1723	468	475	490	497	468	478	24	<0,001		
	Jul	499	506	497	504	505	512	-1786	-1779	493	500	511	518	505	516	7,2	<0,001		
	Ago	-	-	495	502	-	-	-	-	-	-	520	527	487	498	35	<0,001		
	Set	542	549	513	520	562	569	-1670	-1663	516	523	520	527	509	520	12	<0,001		
	Out	-	-	591	598	-	-	-	-	618	625	629	636	589	600	41	<0,001		
	Nov	-	-	806	813	-	-	-	-	813	820	-	-	783	793	-	-		
	Dez	-	-	830	837	-	-	-	-	-	-	-	-	802	813	-	-		
Juazeiro	Jan	-	-	821	828	-	-	-	-	829	836	-	-	795	805	-	-		
	Fev	-	-	713	720	-	-	-	-	719	725	757	764	710	721	48	<0,001		
	Mar	-	-	763	770	-	-	-	-	734	742	749	756	714	724	37	<0,001		
	Abr	595	602	565	572	613	620	-1616	-1609	572	579	592	599	571	581	23	<0,001		
	Mai	550	557	529	536	-	-	-1735	-1728	530	537	549	556	536	546	15	<0,001		
	Jun	439	446	423	430	-	-	-1772	-1765	428	428	449	456	429	439	22	<0,001		
	Jul	437	444	428	435	442	449	-1829	-1822	430	437	451	458	440	451	12	<0,001		
	Ago	-	-	489	496	-	-	-	-	-	-	-	-	480	491	-	-		
	Set	532	539	524	531	544	550	-1680	-1673	516	516	518	525	508	518	12	<0,001		
	Out	-	-	533	540	-	-	-	-	-	-	556	563	529	540	29	<0,001		
	Nov	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	712	722	-	-		
	Dez	-	-	757	764	-	-	-	-	-	-	-	-	736	746	-	-		

G = Gama; W = Weibull; LN = Log-Normal; B = Beta; N = Normal; LL = Log-Logística; LLE = Log-Logística Exponenciada; - = Modelo não selecionado por nenhum critério (AIC, BIC) ou o teste da razão de verossimilhança não foi aplicável.

Essas divergências entre AIC e BIC são previsas por Burnham & Anderson (1998), que defendem o uso combinado de AIC e BIC para uma avaliação mais equilibrada dos ajustes conferidos em estudos para seleção de modelos.

A comparação entre LL e LLE por meio do Teste da Razão de Verossimilhança (LR) mostrou valores altamente significativos ($p < 0,001$) em

quase todos os meses, confirmando a superioridade da LLE em relação à LL (Tabela 2).

A análise dos critérios de informação de Akaike, Bayesiano e do teste da razão de verossimilhança (Tabela 2) revela que as distribuições W e LLE foram, majoritariamente, as mais adequadas para modelar os dados mensais de ETo em Juazeiro-BA e Petrolina-PE ao longo do

ano. Essa predominância pode ser visualmente observada na Tabela 2, pelos valores em negrito (indicando as menores penalizações dos critérios de informação).

A seleção da distribuição LLE, de agosto a março em Juazeiro-BA e de agosto a fevereiro em Petrolina-PE, pode ser interpretada como um indicativo da flexibilidade extra do modelo LLE, que generaliza a LL ao incorporar um parâmetro adicional de forma. Essa característica confere ao modelo maior capacidade de ajustar-se aos dados mais complexos, como discutido por Kariuki et al. (2024), o que é claramente observado neste estudo,

uma vez que aqueles períodos nos quais a LLE apresentou um melhor desempenho são os de máxima variabilidade na ETo (Tabela 3), em contraste com os meses em que W foi selecionada. De acordo com Lima & Cordeiro (2017), a distribuição LLE assume várias formas, dependendo dos valores dos parâmetros, em razão disso ela é muito mais flexível do que a distribuição LL, ou seja, o parâmetro de forma adicional permite um alto grau de flexibilidade, assim o modelo pode ser muito útil em muitas situações práticas para modelar conjuntos de dados positivos, como é o caso da ETo.

Tabela 3. Parâmetros das distribuições Normal, Log-Logística Exponenciada e Weibull e a média mensal da evapotranspiração de referência (ETo), temperatura e radiação global. Fonte: Silva et al. (2025).

