

DANIEL ALTHOFF

**EVAPORAÇÃO DE ÁGUA EM PEQUENOS RESERVATÓRIOS:
AVALIAÇÃO DE MÉTODOS E ESTIMATIVAS ATUAL E FUTURA**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, para obtenção do título de Magister Scientiae.

VIÇOSA
MINAS GERAIS - BRASIL
2019

**Ficha catalográfica preparada pela Biblioteca Central da Universidade
Federal de Viçosa - Câmpus Viçosa**

T

A467e
2019 Althoff, Daniel, 1991-
Evaporação de água em pequenos reservatórios : avaliação
de métodos e estimativas atual e futura / Daniel Althoff. –
Viçosa, MG, 2019.
x, 93 f. : il. (algumas color.) ; 29 cm.

Orientador: Lineu Neiva Rodrigues.
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Viçosa.
Inclui bibliografia.

1. Hidrologia. 2. Barragens e açudes. 3. Mudanças
climáticas. 4. Tanques. 5. Probabilidades. 6. Inteligência
artificial. I. Universidade Federal de Viçosa. Departamento de
Engenharia Agrícola. Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Agrícola. II. Título.

CDD 22. ed. 551.48

DANIEL ALTHOFF

**EVAPORAÇÃO DE ÁGUA EM PEQUENOS RESERVATÓRIOS:
AVALIAÇÃO DE MÉTODOS E ESTIMATIVAS ATUAL E FUTURA**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.

APROVADA: 21 de fevereiro de 2019.



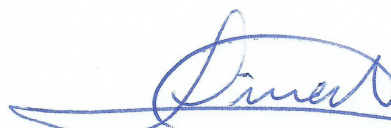
Gabrielle Ferreira Pires



Antônio Calazans Reis Miranda



Demetrius David da Silva
(Coorientador)



Lineu Neiva Rodrigues
(Orientador)

“Science works on the frontier between knowledge and ignorance. We’re not afraid to admit what we don’t know. There’s no shame in that. The only shame is to pretend that we have all the answers.”

(Neil deGrasse Tyson)

AGRADECIMENTOS

Primeiramente à minha família, pelo incentivo, confiança e amor.

À Helizani, por sempre estar presente fornecendo apoio, amor e orientação.

À Universidade Federal de Viçosa e ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, pela oportunidade de realização do curso.

Ao Lineu Neiva Rodrigues, pela orientação, confiança, amizade e apoio.

Ao professor Demetrius David da Silva, pela coorientação e ensinamentos.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pela concessão da bolsa de estudos.

À EMBRAPA Cerrados pela concessão das informações fundamentais para realização da pesquisa.

Ao Roberto e Santos por todos os ensinamentos e aprendizados em conjunto.

Aos meus amigos da pós-graduação e colegas do GESAI pela amizade e companheirismo.

Enfim, a todos que me ajudaram de alguma forma na execução desse projeto, o meu muito obrigado.

BIOGRAFIA

DANIEL ALTHOFF nasceu no dia 08 de junho de 1991 em Belo Horizonte, MG, filho de Peter Althoff e Marcela Elisa Weber Silva Althoff, irmão de Felipe Althoff.

Em janeiro de 2015, concluiu o curso de Engenharia Agrícola e Ambiental na Universidade Federal de Viçosa.

Em março de 2017, iniciou o curso de Mestrado em Engenharia Agrícola na área de Recursos Hídricos, submetendo-se à defesa em fevereiro de 2019.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS	vi
LISTA DE TABELAS	viii
RESUMO	ix
ABSTRACT	x
1 Introdução Geral	1
1.1 Referências Bibliográficas	3
2 Artigos científicos	8
2.1 Avaliação de métodos para estimativa de evaporação de água de pequenos reservatórios no Cerrado brasileiro	8
2.1.1 Introdução.....	8
2.1.2 Material e métodos	10
2.1.3 Resultados e discussão	14
2.1.4 Conclusões	25
2.1.5 Referências bibliográficas	26
2.2 Aprimoramento de métodos para a estimativa de evaporação de água em pequenas barragens no Cerrado brasileiro	30
2.2.1 Introdução.....	30
2.2.2 Material e métodos	33
2.2.3 Resultados e discussão	36
2.2.4 Conclusões	45
2.2.5 Referências bibliográficas	46
2.3 Avaliação de métodos numéricos e de aprendizado de máquina na modelagem de evaporação diária de pequenos reservatórios no Cerrado brasileiro	51
2.3.1 Introdução.....	51
2.3.2 Material e métodos	53
2.3.3 Resultados e discussão	57
2.3.4 Conclusões	63
2.3.5 Referências bibliográficas	64
2.4 Avaliação do impacto de mudanças climáticas na evaporação de pequenos reservatórios no Cerrado brasileiro	68
2.4.1 Introdução.....	68
2.4.2 Material e métodos	70
2.4.3 Resultados e discussão	76
2.4.4 Conclusões	88
2.4.5 Referências bibliográficas	88
3 Conclusões Gerais	93

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1.1. Bacia hidrográfica do rio Buriti Vermelho, DF, Brasil, com destaque para o pequeno reservatório utilizado no estudo.....	11
Figura 2.1.2. Dados climáticos médios mensais obtidos na estação meteorológica próxima ao reservatório (EM1) para o período de 2010 a 2011.	15
Figura 2.1.3. Dados climáticos médios mensais obtidos na estação meteorológica EM2 para o período de 1974 a 2017	15
Figura 2.1.4. Médias mensais de evaporação do Tanque Classe A observadas para o período de 2010 a 2011.....	16
Figura 2.1.5. Médias mensais de evaporação estimadas pelos diferentes métodos em comparação com a evaporação observada.	17
Figura 2.1.6. Evaporação média mensal estimada com base na série histórica de dados climáticos pelos métodos que apresentaram melhor desempenho: L93 = Linacre (1993) e KNF = Kohler, Nordenson e Fox (1955). A linha vermelha indica a média mensal entre os métodos e os pontos os outliers dos boxplots.....	20
Figura 2.1.7. Evaporação total anual estimada pelos métodos L93 = Linacre (1993) e KNF = Kohler, Nordenson e Fox (1955) com base na série histórica de dados climáticos e o modelo linear de tendência (linha tracejada).	21
Figura 2.1.8. Evaporação média mensal estimada pela média dos métodos L93 = Linacre (1993) e KNF = Kohler, Nordenson e Fox (1955) com base na série histórica de dados climáticos e modelos lineares de tendência (linhas tracejadas).	22
Figura 2.1.9. Curvas de probabilidade de ocorrência de evaporação diária construídas para períodos quinzenais com base nos valores obtidos pelo método KNF = Kohler, Nordenson e Fox (1955).....	23
Figura 2.2.1. Localização da bacia do rio Buriti Vermelho, DF, Brasil, com destaque (círculo vermelho) para a pequena barragem utilizada no estudo.....	34
Figura 2.2.2. Variáveis climáticas médias mensais observadas próximas ao reservatório estudado para o período de 2010 a 2011.....	37
Figura 2.2.3. Evaporação dos tanques observada para o período de 2010 a 2011: (a) média mensal e (b) relação entre as evaporações observadas.....	37
Figura 2.2.4. Boxplots das evaporações médias estimadas a partir das reamostragens Bootstrap.	39
Figura 2.2.5. Evaporação média mensal estimada a partir dos coeficientes de ajuste nas escalas mensal, sazonal e anual em comparação com os dados observados.	40

Figura 2.2.6. Relação entre evaporação diária observada no reservatório e estimada pelas equações de melhor desempenho: (a) CE1; e (b) CE2.	43
Figura 2.2.7. Comparação entre métodos do tanque de evaporação e equações de regressões lineares múltiplas baseadas em variáveis climáticas para estimativa de evaporação do reservatório.	45
Figura 2.3.1. Bacia hidrográfica do rio Buriti Vermelho, DF, Brasil (a), com destaque para a região do Cerrado (b) e para o pequeno reservatório utilizado neste estudo (c).	54
Figura 2.3.2. Evaporação observada no reservatório em estudo no período de 2010 a 2011.....	58
Figura 2.3.3. Dispersão e correlação entre a evaporação observada no reservatório (E _L) e as variáveis climáticas.	58
Figura 2.3.4. Evaporação diária simulada pelos modelos para o conjunto de teste em relação à evaporação observada para: CA (a, d, g, j); CB (b, e, h, k); e CC (c, f, i, l); e RF (a, b, c); Cubist (d, e, f); BRNN (g, h, i); e Stepwise (j, k, l).	62
Figura 2.4.1. Localização geográfica da bacia do Rio Preto, com destaque para as bacias do rio São Francisco e do Rio Preto.....	71
Figura 2.4.2. Localização das estações meteorológicas utilizadas no estudo em relação à área da bacia hidrográfica do Rio Preto.....	73
Figura 2.4.3. Localização (a) e área dos espelhos de água (b) dos reservatórios localizados na bacia do Rio Preto.	76
Figura 2.4.4. Evaporação anual simulada pelos modelos climáticos regionais (RCMs) dos reservatórios da bacia do Rio Preto considerando os períodos histórico e futuro.	78
Figura 2.4.5. Curvas de evaporação provável mensal com base no cenário RCP4.5.	81
Figura 2.4.6. Tendência de aumento anual de evaporação até o final do século considerando a média dos modelos Eta-MIROC5 e Eta-HadGEM2-ES para a bacia do Rio Preto.	84
Figura 2.4.7. Localização de dois reservatórios (a e b) instalados na bacia do Rio Preto.	85
Figura 2.4.8. Evaporação e volume de água armazenada nos pequenos reservatórios da bacia do Rio Preto durante a estação seca.	87

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1.1. Métodos utilizados na estimativa da evaporação em pequenos reservatórios	12
Tabela 2.1.2. Desempenho dos métodos de estimativa de evaporação avaliados.....	18
Tabela 2.1.3. Desempenho, evaporação provável e coeficientes das curvas ajustadas.	24
Tabela 2.2.1. Coeficientes de correção entre evaporação do tanque externo e interno nas escalas mensal, sazonal e anual e índices estatísticos.....	38
Tabela 2.2.2. Coeficientes obtidos para regressões lineares múltiplas para fins de estimativa da evaporação de pequenos reservatório a partir de variáveis climáticas	42
Tabela 2.3.1. Desempenho dos modelos para o conjunto de testes	60
Tabela 2.4.1. Estatísticas, para o período histórico de 1961 a 2005, obtidas da comparação entre os valores observados e os simulados pelos modelos climáticos antes e após a correção de viés.....	77
Tabela 2.4.2. Evaporação mensal provável, para os cenários Futuros, calculada com base na média dos modelos climáticos regionais	83

RESUMO

ALTHOFF, Daniel, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, fevereiro de 2019. **Evaporação de água em pequenos reservatórios: avaliação de métodos e estimativas atual e futura.** Orientador: Lineu Neiva Rodrigues. Coorientador: Demetrius David da Silva.

Um dos maiores desafios da humanidade neste século é garantir segurança alimentar para todas as pessoas. O Brasil é um dos poucos países do mundo capaz de expandir sua produção de alimentos de forma sustentável, com destaque para a região do Cerrado, que tem função estratégica no alcance do aumento da produção de alimentos esperada. O desenvolvimento sustentável da agricultura irrigada, por sua vez, dependendo da disponibilidade hídrica oriunda de pequenos reservatórios. Diversas pequenas barragens foram construídas nas últimas décadas na região com o intuito de armazenar água excedente das chuvas e disponibilizá-la no período de estiagem. Neste contexto, a evaporação é uma perda efetiva de água que deve ser melhor quantificada para que se possa desenvolver estratégias e políticas de gestão hídrica mais eficientes. O objetivo desta dissertação foi avaliar e propor métodos de estimativa de evaporação de água em pequenas barragens, bem como simular os impactos provenientes de mudanças climáticas nas perdas por evaporação. Avaliaram-se 14 métodos de estimativa de evaporação difundidos na literatura, além de ajustes de modelos empíricos baseados em Tanque Classe A (TCA), regressões lineares múltiplas e técnicas de aprendizado de máquina. A partir de um TCA instalado próximo ao reservatório, foram obtidos coeficientes de correção da evaporação do tanque considerando base mensal, sazonal e anual. Os modelos de regressão Cubist, Random Forest, Redes Neurais com Regularização Bayesiana e regressões lineares múltiplas foram ajustados utilizando dados climáticos coletados por uma estação meteorológica próxima ao reservatório. Dentre os métodos avaliados, o de Kohler, Nordenson e Fox (1955) e Linacre (1993) tiveram desempenho adequado, bem como os coeficientes de correção, duas equações lineares e os modelos de aprendizado de máquina. A evaporação apresentou tendências significativas de aumento, tanto para uma forçante de saldo de radiação de $4,5 \text{ W m}^{-2}$, como para $8,5 \text{ W m}^{-2}$. Estimou-se um aumento médio da evaporação na bacia do Rio Preto até o ano de 2100 de 18,4% e, quanto menor o reservatório, maior o risco de falta de água ao fim da estação seca.

ABSTRACT

ALTHOFF, Daniel, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, February, 2019. **Small reservoirs water evaporation: methods assessment and actual and future estimates.** Adviser: Lineu Neiva Rodrigues. Co-adviser: Demetrius David da Silva.

Food safety is one of the century's major challenges for humanity. Brazil is one of the few countries capable of increasing sustainable food production, highlighting the savanna region (Cerrado), which plays a key role in achieving this expected raise in production. However, the sustainable development of irrigated agriculture depends on small reservoirs water availability. A large number of small dams have been built during the last decades in the region. The objectives of these structures are to store runoff water and to supply water demands during drought periods, however small reservoirs evaporation is an effective water loss and should be better quantified in order to develop efficient management strategies and policies. The objective of this dissertation was to assess and propose methods for estimating small reservoir water evaporation, as well as to simulate the impacts advent from climatic changes on evaporation. Fourteen widespread in literature methods were assessed for estimating evaporation. Empirical models based on Class A pan, multiple linear regressions and machine learning techniques were also adjusted to estimate small reservoir evaporation. Monthly, seasonal and annual pan coefficients were calibrated for Class A pan installed near the reservoir. The Cubist regression, Random Forest, Bayesian regularized neural networks and multiple linear regressions were adjusted using climatic data observed near the reservoir. Among the assessed methods, Kohler, Nordenson and Fox (1955) and Linacre (1993) presented adequate performance, as did the pan coefficients, two linear regressions and the machine learning models. Evaporation showed significant increase trends for both representative concentration pathways of 4.5 W m^{-2} and 8.5 W m^{-2} . Considering an increase of up to 18.4% estimated until 2100 for the Rio Preto basin, higher will be the risk of failure in water supply on the end of the drought period for smaller reservoirs.

1 Introdução Geral

Para a agricultura, um dos maiores desafios do século é o de garantir segurança alimentar para todas as pessoas (RODRIGUES; DOMINGUES, 2017). Estima-se uma necessidade de aumento real na produção de alimentos de cerca de 70% para atender a demanda mundial em 2050 (FAO, 2009; GODFRAY et al., 2010). O Brasil é um dos poucos países no mundo capaz de aumentar a sua produção agrícola de forma sustentável (WENDT et al., 2015), principalmente sobre áreas de pastagens degradadas.

O Cerrado é o segundo maior bioma do Brasil, representando 24% do seu território e com alta relevância no cenário produtivo de soja e carne bovina do mundo (KLINK, 2014; PEREIRA et al., 2012), apresentando grande potencial para desenvolvimento agrícola (GREEN et al., 2007). A região apresenta clima tropical com estação seca de maio a setembro, o que se configura como um fator limitante ao desenvolvimento agrícola regional, sendo a irrigação fundamental neste processo (LIMA, 2011; WENDT et al., 2015).

A expansão de áreas irrigadas tem contribuído para reduzir a disponibilidade hídrica e para aumentar os conflitos pelo uso de água na região (MANETA et al., 2009). Neste contexto, pequenas barragens desempenham papel estratégico, servindo como reservatórios que fornecem água para os diversos usos, aumentando a disponibilidade hídrica durante o período de estiagem.

Para se alocar e construir novos reservatórios, entretanto, é fundamental se ter maior conhecimento dos diferentes processos que interferem na dinâmica de água nessas estruturas, em especial a evaporação, por constituir um dos principais componentes do balanço hídrico (FRIEDRICH et al., 2018).

Para desenvolver estratégias e políticas mais eficientes de gestão de recursos hídricos é essencial a obtenção de estimativas de evaporação mais precisas (KANG; PARK, 2014; TINOCO et al., 2016). Contudo, a quantificação da evaporação para pequenos reservatórios é um grande desafio, uma vez que a variabilidade da temperatura do ar e pressão de vapor próximo às margens pode diferir consideravelmente das condições internas do reservatório e influenciar a magnitude da evaporação real (ROSENBERRY et al., 2007).

A grande maioria dos estudos desenvolvidos com o objetivo de melhorar as estimativas de evaporação (ANTONOPOULOS; GIANNIOU; ANTONOPOULOS, 2016; COELHO et al., 2017; LEÃO et al., 2013; VIEIRA et al., 2016; ZHANG et al.,

2017) foi realizada para grandes lagos e reservatórios (ROSENBERRY et al., 2007). Apesar de sua importância para o planejamento e gestão de recursos hídricos, um número muito pequeno de trabalhos foi realizado para as condições do Cerrado (COELHO et al., 2017; VIEIRA et al., 2016), sendo que não existem estudos específicos para a região visando a estimativa de evaporação em pequenos reservatórios.

Masoner e Stannard (2010) mostraram ser possível representar adequadamente a evaporação de pequenos reservatórios por meio da instalação de tanques evaporimétricos dentro do lago ou reservatório. Esse método tem sido amplamente utilizado no gerenciamento de reservatórios de água, apesar de suas restrições e pressuposições (KAYA; EVREN; DAŞCI, 2016; LOWE et al., 2009; WURBS; AYALA, 2014).

Embora este método seja de simples aplicação, sua operacionalização em campo é laboriosa, podendo ser facilitada pela instalação do tanque fora do reservatório. Contudo, a evaporação medida nesta situação é maior que a evaporação observada em um tanque enterrado ou imerso em água (FU et al., 2004), fazendo-se necessária a adoção de um coeficiente de correção para que evaporação do tanque possa representar adequadamente a evaporação do reservatório (LIU et al., 2016; MCJANNET; COOK; BURN, 2013).

Para superar as limitações oriundas do método do tanque, métodos alternativos têm sido utilizados (HARWELL, 2012). O método de Penman (1948) é um dos métodos mais confiáveis (ANTONOPOULOS; GIANNIOU; ANTONOPOULOS, 2016), embora sua aplicação seja difícil devido à escassez de dados climáticos em muitas regiões. Na literatura encontram-se diversos métodos como alternativa ao método de Penman (BRUTSAERT; STRICKER, 1979; DEBRUIN; KEIJMAN, 1979; KOHLER; NORDENSON; FOX, 1955; LINACRE, 1977, 1993; MORTON, 1983; THORNTHWAITE; MATHER, 1955).

Além da grande diversidade de modelos e da falta de consenso sobre qual método apresenta melhor desempenho na estimativa de evaporação de pequenos reservatórios, é importante o desenvolvimento de métodos empíricos que levem em consideração as especificidades de cada região e a disponibilidade de dados. Modelos numéricos e técnicas de aprendizado de máquina, tais como redes neurais artificiais, máquinas de suporte de vetores e árvores de regressões tem sido utilizados com sucesso na modelagem de evaporação em situações de escassez de dados

(ANTONOPOULOS; GIANNIOU; ANTONOPOULOS, 2016; EROL; ÖZLEM, 2006; GOYAL et al., 2014; KISI et al., 2016; TABARI; MAROFI; SABZIPARVAR, 2010; WANG et al., 2017a, 2017b). Contudo, esses métodos precisam ser desenvolvidos e avaliados para as condições do Cerrado para serem utilizados no gerenciamento de recursos hídricos.

Já para um cenário futuro, as mudanças climáticas são evidentes nas regiões do Cerrado. Diversos estudos apresentam expectativas de aumento de temperatura de superfície anual (CAMILO et al., 2018; DE JONG et al., 2018; JESUS et al., 2017). As alterações futuras esperadas nas variáveis climáticas poderão resultar em alterações no regime hidrológico e, conseqüentemente, na forma como os reservatórios devem ser manejados (MINVILLE; BRISSETTE; LECONTE, 2010).

Embora diversos trabalhos relatem os potenciais impactos das mudanças climáticas na operação de grandes reservatórios (HANAK; LUND, 2012; ZHOU; GUO, 2013), em pequenos reservatórios da região do Cerrado as informações são praticamente inexistentes.

A dissertação, cujo objetivo geral foi melhorar as estimativas de evaporação de água em pequenos reservatórios na região do Cerrado brasileiro, foi estruturada na forma de artigos. No primeiro artigo, é avaliado o desempenho de métodos existentes de estimativa de evaporação. No segundo artigo, são ajustados modelos lineares e coeficientes de Tanque Classe A para estimar a evaporação. No terceiro artigo, são ajustados modelos estatísticos computacionais para estimar a evaporação. E por fim, no quarto artigo, simula-se e avaliam-se os impactos na evaporação oriundos de diferentes cenários de mudanças climáticas.

1.1 Referências Bibliográficas

ANTONOPOULOS, V. Z.; GIANNIOU, S. K.; ANTONOPOULOS, A. V. Artificial neural networks and empirical equations to estimate daily evaporation: application to Lake Vegoritis, Greece. **Hydrological Sciences Journal**, v. 61, n. 14, p. 2590–2599, 25 out. 2016.

BRUTSAERT, W.; STRICKER, H. An advection-aridity approach to estimate actual regional evapotranspiration. **Water resources research**, v. 15, n. 2, p. 443–450, 1979.

CAMILO, J. A.; ANDRADE, C. L. T.; AMARAL, T. A.; TIGGES, C. H. P.; MELO, M. L. A.; CHOU, S. C.; GARCIA Y GARCIA, A. Impact of Climate Change on Maize Grown in the Brazilian Cerrado. **Anais...** In: ASABE 2018 ANNUAL

INTERNATIONAL MEETING. American Society of Agricultural and Biological Engineers, 2018.

COELHO, C. D.; DA SILVA, D. D.; SEDIYAMA, G. C.; MOREIRA, M. C.; PEREIRA, S. B.; LANA, Â. M. Q. Comparison of the water footprint of two hydropower plants in the Tocantins River Basin of Brazil. **Journal of Cleaner Production**, v. 153, n. Supplement C, p. 164–175, 1 jun. 2017.

DE JONG, P.; TANAJURA, C. A. S.; SÁNCHEZ, A. S.; DARGAVILLE, R.; KIPERSTOK, A.; TORRES, E. A. Hydroelectric production from Brazil's São Francisco River could cease due to climate change and inter-annual variability. **Science of The Total Environment**, v. 634, p. 1540–1553, 1 set. 2018.

DEBRUIN, H. A. R.; KEIJMAN, J. Q. The Priestley-Taylor evaporation model applied to a large, shallow lake in the Netherlands. **Journal of Applied Meteorology**, v. 18, n. 7, p. 898–903, 1979.

EROL, K. M.; ÖZLEM, T. Artificial Neural Network Models of Daily Pan Evaporation. **Journal of Hydrologic Engineering**, v. 11, n. 1, p. 65–70, 1 jan. 2006.

FAO. **Global agriculture towards 2050**. High-Level Expert Forum. **Anais...** In: HOW TO FEED THE WORLD IN 2050. Rome: Food and Agriculture Organization of the United Nations, 2009.

FRIEDRICH, K. et al. Reservoir Evaporation in the Western United States: Current Science, Challenges, and Future Needs. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 99, n. 1, p. 167–187, jan. 2018.

FU, G.; LIU, C.; CHEN, S.; HONG, J. Investigating the conversion coefficients for free water surface evaporation of different evaporation pans. **Hydrological Processes**, v. 18, n. 12, p. 2247–2262, 30 ago. 2004.

GODFRAY, H. C. J.; BEDDINGTON, J. R.; CRUTE, I. R.; HADDAD, L.; LAWRENCE, D.; MUIR, J. F.; PRETTY, J.; ROBINSON, S.; THOMAS, S. M.; TOULMIN, C. Food Security: The Challenge of Feeding 9 Billion People. **Science**, v. 327, n. 5967, p. 812–818, 12 fev. 2010.