Cidade	Estimativas			ETo	Temp. Média	Radiação Global	
	Mês	$\alpha \mu$	$\beta \sigma$	δ	(mm)	(MJ/m²)	
Petrolina	Jan	6,41	30,12	0,08	4,6	27,0	23,0
	Fev	5,53	15,04	0,20	4,3	26,9	22,8
	Mar	4,75	4,65	-	4,3	27,1	22,1
	Abr	4,72	4,41	-	4,1	26,8	20,2
	Mai	5,77	4,15	-	3,8	25,8	18,0
	Jun	6,78	3,99	-	3,7	24,4	17,4
	Jul	3,98	0,65	-	4,0	23,8	18,2
	Ago	5,17	24,46	0,29	4,6	24,6	21,1
	Set	5,59	18,25	0,49	5,2	26,1	23,6
	Out	6,23	22,71	0,31	5,6	27,7	25,4
	Nov	6,46	24,79	0,12	4,9	27,6	23,5
	Dez	6,36	28,56	0,11	4,7	27,3	23,3
Juazeiro	Jan	6,20	20,41	0,16	4,9	27,8	23,3
	Fev	5,67	14,05	0,25	4,6	28,0	23,3
	Mar	5,40	16,51	0,25	4,5	27,8	22,5
	Abr	6,43	4,69	-	4,4	27,7	21,2
	Mai	6,53	4,31	-	4,0	26,4	18,7
	Jun	7,59	4,09	-	3,8	25,0	17,9
	Jul	8,08	4,29	-	4,0	24,5	18,6
	Ago	5,20	27,05	0,25	4,6	25,2	21,6
	Set	5,58	18,19	0,51	5,2	26,8	23,8
	Out	6,12	22,66	0,36	5,6	28,6	25,4
	Nov	6,18	24,86	0,15	5,0	28,2	23,9
	Dez	6,17	25,55	0,14	4,9	28,1	23,8

α , μ , σ , β e δ são parâmetro das distribuições de probabilidade estudadas.

A adequação das distribuições de probabilidade depende não somente da qualidade dos ajustes, mas também da capacidade de seus parâmetros refletirem relações significativas com as características do fenômeno analisado (Silva et al., 2023).

A maior adequação das distribuições W e LLE nos respectivos meses está intimamente relacionada às características climáticas da região analisada. De agosto a outubro, prevalecem condições secas e elevadas taxas médias de

evapotranspiração de referência (ETo); o período de novembro a fevereiro (primavera-verão) por sua vez, é caracterizado por maior potencial chuvoso, além de registrar os mais altos índices de temperatura média do ar e radiação solar em ambas as cidades (Tabela 3).

Nesse contexto, o intervalo de agosto a fevereiro apresenta maior disponibilidade de calor sensível, favorecendo intensamente o processo de evapotranspiração, especialmente nos meses secos (Santiago et al., 2021). Tal comportamento

contribui para que a distribuição LLE apresente melhor desempenho, devido à presença de um segundo parâmetro de forma (δ), que confere maior flexibilidade na modelagem de assimetrias (Mendoza, 2012).

Por outro lado, de março a julho, que corresponde ao final do período chuvoso, as condições de energia disponível (temperatura e radiação, além de substancial volume de água no solo) para a evapotranspiração são mais moderadas, resultando em valores de ETo mais uniformes, embora ainda com leve assimetria. Nesses meses, o comportamento dos dados favoreceu um melhor ajuste da distribuição Weibull, cuja forma sutilmente assimétrica ($\beta > 3,6$) (Tabela 3) se mostrou suficiente para representar a variabilidade observada.

A Figura 3 apresenta as estimativas probabilísticas da ETo para diferentes níveis de probabilidade. Observa-se que os valores médios de ETo ocorrem, de forma geral, com probabilidade entre 40% e 50%. Isso implica que o uso indiscriminado da média de ETo como base para o dimensionamento da demanda hídrica de culturas pode levar a uma subestimação da real necessidade de água, comprometendo a eficiência dos sistemas de irrigação e, consequentemente, a produtividade agrícola. Santiago et al. (2021) destacam que os valores médios de ETo tendem a representar probabilidades entre 40% e 50%, e Silva et al. (2013) alertam que o uso da média para planejamento hídrico não é recomendado em função da variabilidade interanual da evapotranspiração.

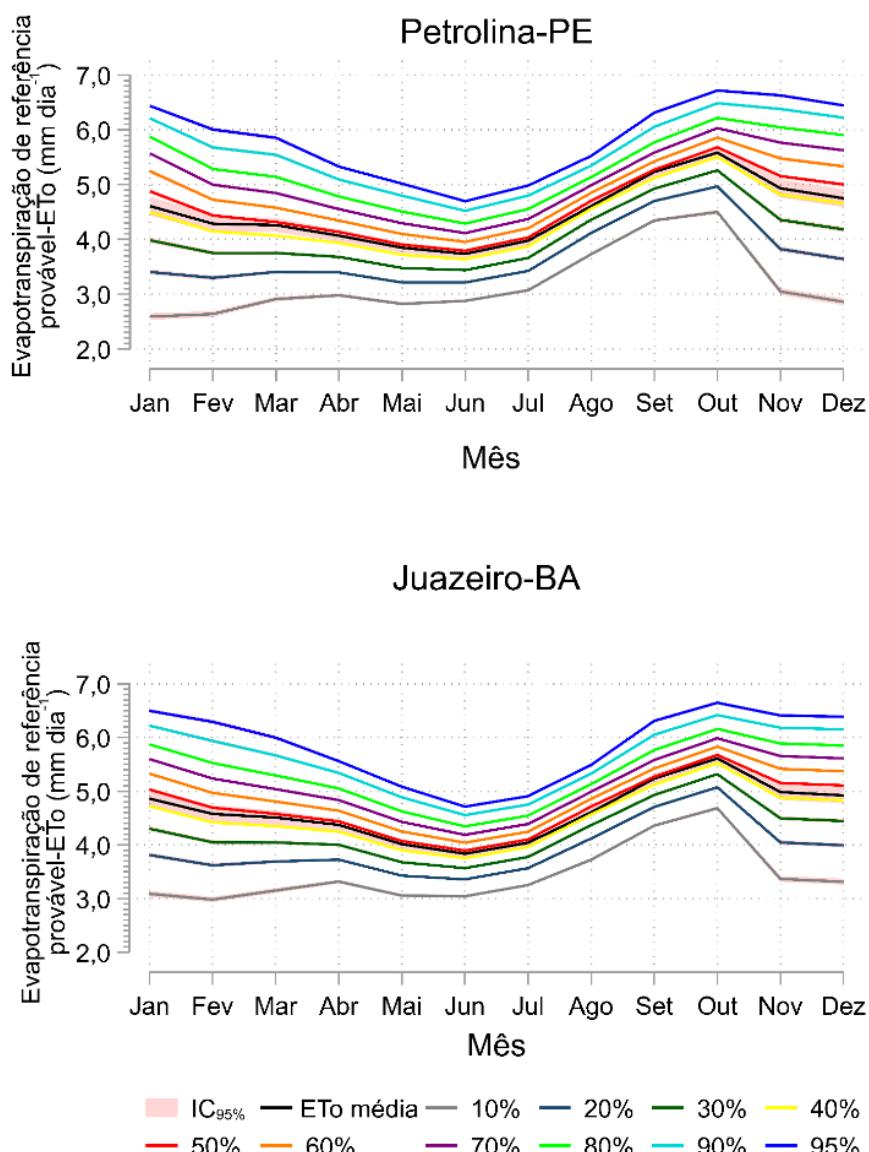


Figura 3. Estimativas da evapotranspiração de referência ($\text{mm} \cdot \text{dia}^{-1}$) em diferentes níveis probabilísticos em Petrolina-PE e Juazeiro-BA. Fonte: Silva et al. (2025).

Nesse sentido, recomenda-se a utilização de percentis superiores, especialmente aqueles com 75% de probabilidade, como indicado por Saad et al. (2002) e Back (2007), os quais são considerados mais conservadores e tecnicamente adequados para o correto dimensionamento de sistemas de irrigação. A adoção de percentis como o de 95%, no entanto, deve ser contextualizada: embora represente um cenário mais crítico e seguro, principalmente para culturas de alto valor econômico, elevada sensibilidade hídrica ou em situações de escassez hídrica, pode implicar em superdimensionamento e aumento de custos, o que o torna economicamente inviável como padrão generalizado (Doorenbos & Pruitt, 1977).