GOYAL, M. K.; BHARTI, B.; QUILTY, J.; ADAMOWSKI, J.; PANDEY, A. Modeling of daily pan evaporation in sub tropical climates using ANN, LS-SVR, Fuzzy Logic, and ANFIS. **Expert Systems with Applications**, v. 41, n. 11, p. 5267–5276, 1 set. 2014.

GREEN, V. S.; STOTT, D. E.; CRUZ, J. C.; CURI, N. Tillage impacts on soil biological activity and aggregation in a Brazilian Cerrado Oxisol. **Soil and Tillage Research**, v. 92, n. 1, p. 114–121, 1 jan. 2007.

HANAK, E.; LUND, J. R. Adapting California's water management to climate change. **Climatic Change**, v. 111, n. 1, p. 17–44, 1 mar. 2012.

HARWELL, G. R. **Estimation of evaporation from open water: A review of selected studies, summary of US Army Corps of Engineers data collection and**

methods, and evaluation of two methods for estimation of evaporation from five reservoirs in Texas. [s.l.] Verlag nicht ermittelbar, 2012.

JESUS, T. C. L. DE; SENNA, M. C. A.; CATALDI, M.; PAIVA, C. M.; FRANZ, B. Impacto do aumento da concentração atmosférica de CO₂ no balanço hídrico climatológico do Cerrado. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 21, n. 0, 7 nov. 2017.

KANG, M.; PARK, S. Modeling water flows in a serial irrigation reservoir system considering irrigation return flows and reservoir operations. **Agricultural Water Management**, v. 143, p. 131–141, 1 set. 2014.

KAYA, S.; EVREN, S.; DAŞCI, E. Comparison of various equations for estimating class a pan evaporation in semi-arid climate conditions. **Ziraat Fakültesi Dergisi, Uludağ Üniversitesi**, v. 30, n. 2, p. 1–9, 2016.

KISI, O.; GENÇ, O.; DINC, S.; ZOUNEMAT-KERMANI, M. Daily pan evaporation modeling using chi-squared automatic interaction detector, neural networks, classification and regression tree. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 122, p. 112–117, 1 mar. 2016.

KLINK, C. A. Policy Intervention in the Cerrado Savannas of Brazil: Changes in the Land Use and Effects on Conservation. **A. Consorte-McCrea, & E. Ferraz Santos, Ecology and Conservation of the Maned Wolf: Multidisciplinary Perspectives**, p. 293–308, 2014.

KOHLER, M.; NORDENSON, T.; FOX, W. Evaporation from Pans and Lakes. **US Weather Bureau Research Papers**, v. 38, 1955.

LEÃO, R. A. DE O.; SOARES, A. A.; TEIXEIRA, A. DOS S.; SILVA, D. D. Estimation of evaporation in the Banabuiú dam, in the state of Ceará, Brazil, by different combined methods, derived from the Penman equation. **Engenharia Agrícola**, v. 33, n. 1, p. 129–144, fev. 2013.

LIMA, J. E. F. W. Situação e perspectivas sobre as águas do cerrado. **Ciência e Cultura**, v. 63, n. 3, p. 27–29, jul. 2011.

LINACRE, E. T. A simple formula for estimating evaporation rates in various climates, using temperature data alone. **Agricultural Meteorology**, v. 18, n. 6, p. 409–424, 1 dez. 1977.

LINACRE, E. T. Data-sparse estimation of lake evaporation, using a simplified Penman equation. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 64, n. 3, p. 237–256, 1 maio 1993.

LIU, X.; YU, J.; WANG, P.; ZHANG, Y.; DU, C. Lake Evaporation in a Hyper-Arid Environment, Northwest of China—Measurement and Estimation. **Water**, v. 8, n. 11, p. 527, 12 nov. 2016.

LOWE, L. D.; WEBB, J. A.; NATHAN, R. J.; ETCHELLS, T.; MALANO, H. M. Evaporation from water supply reservoirs: An assessment of uncertainty. **Journal of Hydrology**, v. 376, n. 1, p. 261–274, 30 set. 2009.

MANETA, M. P.; TORRES, M.; WALLENDER, W. W.; VOSTI, S.; KIRBY, M.; BASSOI, L. H.; RODRIGUES, L. N. Water demand and flows in the São Francisco River Basin (Brazil) with increased irrigation. **Agricultural Water Management**, v. 96, n. 8, p. 1191–1200, 1 ago. 2009.

MASONER, J. R.; STANNARD, D. I. A comparison of methods for estimating open-water evaporation in small wetlands. **Wetlands**, v. 30, n. 3, p. 513524, 2010.

MCJANNET, D. L.; COOK, F. J.; BURN, S. Comparison of techniques for estimating evaporation from an irrigation water storage. **Water Resources Research**, v. 49, n. 3, p. 1415–1428, 1 mar. 2013.

MINVILLE, M.; BRISSETTE, F.; LÉCONTE, R. Impacts and Uncertainty of Climate Change on Water Resource Management of the Peribonka River System (Canada). **Journal of Water Resources Planning and Management**, v. 136, n. 3, p. 376–385, 1 maio 2010.

MORTON, F. I. Operational estimates of areal evapotranspiration and their significance to the science and practice of hydrology. **Journal of Hydrology**, v. 66, n. 1, p. 1–76, 1 out. 1983.

PENMAN, H. L. Natural evaporation from open water, bare soil and grass. **Proc. R. Soc. Lond. A**, v. 193, n. 1032, p. 120–145, 22 abr. 1948.

PEREIRA, P. A. A.; MARTHA, G. B.; SANTANA, C. A.; ALVES, E. The development of Brazilian agriculture: future technological challenges and opportunities. **Agriculture & Food Security**, v. 1, n. 1, p. 4, 19 abr. 2012.

RODRIGUES, L. N.; DOMINGUES, A. F. **Agricultura Irrigada: desafios e oportunidades para o desenvolvimento sustentável**. 1. ed. Brasília, DF: Embrapa Cerrados, 2017.

ROSENBERRY, D. O.; WINTER, T. C.; BUSO, D. C.; LIKENS, G. E. Comparison of 15 evaporation methods applied to a small mountain lake in the northeastern USA. **Journal of Hydrology**, v. 340, n. 3–4, p. 149–166, 2007.

TABARI, H.; MAROFI, S.; SABZIPARVAR, A.-A. Estimation of daily pan evaporation using artificial neural network and multivariate non-linear regression. **Irrigation Science**, v. 28, n. 5, p. 399–406, 1 jul. 2010.

THORNTHWAITE, C. W.; MATHER, J. R. **The water balance**. Centerton, NJ: Drexel Institute of Technology - Laboratory of Climatology, 1955.

TINOCO, V.; WILLEMS, P.; WYSEURE, G.; CISNEROS, F. Evaluation of reservoir operation strategies for irrigation in the Macul Basin, Ecuador. **Journal of Hydrology: Regional Studies**, v. 5, p. 213–225, 1 mar. 2016.

VIEIRA, N.; PEREIRA, S. B.; MARTINEZ, M. A.; SILVA, D. D.; SILVA, F. B. Evaporation estimates for Sobradinho and Três Marias reservoirs through different methods. **Engenharia Agrícola**, v. 36, n. 3, p. 433–448, 2016.

WANG, L.; KISI, O.; HU, B.; BILAL, M.; ZOUNEMAT-KERMANI, M.; LI, H. Evaporation modelling using different machine learning techniques. **International Journal of Climatology**, v. 37, p. 1076–1092, 1 ago. 2017a.

WANG, L.; NIU, Z.; KISI, O.; LI, C.; YU, D. Pan evaporation modeling using four different heuristic approaches. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 140, p. 203–213, 1 ago. 2017b.

WENDT, D. E.; RODRIGUES, L. N.; DIJKSMA, R.; VAN DAM, J. C. Assessing groundwater potential use for expanding irrigation in the Buriti Vermelho watershed. **IRRIGA**, v. 1, n. 2, p. 81–94, 2015.

WURBS, R. A.; AYALA, R. A. Reservoir evaporation in Texas, USA. **Journal of Hydrology**, v. 510, n. Supplement C, p. 1–9, 14 mar. 2014.

ZHANG, H.; GORELICK, S. M.; ZIMBA, P. V.; ZHANG, X. A remote sensing method for estimating regional reservoir area and evaporative loss. **Journal of Hydrology**, v. 555, p. 213–227, 1 dez. 2017.

ZHOU, Y.; GUO, S. Incorporating ecological requirement into multipurpose reservoir operating rule curves for adaptation to climate change. **Journal of Hydrology**, v. 498, p. 153–164, 19 ago. 2013.

2 Artigos científicos

2.1 Avaliação de métodos para estimativa de evaporação de água de pequenos reservatórios no Cerrado brasileiro

Resumo

Pequenos reservatórios desempenham um papel fundamental no Cerrado brasileiro, viabilizando a irrigação e contribuindo para desenvolvimento econômico e o bem-estar social da população. Apesar da relevância estratégica da implementação de pequenos reservatórios, o seu mau dimensionamento acarreta impactos no meio ambiente e na segurança hídrica. Nesse contexto, é crucial o conhecimento dos componentes do ciclo hidrológico desses reservatórios, em especial a evaporação, que pode representar uma perda indesejada de água. Os objetivos do presente trabalho foram: (i) avaliar o desempenho de métodos de estimativa da evaporação em pequenos reservatórios na região do Cerrado brasileiro; e (ii) estimar, com base em dados históricos, para um período quinzenal, a probabilidade de ocorrência de evaporação na região. A partir de dados de evaporação de um Tanque Classe A alocado no interior de um pequeno reservatório na região do Cerrado, 14 métodos tiveram seus desempenhos avaliados na escala mensal e, quando possível, na escala diária. Curvas de permanência foram construídas a partir de dados de estimativas de lâmina evaporada para o período de 1974 a 2017. Os métodos que apresentaram melhor desempenho na estimativa de evaporação mensal foram os de Kohler, Nordenson e Fox (1955) e Linacre (1993). A evaporação média mensal variou de 3,56 a 4,99 mm d⁻¹. As curvas de probabilidade de ocorrência de evaporação construídas constituem-se como ferramentas de estimativa importantes para gestores de recursos hídricos

Palavras-chave: Curva de permanência; pequenas barragens; gerenciamento de recursos hídricos.

2.1.1 Introdução

Pequenos reservatórios de água desempenham um papel fundamental no desenvolvimento agrícola da região do Cerrado brasileiro, contribuindo para aumentar a disponibilidade hídrica durante o período de escassez. Todavia, o impacto causado por essas estruturas no sistema hídrico precisa ser mais bem quantificado e

considerado nos planos de recursos hídricos (RODRIGUES et al., 2012; ROSENBERRY et al., 2007).

O Cerrado, representando 24% do território brasileiro é o segundo maior bioma do Brasil, sendo uma região de alta relevância para a agricultura e pecuária do país (KLINK, 2014). Nos últimos anos, um grande número de pequenos reservatórios foi construído na região, contribuindo para viabilizar a irrigação, o desenvolvimento econômico e o bem-estar social da população (BRITO et al., 2012; POUSSIN et al., 2015; RODRIGUES et al., 2012).

Apesar da sua relevância estratégica, os impactos ambientais causados principalmente por reservatórios mal dimensionados têm dificultado a construção de novas barragens na região. Os problemas de dimensionamento são, na sua maior parte, devido à falta de informação. Assim, é cada vez mais importante gerar informações que subsidiem a alocação e construção de novos reservatórios na região, sendo para isso crucial compreender melhor o comportamento das diferentes variáveis que interferem na dinâmica de água de um pequeno reservatório, dentre as quais a evaporação se destaca.

A evaporação representa uma perda efetiva de água do sistema hídrico que não deve ser negligenciada. As perdas afetam diretamente a eficiência de armazenamento do reservatório, o uso produtivo de água, a economia e qualidade de vida das pessoas. O processo de evaporação se torna ainda mais importante quando se consideram os efeitos de mudanças climáticas, como por exemplo o aumento de temperatura, que ameaça reduzir a disponibilidade hídrica, especialmente levando em consideração o armazenamento superficial de reservatórios (FRIEDRICH et al., 2018).

A evaporação é um dos principais constituintes do balanço hídrico de reservatórios sob diferentes regimes climáticos (FRIEDRICH et al., 2018) e obter estimativas mais precisas é fundamental para se desenvolver estratégias e políticas eficientes de gestão de recursos hídricos (TINOCO et al., 2016).

Contudo, a quantificação mais representativa dessa variável para pequenos reservatórios é um grande desafio, uma vez que a variabilidade da temperatura e da pressão de vapor do ar próximos às margens pode diferir consideravelmente das condições internas do reservatório e influenciar a magnitude da evaporação real (ROSENBERRY et al., 2007).

Embora a maioria dos estudos de evaporação tenha sido realizado para grandes superfícies d'água (ROSENBERRY et al., 2007), já se tem na literatura trabalhos sobre estimativas de evaporação de água em pequenos lagos e reservatórios (MCJANNET et al., 2017; OLIVEIRA, 2009; ROSENBERRY et al., 2007; WINTER; ROSENBERRY; STURROCK, 1995). No entanto, apesar da sua importância para o planejamento e gestão de recursos hídricos, poucos estudos foram realizados visando à estimativa da evaporação para as condições do Cerrado brasileiro, especialmente no que se refere a pequenos reservatórios.

O método de Penman (1948) é um dos métodos mais utilizados e confiáveis para estimar a evaporação de reservatórios (ANTONOPOULOS; GIANNIOU; ANTONOPOULOS, 2016), mas a sua aplicação em algumas regiões, devido à carência de dados climáticos, é dificultada. Na literatura pode-se encontrar uma grande variedade de métodos que podem ser utilizados como alternativa ao método de Penman (BRUTSAERT; STRICKER, 1979; DEBRUIN; KEIJMAN, 1979; KOHLER; NORDENSON; FOX, 1955; LINACRE, 1977, 1993; MORTON, 1983; THORNTHWAITTE; MATHER, 1955). Esses métodos, entretanto, foram muito pouco avaliados para as condições do Cerrado brasileiro, deixando dúvidas sobre a aplicabilidade dos seus resultados.

Em decorrência de questões ambientais e de segurança hídrica e considerando a importância de pequenas barragens para o desenvolvimento econômico da região do Cerrado brasileiro, é crucial que os novos reservatórios sejam alocados, construídos e gerenciados de forma adequada. Portanto, é fundamental gerar informações mais representativas da evaporação, o que implica, entre outras coisas, em avaliar o desempenho de métodos de simulação. Neste contexto, os objetivos do presente trabalho foram: (i) avaliar o desempenho de métodos de estimativa da evaporação na região do Cerrado brasileiro; e (ii) estimar, com base em dados históricos, para um período quinzenal, a probabilidade de ocorrência de evaporação na região.

2.1.2 Material e métodos

2.1.2.1 Área de estudo

A bacia hidrográfica do rio Buriti Vermelho (Figura 2.1.1), com área de drenagem de aproximadamente 1.000 hectares, tem o seu curso de água principal como afluente da margem direita do Rio Estreito que, por sua vez, deságua no Rio

Preto, uma importante sub-bacia do São Francisco. A precipitação média anual da bacia é da ordem de 1.200 mm, dos quais 85% correspondem ao período chuvoso (RODRIGUES et al., 2012).

A pequena barragem utilizada nesse estudo (Figura 2.1.1) tem 0,25 ha de área de espelho de água e capacidade de armazenamento de 3.178,7 m³.

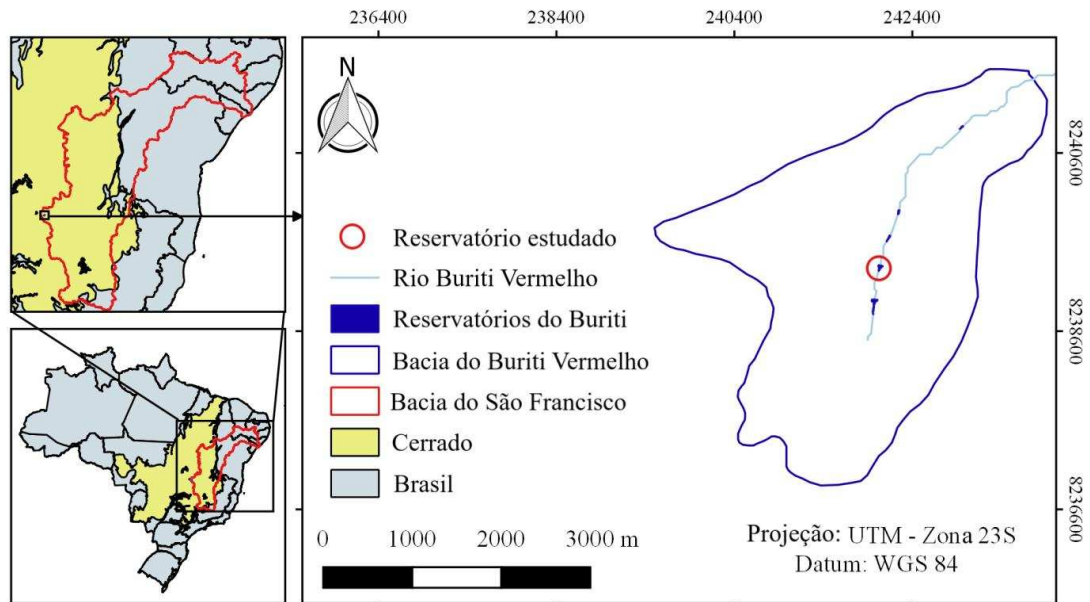


Figura 2.1.1. Bacia hidrográfica do rio Buriti Vermelho, DF, Brasil, com destaque para o pequeno reservatório utilizado no estudo.

2.1.2.2 Dados climáticos

Os dados diários de temperatura, umidade relativa, velocidade do vento e de radiação solar foram obtidos de uma estação meteorológica (EM₁) instalada próxima ao reservatório (~500m) para o período de março de 2010 a novembro de 2011. Os dados de evaporação de água, para o mesmo período, foram obtidos por meio de medidas realizadas em um tanque classe A (TCA) instalado dentro do reservatório.

As leituras de nível de água no TCA foram feitas por meio de um linígrafo acoplado a um datalogger. Sempre que o nível de água abaixava mais do que 5 cm, um volume de água equivalente ao evaporado era adicionado ao tanque. Os dias em que os dados apresentaram falha de leitura do datalogger ou ocorrência de chuva, o que dificultou a quantificação da evaporação, foram eliminados da série.

Uma segunda estação meteorológica (EM₂), localizada a ~40 km do reservatório, foi utilizada para obtenção de uma série histórica de dados climáticos (1974 a 2017). Apesar da distância, as duas estações se encontram em uma região de relevo plano e similar uso da terra.

2.1.2.3 Métodos empregados na estimativa de evaporação

Os métodos utilizados neste trabalho (Tabela 2.1.1) variam em complexidade e necessidade de dados de entrada, requerendo desde apenas temperaturas máxima e mínima mensal, até saldo de radiação, velocidade do vento e umidade relativa do ar.

Tabela 2.1.1. Métodos utilizados na estimativa da evaporação em pequenos reservatórios

Métodos (referências)	Equação	Aplicação
SS - (STEPHENS;STEWART, 1963)	$E = (0.0082T_a - 0.19)(3.495 \times 10^{-2}Q_s)$	Mensal
MK - Makkink (MCGUINNESS et al., 1972)	$E = \left(52.6 \left(\frac{s}{s + \gamma}\right) \frac{Q_s}{L\rho} - 0.12\right)$	Mensal
PP - (PAPADAKIS, 1965)	$E = 0.5625(e_{s,max} - (e_{s,min} - 2)) \left(\frac{10}{d}\right)$	Mensal
TW- (THORNTHWAITE, 1948)	$E = \left(1.6 \left(\frac{10T_a}{I}\right)^{6.75 \times 10^{-7}I^2 - 7.71 \times 10^{-5}I^2 + 1.79 \times 10^{-2}I + 0.49}\right) \left(\frac{10}{d}\right)$	Mensal
PT - (PRIESTLEY;TALYOR, 1972)	$E = \alpha \left(\frac{s}{s + \gamma}\right) \left(\frac{Q_n - Q_x}{L\rho}\right) 86.4$	> 10 dias
dB - (DEBRUIN, 1978)	$E = 1.192 \left(\frac{\alpha}{\alpha - 1}\right) \left(\frac{\gamma}{s + \gamma}\right) \frac{(2.9 + 2.1U_2)(e_s - e_a)}{L\rho} 86.4$	> 10 dias
JH - (JENSEN;HAISE, 1963)	$E = (0.014T_a - 0.37)(3.523 \times 10^{-2}Q_s)$	> 5 dias
PM - (PENMAN, 1948)	$E = \left(\frac{s}{s + \gamma}\right) \left(\frac{Q_n - Q_x}{L\rho}\right) 86.4$ $+ \left(\frac{\gamma}{s + \gamma}\right) 0.26(0.5 + 0.54U_2)(e_s - e_a)$	Diária
BS - (BRUTSAERT;STRICKER, 1979)	$E = (2\alpha - 1) \left(\frac{s}{s + \gamma}\right) \left(\frac{Q_n - Q_x}{L\rho}\right) 86.4$ $- \left(\frac{\gamma}{s + \gamma}\right) 0.26(0.5 + 0.54U_2)(e_s - e_a)$	Diária
dBK - (DEBURIN;KEIJMAN, 1979)	$E = \left(\frac{s}{0.85s + 0.63\gamma}\right) \left(\frac{Q_n - Q_x}{L\rho}\right) 86.4$	Diária
CRLE - (MORTON, 1983)	$E = 0.0864 \times 0.408 \left(13 + 1.12 \left(1 + \frac{0.66 \frac{P}{P_s}}{s_p}\right)^{-1}\right) R_{TP}$	Diária
L77 - (LINACRE, 1977)	$E = \frac{700 \left(\frac{T_a + 0.06 * h}{100 - Lat}\right) + 15(T_a - T_d)}{(80 - T_a)}$	Diária
L93 - (LINACRE, 1993)	$E = (0.015 + 0.00042T_a + 10^{-6}h)(0.8Q_s - 40 + 2.5 * U_2F(T_a - T_d))$	Diária
KNF - (KOHLE; NORDENSON; FOX, 1955)	$E = 0.7 \left(\frac{sQ_n + \gamma E_a}{s + \gamma}\right)$	Diária

E = evaporação (mm d⁻¹); $\alpha = 1.26$ = constante empírica de Priestley-Taylor; s = declividade da curva de pressão de vapor (Pa °C⁻¹), γ = constante psicrométrica (Pa °C⁻¹); Q_n = saldo de radiação (W m⁻²); Q_s = radiação solar (W m⁻²); Q_x = alteração no calor armazenado no corpo hídrico (W m⁻²); L = calor latente de vaporização (MJ kg⁻¹); ρ = densidade d'água (≈ 1000 kg m⁻³); I = índice de calor anual ($I = \sum_i, i = (T_a/5)^{1.514}$); U₂ = velocidade do ar a 2 metros da superfície (m s⁻¹); e_s = pressão de saturação de vapor à temperatura do ar (mb); e_a = pressão de vapor à temperatura do ar (mb); T_a = temperatura média do ar (°C) para Thornthwaite e Linacre, e °F para Jensen-Haise e Stephens-Stewart; T_d = temperatura de orvalho (°C); d = número de dias no mês; e_{s,max} e e_{s,min} = pressão de saturação de vapor à temperatura máxima e mínima (mb); h = altitude (m); Lat = latitude (graus); P = pressão atmosférica na localidade considerada (mb); P_s = pressão atmosférica ao nível do mar (mb); s_p = declividade da curva de pressão de vapor de saturação na temperatura de equilíbrio; R_{TP} = saldo de irradiância na temperatura de equilíbrio (W m⁻²); F = fator de correção devido à altitude do local; E_a = poder evaporante do ar (mm d⁻¹).

Embora muitos dos métodos apresentados na Tabela 2.1.1 tenham sido desenvolvidos para cálculo de evapotranspiração potencial, pelo fato dos reservatórios apresentarem superfície d'água livre eles também podem ser utilizados para representar a evaporação (ROSENBERRY et al., 2007).

A temperatura do reservatório, necessária para o cálculo do saldo de energia armazenada no corpo hídrico (Q_x), foi desprezada. Em regiões como o Cerrado, onde as mudanças sazonais e interanuais de temperatura são pequenas, o erro no cálculo da evaporação ao se negligenciar o armazenamento de calor é pequeno, podendo ser desconsiderado (COELHO et al., 2017).