Assim, para o planejamento hídrico em condições normais, recomenda-se o uso de percentis entre 75% e 85%, reservando percentis superiores, como 90% e 95%, para análises de risco ou planejamento de culturas com exigências específicas. A avaliação de outubro, como o mês de maior demanda hídrica (Tabela 4), reforçou essa perspectiva. Considerando probabilidades de 70%, 80% e 95%, a ETo estimada para esse mês pode alcançar valores aproximados de até 6,0 mm.dia⁻¹, 6,2 mm.dia⁻¹ e 6,7 mm.dia⁻¹, respectivamente, nos municípios de Petrolina-PE e Juazeiro-BA. Portanto, o planejamento para esse período deve considerar a elevada demanda energética, refletida no aumento da ETo, coincidente com baixos índices pluviométricos (Silva et al., 2015). Barros et al. (2024) observaram em Juazeiro-BA que, de agosto a outubro, a baixa disponibilidade hídrica associada aos altos níveis de radiação e elevadas temperaturas promoveu um incremento nos valores da evaporação, os quais atingiram médias de até 8 mm.dia⁻¹.

Em resumo, esse estudo mostrou que as distribuições LLE, W e N apresentaram os melhores desempenhos em termos de ajuste, com superioridade da distribuição LLE em representar a variabilidade da ETo de agosto a fevereiro-março e desempenho consistente da distribuição W nos demais meses. Além disso, esses achados reforçam a importância de empregar critérios metodológicos adequados, não apenas na seleção de modelos com base em penalizações de complexidade (como AIC e BIC), mas também no uso criterioso dos testes de aderência. O contraste entre os resultados dos testes KS e os mais robustos AD e CV evidencia que o uso inadequado do KS, sobretudo quando aplicado na mesma amostra utilizada para estimação dos parâmetros, pode levar a conclusões equivocadas sobre a qualidade do ajuste. Assim, o rigor metodológico adotado neste estudo contribuiu para evitar inferências frágeis e aumentar a confiabilidade das recomendações para o dimensionamento de sistemas de irrigação.

É importante destacar que os resultados apresentados se referem a dois municípios limítrofes, com características climáticas similares, ambos situados no Vale do São Francisco. Assim, embora os resultados sejam relevantes para essa região específica, sua extração para outras áreas do semiárido brasileiro deve ser feita com cautela. Fatores como radiação solar, temperatura, precipitação, velocidade do vento, umidade relativa do ar e déficit de pressão de vapor, além de padrões regionais de circulação atmosférica, podem alterar significativamente o regime de ETo em outras localidades do semiárido. Recomenda-se, portanto, que estudos semelhantes sejam realizados em diferentes regiões do semiárido para validar e ampliar a aplicabilidade dos resultados encontrados neste estudo.

Tabela 4. Estimativa probabilística da ETo nos níveis de 10%, 20%, 30%, 40%, 50%, 60%, 70%, 80%, 90% e 95% e intervalos de confiança bootstrap, com correção de viés ajustada para aceleração. Fonte: Silva et al. (2025).

Local	Mês	Nível de probabilidade									
		10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%	95%
Petrópolis	Jan	2,59 (2,53 - 2,65)	3,40 (3,35 - 3,45)	3,98 (3,93 - 4,04)	4,50 (4,46 - 4,54)	4,88 (4,84 - 4,92)	5,25 (5,21 - 5,28)	5,57 (5,55 - 5,60)	5,88 (5,85 - 5,90)	6,21 (6,19 - 6,24)	6,44 (6,41 - 6,46)
	Fev	2,64 (2,58 - 2,69)	3,30 (3,26 - 3,34)	3,75 (3,71 - 3,79)	4,14 (4,12 - 4,17)	4,44 (4,40 - 4,47)	4,72 (4,70 - 4,75)	5,00 (4,97 - 5,02)	5,28 (5,26 - 5,31)	5,68 (5,64 - 5,71)	6,00 (5,96 - 6,05)
	Mar	2,91 (2,87 - 2,95)	3,41 (3,38 - 3,44)	3,75 (3,72 - 3,78)	4,07 (4,04 - 4,09)	4,32 (4,29 - 4,34)	4,58 (4,55 - 4,60)	4,84 (4,82 - 4,87)	5,14 (5,12 - 5,16)	5,54 (5,51 - 5,57)	5,85 (5,82 - 5,89)
	Abr	2,98 (2,95 - 3,01)	3,40 (3,37 - 3,42)	3,68 (3,65 - 3,70)	3,94 (3,92 - 3,95)	4,13 (4,11 - 4,16)	4,34 (4,32 - 4,36)	4,55 (4,53 - 4,57)	4,78 (4,76 - 4,80)	5,09 (5,07 - 5,12)	5,33 (5,30 - 5,36)
	Mai	2,82 (2,79 - 2,85)	3,21 (3,19 - 3,23)	3,48 (3,45 - 3,50)	3,72 (3,70 - 3,74)	3,90 (3,88 - 3,92)	4,10 (4,08 - 4,12)	4,29 (4,28 - 4,31)	4,51 (4,49 - 4,52)	4,80 (4,77 - 4,82)	5,02 (4,99 - 5,04)
	Jun	2,88 (2,85 - 2,91)	3,21 (3,19 - 3,23)	3,44 (3,42 - 3,46)	3,64 (3,62 - 3,65)	3,79 (3,78 - 3,81)	3,95 (3,94 - 3,97)	4,11 (4,10 - 4,13)	4,29 (4,27 - 4,30)	4,52 (4,50 - 4,54)	4,70 (4,68 - 4,72)
	Jul	3,07 (3,04 - 3,10)	3,42 (3,40 - 3,44)	3,66 (3,64 - 3,68)	3,87 (3,86 - 3,89)	4,03 (4,02 - 4,05)	4,20 (4,19 - 4,22)	4,37 (4,35 - 4,39)	4,55 (4,54 - 4,57)	4,80 (4,78 - 4,82)	4,98 (4,96 - 5,00)
	Ago	3,73 (3,70 - 3,76)	4,12 (4,10 - 4,14)	4,36 (4,34 - 4,38)	4,56 (4,55 - 4,58)	4,71 (4,69 - 4,72)	4,85 (4,84 - 4,86)	4,99 (4,98 - 5,00)	5,14 (5,12 - 5,15)	5,35 (5,33 - 5,36)	5,52 (5,50 - 5,55)
	Set	4,35 (4,31 - 4,38)	4,70 (4,68 - 4,72)	4,93 (4,91 - 4,94)	5,12 (5,10 - 5,14)	5,27 (5,25 - 5,28)	5,42 (5,41 - 5,44)	5,58 (5,57 - 5,60)	5,77 (5,76 - 5,79)	6,05 (6,03 - 6,08)	6,31 (6,28 - 6,34)
	Out	4,50 (4,46 - 4,54)	4,97 (4,94 - 4,99)	5,26 (5,23 - 5,28)	5,50 (5,49 - 5,52)	5,68 (5,66 - 5,70)	5,86 (5,84 - 5,88)	6,03 (6,01 - 6,05)	6,22 (6,20 - 6,23)	6,49 (6,46 - 6,51)	6,72 (6,69 - 6,75)
	Nov	3,05 (2,98 - 3,11)	3,82 (3,78 - 3,87)	4,36 (4,31 - 4,40)	4,82 (4,78 - 4,85)	5,15 (5,12 - 5,19)	5,48 (5,45 - 5,51)	5,77 (5,74 - 5,79)	6,04 (6,02 - 6,07)	6,38 (6,35 - 6,41)	6,63 (6,60 - 6,66)
	Dez	2,86 (2,79 - 2,92)	3,64 (3,59 - 3,69)	4,18 (4,13 - 4,23)	4,65 (4,62 - 4,69)	5,00 (4,96 - 5,04)	5,33 (5,30 - 5,36)	5,63 (5,60 - 5,65)	5,90 (5,88 - 5,92)	6,22 (6,20 - 6,25)	6,45 (6,42 - 6,47)