2.1.2.4 Análises de desempenho das equações empregadas

O desempenho dos métodos aplicados na base diária foi também avaliado na escala mensal. Para isto, adotaram-se as variáveis climáticas médias mensais para a estimativa da evaporação.

Para avaliar o desempenho dos métodos foi utilizado o índice de eficiência de Nash-Sutcliffe (NSE) (NASH; SUTCLIFFE, 1970), além dos índices estatísticos: erro médio (MBE), erro médio absoluto (MAE) e raiz do erro quadrático médio (RMSE) (RICHTER et al., 2011; WILLMOTT; MATSUURA, 2005). Assim, o desempenho foi avaliado comparando-se por meio destes índices as estimativas de cada método com a evaporação observada no TCA.

De acordo com Richter et al. (2011) e Santhi et al. (2001), um NSE acima de 0,50 indica um desempenho satisfatório do método. Para um NSE acima de 0,54, os autores Saleh et al. (2000) indicaram desempenho adequado, e muito bom quando o NSE for superior a 0,65. O MBE foi utilizado para indicar se um método em geral sub ou superestima a evaporação. Já o MAE representa a magnitude média do erro, enquanto o RMSE agrega um maior peso aos erros maiores.

2.1.2.5 Probabilidade de ocorrência de evaporação

Para elaborar curvas de probabilidade de ocorrência de evaporação para períodos quinzenais, foram utilizados os dados de evaporação simulados, com base na série histórica, pelo método que apresentou o melhor desempenho na estimativa de evaporação diária.

As curvas de probabilidade de ocorrência demonstram a frequência com que um determinado valor de evaporação foi igualado ou superado (SEARCY, 1959).

Sua construção se baseia na ordenação decrescente dos valores da variável observada, em relação à probabilidade atribuída de superação das mesmas (COSTA; FERNANDES; NAGHETTINI, 2012). Embora a construção empírica das curvas de probabilidade seja suficiente para compreender a distribuição do fenômeno observado, sua parametrização é fundamental para predição de eventos e estudos de regionalização (SHAO et al., 2009).

As evaporações foram simuladas para períodos diários e agrupadas em períodos quinzenais. Por exemplo, para o período de 1 a 15 de janeiro (dias Julianos de 1 a 15), foram utilizados 660 dados correspondentes a períodos diários da primeira quinzena dos 44 anos da série histórica (1974 a 2017).

Com base nos valores diários de cada período quinzenal, as frequências de ocorrência de evaporação foram calculadas utilizando-se a Equação de Kimball (KIMBALL, 1960), Equação 1.

$$F = \frac{m}{n+1} \quad (1)$$

em que: F = frequência (%); m = ordem do evento de evaporação; e, n = número de observações.

As curvas de probabilidade foram geradas a partir de uma distribuição de probabilidade derivada da distribuição Burr XII estendida (SHAO et al., 2004, 2009), Equações 2 e 3.

$$E = \lambda \left[\frac{\left(1 - \left(\frac{P}{t}\right)^\beta\right)}{\beta} \right]^\alpha, \text{ para } \beta \neq 0 \quad (2)$$

$$E = \lambda \left[-\ln \left(\frac{P}{t}\right) \right]^\alpha, \text{ para } \beta = 0 \quad (3)$$

em que λ = parâmetro de escala; α e β = parâmetros de forma; e t = parâmetro associado ao percentual do tempo em que o evento é superior a 0.

A parametrização das equações foi feita utilizando-se o algoritmo de Levenberg-Marquardt (MORÉ, 1978) visando o ajuste de métodos não lineares através da minimização da soma dos quadrados dos resíduos.

2.1.3 Resultados e discussão

2.1.3.1 Avaliação dos dados climáticos observados

Os dados médios mensais de temperatura do ar média (T_a), máxima (T_x) e mínima (T_n), umidade relativa média (RH_a), máxima (RH_x) e mínima (RH_n), velocidade do vento (U_2) e radiação solar (Q_s) obtidos da EM₁ (período de 2010 a

2011) e da EM₂ (período de 1974 a 2017) são apresentados nas Figuras 2.1.2 e 2.1.3, respectivamente.

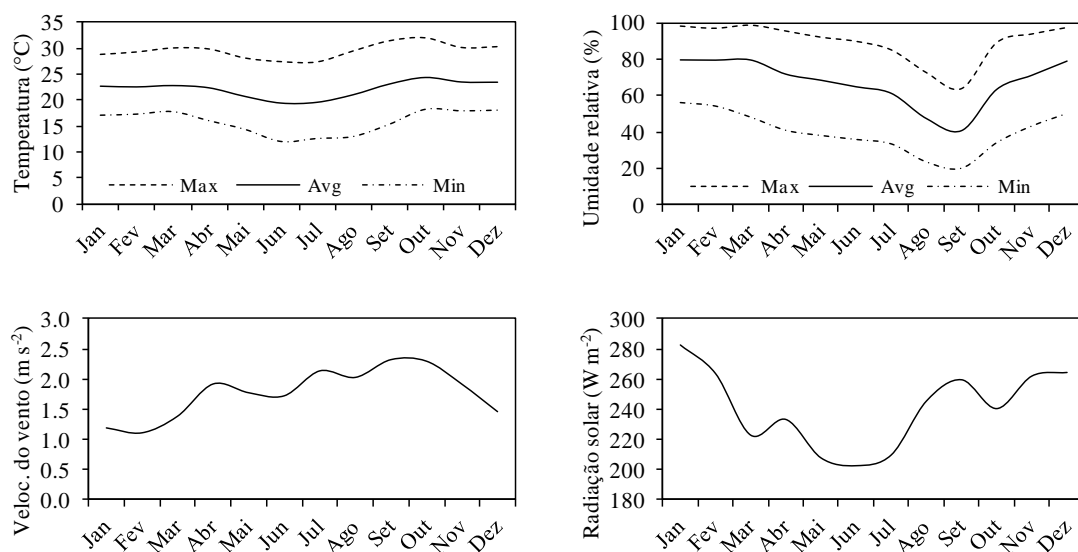


Figura 2.1.2. Dados climáticos médios mensais obtidos na estação meteorológica próxima ao reservatório (EM1) para o período de 2010 a 2011.

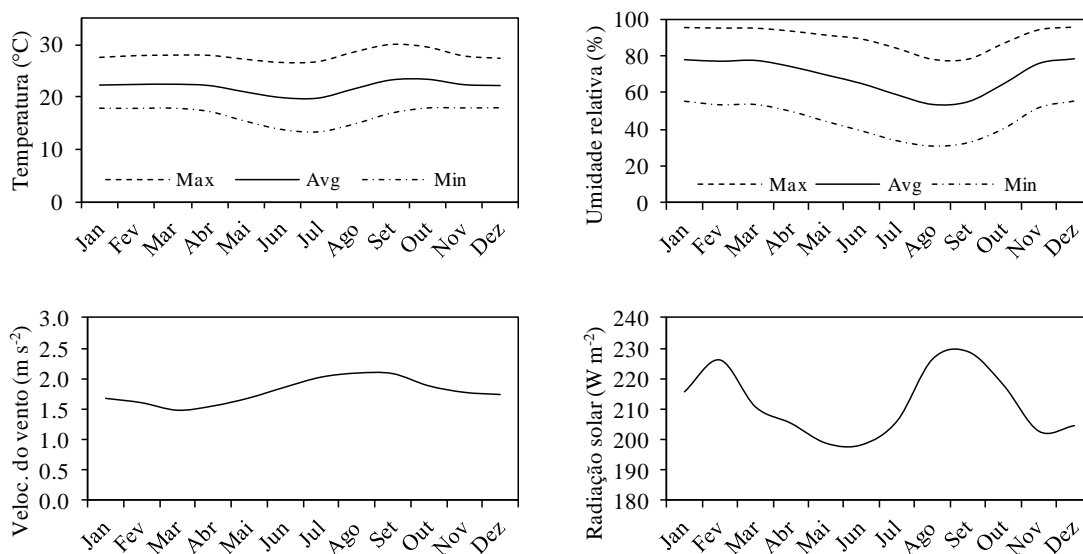


Figura 2.1.3. Dados climáticos médios mensais obtidos na estação meteorológica EM2 para o período de 1974 a 2017

A temperatura média apresentou pouca variação ao longo dos anos (Figuras 2.1.2 e 2.1.3), com valores médios mensais variando, para a série histórica, entre 18,2°C e 25,4°C. Os valores máximos de temperatura foram observados nos meses de setembro e outubro, enquanto os valores mínimos nos meses de junho e julho. Analisando-se as mesmas Figuras, nota-se uma redução no valor da umidade relativa de abril a agosto (estação seca), com acréscimo acentuado no início da estação

chuvosa. A radiação solar registrou os maiores valores nos meses de fevereiro, agosto e setembro e, para o período de estudo, a estação próxima ao reservatório apresentou valores de radiação solar um pouco maiores que a média histórica. A velocidade do vento média mensal apresentou, com base nos dados históricos, menores valores nos meses de fevereiro a abril, com média de $1,6 \text{ m s}^{-1}$, e maiores nos meses de julho a setembro, com média de $2,1 \text{ m s}^{-1}$.

Após a eliminação das falhas na série de dados de evaporação, foram obtidos 312 dados comuns aos dois tanques, sendo 220 para a estação seca e 92 para a estação chuvosa. Nota-se na Figura 2.1.4 que a evaporação média mensal apresentou seus maiores valores no mês de setembro, quando a umidade relativa era baixa e a temperatura, velocidade do vento e radiação elevados (Figura 2.1.2). Os menores valores de evaporação foram registrados nos meses frios e de baixa radiação.

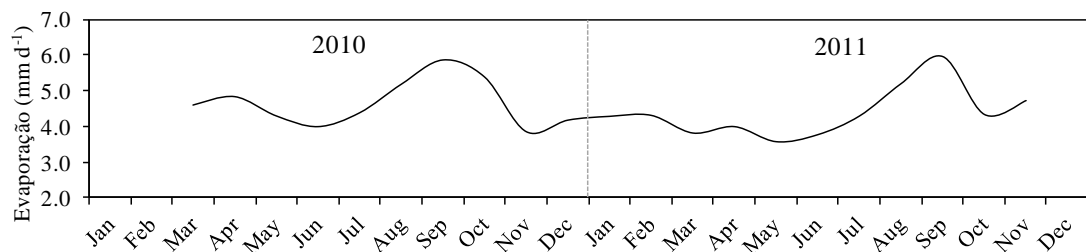
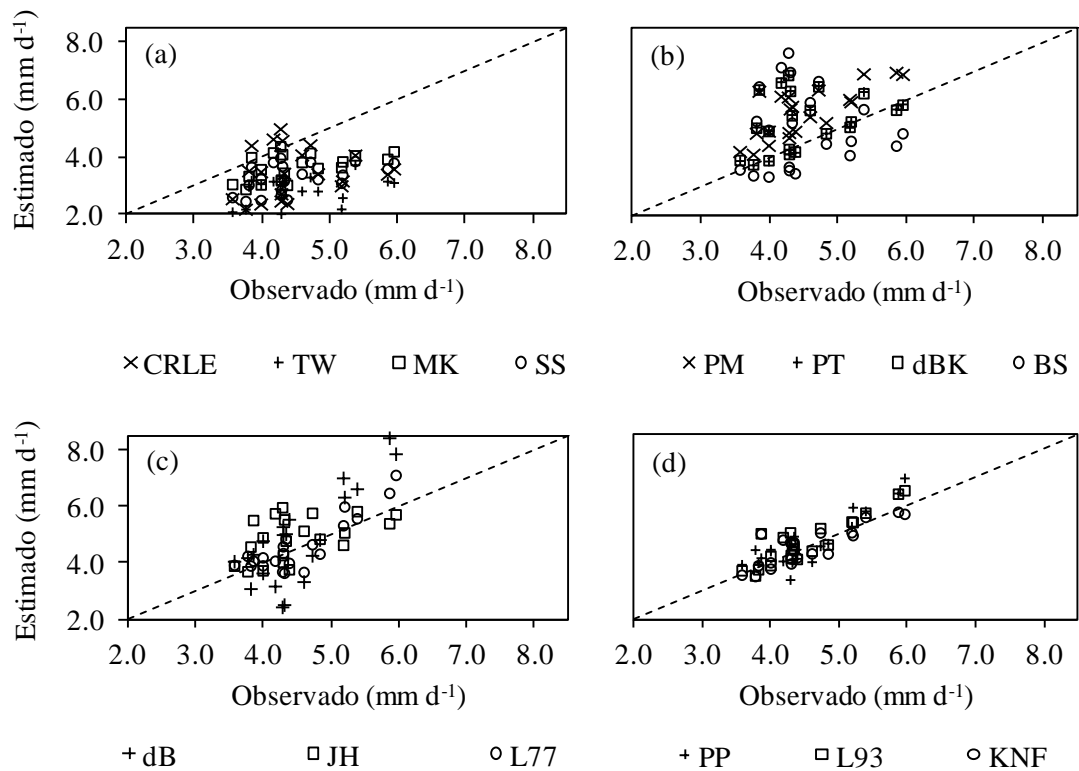


Figura 2.1.4. Médias mensais de evaporação do Tanque Classe A observadas para o período de 2010 a 2011.

2.1.3.2 Desempenho dos métodos utilizados na estimativa de evaporação

Na Figura 2.1.5 apresentam-se os valores de médias mensais de evaporação estimadas pelos diferentes métodos. Em todas as 21 simulações realizadas, a evaporação foi subestimada pelos métodos de SS (subestimativa de $-2,22$ a $-0,14 \text{ mm d}^{-1}$) e de TW ($-2,94$ a $-0,61 \text{ mm d}^{-1}$), Figura 2.1.5a. Os métodos de MK ($-1,88$ a $0,19 \text{ mm d}^{-1}$) e CRLE ($-2,41$ a $0,75 \text{ mm d}^{-1}$), Figura 2.1.5a, subestimaram o valor da evaporação em 86% e 81% das simulações, respectivamente.

O método de PM, Figura 2.1.5b, superestimou o valor da evaporação em todas as simulações realizadas (superestimativa de $0,40$ a $2,50 \text{ mm d}^{-1}$); já os métodos de PT ($-0,14$ a $2,64 \text{ mm d}^{-1}$), dBK ($-0,15$ a $2,63 \text{ mm d}^{-1}$) e BS ($-1,39$ a $3,41 \text{ mm d}^{-1}$), Figura 2.1.5b, superestimaram o valor da evaporação em 71%, 71% e 52% das simulações, respectivamente. Já os métodos de dB ($-1,84$ a $2,57 \text{ mm d}^{-1}$) e L77 ($-0,92$ a $1,16 \text{ mm d}^{-1}$) subestimaram em 62% e o JH ($-0,61$ a $1,69 \text{ mm d}^{-1}$) em 57% das simulações, Figura 2.1.5c.



SS = Stephens e Stewart (1963); MK = Makink (McGuinness et al. 1972); PP = Papadakis (1965); TW = Thornthwaite (1948); PT = Priestley e Taylor (1972); dB = DeBruin (1978); JH = Jensen e Haise (1963); PM = Penman (1948); BS = Brutsaert e Stricker (1979); dBK = DeBruin e Keijman (1979); CRLE = Morton (1983); L77 = Linacre (1977); L93 = Linacre (1993); KNF = Kohler, Nordenson e Fox (1955).

Figura 2.1.5. Médias mensais de evaporação estimadas pelos diferentes métodos em comparação com a evaporação observada.

Os métodos de PP, L93 e KNF foram os que melhor estimaram a evaporação (Figura 2.1.5d), apresentando, dentre todos métodos avaliados, a menor dispersão em relação à reta 1:1. Os métodos PP (-0,88 a 1,02 mm d⁻¹), L93 (-0,26 a 1,17 mm d⁻¹) e KNF (-0,52 a 1,16 mm d⁻¹) superestimaram em menor magnitude a lâmina evaporada em 67%, 62% e 43% das simulações, respectivamente.

Os critérios de desempenho dos métodos avaliados (Tabela 2.1.1) na estimativa de evaporação, em função da escala temporal para a qual o método foi desenvolvido, são apresentados na Tabela 2.1.2. O método de PM, por exemplo, foi aplicado na escala diária, enquanto o método PP na escala mensal. O desempenho dos métodos diários foi avaliado também na escala mensal.

Tabela 2.1.2. Desempenho dos métodos de estimativa de evaporação avaliados

	NSE	RMSE	MAE	MBE
Métodos	Estimativas em base diária			
KNF	0,58	0,68	0,54	-0,18
L93	0,54	0,71	0,56	0,14
L77	-0,01	1,06	0,83	0,22
PM	-0,09	1,10	0,89	0,79
dBK	-0,19	1,15	0,85	0,26
BS	-1,50	1,66	1,35	-0,26
CRLE	-1,91	1,79	1,59	-1,44
	NSE	RMSE	MAE	MBE
Métodos	Estimativas em base mensal			
KNF	0.66	0.38	0.29	0.03
L93	0.55	0.44	0.34	0.23
PP	0.43	0.49	0.42	0.19
L77	0.41	0.50	0.40	0.09
JH	-0.56	0.82	0.63	0.39
MK	-1.32	1.00	0.85	-0.81
dB	-2.46	1.22	1.04	0.33
PM	-2.55	1.23	1.09	1.09
dBK	-2.71	1.26	0.87	0.82
PT	-2.80	1.27	0.88	0.82
SS	-3.25	1.35	1.21	-1.21
CRLE	-3.56	1.40	1.21	-1.00
BS	-4.77	1.57	1.26	0.56
TW	-6.88	1.84	1.71	-1.71

NSE = índice de eficiência de Nash-Sutcliffe; RMSE = raiz do erro quadrático médio (mm d^{-1}); MAE = erro médio absoluto (mm d^{-1}); e, MBE = erro médio (mm d^{-1}).

Nota-se na Tabela 2.1.2 que na estimativa de evaporação diária apenas os métodos L93 e KNF apresentaram resultados adequados ($\text{NSE} \geq 0,54$) segundo a classificação apresentada por Saleh et al. (2000). Os métodos apresentaram MAE da ordem de 0,56 e 0,54 mm d^{-1} , respectivamente. Kaya, Evren e Daşci (2016) e Warnaka e Pochop (1988) também verificaram que método KNF apresentou melhor desempenho ao comparar a evaporação estimada com evaporação observada no tanque classe A. Além disso, de acordo com o MBE obtido, KNF e L93 apresentaram baixas tendências em subestimar e superestimar os valores observados,

respectivamente. Cabrera et al. (2016) constataram que, dentre os métodos testados para estimar a evaporação diária de um tanque de 20 m², o de L93 foi o que apresentou melhor desempenho (RMSE = 0,44). Embora o método de Penman seja um dos mais recomendados para estimativa de evaporação em reservatórios, o seu desempenho foi ruim, se for tomado por base o NSE (-0,09) e o RMSE (1,10 mm d⁻¹).

Segundo a classificação do critério de desempenho NSE apresentada pelos autores Richter et al. (2011) e Santhi et al. (2001), apenas os métodos de KNF e L93 apresentaram resultados satisfatórios na estimativa de evaporação em base mensal, sendo que conforme Saleh et al. (2000) KNF apresentou desempenho muito bom. Embora o método de PP leve em consideração apenas os dados de temperatura máxima e mínima mensal, ele apresentou NSE ligeiramente inferior aos métodos de KNF e L93.

Apesar de requerer dados climáticos básicos e de fácil obtenção, o método de PP apresentou NSE positivo e RMSE apenas ligeiramente inferior em relação aos métodos de KNF e L93. O método de PP foi considerado por Rosenberry et al. (2007) um método de ótimo custo benefício, uma vez que apresentou um bom desempenho quando comparado a diversos métodos de maior complexidade para a estimativa de evaporação. O método de PM também apresentou desempenho insatisfatório em base mensal, uma vez que seu valor de RMSE foi igual a 1,23 mm d⁻¹ e seu NSE negativo.

Na Figura 2.1.6 apresentam-se os valores de evaporação simulados pelos métodos de melhor desempenho (KNF e L93) para o período de 1974 a 2017. Observa-se que o maior valor mensal de evaporação, 7,02 mm d⁻¹, e o menor, de 2,16 mm d⁻¹, foram obtidos pelo método L93.

Outliers, definidos como valores mais que 1,5 vezes superiores ao intervalo entre o primeiro e terceiro quartil para mais ou para menos desses quartis, apareceram mais comumente durante o período seco, com tendência de se concentrarem abaixo do menor valor. A média mensal de evaporação dos dados observados, indicada pela linha horizontal vermelha (Figura 2.1.6), variou de 3,56 mm d⁻¹, em maio, a 4,99 mm d⁻¹, em setembro. Para o período seco, o método L93 apresentou a maior média (4,32 mm d⁻¹) e o KNF a menor (4,15 mm d⁻¹), enquanto o contrário foi observado no período chuvoso, onde KNF apresentou a maior média (3,98 mm d⁻¹) e L93 a menor (3,87 mm d⁻¹).

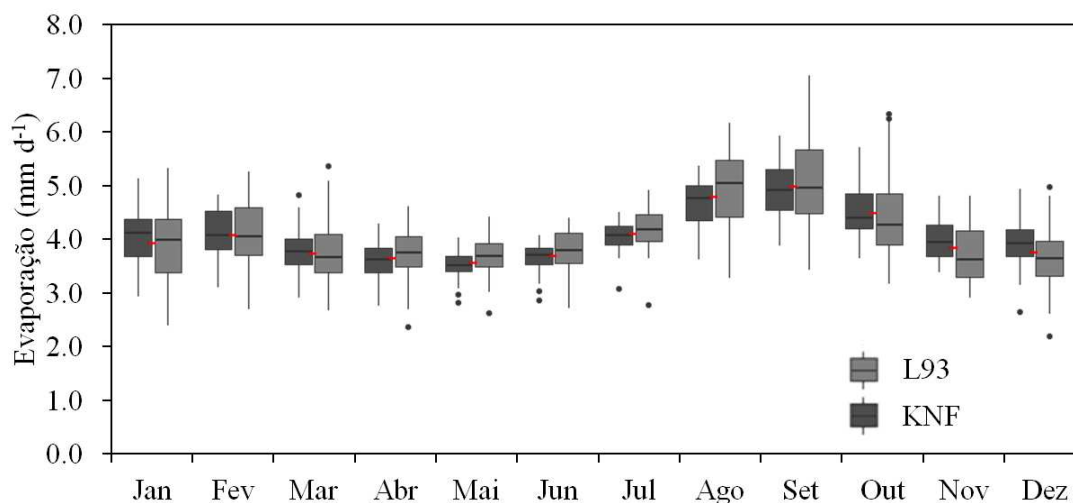


Figura 2.1.6. Evaporação média mensal estimada com base na série histórica de dados climáticos pelos métodos que apresentaram melhor desempenho: L93 = Linacre (1993) e KNF = Kohler, Nordenson e Fox (1955). A linha vermelha indica a média mensal entre os métodos e os pontos os outliers dos boxplots.

Em geral, o método L93 foi o que apresentou maior dispersão nas simulações. A simulação, tanto pelo L93 quanto pelo KNF, apresentaram grande dispersão nos meses de temperatura e radiação solar elevadas, as principais variáveis de entrada dos modelos. Uma menor dispersão foi observada nos meses mais frios, devido à natureza das dinâmicas de pressão de vapor, que aumentam exponencialmente com a temperatura e apresentam baixa variação em menores temperaturas.

Na Figura 2.1.7 apresentam-se os valores de evaporações totais anuais simulados pelos métodos que apresentaram o melhor desempenho (KNF e L93) e a linha de tendência de crescimento da evaporação na região (1974 a 2017), construída com base na média da evaporação calculada pelos dois métodos. A área em cor cinza entre as curvas indica o intervalo de variação da evaporação entre os dois métodos.

Adotando-se um modelo linear de tendência (BARNES; BARNES, 2015; MUDELSEE, 2019), nota-se um crescimento do valor da evaporação ao longo dos anos (Figura 2.1.7). Para os 44 anos analisados, o coeficiente de inclinação do modelo indicou, com significância de 5% de probabilidade pelo teste t, um crescimento na evaporação de $6,12 \text{ mm ano}^{-1}$. Esses valores são ainda mais relevantes quando se leva em consideração que, para o mesmo período, a precipitação na região decresceu a uma taxa de 12 mm ano^{-1} . Levando em consideração a tendência de crescimento da evaporação e de redução da precipitação, tem-se um déficit anual médio de $18,12 \text{ mm}$.