Juazeiro	Jan	3,09 (3,03 - 3,15)	3,81 (3,77 - 3,85)	4,30 (4,26 - 4,35)	4,72 (4,69 - 4,76)	5,03 (5,00 - 5,06)	5,33 (5,30 - 5,36)	5,60 (5,58 - 5,62)	5,87 (5,85 - 5,89)	6,22 (6,19 - 6,25)	6,50 (6,46 - 6,53)
	Fev	2,98 (2,93 - 3,03)	3,62 (3,58 - 3,66)	4,05 (4,01 - 4,09)	4,42 (4,39 - 4,45)	4,69 (4,66 - 4,72)	4,97 (4,94 - 5,00)	5,24 (5,21 - 5,26)	5,53 (5,50 - 5,55)	5,94 (5,90 - 5,97)	6,29 (6,25 - 6,34)
	Mar	3,15 (3,10 - 3,20)	3,69 (3,66 - 3,72)	4,04 (4,01 - 4,08)	4,35 (4,33 - 4,37)	4,58 (4,55 - 4,60)	4,81 (4,79 - 4,83)	5,04 (5,02 - 5,06)	5,29 (5,27 - 5,31)	5,67 (5,64 - 5,70)	6,00 (5,96 - 6,04)
	Abr	3,32 (3,28 - 3,35)	3,73 (3,70 - 3,75)	4,00 (3,98 - 4,03)	4,25 (4,23 - 4,27)	4,44 (4,42 - 4,46)	4,64 (4,62 - 4,66)	4,83 (4,82 - 4,85)	5,05 (5,03 - 5,07)	5,34 (5,32 - 5,36)	5,56 (5,53 - 5,59)
	Mai	3,06 (3,02 - 3,09)	3,43 (3,40 - 3,45)	3,68 (3,65 - 3,70)	3,90 (3,88 - 3,92)	4,07 (4,05 - 4,09)	4,25 (4,23 - 4,27)	4,43 (4,41 - 4,45)	4,62 (4,61 - 4,64)	4,89 (4,86 - 4,91)	5,08 (5,06 - 5,11)
	Jun	3,04 (3,02 - 3,07)	3,36 (3,34 - 3,38)	3,57 (3,55 - 3,58)	3,75 (3,74 - 3,77)	3,89 (3,88 - 3,91)	4,04 (4,02 - 4,06)	4,19 (4,17 - 4,20)	4,34 (4,33 - 4,36)	4,55 (4,54 - 4,57)	4,71 (4,69 - 4,73)
	Jul	3,25 (3,22 - 3,28)	3,57 (3,55 - 3,59)	3,78 (3,76 - 3,79)	3,96 (3,95 - 3,97)	4,10 (4,09 - 4,12)	4,25 (4,23 - 4,26)	4,39 (4,38 - 4,40)	4,55 (4,53 - 4,56)	4,75 (4,74 - 4,77)	4,91 (4,89 - 4,92)
	Ago	3,72 (3,69 - 3,76)	4,12 (4,10 - 4,14)	4,37 (4,34 - 4,39)	4,57 (4,55 - 4,58)	4,71 (4,70 - 4,73)	4,86 (4,84 - 4,87)	4,99 (4,98 - 5,00)	5,13 (5,12 - 5,14)	5,33 (5,31 - 5,34)	5,49 (5,47 - 5,51)
	Set	4,36 (4,33 - 4,39)	4,71 (4,69 - 4,73)	4,93 (4,91 - 4,95)	5,12 (5,11 - 5,14)	5,27 (5,25 - 5,28)	5,42 (5,41 - 5,44)	5,58 (5,57 - 5,60)	5,77 (5,75 - 5,78)	6,05 (6,03 - 6,08)	6,31 (6,28 - 6,34)
	Out	4,68 (4,65 - 4,72)	5,07 (5,05 - 5,10)	5,32 (5,30 - 5,34)	5,52 (5,51 - 5,54)	5,67 (5,66 - 5,69)	5,83 (5,81 - 5,85)	5,99 (5,97 - 6,00)	6,16 (6,15 - 6,17)	6,42 (6,40 - 6,44)	6,65 (6,62 - 6,68)
	Nov	3,37 (3,31 - 3,42)	4,04 (4,00 - 4,09)	4,50 (4,46 - 4,53)	4,88 (4,85 - 4,91)	5,15 (5,13 - 5,18)	5,42 (5,39 - 5,44)	5,65 (5,63 - 5,67)	5,89 (5,87 - 5,91)	6,18 (6,16 - 6,21)	6,41 (6,38 - 6,44)
	Dez	3,31 (3,26 - 3,37)	3,99 (3,95 - 4,03)	4,44 (4,41 - 4,48)	4,83 (4,80 - 4,86)	5,11 (5,08 - 5,14)	5,37 (5,35 - 5,40)	5,61 (5,59 - 5,63)	5,85 (5,83 - 5,87)	6,15 (6,13 - 6,18)	6,39 (6,36 - 6,42)