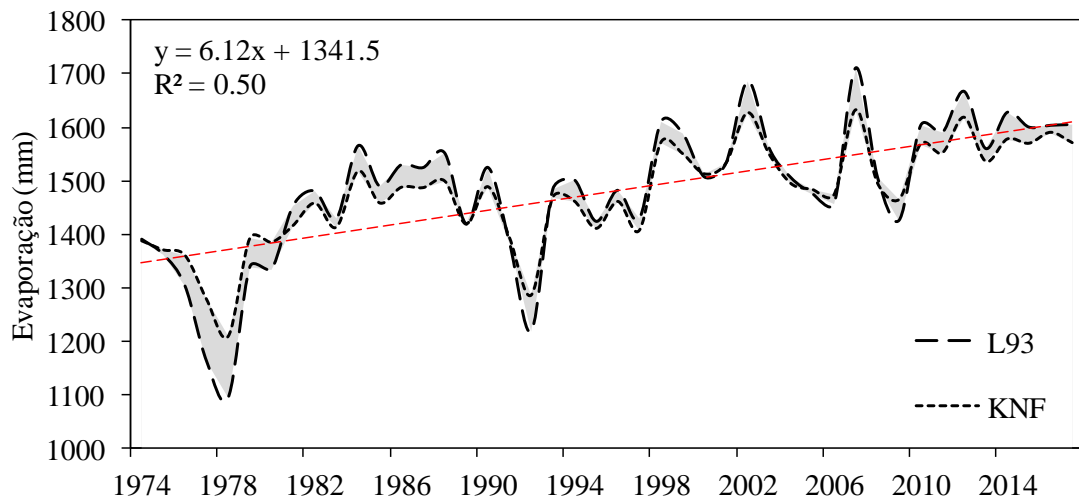


Figura 2.1.7. Evaporação total anual estimada pelos métodos L93 = Linacre (1993) e KNF = Kohler, Nordenson e Fox (1955) com base na série histórica de dados climáticos e o modelo linear de tendência (linha tracejada).

Com base na Figura 2.1.7 nota-se que o método de L93, de maneira geral, apresentou tendência a superestimar a evaporação quando comparado com o método de KNF, o que também foi observado na avaliação de seu desempenho, onde apresentou maior MBE.

A evaporação anual, média entre os métodos, variou de 1.153 a 1.671 mm, com média igual a 1.479 mm. A maior variação (116 mm) observada entre os métodos ocorreu no ano de 1977 (Figura 2.1.7). Coelho et al. (2017), avaliando os métodos de KNF e L93 para calcular a evaporação média anual de um grande reservatório na região do Cerrado, para o período de 2002 a 2014, obtiveram valores iguais a 1.389 e 1.685 mm, respectivamente, embora neste trabalho o método de L93 (1.484 mm) apresentou média apenas pouco superior ao KNF (1.474 mm). Para Coelho et al. (2017), dentre os métodos utilizados na estimativa de evaporação, o de KNF foi o que apresentou os menores valores, enquanto os métodos PM e dBK os maiores.

A tendência de variação da evaporação estimada para a série histórica foi também avaliada em base mensal (Figura 2.1.8). Analisando-se os modelos lineares de tendências ajustados aos meses, constatou-se que todos os coeficientes angulares dos modelos foram significativos a 5% de probabilidade pelo teste t, com exceção dos meses de março e abril, onde os coeficientes foram significativos a 10% de probabilidade, e novembro, que não foi significativo.

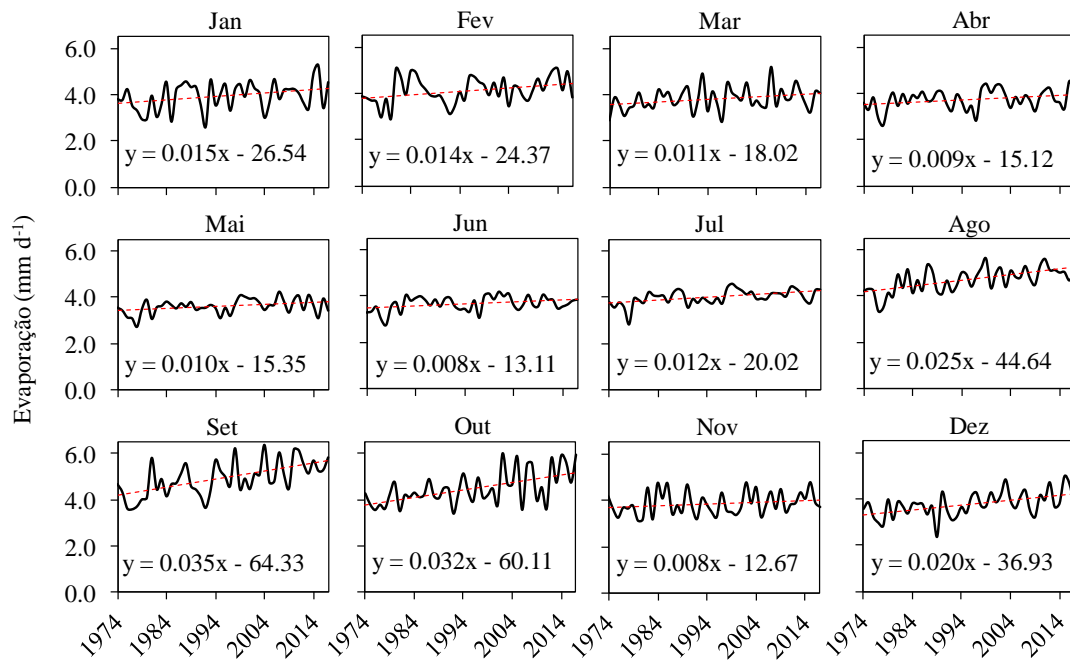


Figura 2.1.8. Evaporação média mensal estimada pela média dos métodos L93 = Linacre (1993) e KNF = Kohler, Nordenson e Fox (1955) com base na série histórica de dados climáticos e modelos lineares de tendência (linhas tracejadas).

Os maiores valores de lâmina d'água evaporada foram observados no mês de setembro (média = 4,93 mm d⁻¹) e os menores no mês de maio (média = 3,61 mm d⁻¹). Em geral, as menores variações nos valores da evaporação foram observadas durante o período de estiagem, com exceção dos meses de agosto e setembro, período de transição para a estação chuvosa. Os menores valores mensais de desvio padrão foram observados para os meses de maio, junho e julho (0,32 mm d⁻¹), enquanto os maiores para os meses de setembro e outubro (0,73 mm d⁻¹).

Nota-se na Figura 2.1.8 que existe uma tendência de aumento da lâmina evaporada em todos os meses, com coeficiente angular variando de 0,0083 (novembro) a 0,0347 mm d⁻¹ ano⁻¹ (setembro). Os meses que apresentaram maior variação de evaporação média mensal foram setembro (1,53 mm d⁻¹) e outubro (1,42 mm d⁻¹), e os meses que apresentaram menor variação foram maio (0,42 mm d⁻¹) e junho (0,37 mm d⁻¹). A variação percentual de evaporação média mensal variou de 10% em junho a 32% em outubro.

2.1.3.3 Probabilidade de ocorrência de evaporação

O método de KNF, por ter apresentado o melhor desempenho entre os métodos avaliados, foi utilizado para simular a evaporação com base na série climática histórica de 44 anos. Os dados obtidos da simulação foram utilizados na

construção das curvas de probabilidade de ocorrência de evaporação diária (Figura 2.1.9).

Nota-se que as equações apresentadas por Shao et al. (2004, 2009) se ajustaram muito bem as curvas de frequência de evaporação, apresentando valores de R^2 variando entre 0,969 e 0,999.

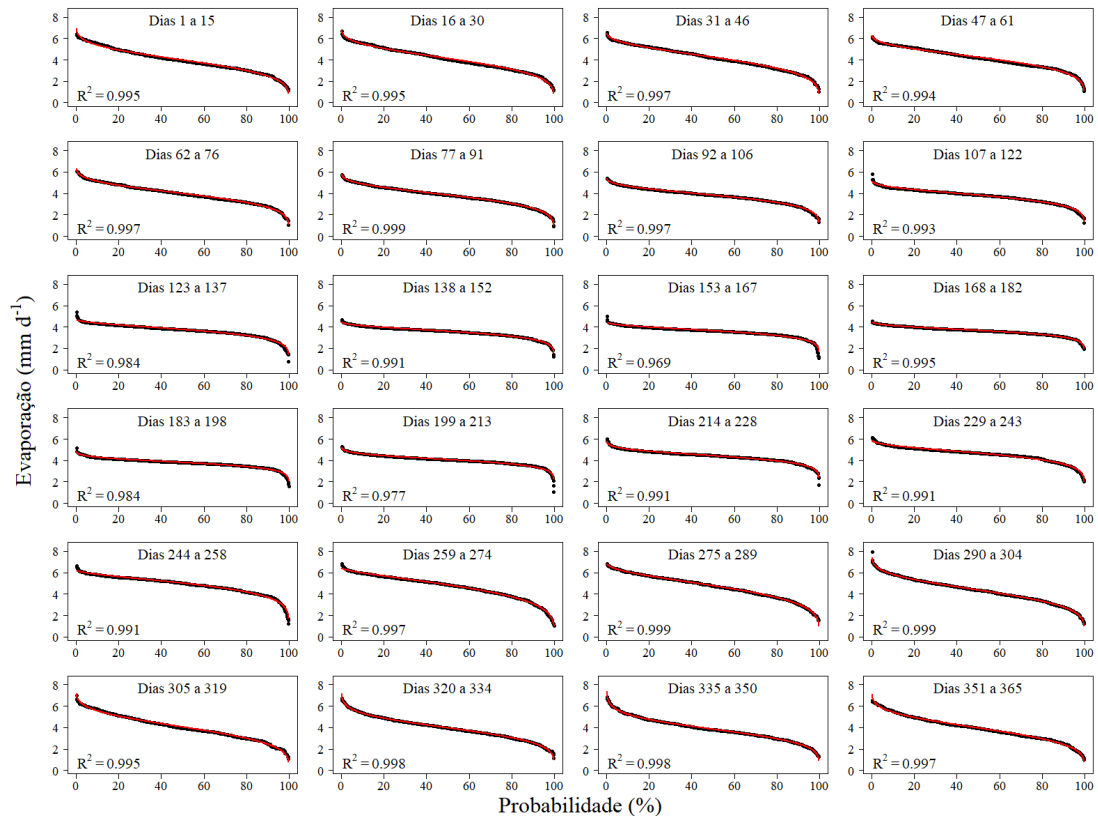


Figura 2.1.9. Curvas de probabilidade de ocorrência de evaporação diária construídas para períodos quinzenais com base nos valores obtidos pelo método KNF = Kohler, Nordenson e Fox (1955).

Durante o período seco, de maio a setembro (dias Juliano de 120 a 272), a curva de probabilidade de evaporação apresentou pequena declividade, indicando que o valor da evaporação alterou muito pouco com a probabilidade. Por exemplo, para o gráfico com os dias Juliano variando de 138 a 152 (19 maio a 2 junho), a evaporação, para uma probabilidade de 20% de ser igualada ou superada, foi de 3,95 mm, já para a probabilidade de 80%, para o mesmo período, o valor foi de 3,11 mm, diferença de apenas 0,84 mm.

Já durante o período chuvoso (dias Juliano de 1 a 120 e 273 a 365), a curva de frequência da evaporação apresentou declividade mais acentuada. Por exemplo, para o gráfico com os dias Juliano variando de 305 a 319 (2 a 16 de novembro), a evaporação, para uma probabilidade de 20% de ser igualada ou superada, foi de 5,05

mm, já para a probabilidade de 80%, para o mesmo período, o valor foi de 2,98 mm, diferença de mais de 2,07 mm.

Os índices de desempenho (NSE e RMSE), os valores de evaporação para os níveis de probabilidade de 20% e 60% e os parâmetros de ajuste (λ , α e β) das equações 2 e 3, propostas por Shao et al. (2004, 2009), para cada um dos períodos quinzenais, são apresentados na Tabela 2.1.3.

Tabela 2.1.3. Desempenho, evaporação provável e coeficientes das curvas ajustadas.

Período	Desempenho		Evaporação (mm d ⁻¹)		Coeficientes de distribuição		
	NSE	RMSE	20%*	60%*	λ	β	α
1 a 15	0,995	0,08	4,91	3,68	4,358	0,006	0,252
16 a 30	0,995	0,08	5,05	3,82	4,577	0,120	0,258
31 a 46	0,997	0,06	5,13	3,93	4,766	0,252	0,261
47 a 61	0,994	0,07	5,01	3,97	4,644	0,168	0,218
62 a 76	0,997	0,05	4,75	3,73	4,305	0,011	0,211
77 a 91	0,999	0,03	4,55	3,61	4,186	0,110	0,213
92 a 106	0,997	0,04	4,41	3,63	4,116	0,119	0,180
107 a 122	0,993	0,06	4,34	3,65	4,101	0,159	0,164
123 a 137	0,984	0,08	4,18	3,59	4,045	0,351	0,156
138 a 152	0,991	0,05	3,95	3,45	3,802	0,240	0,133
153 a 167	0,969	0,09	3,98	3,51	3,845	0,264	0,123
168 a 182	0,995	0,03	3,98	3,55	3,814	0,086	0,102
183 a 198	0,984	0,06	4,14	3,70	3,925	-0,110	0,094
199 a 213	0,977	0,07	4,43	3,95	4,195	-0,141	0,094
214 a 228	0,991	0,05	4,85	4,30	4,573	-0,151	0,099
229 a 243	0,991	0,07	5,18	4,50	4,966	0,218	0,136
244 a 258	0,991	0,08	5,61	4,78	5,502	0,491	0,177
259 a 274	0,997	0,06	5,67	4,53	5,627	0,602	0,264
275 a 289	0,999	0,04	5,68	4,45	5,386	0,346	0,252
290 a 304	0,999	0,04	5,33	4,05	4,762	0,005	0,240
305 a 319	0,995	0,08	5,05	3,73	4,482	0,040	0,271
320 a 334	0,998	0,05	4,86	3,68	4,269	-0,111	0,229
335 a 350	0,998	0,05	4,74	3,56	4,098	-0,202	0,225
351 a 365	0,997	0,07	4,93	3,64	4,348	-0,001	0,263

*Nível de probabilidade; NSE = índice de eficiência de Nash-Sutcliffe; RMSE = raiz do erro quadrático médio (mm d⁻¹); MAE = erro médio absoluto (mm d⁻¹); e, MBE = erro médio (mm d⁻¹).

Os parâmetros de forma α e β relacionam-se com a inclinação e o formato da parte superior da cauda das curvas de probabilidade, respectivamente. O parâmetro α variou de 0,094 a 0,271, sendo que, quanto maior seu valor, mais acentuada é a inclinação da curva, como pode ser observado nos períodos dos dias Julianos de 259 a 91, representando os meses de Setembro a Março, onde há maior variabilidade na magnitude dos valores de lâmina evaporada (Figura 2.1.6).

O parâmetro β variou de -0,202 a 0,602, sendo que, quanto menor o valor de β , maior a inclinação da cauda na parte superior da curva, e quanto maior o seu valor, menor a variação dos valores dentro da faixa de baixas probabilidades. Esse comportamento pode ser observado no período dos dias Julianos de 335 a 350 ($\beta = -0,202$), onde a parte superior da curva de probabilidade apresenta inclinação mais acentuada quando comparado, por exemplo, ao período de 259 a 274 ($\beta = 0,602$).

O parâmetro λ , conhecido como parâmetro de escala, variou entre 3,802 e 5,627, sendo este parâmetro relacionado à magnitude de evaporação esperada. Dessa forma, os maiores valores de λ são apresentados para os períodos nos quais se espera uma maior taxa evaporativa, entre os dias Julianos 229 a 289 (18 de agosto a 17 de outubro).

A 20% de probabilidade de excedência, prevê-se uma evaporação no reservatório analisado variando de 3,95 a 5,68 mm d⁻¹, e a 60% de probabilidade de 3,45 a 4,78 mm d⁻¹. Para as mesmas probabilidades (20% e 60%), a evaporação média para o período seco é igual a 4,60 e 3,99 mm d⁻¹, respectivamente, e para o período chuvoso igual a 4,91 e 3,80 mm d⁻¹.

O valor médio de NSE observado para todo o período foi de 0,993, indicando um bom ajuste do modelo de probabilidade. Os valores de RMSE variaram entre 0,03 e 0,09 mm d⁻¹, com média de 0,06 mm d⁻¹.

2.1.4 Conclusões

Os métodos que apresentaram melhor desempenho na estimativa de evaporação, tanto em base diária quanto em base mensal, foram os métodos de Kohler, Nordenson e Fox (1955) e Linacre (1993). Os dois métodos apresentam como vantagem a consideração do termo aerodinâmico e saldo de radiação, cuja base conceitual é fundamentada no método de Penman. Entretanto, o método de Penman não apresentou desempenho satisfatório na estimativa da evaporação.

Com base na avaliação da evaporação média calculada pelos métodos de Kohler, Nordenson e Fox (1955) e Linacre (1993), a evaporação média anual variou entre 1.153 a 1.671 mm, apresentando uma tendência de acréscimo de evaporação correspondente a aproximadamente 269 mm de 1974 a 2017. A tendência de acréscimo mensal de lâmina evaporada para o mesmo período foi mais acentuada para os meses de setembro e outubro.

As curvas de probabilidade de ocorrência de evaporação construídas são uma ferramenta quantitativa importante para gestores de recursos hídricos, permitindo a esses profissionais, a uma probabilidade desejada, avaliar os impactos da operação de reservatórios e os impactos da construção de novos.

A avaliação de métodos para estimativas de evaporação de pequenos reservatórios é fundamental na busca de um adequado gerenciamento de recursos hídricos, uma vez que se comprovou que os mesmos podem apresentar desempenhos muito distintos. A adoção de um método inadequado pode resultar em erros até três vezes maiores para escala diária e, dentre os métodos aplicados apenas em base mensal, erros até cinco vezes maiores.

2.1.5 Referências bibliográficas

ANTONOPOULOS, V. Z.; GIANNIOU, S. K.; ANTONOPOULOS, A. V. Artificial neural networks and empirical equations to estimate daily evaporation: application to Lake Vegoritis, Greece. **Hydrological Sciences Journal**, v. 61, n. 14, p. 2590–2599, 25 out. 2016.

BARNES, E. A.; BARNES, R. J. Estimating Linear Trends: Simple Linear Regression versus Epoch Differences. **Journal of Climate**, v. 28, n. 24, p. 9969–9976, 15 out. 2015.

BRITO, L. T. L.; CAVALCANTI, N. B.; SILVA, A. S.; PEREIRA, L. A. Produtividade da água de chuva em culturas de subsistência no Semiárido Pernambucano. **Engenharia Agrícola**, v. 32, n. 1, p. 102–109, 2012.

BRUTSAERT, W.; STRICKER, H. An advection-aridity approach to estimate actual regional evapotranspiration. **Water resources research**, v. 15, n. 2, p. 443–450, 1979.

CABRERA, M. C.; ANACHE, J. A. A.; YOULTON, C.; WENDLAND, E. Performance of evaporation estimation methods compared with standard 20 m² tank. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 20, n. 10, p. 874–879, 2016.

COELHO, C. D.; DA SILVA, D. D.; SEDIYAMA, G. C.; MOREIRA, M. C.; PEREIRA, S. B.; LANA, Â. M. Q. Comparison of the water footprint of two

hydropower plants in the Tocantins River Basin of Brazil. **Journal of Cleaner Production**, v. 153, n. Supplement C, p. 164–175, 1 jun. 2017.

COSTA, V. A. F.; FERNANDES, W.; NAGHETTINI, M. Modelos regionais para Curvas de Permanência de vazões de rios perenes, intermitentes e efêmeros, com emprego da distribuição Burr XII estendida. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 17, n. 2, p. 171–180, 2012.

DEBRUIN, H. A. R. A simple model for shallow lake evaporation. **Journal of Applied Meteorology**, v. 17, n. 8, p. 1132–1134, 1978.

DEBRUIN, H. A. R.; KEIJMAN, J. Q. The Priestley-Taylor evaporation model applied to a large, shallow lake in the Netherlands. **Journal of Applied Meteorology**, v. 18, n. 7, p. 898–903, 1979.

FRIEDRICH, K. et al. Reservoir Evaporation in the Western United States: Current Science, Challenges, and Future Needs. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 99, n. 1, p. 167–187, jan. 2018.

JENSEN, M. E.; HAISE, H. R. Estimating evapotranspiration from solar radiation. **Proceedings of the American Society of Civil Engineers, Journal of the Irrigation and Drainage Division**, v. 89, p. 15–41, 1963.

KAYA, S.; EVREN, S.; DAŞCI, E. Comparison of various equations for estimating class a pan evaporation in semi-arid climate conditions. **Ziraat Fakültesi Dergisi, Uludağ Üniversitesi**, v. 30, n. 2, p. 1–9, 2016.

KIMBALL, B. F. On the Choice of Plotting Positions on Probability Paper. **Journal of the American Statistical Association**, v. 55, n. 291, p. 546–560, 1960.

KLINK, C. A. Policy Intervention in the Cerrado Savannas of Brazil: Changes in the Land Use and Effects on Conservation. **A. Consorte-McCrea, & E. Ferraz Santos, Ecology and Conservation of the Maned Wolf: Multidisciplinary Perspectives**, p. 293–308, 2014.

KOHLER, M.; NORDENSON, T.; FOX, W. Evaporation from Pans and Lakes. **US Weather Bureau Research Papers**, v. 38, 1955.

LINACRE, E. T. A simple formula for estimating evaporation rates in various climates, using temperature data alone. **Agricultural Meteorology**, v. 18, n. 6, p. 409–424, 1 dez. 1977.

LINACRE, E. T. Data-sparse estimation of lake evaporation, using a simplified Penman equation. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 64, n. 3, p. 237–256, 1 maio 1993.

MCGUINNESS, J. L.; BORDNE, E. F.; SERVICE, U. S. A. R.; CENTER, O. A. R. AND D. **A comparison of lysimeter-derived potential evapotranspiration with computed values.** [s.l.] U.S. Dept. of Agriculture, 1972.

MCJANNET, D.; HAWDON, A.; VAN NIEL, T.; BOADLE, D.; BAKER, B.; TREFRY, M.; REA, I. Measurements of evaporation from a mine void lake and

testing of modelling approaches. **Journal of Hydrology**, v. 555, p. 631–647, 1 dez. 2017.

MORÉ, J. J. The Levenberg-Marquardt algorithm: Implementation and theory. In: **Numerical Analysis**. Lecture Notes in Mathematics. [s.l.] Springer, Berlin, Heidelberg, 1978. p. 105–116.

MORTON, F. I. Operational estimates of areal evapotranspiration and their significance to the science and practice of hydrology. **Journal of Hydrology**, v. 66, n. 1, p. 1–76, 1 out. 1983.

MUDELSEE, M. Trend analysis of climate time series: A review of methods. **Earth-Science Reviews**, v. 190, p. 310–322, 1 mar. 2019.

NASH, J. E.; SUTCLIFFE, J. V. River flow forecasting through conceptual models part I — A discussion of principles. **Journal of Hydrology**, v. 10, n. 3, p. 282–290, 1 abr. 1970.

OLIVEIRA, G. X. S. **Relações entre medidas de evaporação de superfícies de água livre por evaporímetros e estimativas por métodos meteorológicos em duas regiões do Estado de São Paulo**. Tese de doutorado—Piracicaba, SP, Brasil: Universidade de São Paulo, 2009.

PAPADAKIS, J. Potential Evapotranspiration. **Soil Science**, v. 100, n. 1, p. 76, 1965.

PENMAN, H. L. Natural evaporation from open water, bare soil and grass. **Proc. R. Soc. Lond. A**, v. 193, n. 1032, p. 120–145, 22 abr. 1948.

POUSSIN, J.-C.; RENAUDIN, L.; ADOGOBA, D.; SANON, A.; TAZEN, F.; DOGBE, W.; FUSILLIER, J.-L.; BARBIER, B.; CECCHI, P. Performance of small reservoir irrigated schemes in the Upper Volta basin: Case studies in Burkina Faso and Ghana. **Water Resources and Rural Development**, Managing Rainwater and Small Reservoirs in Sub-Saharan Africa. v. 6, p. 50–65, 1 nov. 2015.

PRIESTLEY, C. H. B.; TAYLOR, R. J. On the assessment of surface heat flux and evaporation using large-scale parameters. **Monthly weather review**, v. 100, n. 2, p. 81–92, 1972.

RICHTER, K.; HANK, T. B.; ATZBERGER, C.; MAUSER, W. **Goodness-of-fit measures: what do they tell about vegetation variable retrieval performance from Earth observation data**. Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology XIII. **Anais...** In: REMOTE SENSING FOR AGRICULTURE, ECOSYSTEMS, AND HYDROLOGY XIII. International Society for Optics and Photonics, 7 out. 2011. Acesso em: 12 abr. 2018

RODRIGUES, L. N.; SANO, E. E.; STEENHUIS, T. S.; PASSO, D. P. Estimation of Small Reservoir Storage Capacities with Remote Sensing in the Brazilian Savannah Region. **Water Resources Management**, v. 26, n. 4, p. 873–882, 1 mar. 2012.

ROSENBERRY, D. O.; WINTER, T. C.; BUSO, D. C.; LIKENS, G. E. Comparison of 15 evaporation methods applied to a small mountain lake in the northeastern USA. **Journal of Hydrology**, v. 340, n. 3–4, p. 149–166, 2007.

SALEH, A.; ARNOLD, J. G.; GASSMAN, P. W.; HAUCK, L. M.; ROSENTHAL, W. D.; WILLIAMS, J. R.; MCFARLAND, A. M. S. Application of SWAT for the Upper North Bosque River Watershed. **Transactions of the ASAE**, v. 43, n. 5, p. 1077–1087, 2000.

SANTHI, C.; ARNOLD, J. G.; WILLIAMS, J. R.; DUGAS, W. A.; SRINIVASAN, R.; HAUCK, L. M. Validation of the Swat Model on a Large Rwer Basin with Point and Nonpoint Sources1. **Journal of the American Water Resources Association**, v. 37, n. 5, p. 1169–1188, 1 out. 2001.

SEARCY, J. K. **Flow-duration curves**. [s.l.] US Government Printing Office Washington, 1959.

SHAO, Q.; WONG, H.; XIA, J.; IP, W.-C. Models for extremes using the extended three-parameter Burr XII system with application to flood frequency analysis. **Hydrological Sciences Journal**, v. 49, n. 4, p. null-702, 1 ago. 2004.

SHAO, Q.; ZHANG, L.; CHEN, Y. D.; SINGH, V. P. A new method for modelling flow duration curves and predicting streamflow regimes under altered land-use conditions. **Hydrological Sciences Journal**, v. 54, n. 3, p. 606–622, 1 jun. 2009.

STEPHENS, J. C.; STEWART, E. H. A comparison of procedures for computing evaporation and evapotranspiration. **Publication**, v. 62, p. 123–133, 1963.

THORNTHWAITE, C. W. An Approach toward a Rational Classification of Climate. **Geographical Review**, v. 38, n. 1, p. 55–94, 1948.

THORNTHWAITE, C. W.; MATHER, J. R. **The water balance**. Centerton, NJ: Drexel Institute of Technology - Laboratory of Climatology, 1955.

TINOCO, V.; WILLEMS, P.; WYSEURE, G.; CISNEROS, F. Evaluation of reservoir operation strategies for irrigation in the Macul Basin, Ecuador. **Journal of Hydrology: Regional Studies**, v. 5, p. 213–225, 1 mar. 2016.

WARNAKA, K.; POCHOP, L. Analyses of equations for free water evaporation estimates. **Water Resources Research**, v. 24, n. 7, p. 979–984, jul. 1988.

WILLMOTT, C. J.; MATSUURA, K. Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. **Climate Research**, v. 30, n. 1, p. 79–82, 2005.

WINTER, T. C.; ROSENBERRY, D. O.; STURROCK, A. M. Evaluation of 11 Equations for Determining Evaporation for a Small Lake in the North Central United States. **Water Resources Research**, v. 31, n. 4, p. 983–993, abr. 1995.

2.2 Aprimoramento de métodos para a estimativa de evaporação de água em pequenas barragens no Cerrado brasileiro

Artigo publicado:

Improving methods for estimating small reservoir evaporation in the Brazilian Savanna. **Agricultural Water Management**, v. 216, p. 105–112, 1 maio 2019.

<https://doi.org/10.1016/j.agwat.2019.01.028>

Resumo

O bioma Cerrado é a principal região agrícola do Brasil e já enfrenta crescente escassez de recursos hídricos e conflitos que tendem a expandir para novas áreas e intensificar nas já estressadas, prejudicando o desenvolvimento econômico da região. As pequenas barragens construídas na região são estruturas fundamentais para o desenvolvimento da economia local, entretanto, a evaporação de água das mesmas é uma perda indesejada devendo ser melhor quantificada para que se possam desenvolver melhores estratégias de gestão de recursos hídricos. O presente trabalho objetivou aprimorar métodos para estimativa da evaporação de água em pequenos reservatórios de água na região do cerrado brasileiro. A área de estudo foi a bacia hidrográfica do rio Buriti Vermelho, onde se obteve os dados de evaporação de Tanques Classe A instalados dentro e fora de um pequeno reservatório. A partir dos dados de evaporação dos tanques, se obteve coeficientes de correção da evaporação, em base mensal, sazonal e anual. Além disto, equações para estimativa da evaporação com base em variáveis climáticas foram desenvolvidas. Os coeficientes de correção da evaporação no tanque para a evaporação em pequenos reservatórios variaram ao longo do ano entre 0,72 a 0,92. Foi possível a obtenção de duas equações para estimativa da evaporação em pequenos reservatórios com resultados adequados. A praticidade dos métodos desenvolvidos permite a sua adoção em estudos de balanço hídrico e em ações de planejamento e gestão de recursos hídricos na região do Cerrado.

Palavras-chave: Evaporação de tanque; pequenas barragens; recursos hídricos; regressão linear múltipla.

2.2.1 Introdução

O Cerrado é o segundo maior bioma do Brasil, compondo 24% do território brasileiro e sendo responsável por mais da metade da produção de carne bovina e de

soja do país (KLINK, 2014). O clima dominante na região é o tropical-quente-subúmido, apresentando duas estações climáticas bem definidas, uma seca (maio a setembro) e outra chuvosa (outubro a abril) A precipitação média anual é de aproximadamente 1.200 mm, dos quais 85% ocorrem na estação chuvosa (RODRIGUES; LIEBE, 2013).

Em regiões como a do Cerrado, que já enfrenta escassez hídrica em algumas de suas principais bacias hidrográficas, se tem observado o aumento de conflitos pelo uso de recursos hídricos (LIMA, 2011), que poderão ser agravados pelo crescimento da irrigação na região, que é uma atividade altamente intensiva no uso de recursos hídricos (MANETA et al., 2009). Esses fatores indicam a importância de se fazer um adequado planejamento e gestão de recursos hídricos, visando assegurar a disponibilidade hídrica e a redução de conflitos pelo uso de água na região.

Nesse contexto, as pequenas barragens desempenham papel fundamental, atuando como reservatórios, armazenando e fornecendo água para os diversos usos (BRITO et al., 2012), ao mesmo tempo em que viabiliza a prática da irrigação e contribui para o desenvolvimento econômico e o bem-estar social da população.

Centenas de pequenas barragens foram construídas na região do Cerrado nos últimos 20 anos, a maioria delas sem coordenação e sem avaliação prévia do seu impacto. Apenas na bacia hidrográfica do rio Preto, com área de drenagem de 10.500 km², foram identificadas 252 pequenas barragens (RODRIGUES et al., 2012). Para que essas barragens possam trazer os benefícios socioeconômicos desejados, estratégias de operação e políticas efetivas de gerenciamento devem ser desenvolvidas e implementadas (KANG; PARK, 2014; TINOCO et al., 2016).

É fundamental entender a dinâmica da água nessas barragens, principalmente no que diz respeito às perdas. A evaporação, por ser uma perda de água efetiva para o sistema hídrico, deve receber atenção especial dos gestores, uma vez que pode afetar significativamente a estabilidade e disponibilidade temporal do recurso na bacia (ZHANG et al., 2017).

Os efeitos da evaporação são geralmente considerados durante o projeto e gerenciamento de reservatórios, contudo há uma grande incerteza associada aos valores atualmente adotados pelos gestores, uma vez que poucos estudos foram conduzidos na região para determinar a magnitude da evaporação. Logo, a obtenção de estimativas mais precisas dessa variável se torna importante, uma vez que afeta o dimensionamento e a operação dos reservatórios.

Vários estudos, em diferentes regiões do mundo, foram realizados visando obter estimativas ou aprimorar métodos de estimativas de evaporação de água em reservatórios (ANTONOPOULOS; GIANNIOU; ANTONOPOULOS, 2016; CABRERA et al., 2016; COELHO et al., 2017; LEÃO et al., 2013; VIEIRA et al., 2016; YU et al., 2017; ZHANG et al., 2017), no entanto, apesar da sua importância para o planejamento e para a gestão de recursos hídricos, não se tem conhecimento de estudos realizados visando a estimativa da evaporação de água em pequenos reservatórios para as condições de Cerrado brasileiro.

Existem vários modelos que podem ser utilizados para essa finalidade (KOHLENER; NORDENSON; FOX, 1955; LINACRE, 1977, 1993; MORTON, 1983; PENMAN, 1948; THORNTHWAITE; MATHER, 1955), os quais, entretanto, apresentam limitações para aplicação na região do Cerrado, com destaque para a dificuldade de operacionalização e de obtenção de dados de entrada.

Masoner e Stannard (2010) mostraram ser possível representar adequadamente a evaporação de pequenos reservatórios por meio da instalação de tanques evaporimétricos dentro do lago ou reservatório. Este método, embora pareça simples, é de difícil operacionalização, pois para que a evaporação medida no tanque possa ser utilizada diretamente na estimativa da evaporação, o tanque deve ser instalado de forma adequada dentro do reservatório.

Para que a operacionalização da coleta de dados possa ser facilitada, tem-se a opção de instalar o tanque de evaporação fora do reservatório. Neste caso, a evaporação medida é superior àquela observada em tanques enterrados ou imersos em água (FU et al., 2004). Por este motivo, um coeficiente de correção deve ser utilizado para ajustar a evaporação do tanque e representar corretamente a evaporação do reservatório (LIU et al., 2016; MCJANNET; COOK; BURN, 2013).

Coefficientes de correção são geralmente específicos para o tipo de tanque, sua localização e a natureza do corpo hídrico (FINCH; CALVER, 2008), além de variar temporalmente e espacialmente, informação raramente disponível para os gestores. Apenas poucos estudos foram desenvolvidos para a região do Cerrado brasileiro para determinar os coeficientes de tanques.

Para regiões com características geológicas e climáticas similares, entretanto, como é o caso de várias bacias hidrográficas da região do Cerrado, a influência da variação temporal no coeficiente do tanque parece ser mais importante que a sua variação regional. Ou seja, parece ser mais importante, para uma correta estimativa

da evaporação, se obter coeficientes do tanque variando temporalmente do que regionalmente.

Embora os tanques de evaporação ainda sejam utilizados nas estimativas de evaporação de reservatórios de água em várias regiões (ANDA et al., 2018; EROL; ÖZLEM, 2006; GOYAL et al., 2014; KIM; SEO; SINGH, 2015; KISI et al., 2016; YU et al., 2017), sua dificuldade de operacionalização e de obtenção de coeficientes representativos abre oportunidade para utilização de modelos de simulação.

Apesar da grande diversidade de modelos existentes, nota-se que algumas regiões, como a do Cerrado, carecem de dados de entrada que são requeridos por alguns desses modelos, sendo conveniente desenvolver equações que considerem as especificidades da região, a disponibilidade de dados e que sejam de fácil operacionalização (BAIER; ROBERTSON, 1965; DESWAL; PAL, 2008; LINACRE, 1977, 1993; VINING, 2003).

Dada a importância das pequenas barragens para a segurança hídrica e para o desenvolvimento da agricultura irrigada na região do Cerrado, desenvolveu-se o presente trabalho que objetivou aprimorar métodos para estimativa da evaporação em pequenos reservatórios de armazenamento de água localizados na região do cerrado brasileiro. Para isto, foram obtidos coeficientes de correção da evaporação do Tanque Classe A para fins de estimativa de evaporação em pequenos reservatórios, considerando base mensal, sazonal (estações seca e chuvosa) e anual, e equações para estimativa da evaporação baseadas em variáveis climáticas.

2.2.2 Material e métodos

2.2.2.1 Área de estudo

A bacia hidrográfica do rio Buriti Vermelho (Figura 2.2.1), com área de drenagem de aproximadamente 1.000 hectares, tem o seu curso de água principal como afluente da margem direita do Rio Estreito, que, por sua vez, deságua no Rio Preto, uma importante sub-bacia da bacia do São Francisco. A precipitação média anual da bacia é da ordem de 1.200 mm, dos quais 85% correspondem ao período chuvoso (RODRIGUES et al., 2012).

A pequena barragem utilizada nesse estudo (Figura 2.2.1) tem 0,25 ha de área de espelho de água e capacidade de armazenamento de 3.178,7 m³.

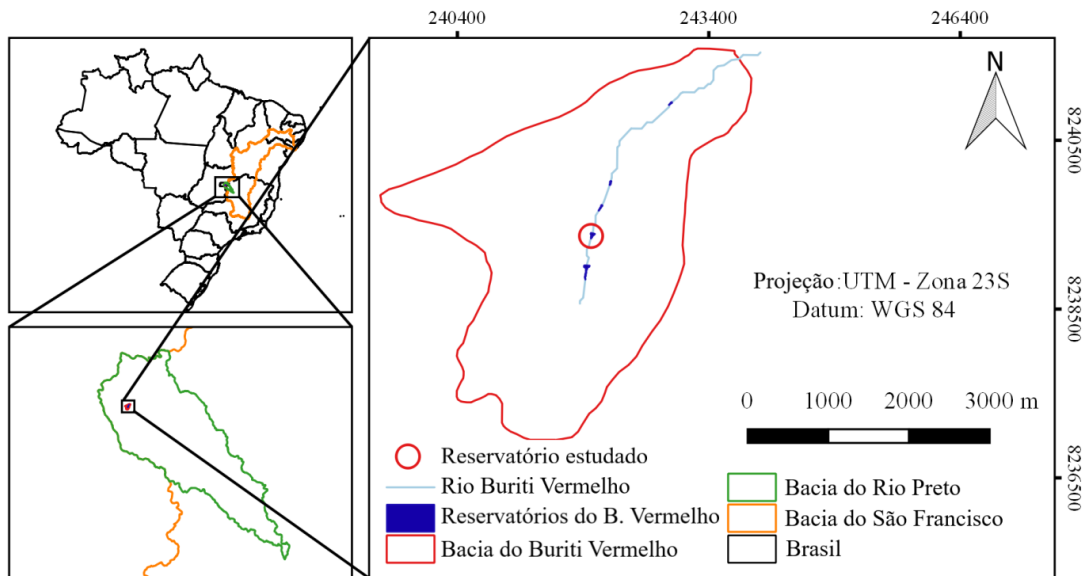


Figura 2.2.1. Localização da bacia do rio Buriti Vermelho, DF, Brasil, com destaque (círculo vermelho) para a pequena barragem utilizada no estudo.

2.2.2.2 Dados climáticos

Os dados diários de temperatura média, temperatura máxima, temperatura mínima, umidade relativa média, velocidade do vento e de radiação solar foram obtidos em estação meteorológica instalada próxima ao local para o período de 2010 a 2011.

Os dados de evaporação de água para o mesmo período foram obtidos por meio de dois Tanques Classe A, sendo que um tanque foi instalado dentro e o outro fora do reservatório.

As leituras de nível da água nos tanques Classe A foram feitas por meio de um linígrafo acoplado a um datalogger. Sempre que o nível de água, em qualquer um dos tanques, abaixava mais do que 5 cm, a água do tanque era resposta até atingir o nível pré-estabelecido. Durante a reposição de água nos tanques, os dados do datalogger eram coletados. Os dias em que os dados apresentaram falha de leitura do datalogger ou ocorrência de chuva, o que dificultou a quantificação da evaporação, foram eliminados da série.

2.2.2.3 Coeficientes de ajuste da evaporação do Tanque Classe A

Para estimar a evaporação do reservatório baseado nas mensurações do tanque externo, desenvolveram-se coeficientes de correção para o tanque (Equação 1). Assumiu-se que o tanque interno representa a evaporação média do reservatório (PEREIRA; NOVA; SEDIYAMA, 2013).

$$E_L = E_{in} = K_p E_{ex} \quad (1)$$

em que: E_L = evaporação média no reservatório (mm d^{-1}); E_{in} = evaporação do Tanque Classe A interno ao reservatório (mm d^{-1}); E_{ex} = evaporação no Tanque Classe A externo ao reservatório (mm d^{-1}); e, K_p = coeficiente de correção do tanque externo, adimensional.

Os coeficientes de correção para os períodos desejados foram obtidos utilizando-se regressão linear com intercepto na origem, onde a variável dependente foi a evaporação do reservatório e a independente a evaporação do tanque externo.

2.2.2.4 Equações para estimativa da evaporação baseadas em variáveis climáticas

Foram ajustadas equações por meio de regressões lineares múltiplas, correlacionando a evaporação do tanque interno ao reservatório com variáveis climáticas (Equação 2).

$$E_L = \beta_0 + \beta_1 \cdot X_1 + \dots + \beta_n \cdot X_n \quad (2)$$

em que: β_0 = intercepto da regressão linear; $\beta_1 \dots \beta_n$ = coeficientes angulares vinculados às variáveis climáticas; $X_1 \dots X_n$ = variáveis climáticas diárias.

Temperaturas média (T_m), máxima (T_x) e mínima (T_n), umidade relativa (UR), velocidade do vento (u_2) e radiação solar (R_s) foram testados como preditores da evaporação do reservatório. No caso da temperatura, somente manteve-se a de maior correlação com evaporação para as simulações finais. Ao fim, desenvolveram-se 15 equações para estimativa de evaporação baseada em variáveis climáticas.

2.2.2.5 Análises de desempenho das equações desenvolvidas

Para avaliar o desempenho dos coeficientes de correção do tanque e das equações desenvolvidas foi utilizado o índice de eficiência de Nash-Sutcliffe (NSE) (NASH; SUTCLIFFE, 1970), além dos índices estatísticos: erro médio (MBE), erro médio absoluto (MAE), e raiz do erro quadrático médio (RMSE) (WILLMOTT; MATSUURA, 2005).

O MBE indica quando um modelo está sub ou superestimando as observações, enquanto o MAE indica a magnitude do erro. A RMSE, diferentemente do erro médio absoluto, agrega um maior peso aos erros de maior magnitude.

O NSE varia entre $-\infty$ e 1, onde 1 indica um modelo perfeito, e valor igual ou menor a 0 indica que o modelo é tão bom quanto a média das predições (SCHAEFLI;

GUPTA, 2007). De acordo com Moriasi et al. (2007), um NSE acima de 0,50 indica que, para modelos hidrológicos, o desempenho é satisfatório.

2.2.2.6 Validações das equações

Para validação das equações, utilizou-se o método de Bootstrap para se obter novos grupos de dados a partir da reamostragem com substituição do conjunto inicial de dados. Esse método assume que os dados de treinamento são representativos da população e, através de diversas reamostragens, são simuladas múltiplas amostragens da população (KIM; SEO; SINGH, 2015).

A partir dos novos conjuntos de dados reamostrados foram desenvolvidas novas equações e obtidos os respectivos coeficientes e índices de desempenho. A determinação dos coeficientes e índices de desempenho finais se baseou na estabilização de seus valores médios, isso é, quando o número de reamostragens atinge um número suficientemente grande, o desvio padrão do estimador observado se aproxima do desvio padrão do estimador da população (DENG et al., 2013; PARKE; HOLFORD; CHARLES, 1999).

2.2.3 Resultados e discussão

2.2.3.1 Avaliação dos dados climáticos observados

Na Figura 2.2.2 apresenta-se a média mensal das variáveis climáticas observadas na estação meteorológica instalada próximo ao reservatório estudado para os períodos de 2010 a 2011. Com uma média anual de 21,6 °C, a temperatura foi razoavelmente estável. Médias mensais variaram de 19,1 °C em junho a um máximo de 22,9 °C em outubro. As médias mínimas e máximas variaram de 12,4 a 31,2 °C, respectivamente. A UR apresentou grande variação ao longo do ano, desde 85% nos meses da estação chuvosa, a um mínimo de 40% na estação seca. A radiação solar registrou seus maiores valores no mês de fevereiro, agosto e setembro, contudo, os valores médios das duas estações foram próximos à média anual de 219 W m⁻² d⁻¹. A u₂ apresentou média anual de 1,8 m s⁻¹, com valores crescentes ao longo da estação seca; fevereiro registrou o menor valor (1,3 m s⁻¹), enquanto setembro o maior (2,3 m s⁻¹).

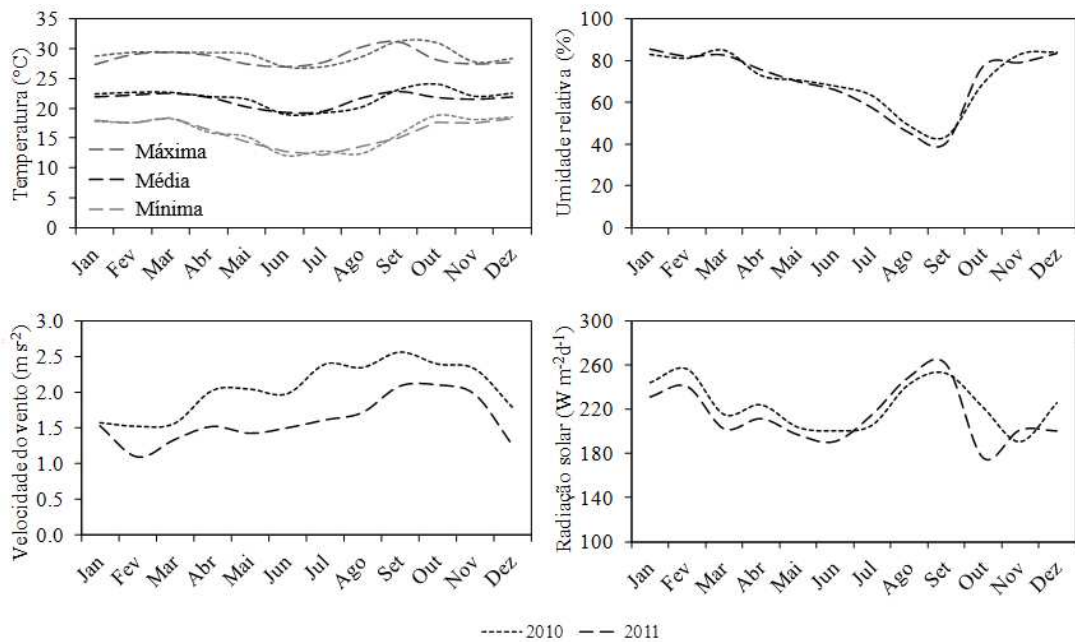


Figura 2.2.2. Variáveis climáticas médias mensais observadas próximas ao reservatório estudado para o período de 2010 a 2011.

Após a eliminação das falhas na série de dados de evaporação, foram obtidos 312 pares de dados, sendo 220 para a estação seca e 92 para a estação chuvosa. A diferença de evaporação entre os tanques internos e externos variou de 0,36 mm (9%) em junho, na estação seca, a 1,61 mm (37%) em fevereiro, na estação chuvosa (Figura 2.2.3a). As maiores evaporações diárias ocorreram em setembro, quando a UR foi baixa, e a T_m , u_2 e R_s alta (Figura 2.2.2). A evaporação do tanque externo foi em média 0,77 mm maior que a evaporação mensurada no tanque interno, com K_p igual a 0.85 (Figura 2.2.3b).

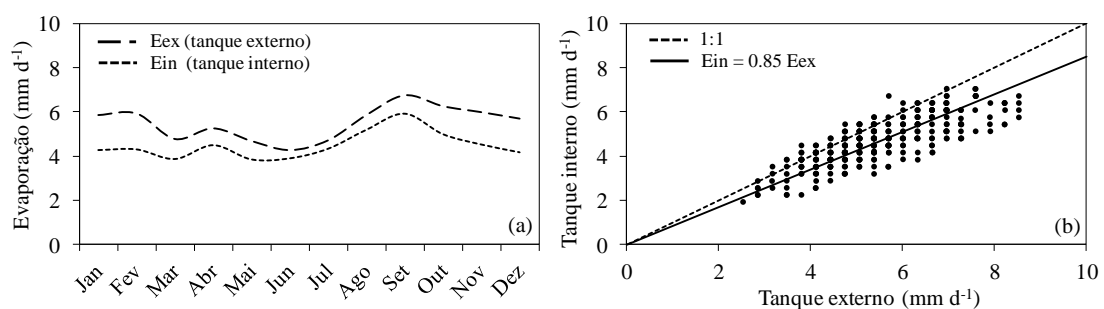


Figura 2.2.3. Evaporação dos tanques observada para o período de 2010 a 2011: (a) média mensal e (b) relação entre as evaporações observadas.