Conclusão

A modelagem probabilística da evapotranspiração de referência (ETo) é uma ferramenta eficaz para subsidiar o planejamento e manejo da irrigação no Submédio do Vale do São Francisco. É importante a utilização de critérios estatísticos rigorosos e múltiplos testes na seleção de modelos probabilísticos.

As estimativas de evapotranspiração provável em diferentes níveis de probabilidade (10% a 95%) demonstraram ser úteis para o dimensionamento racional de sistemas de irrigação, especialmente em contextos onde a escassez hídrica impõe desafios à sustentabilidade da produção agrícola. A identificação de outubro como o mês de maior demanda hídrica em Juazeiro-BA e Petrolina-PE confirma a relevância da abordagem probabilística adotada para o manejo adaptado às condições climáticas regionais. Embora os municípios analisados apresentem proximidade geográfica e condições climáticas similares, recomenda-se que estudos semelhantes sejam replicados em outras áreas do semiárido brasileiro, considerando que fatores locais podem alterar significativamente o regime de ETo. Essa abordagem contribui para uma gestão hídrica mais precisa, eficiente e adaptada às particularidades ambientais de cada região frente aos desafios impostos pelas mudanças climáticas em curso.

Referências

- Ababaei, B. 2014. Are weather generators robust tools to study daily reference evapotranspiration and irrigation requirement? *Water Resource Management*, 28, (4), 915-932. <https://doi.org/10.1007/s11269-014-0524-3>
- Alcântara, L. R. P.; Martins, L. A.; Costa, I. R. A.; Barros, H. O.; Santos Neto, S. M.; Coutinho, A. P.; Antonio, A. C. D. 2019. Avaliação de modelos probabilísticos para chuvas intensas nas mesorregiões do estado de Pernambuco. *Journal of Environmental Analysis and Progress*, 4, 90-103. <https://doi.org/10.24221/jeap.4.1.2019.2332.090-103>
- Aragão, R.; Santana, G. R.; Costa, C. E. F. F.; Cruz, M. A. S.; Figueiredo, E. E.; Srinivasan, V. S. 2013. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, 17, 243-252. <https://doi.org/10.1590/S1415-43662013000300001>
- Assis, J. P.; Souza, R. P.; Bezerra Neto, F.; Linhares, P. C. 2014. Tables of probabilities of reference evapotranspiration for the region of Mossoró RN. *Revista Verde de Agroecologia e Desenvolvimento Sustentável*, 9, (3), 58-67.
- Back, A. J. 2007. Variação da evapotranspiração de referência calculada em diferentes intervalos de tempo. *Engenharia Agrícola*, 27, (1), 139-145. <https://doi.org/10.1590/S0100-69162007000100007>
- Barros, T. F.; Moura, M. B. M.; Silva, T. G. F.; Morais, J. E. F.; Souza, C. A. A.; Jardim, A. M. R. F.; Moura, M. S. B.; Souza, L. S. B. 2024. Evaporação no semiárido: análise de sensibilidade e comparação de métodos para estimativa. *Revista Brasileira de Geografia Física*, 17, 3960-3973. <https://doi.org/10.26848/rbgf.v17.6.p3960-3973>
- Blain, G. C. 2014. Revisiting the critical values of the Lilliefors test: towards the correct agrometeorological use of the Kolmogorov-Smirnov framework. *Bragantia*, 73, 192-202. <https://doi.org/10.1590/brag.2014.015>
- Burnham, K. P.; Anderson, D. R. 1998. Model selection and inference. Springer-Verlag. 373p.
- Carvalho, D. F.; Oliveira, L. F. C. 2012. Planejamento e manejo da água na agricultura irrigada. Ed. UFV. 372p.
- Chen, G.; Balakrishnan, N. 1995. A General Purpose Approximate Goodness-of-Fit Test. *Journal of Quality Technology*, 27, 154-161. <https://doi.org/10.1080/00224065.1995.11979578>
- Doorenbos, J.; Pruitt, W. O. 1997. Crop water requirements. FAO. 276p.
- Kariuki, V.; Wanjoya, A.; Ngesa, O.; Alharthi, A. S.; Aljohani, H. M.; Afify, A. Z. 2024. Properties, estimation, and applications of the extended log-logistic distribution. *Scientific Reports*, 14, 1-34. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-68843-4>
- Lilliefors, H. W. 1967. On the Kolmogorov-Smirnov Test for Normality with Mean and Variance Unknown. *Journal of the American Statistical Association*, 62, 399-402. <https://doi.org/10.1080/01621459.1967.10482916>
- Lima, S. R.; Gauss, M. C. 2017. The Extended Log-Logistic Distribution: Properties and Application. *Anais Academia Brasileira de Ciências*, 89, 1-15. <https://doi.org/10.1590/0001-3765201720150579>
- Lima, E. F.; Moraes, R. G. S.; Fonseca, B. L. A. S.; Silva, C. M. 2020. Comparação de dados meteorológicos obtidos por estação convencional e automática e estimativa da evapotranspiração de referência em

- Imperatriz/MA. Journal of Environmental Analysis and Progress, 5, 214-220. <https://doi.org/10.24221/jeap.5.2.2020.3184.214-220>
- Mamun, A. A.; Hashim, A.; Daoud, J. I. 2010. Regionalisation of low flow frequency curves for the Peninsular Malaysia. Journal of Hydrology, 381, 174-180. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.11.039>
- Massey, F. J. 1951. The Kolmogorov-Smirnov Test for Goodness of Fit. Journal of the American Statistical Association, 46, 68-78. <https://doi.org/10.1080/01621459.1951.10500769>
- Mendoza, N. V. R. 2012. A distribuição log-logística exponenciada geométrica: dupla ativação. Dissertação de Mestrado, Universidade de São Paulo Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Piracicaba, São Paulo, Brasil. 101p. <https://doi.org/10.11606/D.11.2012.tde-26102012-150929>
- Oliveira, G. M.; Santiago, E. J. P.; Leitão, M. M. V. B. R.; Rocha, R. C.; Gonçalves, I. S.; Silva, R. R. 2017. Estimativa da evapotranspiração de referência para ambiente protegido. Irriga Inovagri, 1, 21-30. https://doi.org/10.15809/irriga.2017v1n1p21_30
- Passos, M. L. V.; Raposo, A. B.; Mendes, T. J.; Alves, G. D.; Castro, C. C. 2017. Estimativa da distribuição da precipitação pluviométrica provável em diferentes níveis de probabilidade de ocorrência. Revista Brasileira de Agricultura Irrigada, 11, 1106-1115. <https://doi.org/10.7127/RBAI.V11N100498>
- Saad, J. C.; Biscaro, G. A.; Delmanto Júnior, O.; Frizzone, J. A. 2002. Estudo da distribuição da evapotranspiração de referência visando o dimensionamento de sistemas de irrigação. Irriga, 7, 10-17. https://doi.org/10.15809/irriga.2002v7n1p10_17
- Santiago, E. J. P.; Oliveira, G. M.; Leitão, M. M. V. B. R.; Moura, M. S. B.; Gonçalves, I. S. 2017. Precipitação esperada, em diferentes níveis de probabilidade, na região de Juazeiro-BA. Journal of Environmental Analysis and Progress, 2, 457-464. <https://doi.org/10.24221/jeap.2.4.2017.1462.457-464>
- Santiago, E. J. P.; Silva, F. G.; Silva, A. S. A.; Cantalice, J. R. B.; Cunha Filho, M.; Aguiar, J. D. A. 2021. Adequação de modelos probabilísticos à evapotranspiração de referência no submédio do Vale do Rio São Francisco. Irriga, 1, 144-154. https://doi.org/10.15809/irriga.2021v1n1p14_4-154
- Silva, A. O.; Correia, J. S.; Bassoi, L. H.; Teixeira, A. H. C. 2015. Evapotranspiração de referência para dimensionamento de sistemas de irrigação em Petrolina, PE. Brazilian Journal of Biosystems Engineering, 9, 30-38. https://doi.org/10.18011/bioeng2015v9n1p3_0-38
- Silva, E. S.; Zavislak, F. D.; Dallacort, R.; Carvalho, M. A. C.; Araujo, D. V. 2013. Distribuição de probabilidade de chuva no município de Sapezal, MT. Encyclopédia Biosfera, 9, 1112-1122.
- Silva, G. C. C.; Neves, J. C. L.; Marcatti, G. E.; Soares, P. B.; Calegario, N.; Araújo Júnior, C. A.; Gonzáles, D. G. E.; Gleriani, J. M.; Binoti, D. H. B.; Paiva, H. N.; Leite, H. G. 2023. Improving 3-PG calibration and parameterization using artificial neural networks. Ecological Modelling, 479, 1-13. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2023.110301>
- Stephens, M. A. 1974. EDF Statistics for Goodness of Fit and Some Comparisons. Journal of the American Statistical Association, 69, 730-737. <https://doi.org/10.1080/01621459.1974.10480196>
- Surendran, S.; Tota-Maharaj, K. 2018. Effectiveness of log-logistic distribution to model water-consumption data. Journal of Water Supply: Research and Technology-AQUA, 67, 375-383. <https://doi.org/10.2166/aqua.2018.175>