2.2.3.2 Coeficientes de correção da evaporação do Tanque Classe A

Os coeficientes de correção nas escalas mensal, sazonal e anual entre evaporação do tanque externo e interno, que representa a evaporação do reservatório, e os índices estatísticos obtidos estão apresentados na Tabela 2.2.1.

Tabela 2.2.1. Coeficientes de correção entre evaporação do tanque externo e interno nas escalas mensal, sazonal e anual e índices estatísticos

Período	K_p	MBE	MAE	RMSE	NSE
Jan	0,73	-0,03	0,36	0,47	0,25
Fev	0,73	0,01	0,35	0,42	0,81
Mar	0,80	-0,03	0,48	0,57	0,31
Abr	0,85	-0,04	0,52	0,66	0,49
Mai	0,81	-0,05	0,47	0,59	0,64
Jun	0,90	-0,05	0,53	0,63	0,02
Jul	0,92	-0,02	0,34	0,42	0,45
Ago	0,88	-0,05	0,51	0,67	0,03
Set	0,87	-0,03	0,48	0,64	0,42
Out	0,79	-0,06	0,52	0,67	0,64
Nov	0,76	0,02	0,32	0,39	0,87
Dez	0,72	-0,07	0,38	0,45	0,64
Estação seca	0,88	-0,05	0,47	0,61	0,68
Estação chuvosa	0,78	-0,05	0,49	0,62	0,58
Anual	0,85	-0,05	0,54	0,66	0,60

MBE = erro médio (mm d^{-1}); MAE = erro médio absoluto (mm d^{-1}); RMSE = raiz do erro quadrático médio (mm d^{-1}); e, NSE = índice de eficiência de Nash-Sutcliffe.

As variações observadas nos valores de K_p ressaltam a importância de se considerar variações temporais no cálculo de evaporação do reservatório. Para a escala sazonal, o maior valor de K_p (0,88) foi encontrado para a estação seca (Tabela 2.2.1), quando a UR foi baixa, e a velocidade do vento elevada (Figura 2.2.2), o que resultou em um maior efeito oásis e evaporação do reservatório próxima à do tanque externo. O K_p sazonal registrou seu menor valor para a estação chuvosa, o que se deve ao maior aquecimento do tanque externo oriundo aos valores elevados de R_s ou T_m (Figura 2.2.2), e se deve também ao menor efeito oásis resultante de baixos valores de velocidade do vento e elevada UR.

O K_p variou entre 0,72 a 0,92 ao longo do ano (Tabela 2.2.1). Valores baixos de K_p foram observados de outubro a março. Oliveira (2009) avaliou, em uma região de clima tropical, a evaporação de um pequeno lago artificial de dimensões similares ao utilizado neste trabalho, e encontrou coeficientes mensais da ordem de 0,77 a 0,87. Oliveira et al. (2005) encontrou para o semiárido brasileiro coeficientes da ordem de 0,76 a 0,93. Yu et al. (2017) obteve coeficientes de ajuste mensais variando de 0,73 a 0,94 para lagos em clima árido.

Pereira et al. (2009), utilizando a metodologia de Kohler, Nordenson e Fox (1955) como evaporação de referência, encontrou para grandes lagos na região do Cerrado o coeficiente anual de 0,57.

Pode-se observar na Tabela 2.2.1 que, embora alguns meses como junho e agosto tenham apresentado valores de NSE próximos à zero, o MAE máximo observado foi igual a 0,53 mm d⁻¹, não muito superior aos valores mínimos de MAE observados para os meses de fevereiro e novembro, 0,32 e 0,35 mm d⁻¹, respectivamente. Fevereiro e novembro também foram os meses que apresentaram maiores índices de NSE, acima de 0,80.

Oliveira (2009) encontrou em seu trabalho RMSE da ordem de 0,29 a 0,49 mm d⁻¹, contudo, assumiu um tanque de 20 m² como representativo da evaporação de um lago, tanque este que apresenta condições mais estáveis e controladas que um lago real. Yu et al. (2017) encontraram, na estimativa de evaporação mensal de lagos, RMSE igual a 9,43 mm mês⁻¹ que, quando levado para a escala diária, é um pouco menor que os valores obtidos nesse trabalho.

Para validação dos coeficientes do tanque foram utilizados 1000 reamostragens da evaporação dos tanques internos e externos obtidas pelo método Bootstrap. Os Boxplots das evaporações estimadas a partir do coeficiente de ajuste obtido para cada reamostragem são apresentados na Figura 2.2.4.

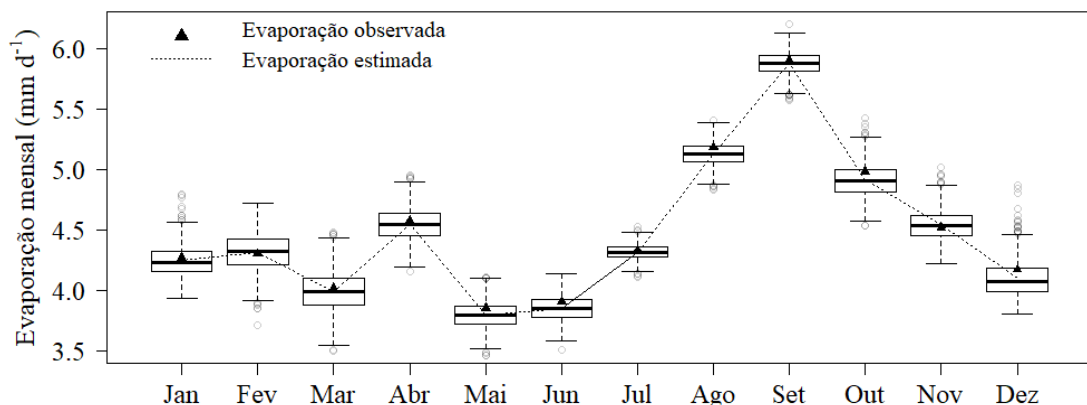


Figura 2.2.4. Boxplots das evaporações médias estimadas a partir das reamostragens Bootstrap.

Na Figura 2.2.4 se observa que a evaporação média mensal estimada por meio do coeficiente de correção apresentou valores muito próximos das evaporações médias observadas, com erro máximo da ordem de -0,07 para os meses de maio e junho e -0,08 mm d⁻¹ para dezembro.

É comum os gestores, por não disporem de K_p variando no tempo, utilizarem um coeficiente único para estimar a evaporação para todo o ano (CONCEIÇÃO, 2002; KIZILOGLU et al., 2009; MCJANNET et al., 2017; OLIVEIRA et al., 2005; OLIVEIRA, 2009; PEREIRA et al., 2009; SABZIPARVAR et al., 2010), sendo que essa prática pode conduzir a erros expressivos nas estimativas da evaporação. Sendo assim, apresenta-se na Figura 2.2.5 as estimativas das evaporações médias mensais obtidas a partir de coeficientes de correção nas escalas mensal, sazonal e anual em comparação com os valores observados, visando avaliar a magnitude dos erros associados.

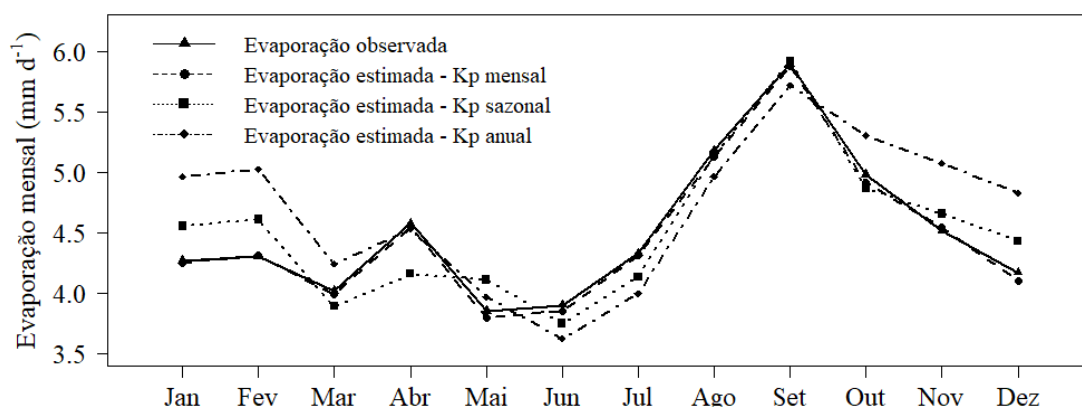


Figura 2.2.5. Evaporação média mensal estimada a partir dos coeficientes de ajuste nas escalas mensal, sazonal e anual em comparação com os dados observados.

Observa-se na Figura 2.2.5 que, ao utilizar o K_p mensal, a estimativa de evaporação média mensal é muito próxima da evaporação observada, com erro médio variando entre $-0,1$ e $0,1 \text{ mm d}^{-1}$ (Tabela 2.2.1). Por outro lado, ao se utilizar o K_p sazonal ou anual, o erro cresce. O uso do K_p sazonal apresenta superestimativa da evaporação nos meses de janeiro, fevereiro, maio, novembro e dezembro da ordem de $0,1$ a $0,3 \text{ mm d}^{-1}$, enquanto que para os meses de março, abril, junho, julho e outubro há uma subestimativa de $0,1$ a $0,4 \text{ mm d}^{-1}$. Ao se utilizar o coeficiente de ajuste anual, a magnitude do erro médio aumenta para todos os meses, com exceção de abril e maio, quando o K_p anual é mais próximo ao K_p mensal do que o K_p sazonal.

A superestimativa da evaporação da água do reservatório indica que há uma menor disponibilidade de água no sistema, levando os gestores a reduzirem a quantidade de água alocada entre os usuários, acarretando prejuízos econômicos e sociais.

Por outro lado, a subestimativa da evaporação indica uma menor quantidade de água sendo retirada do sistema e, conseqüentemente, uma maior quantidade de água disponível para ser alocada, podendo criar ou aumentar os conflitos na bacia.

O MAE médio dos meses teve um pequeno aumento quando utilizado o K_p sazonal ao invés do mensal, de 0,45 para 0,47 mm d^{-1} , contudo, esse erro se torna mais expressivo ao se utilizar o K_p anual, quando o MAE médio dos meses é de 0,58 mm d^{-1} . O uso do coeficiente de correção anual fez com que alguns modelos deixassem de ser considerados aceitáveis ($\text{NSE} < 0$), como é o caso de janeiro ($\text{NSE} = -1,46$), junho ($\text{NSE} = -0,09$), agosto ($\text{NSE} = -0,02$) e dezembro ($\text{NSE} = -0,40$). Isto indica a importância de se obter e utilizar coeficientes que representem adequadamente a variabilidade temporal da evaporação.

2.2.3.3 Equações para estimativa da evaporação baseadas em variáveis climáticas

Para determinar as variáveis que foram utilizadas no ajuste de equações por regressões lineares múltiplas analisou-se as dispersões e as correlações entre as variáveis.

Observou-se que a T_n diária teve baixa correlação com a evaporação do tanque interno ($\text{corr} = -0,003$) e, por este motivo, foi eliminada das variáveis independentes utilizadas nos modelos de regressões lineares múltiplas. As variáveis T_m e T_x apresentam alta colinearidade ($\text{corr} = 0,895$) e, uma vez que T_x apresentou maior correlação com evaporação do tanque interno ($\text{corr} = 0,467$), esta foi utilizada para ajuste das equações. A UR, u_2 e R_s apresentaram correlações iguais a -0,638, 0,329 e 0,631, respectivamente.

Por meio das regressões lineares múltiplas, validadas por 1000 reamostragens pelo método Bootstrap, foi possível obter os índices estatísticos e os coeficientes das equações ajustadas (Tabela 2.2.2). As equações climáticas (CE) estão apresentadas na tabela de acordo com o desempenho, da melhor para a pior.

Tabela 2.2.2. Coeficientes obtidos para regressões lineares múltiplas para fins de estimativa da evaporação de pequenos reservatórios a partir de variáveis climáticas

Eq.	Variáveis predictoras	β_0	Tx	UR	u2	Rs	NSE
CE1	Tx, UR, u2, Rs	0,922	0,057*	-0,029*	0,475*	0,012*	0,70
CE2	UR, u2, Rs	2,535	-	-0,032*	0,437*	0,014*	0,69
CE3	Tx, UR, Rs	3,508	0,006 ^{ns}	-0,034*	-	0,013*	0,59
CE4	UR, Rs	3,676	-	-0,034*	-	0,013*	0,59
CE5	Tx, u2, Rs	-3,585	0,133*	-	0,570*	0,014*	0,58
CE6	Tx, UR, u2	1,373	0,147*	-0,033*	0,505*	-	0,56
CE7	u2, Rs	-0,535	-	-	0,493*	0,018*	0,52
CE8	UR, u2	6,581	-	-0,045*	0,394*	-	0,49
CE9	Tx, UR	4,149	0,098*	-0,039*	-	-	0,44
CE10	Tx, Rs	-1,376	0,087*	-	-	0,015*	0,43
CE11	UR	7,446	-	-0,046*	-	-	0,41
CE12	Tx, u2	-3,860	0,251*	-	0,620*	-	0,41
CE13	Rs	0,508	-	-	-	0,018*	0,40
CE14	Tx	-1,462	0,210*	-	-	-	0,22
CE15	u2	3,786	-	-	0,461*	-	0,11

Tx = temperatura máxima (°C); UR = umidade relativa (%); u2 = velocidade do vento (m s⁻¹); Rs = radiação solar (W m⁻²); NSE = índice de eficiência de Nash-Sutcliffe; e * = significativa a 5% pelo teste t.

As equações CE1 e CE2 foram as que apresentaram melhor desempenho, sendo que os seguintes conjuntos de variáveis de entrada utilizados foram: Tx, UR, u2 e Rs; UR, u2 e Rs, respectivamente. Os critérios de desempenho para CE1 e CE2 foram, respectivamente, NSE da ordem de 0,70 e 0,69, MAE de 0,43 e 0,44 mm d⁻¹, e o RMSE de 0,58 e 0,59 mm d⁻¹.

As relações entre as evaporações estimadas pelas duas melhores equações em comparação com à evaporação observada do reservatório estão apresentadas na Figura 2.2.6. Observa-se nessa figura um bom desempenho das duas equações, uma vez que a reta de ajuste está muito próxima do ideal ($y = x$). Contudo, há certa dispersão dos pontos em relação à reta de ajuste, dispersão essa que se deve principalmente aos efeitos de advecção, uma vez que, para pequenos reservatórios, a bordadura pode não ser suficiente para eliminar o “efeito oásis” (THORNTHWAITE; MATHER, 1955). Outro fator que pode ter influenciado nesta dispersão é a sensibilidade do linígrafo utilizado (~0,32), o que limitou a precisão das leituras de nível d’água.

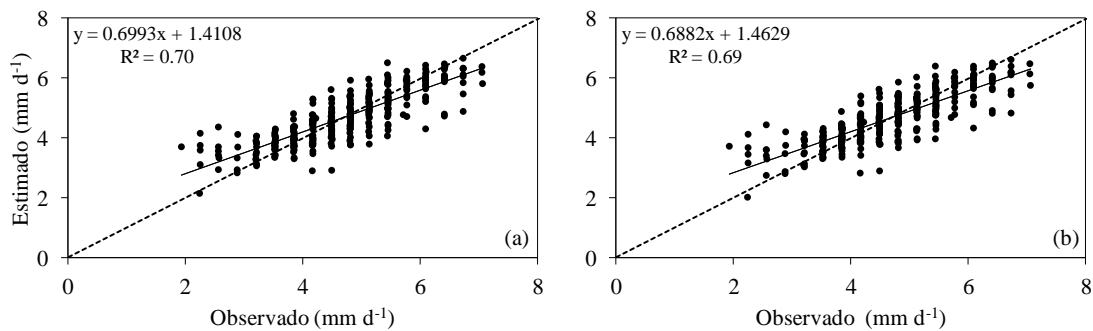


Figura 2.2.6. Relação entre evaporação diária observada no reservatório e estimada pelas equações de melhor desempenho: (a) CE1; e (b) CE2.

Outras equações também apresentaram ajuste satisfatório ao se utilizar os seguintes conjuntos de variáveis de entrada: Tx, UR e u2; Tx, u2 e Rs; UR e Rs; e Tx, UR e Rad. Essas equações apresentaram NSE de 0,56, 0,58, 0,59 e 0,59, respectivamente, valores de RMSE igual a 0,69, 0,68, 0,67 e 0,67 mm d⁻¹, respectivamente, e valores de MAE de 0,54, 0,54, 0,53 e 0,53 mm d⁻¹. O erro médio para todas as equações foi muito próximo à zero. O desempenho das equações CE3 e CE4 foram idênticos, o que se deve ao fato da variável Tx, ausente na CE4, não ter sido significativa para CE3.

Na região do Cerrado há uma grande dificuldade em se encontrar estações meteorológicas em regiões remotas ou com mensurações de todas as variáveis climáticas, sendo conveniente avaliar equações mais simples. Dentre as equações que utilizaram menos preditores, as baseadas apenas em UR ou Rs foram as que apresentaram o melhor ajuste da evaporação, o que justifica os bons resultados obtidos pelas outras equações que adotaram essas duas variáveis como entrada. Contudo, a adoção de equações com apenas uma variável de entrada apresentaram um MAE variando de 0,64 a 0,81 mm d⁻¹.

Vining (2003) estimou evaporação média mensal utilizando apenas temperatura para dois reservatórios em Dakota do Norte e obteve RMSE de 10 e 20 mm mês⁻¹, e coeficiente de determinação de 0,64 e 0,77. Os resultados encontrados por Vining (2003) apresentam melhor desempenho do que os encontrados para equação CE14 (RMSE = 0,93 mm d⁻¹), contudo, tal comportamento era esperado, uma vez que para maiores escalas temporais as incertezas são reduzidas.

Kisi et al. (2016) estimaram, para regiões mediterrâneas na Turquia, a evaporação diária a partir de variáveis climáticas utilizando métodos mais sofisticados, como redes neurais artificiais, e encontraram MAE variando entre 1,28 e 1,30 mm d⁻¹, e RMSE entre 2,00 e 2,03 mm d⁻¹. Anda et al. (2018), ao utilizarem

diversas variáveis climáticas e métodos como ElasticNet, Boosting e RandomForest para estimar evaporação de lagos rasos na Hungria, obtiveram MAE variando entre 0,42 e 0,49 mm d⁻¹, e RMSE variando entre 0,57 e 0,65⁻¹. Já Dogan et al. (2010), também utilizando inteligência artificial encontrou RMSE de 0,43 mm d⁻¹ para estimativa de evaporação em lagos a partir de variáveis climáticas.

Frente aos resultados obtidos pela aplicação de métodos mais elaborados, observa-se que o uso de metodologias simples, como regressões lineares múltiplas, apresentou índices estatísticos equivalentes, comprovando a aplicabilidade das equações.

O método de estimativa da evaporação de pequenos reservatórios a partir da evaporação de um Tanque Classe A instalado fora do reservatório, embora apresente apenas uma variável de entrada, também apresentou índices estatísticos similares aos obtidos (Tabela 2.2.1), tanto pelos métodos mais complexos acima citados, como pelas regressões lineares múltiplas apresentadas neste trabalho.

Isso se deve ao fato de que, embora o método seja mais simples, a evaporação do Tanque Classe A apresenta alta correlação com as variáveis climáticas. Quando calibrado mensalmente, o coeficiente não só está sendo calibrado em relação à evaporação direta do reservatório, mas também, indiretamente, em relação às condições climáticas médias observadas no mês.

Esta abordagem apresenta, entretanto, maior complexidade de operacionalização, além de ser muito influenciada pelas condições locais. Ou seja, a aplicação dos coeficientes obtidos neste trabalho só é válida para reservatórios com características físicas, geológicas e climáticas semelhantes ao reservatório utilizado neste estudo.

2.2.3.4 Comparação da evaporação estimada pelo tanque e por equações baseadas em variáveis climáticas

Levando em consideração que os gestores de recursos hídricos normalmente tomam decisões em escala mensal, é de interesse avaliar os modelos baseados nesta escala. As estimativas mensais das evaporações obtidas pelo tanque externo ao reservatório e pelas equações CE1 e CE2 foram comparadas com a evaporação observada no reservatório (Figura 2.2.7). O método do tanque foi mais preciso na estimativa de evaporação média mensal, embora esse método tenha apresentado maior dispersão para os meses de março a junho e agosto a outubro. As equações

com base em dados climáticos subestimaram a evaporação para os meses de fevereiro, março e abril e superestimaram para os meses de maio, junho, novembro e dezembro (Figura 2.2.7). A sub ou superestimativa dos valores em alguns meses se deve ao fato que as relações entre as variáveis climáticas e o fenômeno de evaporação são não lineares, embora esse método tenha apresentado um bom desempenho.

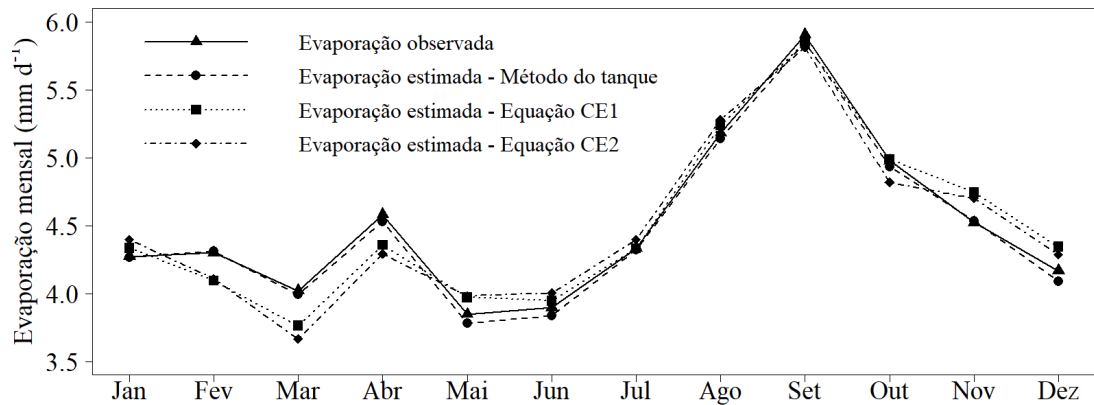


Figura 2.2.7. Comparação entre métodos do tanque de evaporação e equações de regressões lineares múltiplas baseadas em variáveis climáticas para estimativa de evaporação do reservatório.

O método do tanque evaporimétrico apresentou, para a série completa, valores de MAE, RMSE e NSE de ordem de 0,45 mm d⁻¹, 0,58 mm d⁻¹ e 0,69, respectivamente, similar ao desempenho das equações CE1 e CE2. A estimativa média mensal foi melhor para o método do tanque, embora o método tenha apresentado uma maior dispersão dos valores na base diária para alguns meses.

2.2.4 Conclusões

A estimativa de evaporação diária de pequenos reservatórios baseada em coeficientes de correção da evaporação em Tanque Classe A instalado fora do reservatório apresentou desempenho satisfatório. Os coeficientes de correção mensais e sazonais apresentaram resultados melhores em relação ao coeficiente de correção anual.

A estimativa da evaporação em reservatórios também apresentou bom desempenho com ajuste de regressões lineares múltiplas em função de variáveis climáticas. A radiação solar e a umidade relativa foram as variáveis climáticas de maior importância para o ajuste das regressões

Os métodos do tanque e de regressões lineares múltiplas apresentaram desempenho similar ao longo do ano, embora o método do tanque tenha apresentado estimativas de evaporações médias mensais com maior acurácia.

A praticidade dos métodos de estimativa da evaporação de reservatórios avaliados permite a sua adoção em estudos de balanço hídrico e em ações de planejamento e gestão de recursos hídricos na região do Cerrado.

2.2.5 Referências bibliográficas

ANDA, A.; SIMON, B.; SOÓS, G.; MENYHÁRT, L.; SILVA, J. A. T.; KUCSERKA, T. Extending Class A pan evaporation for a shallow lake to simulate the impact of littoral sediment and submerged macrophytes: a case study for Keszthely Bay (Lake Balaton, Hungary). **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 250–251, p. 277–289, 15 mar. 2018.

ANTONOPOULOS, V. Z.; GIANNIOU, S. K.; ANTONOPOULOS, A. V. Artificial neural networks and empirical equations to estimate daily evaporation: application to Lake Vegoritis, Greece. **Hydrological Sciences Journal**, v. 61, n. 14, p. 2590–2599, 25 out. 2016.

BAIER, W.; ROBERTSON, G. W. Estimation of latent evaporation from simple weather observations. **Canadian journal of plant science**, v. 45, n. 3, p. 276–284, 1965.

BRITO, L. T. L.; CAVALCANTI, N. B.; SILVA, A. S.; PEREIRA, L. A. Produtividade da água de chuva em culturas de subsistência no Semiárido Pernambucano. **Engenharia Agrícola**, v. 32, n. 1, p. 102–109, 2012.

CABRERA, M. C. M.; ANACHE, J. A. A.; YOULTON, C.; WENDLAND, E. Performance of evaporation estimation methods compared with standard 20 m² tank. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 20, n. 10, p. 874–879, out. 2016.

COELHO, C. D.; DA SILVA, D. D.; SEDIYAMA, G. C.; MOREIRA, M. C.; PEREIRA, S. B.; LANA, Â. M. Q. Comparison of the water footprint of two hydropower plants in the Tocantins River Basin of Brazil. **Journal of Cleaner Production**, v. 153, n. Supplement C, p. 164–175, 1 jun. 2017.

CONCEIÇÃO, M. A. F. Reference evapotranspiration based on class A pan evaporation. **Scientia Agrícola**, v. 59, n. 3, p. 417–420, set. 2002.

DENG, N.; ALLISON, J. J.; FANG, H. J.; ASH, A. S.; WARE, J. E. Using the bootstrap to establish statistical significance for relative validity comparisons among patient-reported outcome measures. **Health and Quality of Life Outcomes**, v. 11, p. 89, 31 maio 2013.

DESWAL, S.; PAL, M. Artificial neural network based modeling of evaporation losses in reservoirs. **International Journal of Mathematical, Physical and Engineering Sciences**, v. 2, n. 4, p. 177–181, 2008.

DOGAN, E.; GUMRUKCUOGLU, M.; SANDALCI, M.; OPAN, M. Modelling of evaporation from the reservoir of Yuvacik dam using adaptive neuro-fuzzy inference systems. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, v. 23, n. 6, p. 961–967, 1 set. 2010.

EROL, K. M.; ÖZLEM, T. Artificial Neural Network Models of Daily Pan Evaporation. **Journal of Hydrologic Engineering**, v. 11, n. 1, p. 65–70, 1 jan. 2006.

FINCH, J.; CALVER, A. Methods for the quantification of evaporation from lakes. **Centre for Ecology & Hydrology, United Kingdom**, 2008.

FU, G.; LIU, C.; CHEN, S.; HONG, J. Investigating the conversion coefficients for free water surface evaporation of different evaporation pans. **Hydrological Processes**, v. 18, n. 12, p. 2247–2262, 30 ago. 2004.

GOYAL, M. K.; BHARTI, B.; QUILTY, J.; ADAMOWSKI, J.; PANDEY, A. Modeling of daily pan evaporation in sub tropical climates using ANN, LS-SVR, Fuzzy Logic, and ANFIS. **Expert Systems with Applications**, v. 41, n. 11, p. 5267–5276, 1 set. 2014.

KANG, M.; PARK, S. Modeling water flows in a serial irrigation reservoir system considering irrigation return flows and reservoir operations. **Agricultural Water Management**, v. 143, p. 131–141, 1 set. 2014.

KIM, S.; SEO, Y.; SINGH, V. P. Assessment of Pan Evaporation Modeling Using Bootstrap Resampling and Soft Computing Methods. **Journal of Computing in Civil Engineering**, v. 29, n. 5, p. 04014063, 1 set. 2015.

KISI, O.; GENÇ, O.; DINC, S.; ZOUNEMAT-KERMANI, M. Daily pan evaporation modeling using chi-squared automatic interaction detector, neural networks, classification and regression tree. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 122, p. 112–117, 1 mar. 2016.

KIZILOGLU, F. M.; SAHIN, U.; KUSLU, Y.; TUNC, T. Determining water–yield relationship, water use efficiency, crop and pan coefficients for silage maize in a semiarid region. **Irrigation Science**, v. 27, n. 2, p. 129, 1 jan. 2009.

KLINK, C. A. Policy Intervention in the Cerrado Savannas of Brazil: Changes in the Land Use and Effects on Conservation. **A. Consorte-McCrea, & E. Ferraz Santos, Ecology and Conservation of the Maned Wolf: Multidisciplinary Perspectives**, p. 293–308, 2014.

KOHLER, M.; NORDENSON, T.; FOX, W. Evaporation from Pans and Lakes. **US Weather Bureau Research Papers**, v. 38, 1955.

LAPWORTH, C. F. Evaporation from a reservoir near London. **Journal of the Institution of Water and Environmental Management**, v. 19, p. 163–181, 1965.

LEÃO, R. A. DE O.; SOARES, A. A.; TEIXEIRA, A. DOS S.; SILVA, D. D. Estimation of evaporation in the Banabuiú dam, in the state of Ceará, Brazil, by different combined methods, derived from the Penman equation. **Engenharia Agrícola**, v. 33, n. 1, p. 129–144, fev. 2013.

LIMA, J. E. F. W. Situação e perspectivas sobre as águas do cerrado. **Ciência e Cultura**, v. 63, n. 3, p. 27–29, jul. 2011.

LINACRE, E. T. A simple formula for estimating evaporation rates in various climates, using temperature data alone. **Agricultural Meteorology**, v. 18, n. 6, p. 409–424, 1 dez. 1977.

LINACRE, E. T. Data-sparse estimation of lake evaporation, using a simplified Penman equation. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 64, n. 3, p. 237–256, 1 maio 1993.

LIU, X.; YU, J.; WANG, P.; ZHANG, Y.; DU, C. Lake Evaporation in a Hyper-Arid Environment, Northwest of China—Measurement and Estimation. **Water**, v. 8, n. 11, p. 527, 12 nov. 2016.

MANETA, M. P.; TORRES, M.; WALLENDER, W. W.; VOSTI, S.; KIRBY, M.; BASSOI, L. H.; RODRIGUES, L. N. Water demand and flows in the São Francisco River Basin (Brazil) with increased irrigation. **Agricultural Water Management**, v. 96, n. 8, p. 1191–1200, 1 ago. 2009.

MASONER, J. R.; STANNARD, D. I. A comparison of methods for estimating open-water evaporation in small wetlands. **Wetlands**, v. 30, n. 3, p. 513524, 2010.

MCJANNET, D.; HAWDON, A.; VAN NIEL, T.; BOADLE, D.; BAKER, B.; TREFRY, M.; REA, I. Measurements of evaporation from a mine void lake and testing of modelling approaches. **Journal of Hydrology**, v. 555, p. 631–647, 1 dez. 2017.

MCJANNET, D. L.; COOK, F. J.; BURN, S. Comparison of techniques for estimating evaporation from an irrigation water storage. **Water Resources Research**, v. 49, n. 3, p. 1415–1428, 1 mar. 2013.

MORIASI, D. N.; ARNOLD, J. G.; LIEW, M. W. V.; BINGNER, R. L.; HARMEL, R. D.; VEITH, T. L. Model Evaluation Guidelines for Systematic Quantification of Accuracy in Watershed Simulations. **Transactions of the ASABE**, v. 50, n. 3, p. 885–900, 2007.

MORTON, F. I. Operational estimates of areal evapotranspiration and their significance to the science and practice of hydrology. **Journal of Hydrology**, v. 66, n. 1, p. 1–76, 1 out. 1983.

NASH, J. E.; SUTCLIFFE, J. V. River flow forecasting through conceptual models part I — A discussion of principles. **Journal of Hydrology**, v. 10, n. 3, p. 282–290, 1 abr. 1970.

OLIVEIRA, G. M.; LEITÃO, M. M. V. B. R.; GALVÃO, C. O.; LEITÃO, T. H. V. Estimativa da Evaporação e Análise de Uso do Coeficiente (kp) do Tanque “Classe A” nas Regiões do Cariri e Sertão da Paraíba. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 10, n. 4, p. 73–83, 2005.

OLIVEIRA, G. X. S. **Relações entre medidas de evaporação de superfícies de água livre por evaporímetros e estimativas por métodos meteorológicos em duas**

regiões do Estado de São Paulo. Tese de doutorado—Piracicaba, SP, Brasil: Universidade de São Paulo, 2009.

PARKE, J.; HOLFORD, N. H. G.; CHARLES, B. G. A procedure for generating bootstrap samples for the validation of nonlinear mixed-effects population models. **Computer Methods and Programs in Biomedicine**, v. 59, n. 1, p. 19–29, 1 abr. 1999.

PENMAN, H. L. Natural evaporation from open water, bare soil and grass. **Proc. R. Soc. Lond. A**, v. 193, n. 1032, p. 120–145, 22 abr. 1948.

PEREIRA, A. R.; NOVA, N. A. V.; SEDIYAMA, G. C. **Evapotranspiração.** Campinas: Fundag, 2013.

PEREIRA, S. B.; PRUSKI, F. F.; SILVA, D. D.; RAMOS, M. M. Evaporação líquida no lago de Sobradinho e impactos no escoamento devido à construção do reservatório. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 13, n. 3, p. 346–352, 2009.

RODRIGUES, L. N.; LIEBE, J. Small reservoirs depth-area-volume relationships in Savannah Regions of Brazil and Ghana. **Water Resources and Irrigation Management**, v. 1, p. 1–10, 2013.

RODRIGUES, L. N.; SANO, E. E.; STEENHUIS, T. S.; PASSO, D. P. Estimation of Small Reservoir Storage Capacities with Remote Sensing in the Brazilian Savannah Region. **Water Resources Management**, v. 26, n. 4, p. 873–882, 1 mar. 2012.

SABZIPARVAR, A.-A.; TABARI, H.; AEINI, A.; GHAFOURI, M. Evaluation of Class A Pan Coefficient Models for Estimation of Reference Crop Evapotranspiration in Cold Semi-Arid and Warm Arid Climates. **Water Resources Management**, v. 24, n. 5, p. 909–920, 1 mar. 2010.

SCHAEFLI, B.; GUPTA, H. V. Do Nash values have value? **Hydrological Processes**, v. 21, n. 15, p. 2075–2080, 15 jul. 2007.

THORNTHWAITE, C. W.; MATHER, J. R. **The water balance.** Centerton, NJ: Drexel Institute of Technology - Laboratory of Climatology, 1955.

TINOCO, V.; WILLEMS, P.; WYSEURE, G.; CISNEROS, F. Evaluation of reservoir operation strategies for irrigation in the Macul Basin, Ecuador. **Journal of Hydrology: Regional Studies**, v. 5, p. 213–225, 1 mar. 2016.

VIEIRA, N.; PEREIRA, S. B.; MARTINEZ, M. A.; SILVA, D. D.; SILVA, F. B. Evaporation estimates for Sobradinho and Três Marias reservoirs through different methods. **Engenharia Agrícola**, v. 36, n. 3, p. 433–448, 2016.

VINING, K. C. **Estimation of Monthly Evaporation from Lake Ashtabula in North Dakota, Orwell Lake in Minnesota, and Lake Traverse in Minnesota and South Dakota, 1931-2001.** [s.l: s.n.].

WILLMOTT, C. J.; MATSUURA, K. Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. **Climate Research**, v. 30, n. 1, p. 79–82, 2005.

YU, T.-F.; SI, J.-H.; FENG, Q.; XI, H.-Y.; CHU, Y.-W.; LI, K. Simulation of Pan Evaporation and Application to Estimate the Evaporation of Juyan Lake, Northwest China under a Hyper-Arid Climate. **Water**, v. 9, n. 12, p. 952, 7 dez. 2017.

ZHANG, H.; GORELICK, S. M.; ZIMBA, P. V.; ZHANG, X. A remote sensing method for estimating regional reservoir area and evaporative loss. **Journal of Hydrology**, v. 555, p. 213–227, 1 dez. 2017.

2.3 Avaliação de métodos numéricos e de aprendizado de máquina na modelagem de evaporação diária de pequenos reservatórios no Cerrado brasileiro

Resumo

Pequenas barragens são infraestruturas utilizadas para regularizar a disponibilidade de água para usuários diversos, desempenhando papel fundamental no desenvolvimento agrícola da região do Cerrado brasileiro. O crescimento da demanda de água na região, entretanto, está gerando conflitos entre seus usuários, indicando a necessidade de melhorar a gestão dos recursos hídricos, em especial no que diz respeito às perdas por evaporação nos reservatórios. O objetivo do presente trabalho foi avaliar o desempenho de modelos numéricos e de aprendizado de máquina para estimar a evaporação diária de pequenos reservatórios. Quatro modelos foram testados: Regressão Stepwise, Rede Neural com Regularização Bayesiana (BRNN), Regressão Cubist e Random Forest. Três combinações de dados climáticos foram avaliadas, sendo que os preditores utilizados em cada conjunto foram distintos. No conjunto CA utilizou-se: temperatura média (T_m), máxima (T_x) e mínima (T_n), umidade relativa média (UR_m), máxima (UR_x) e mínima (UR_n), velocidade do vento (u_2) e radiação solar (R_s); no conjunto CB: T_m , UR_m , u_2 e R_s ; e no CC: T_m e UR_m . Os modelos Stepwise, BRNN e Cubist apresentaram o melhor desempenho dentre os avaliados, contudo, o modelo Stepwise é o de maior praticidade em sua aplicação. O índice Nash Sutcliffe para cada um desses modelos foi igual a 0,67 para CA, 0,68 para CB e igual a 0,44, 0,45 e 0,43 para CC, respectivamente. Quando comparado a CB, o uso de variáveis climáticas predictoras colineares para CA não resultou em melhora de desempenho. Apesar de CC apresentar desempenho inferior, os modelos ajustados são importantes para regiões com número de variáveis climáticas limitado.

Palavras-chave: Random Forest; redes neurais, regressão Stepwise.

2.3.1 Introdução

A disponibilidade hídrica de uma bacia hidrográfica está diretamente associada à pluviometria da região. Durante os períodos de seca, ocorre redução na vazão dos rios, o que pode favorecer, caso não haja um planejamento adequado, o surgimento de conflitos pelo uso da água (RODRIGUES; DEKKER, 2008).

As pequenas barragens são infraestruturas que se destinam a regularizar a oferta hídrica para atender a uma ou várias atividades. Elas desempenham um papel fundamental no desenvolvimento agrícola da região do Cerrado brasileiro.

O Cerrado representando 24% do território brasileiro é o segundo maior bioma do Brasil, uma região que está entre os maiores produtores de soja e carne do mundo (PEREIRA et al., 2012). Nos últimos anos, um grande número de pequenos reservatórios foi implantado no Cerrado (RODRIGUES et al., 2012), viabilizando a prática da irrigação e contribuindo para o desenvolvimento econômico local (POUSSIN et al., 2015);

A grande maioria desses reservatórios, tanto os de domínio público quanto os privados, foram construídos de forma independente e em épocas diferentes, com nenhuma ou pouca integração entre as agências responsáveis pela sua construção, estando sub ou superdimensionados (RODRIGUES et al., 2007).

O aumento da demanda hídrica para fins agrícolas e a necessidade de melhorar a gestão de recursos hídricos apontam para a necessidade de melhor compreender o impacto da construção de novos reservatórios na dinâmica hidrológica de bacias hidrográficas do Cerrado. Para isso, é crucial entender o comportamento e a magnitude dos diferentes componentes que interferem no balanço de água das barragens, tais como a evaporação.

A obtenção de estimativas de perdas por evaporação é primordial para o desenvolvimento de estratégias e de políticas de gerenciamento de recursos hídricos efetivas. Além disso, essas estimativas para áreas rurais remotas, com poucas informações, que são predominantes na região do Cerrado, são de especial interesse para hidrólogos e meteorologistas (KISI, 2006).

A evaporação pode ser mensurada tanto de forma direta, por torres de fluxo e tanques evaporimétricos (KAYA; EVREN; DAŞCI, 2016; NORDBO et al., 2011; SPEARS; HUNTINGTON; GANGPADHYAY, 2016; WEBB, 1966), como de forma indireta, baseando-se em modelos físicos e empíricos (HASSAN et al., 2017; KOHLER; NORDENSON; FOX, 1955; LINACRE, 1993; MORTON, 1983; PENMAN, 1948; ROSENBERRY et al., 2007; THORNTHWAITE; MATHER, 1955; WURBS; AYALA, 2014).

Apesar da existência de uma grande diversidade de modelos para estimativa de evaporação, a carência de dados de entrada requeridos por alguns desses modelos tem dificultado a sua utilização em várias regiões do Cerrado brasileiro, sendo

conveniente avaliar outras técnicas, dentre as quais, as de aprendizagem de máquina, tais como redes neurais artificiais, máquinas de vetores suporte e árvores de regressão, usadas com sucesso na modelagem de evaporação, mesmo a partir de um número limitado de variáveis (ANTONOPOULOS; GIANNIOU; ANTONOPOULOS, 2016; EROL; ÖZLEM, 2006; GOYAL et al., 2014; KISI et al., 2016; TABARI; MAROFI; SABZIPARVAR, 2010; WANG et al., 2017a, 2017b). A popularidade dessas técnicas vem aumentando devido a sua capacidade de generalização de comportamentos e interações complexas (BROKAMP et al., 2017).

O objetivo do presente trabalho foi avaliar o desempenho de diferentes modelos de aprendizagem de máquinas na estimativa de evaporação diária de pequenos reservatórios utilizando diferentes conjuntos de dados climáticos.

2.3.2 Material e métodos

2.3.2.1 Área de estudo

A bacia hidrográfica do rio Buriti Vermelho tem o seu curso de água principal como afluente da margem direita do Rio Estreito que, por sua vez, deságua no Rio Preto, uma importante sub-bacia da bacia do São Francisco. A bacia está localizada na região central do Cerrado brasileiro e apresenta área de drenagem de, aproximadamente, 1.000 hectares. A precipitação média anual da bacia é da ordem de 1200 mm, dos quais 85% ocorrem no período chuvoso (RODRIGUES et al., 2012).

O pequeno reservatório utilizado no estudo (Figura 2.3.1) tem 0,25 ha de área de espelho de água e capacidade de armazenamento de 3.178,7 m³. Os reservatórios dessa bacia são utilizados em sua grande maioria para a subsistência da comunidade do Buriti Vermelho e para a agricultura, atividade de maior uso da terra na bacia.

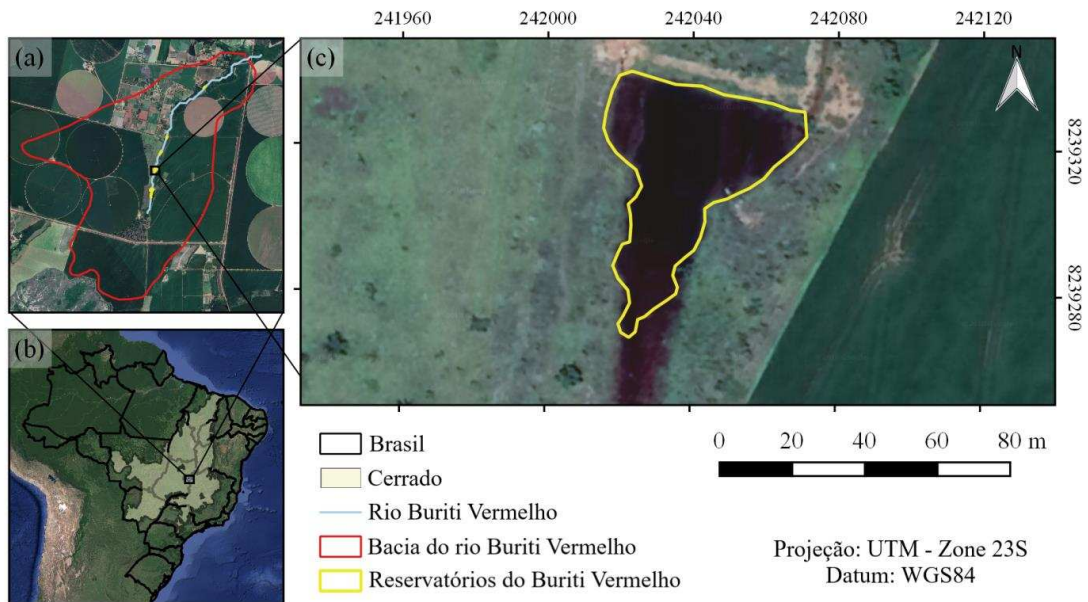


Figura 2.3.1. Bacia hidrográfica do rio Buriti Vermelho, DF, Brasil (a), com destaque para a região do Cerrado (b) e para o pequeno reservatório utilizado neste estudo (c).

2.3.2.2 Dados climáticos

Os dados climáticos diários de temperatura média (T_m), máxima (T_x) e mínima (T_n), umidade relativa média (UR_m), máxima (UR_x) e mínima (UR_n), velocidade do vento (u_2), e radiação solar (R_s), para o período de 2010 a 2011, foram obtidos em estação meteorológica instalada próxima (~500 m) à pequena barragem estudada.

Para o mesmo período, dados de evaporação foram obtidos por meio de Tanque Classe A instalado dentro do reservatório. As leituras de nível de água no Tanque Classe A foi feita por meio de um linígrafo acoplado a um datalogger. Os dias em que os dados apresentaram falha de leitura do datalogger ou ocorrência de chuva, o que dificultou a quantificação da evaporação, foram eliminados da série.

Uma vez que a disponibilidade de dados climáticos na região do Cerrado brasileiro é muito variável, avaliou-se o desempenho dos modelos descritos na Seção 2.3.2.3 com diferentes conjuntos de variáveis climáticas de entrada. Nesse sentido, foram elaborados três conjuntos de variáveis climáticas, denominados CA, CB e CC, utilizados como entrada para os modelos. Os preditores utilizados em cada conjunto foram: CA: T_m , T_x , T_n , UR_m , UR_x , UR_n , u_2 e R_s ; CB: T_m , UR_m , u_2 e R_s ; e, CC: T_m e UR_m .

2.3.2.3 Modelos para estimativa da evaporação diária de pequenos reservatórios

Regressão Stepwise

Para modelagem numérica, utilizou-se a técnica computacional de regressões múltiplas “Stepwise” (ARNFIELD, 1975), que consiste em avaliar o modelo (equação 1) com diferentes grupos de variáveis climáticas

$$E_L = \beta_0 + \beta_1 \cdot X_1 + \dots + \beta_n \cdot X_n \quad (1)$$

em que: β_0 = intercepto da regressão linear; $\beta_1 \dots \beta_n$ = coeficientes angulares vinculados às variáveis climáticas; $X_1 \dots X_n$ = variáveis climáticas diárias.

Para isto, variáveis foram adicionadas e retiradas do modelo até que nenhuma variável adicional tivesse capacidade de aumentar o desempenho do modelo, ou nenhuma variável pudesse ser removida do modelo sem causar prejuízo no seu desempenho. Em cada etapa de acréscimo ou retirada de alguma variável do modelo, seu desempenho foi avaliado utilizando-se o Akaike Information Criterion (AIC) (AKAIKE, 1974).

Regressão Random Forest

O Random Forest (RF) é um modelo que combina árvores de regressão (BREIMAN, 2001). Construiu-se uma “floresta” onde, para cada árvore, foi realizada uma amostragem independente com substituição (“bootstrap”) de um número de dados igual a 50% do conjunto de treinamento. Em cada árvore, foi utilizado apenas um determinado número de variáveis climáticas aleatoriamente selecionadas dentre as variáveis disponíveis. A estimativa final foi baseada na média da estimativa realizada por todas as árvores (RAHMAN et al., 2016).

Para determinar o número ideal de variáveis selecionados aleatoriamente para construção de cada árvore, foram construídos modelos utilizando números diferentes de variáveis e selecionado o modelo que apresentasse menor raiz do erro quadrático médio (RMSE) (WILLMOTT; MATSUURA, 2005).

Regressão Cubist

Cubist é uma extensão do modelo “M5 Tree”, apresentado por (QUINLAN, 1992). Construiu-se uma árvore de decisão onde em suas folhas terminais são apresentados modelos de regressões lineares, e não valores discretos (KISI, 2015). Além disso, árvores subsequentes foram construídas no intuito de ajustar as previsões da árvore anterior. Por exemplo, se o modelo superestimou o valor predito,

isso é ajustado para árvores subsequentes. Desta forma, cada árvore é composta por um conjunto de regras, onde cada regra está associada a um modelo linear múltiplo, e assim, quando uma situação satisfaz a condição de uma regra, a predição é realizada a partir do modelo linear associado a esta (MINASNY; MCBRATNEY, 2008).

Para determinar o número ideal de árvores subsequentes, foram construídos modelos utilizando números diferentes de árvores e selecionado o modelo que apresentasse menor RMSE.

Rede Neural com Regularização Bayesiana

A rede neural com regularização bayesiana (BRNN) é uma técnica que ajusta uma rede neural de duas camadas utilizando o algoritmo Gauss-Newton em sua otimização (TICKNOR, 2013). A rede neural final apresenta em sua primeira camada um número de neurônios igual ao número de variáveis preditoras, enquanto em sua camada oculta este número pode variar em busca de uma rede mais eficiente.

O número de neurônios da camada oculta foi determinado testando se modelos com diferentes números de neurônios e selecionado o modelo que apresentasse menor RMSE.

2.3.2.4 Validação e teste dos modelos

Para validação e teste dos modelos gerados, os dados referentes a cada conjunto de variáveis foram divididos aleatoriamente em dois subconjuntos. O primeiro subconjunto, composto por 70% dos dados, foi utilizado para treinamento dos modelos e o segundo, com 30%, foi utilizado para teste, conforme indicado por AYOUBI et al. (2018).

Com o intuito de obter valores de critérios de desempenho livres do efeito de “over-training”, avaliou-se o desempenho do conjunto de treinamento através de uma validação cruzada k-folds (VEHTARI; GELMAN; GABRY, 2017) com repetições ($k = 10$, $n = 10$). Adotou-se o seguinte procedimento: (1) o conjunto de treinamento foi dividido aleatoriamente em k partes ($k = 10$); (2) uma das partes foi retirada do conjunto original, gerando um novo conjunto de treinamento composto por k-1 partes; (3) após o ajuste do modelo, seu desempenho foi avaliado realizando a predição para a parte mantida de fora e seu resultado foi armazenado; (4) as etapas 2 e 3 foram realizadas para as k-1 partes restantes; (5) as etapas de 1 a 4 foram repetidas n vezes ($n = 10$). Por fim, o desempenho final apresentado pela validação

cruzada com repetições foi calculado pela média de k vezes n resultados obtidos no processo.

Em sequência, obteve-se outra validação a partir do desempenho das predições realizadas pelos modelos para o conjunto de teste. Por exemplo, após o modelo ser treinado com 70% dos dados, as predições foram realizadas para um conjunto de dados nunca utilizado antes (conjunto de teste), fornecendo novos critérios de desempenho.

O desempenho do modelo para o conjunto de teste foi comparado com a validação cruzada do conjunto de treinamento para verificar a ausência do “over-fitting”.

2.3.2.5 Desempenho e análise estatística dos modelos

Para avaliar o desempenho dos modelos, assumiu-se que a evaporação diária foi adequadamente representada pela evaporação medida no tanque classe A e foram utilizados os seguintes índices estatísticos: erro médio (MBE); erro médio absoluto (MAE); RMSE e índice de eficiência de Nash-Sutcliffe (NSE) (NASH; SUTCLIFFE, 1970; WILLMOTT; MATSUURA, 2005).

O MAE fornece um panorama da magnitude do erro, enquanto o RMSE agrega maior peso aos erros maiores. O NSE varia entre $-\infty$ e 1, onde 1 indica um modelo perfeito, e valor igual ou menor a 0 indica que o modelo é tão bom quanto a média de todas as observações (SCHAEFLI; GUPTA, 2007). De acordo com Ritter e Munõz-Carpena (2013), um NSE acima de 0,65 indica um desempenho adequado do modelo, e para os autores Silva et al. (2008), um NSE acima de 0,36 pode ser considerado um desempenho aceitável.

2.3.3 Resultados e discussão

2.3.3.1 Avaliação dos dados climáticos observados

Após a eliminação das falhas na série de dados de evaporação, foram obtidos 312 dados diários referentes ao período de 2010 a 2011 (Figura 2.3.2). A evaporação registrou seus maiores valores durante o mês de setembro (2,56 a 7,06 mm d⁻¹), quando a temperatura, radiação e velocidade do vento foram elevados e a umidade relativa baixa. Por outro lado, os menores valores foram registrados no mês de maio, variando de 1,93 a 6,09 mm d⁻¹.

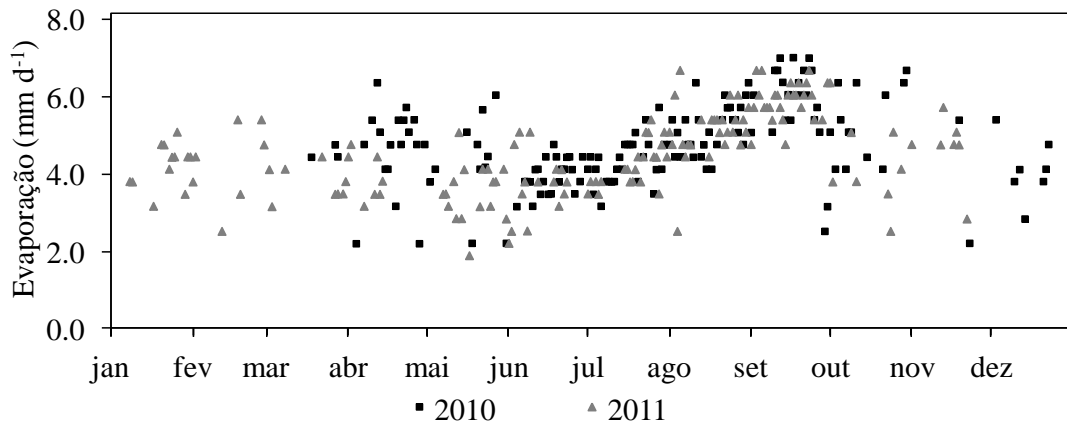


Figura 2.3.2. Evaporação observada no reservatório em estudo no período de 2010 a 2011.

A dispersão e correlação entre as variáveis utilizadas neste trabalho estão apresentadas na Figura 2.3.3. Nesta figura, na primeira coluna, por exemplo, intitulada de E_L , pode-se observar os gráficos de dispersão entre E_L e todas as variáveis predictoras, ou seja, para a coluna 1 e linha 2, intitulada de T_m , tem-se o gráfico de dispersão onde E_L está no eixo das abscissas e T_m no eixo das ordenadas; na coluna 4 e linha 5, tem-se a relação entre T_n (eixo das abscissas) e UR_m (eixo das ordenadas).

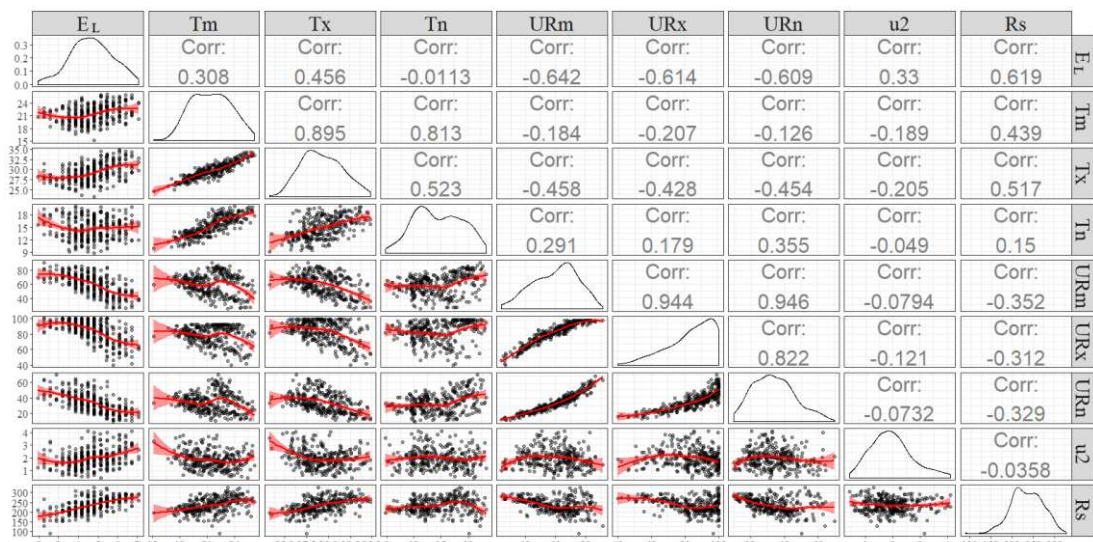


Figura 2.3.3. Dispersão e correlação entre a evaporação observada no reservatório (E_L) e as variáveis climáticas.

Na Figura 2.3.3, os valores das correlações entre essas variáveis são apresentados em valores numéricos. As correlações entre T_m e T_x e entre T_m e T_n foram relativamente altas, com valores iguais a 0,895 (coluna 3 e linha 2) e 0,813 (coluna 4 e linha 2), respectivamente. As variáveis de umidade relativa (colunas e linhas 5 a 7) também apresentaram elevada correlação entre si, sendo em alguns

casos superior a 0,9. As variáveis que apresentaram maior correlação com a evaporação foram a URm, Rs, URx, URn e Tx, apresentando correlação de -0,642, 0,619, -0,614, -0,609 e 0,456, respectivamente.

Nas posições onde a linha e a coluna apresentam a mesma variável, é mostrada uma curva de frequência de seus valores. Por exemplo, na terceira linha e coluna, denominada de Tx, é apresentada a curva de frequência desta variável.

Analisando a coluna referente à evaporação na Figura 2.3.3, embora se observe uma grande dispersão nos gráficos de evaporação em função das variáveis meteorológicas, nota-se que há uma tendência de relação quase linear para todos os casos avaliados, sendo esta tendência positiva para a Tm, Tx, u2 e Rs, e negativa para URm, URx e URn. A evaporação apresentou uma distribuição leptocúrtica, onde os dados se concentraram próximo à média, com uma leve assimetria à esquerda, implicando numa menor concentração de valores abaixo da média.

2.3.3.2 Desempenho dos modelos para estimativas da evaporação

No treinamento, o desempenho dos modelos foi calculado a partir do valor médio dos critérios de desempenho fornecidos pela validação cruzada para cada modelo (Tabela 2.3.1).

A validação cruzada indicou que o modelo RF apresentou o pior desempenho dentre os modelos avaliados, apresentando NSE igual a 0,63 para CA e CB, e 0,38 para CC. Os modelos Cubist, BRNN e Stepwise apresentaram desempenho equivalente para os conjuntos avaliados. Em geral, o desempenho do conjunto de testes apresentou comportamento similar ao desempenho da validação cruzada do conjunto de treinamento, com exceção do modelo RF para o CC, que é a única situação em que o modelo RF (NSE = 0,44) supera o desempenho do Cubist (NSE = 0,39), BRNN (NSE = 0,40) e Stepwise (NSE = 0,39).

Tabela 2.3.1. Desempenho dos modelos para o conjunto de testes

Modelos	NSE _v	MAE _v	RMSE _v	NSE _t	MAE _t	RMSE _t
Entrada para CA = Tm, Tx, Tn, URm, URx, URn, u2, Rs						
RF	0,63	0,54	0,69	0,65	0,46	0,58
Cubist	0,67	0,47	0,63	0,70	0,43	0,54
BRNN	0,67	0,48	0,63	0,71	0,42	0,53
Stepwise	0,67	0,47	0,62	0,71	0,43	0,53
Entrada para CB = Tm, URm, u2, Rs						
RF	0,63	0,53	0,69	0,71	0,42	0,53
Cubist	0,68	0,47	0,62	0,73	0,41	0,52
BRNN	0,68	0,47	0,62	0,72	0,41	0,52
Stepwise	0,68	0,47	0,62	0,73	0,41	0,52
Entrada para CC = Tm, URm						
RF	0,38	0,71	0,88	0,44	0,58	0,74
Cubist	0,43	0,64	0,79	0,39	0,60	0,77
BRNN	0,45	0,63	0,79	0,40	0,60	0,77
Stepwise	0,44	0,64	0,79	0,39	0,60	0,77

MAE = erro médio absoluto (mm dia⁻¹); RMSE = raiz do erro quadrático médio (mm dia⁻¹); NSE = índice de Nash-Sutcliffe; RF = RandomForest; BRNN = redes neurais com regularização Bayesiana. O subscrito “v” são critérios de desempenho da validação do conjunto de treinamento e “t” do conjunto de teste.

Segundo a classificação apresentada por Ritter e Muñoz-Carpena (2013), apenas CA e CB apresentaram desempenho adequado ($NSE > 0,65$), embora para os autores Silva et al. (2008) o desempenho dos modelos para CC já possa ser considerado aceitável ($NSE > 0,36$). O conjunto de treinamento apresentou desempenho inferior ao conjunto de teste, o que pode estar relacionado ao resultado médio obtido a partir das inúmeras condições simuladas através da validação cruzada.

Para CA e CB, o RMSE variou de 0,62 a 0,69 mm d⁻¹ para o conjunto de treinamento e 0,52 a 0,58 mm d⁻¹ para o conjunto de teste (Tabela 2.3.1). Para CC, o RMSE variou de 0,79 a 0,88 mm d⁻¹ para o conjunto de treinamento e 0,74 a 0,77 mm d⁻¹ para o conjunto de teste. Para todas as combinações de variáveis avaliadas, o modelo RF apresentou os maiores valores de RMSE, com exceção para CC no conjunto de teste. Para o conjunto de treinamento, o RMSE se apresentou aproximadamente 0,15 mm d⁻¹ maior que o MAE para CA e CB, e 0,16 mm d⁻¹

maior para CC, sugerindo a presença de erros de maiores magnitudes quando adotado um conjunto com menos variáveis disponíveis.

Neste sentido, é importante reconhecer alguns fatores que podem influenciar na qualidade do desempenho do modelo, dentre eles o efeito “oásis” (de advecção) e a precisão dos equipamentos empregados no experimento (MCILROY; ANGUS, 1964; SULIŃSKI; OWSIAK, 2009). Para pequenos reservatórios, mesmo com o adequado posicionamento do tanque evaporimétrico, as extensões de superfície d’água são insuficientes para mitigar o efeito oásis, o que resulta na variabilidade da evaporação para situações, como, por exemplo, posteriores a uma chuva, quando a vegetação do entorno do lago apresenta maior evapotranspiração e reduz o efeito oásis no reservatório (LINACRE et al., 1970). Além disso, a precisão de instrumentos utilizados no experimento pode agregar erros aos resultados (LI et al., 2008), sendo que no trabalho utilizou-se linígrafo para realizar leituras do nível d’água com precisão de ~0,32 mm.

Por fim, para CA e CB, o MAE obtido para o conjunto de treinamento pelos modelos de melhor desempenho variou de 0,47 a 0,48 mm d⁻¹, e para o conjunto de teste variou de 0,41 a 0,43 mm d⁻¹, valores não muito superiores à sensibilidade do linígrafo utilizado.

Deswal e Pal (2008) utilizaram modelo de redes neurais artificiais para estimar a evaporação de um reservatório localizado na Índia, e obtiveram valores de RMSE variando de 1,28 a 0,87 mm d⁻¹ para diferentes conjuntos de variáveis climáticas. Embora os autores tenham adotado valores médios semanais de evaporação, o que tende a reduzir as incertezas, o desempenho foi inferior ao observado no presente trabalho. O melhor desempenho pode estar relacionado ao uso de dados de radiação solar ao invés de número de horas de insolação, cuja relação com radiação solar varia ao longo do ano.

Dogan et al. (2010) avaliaram o desempenho de modelos de aprendizagem de máquinas na estimativa de evaporação de um tanque localizado interno a um grande reservatório na Turquia, obtendo RMSE de 0,43 mm d⁻¹ e ao trabalharem com dados de entrada limitados, encontraram valores de RMSE variando entre 0,82 e 0,49, desempenho muito similar ao obtido neste trabalho.

Na Figura 2.3.4 apresentam-se as estimativas de evaporação diária simulada pelos modelos para o conjunto de teste. Nesta figura, CA, CB e CC estão organizados em colunas, onde CA é apresentado nas Figuras 4a, 4d, 4g e 4j, CB nas

Figuras 4b, 4e, 4h e 4k, e CC em 4c, 4f, 4i e 4l. Por outro lado, os modelos ajustados estão organizados em linhas, onde RF é apresentado nas Figuras 4a, 4b e 4c, Cubist em 4d, 4e e 4f, BRNN em 4g, 4h e 4i, e Stepwise em 4j, 4k e 4l. Por exemplo: na Figura 2.3.4a, a reta de regressão é representada por “ $y = 0,66x + 1,64$ ”, que se refere ao ajuste do modelo RF (eixo das abscissas) em relação à E_L (eixo das ordenadas) observada para CA.

Nota-se, com base nos coeficientes de determinação (R^2) apresentados na Figura 2.3.4, que CB (0,71 a 0,74) apresentou menor dispersão do que o cenário “A” (0,66 a 0,72). Apesar da alteração observada no valor de R^2 , não se observa, para CA e CB, alterações expressivas dos parâmetros de regressão entre as estimativas e as observações de evaporação, com exceção do modelo RF (Figura 2.3.4a e 4b). Em relação a CA, o coeficiente de determinação para CB do modelo RF aumentou de forma mais expressiva que os outros modelos, de 0,66 para 0,71. Observa-se para CC um acréscimo considerável da dispersão das estimativas (R^2 entre 0,40 e 0,46), afastando da linha de 1:1.

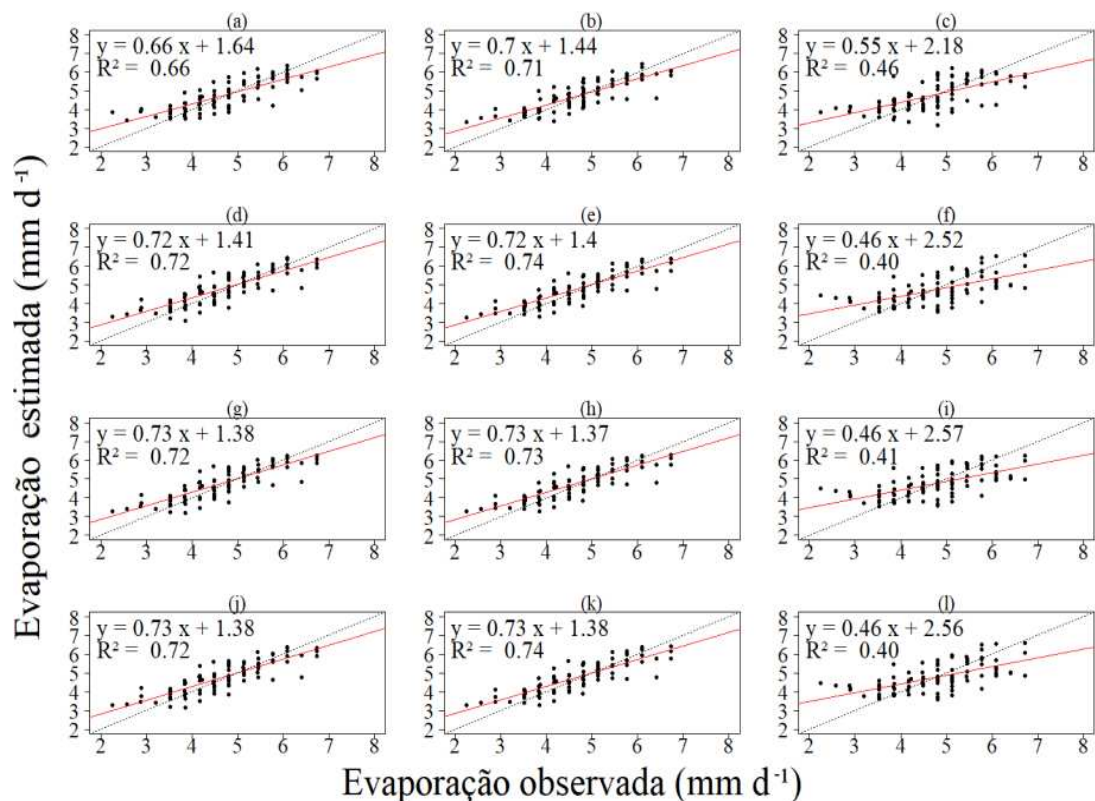


Figura 2.3.4. Evaporação diária simulada pelos modelos para o conjunto de teste em relação à evaporação observada para: CA (a, d, g, j); CB (b, e, h, k); e CC (c, f, i, l); e RF (a, b, c); Cubist (d, e, f); BRNN (g, h, i); e Stepwise (j, k, l).

Os modelos RF, Cubist, BRNN e Stepwise, para o conjunto de teste de CA (Figura 2.3.4a, 4d, 4g e 4j), superestimaram a evaporação em 57%, 59%, 60% e 58% dos resultados, respectivamente, apresentando MBE variando de 0,06 a 0,12 mm. Para CB (Figura 2.3.4b, 4e, 4h e 4k), os modelos superestimaram a evaporação em 58%, 60%, 61% e 59% dos resultados, respectivamente, com MBE de 0,05 para o RF e 0,10 para os demais modelos. Para CC (Figura 2.3.4c, 4f, 4i e 4l), as superestimativas ocorreram em 58%, 51%, 56% e 54% dos casos, com MBE variando de 0,02 a 0,07.

Embora os valores de MBE tenham se mantido sempre entre -0,02 e 0,01 mm d⁻¹, em todos os cenários para o conjunto de treinamento, os modelos superestimaram as observações com uma frequência maior que subestimaram para o conjunto de dados de testes, o que refletiu nos valores positivos de MBE para todos os casos.

A regressão linear múltipla, apesar de sua simplicidade, apresentou neste trabalho desempenho equivalente aos modelos de aprendizado de máquina. Isso se deve ao comportamento quase linear observado entre diversos preditores e a evaporação (Figura 2.3.3) e à robustez apresentada pelo modelo computacional Stepwise na parametrização da regressão, embora de menor complexidade em relação aos modelos de aprendizado de máquina.

2.3.4 Conclusões

A rede neural com regularização Bayesiana, regressão Stepwise, regressão Cubist apresentaram desempenho satisfatório (eficiência de Nash-Sutcliffe > 0,65) na estimativa da evaporação diária em pequenos reservatórios para os conjuntos de entrada que apresentaram maior disponibilidade de variáveis climáticas. Random Forest não apresentou desempenho adequado.

Os modelos ajustados a um conjunto de dados utilizando apenas temperatura e umidade relativa média diária para estimar a evaporação, embora tenham apresentado desempenho inferior, ainda são considerados de grande importância para regiões com um número de variáveis climáticas disponíveis limitado.

Os modelos que incluíram as variáveis colineares em seu ajuste, como máximas e mínimas diárias, apresentou desempenho bastante similar aos modelos que utilizaram apenas os valores médios diários, indicando que nem sempre um número maior de variáveis fornecerá aos modelos um maior poder preditivo.

2.3.5 Referências bibliográficas

AKAIKE, H. A new look at the statistical model identification. **IEEE transactions on automatic control**, v. 19, n. 6, p. 716–723, 1974.

ANTONOPOULOS, V. Z.; GIANNIOU, S. K.; ANTONOPOULOS, A. V. Artificial neural networks and empirical equations to estimate daily evaporation: application to Lake Vegoritis, Greece. **Hydrological Sciences Journal**, v. 61, n. 14, p. 2590–2599, 25 out. 2016.

ARNFIELD, A. J. A note on the diurnal, latitudinal and seasonal variation of the surface reflection coefficient. **Journal of Applied Meteorology**, v. 14, n. 8, p. 1603–1608, 1975.

AYOUBI, S.; LIMAM, N.; SALAHUDDIN, M. A.; SHAHRIAR, N.; BOUTABA, R.; ESTRADA-SOLANO, F.; CAICEDO, O. M. Machine learning for cognitive network management. **IEEE Communications Magazine**, v. 56, n. 1, p. 158–165, jan. 2018.

BREIMAN, L. Random Forests. **Machine Learning**, v. 45, n. 1, p. 5–32, 1 out. 2001.

BROKAMP, C.; JANDAROV, R.; RAO, M. B.; LEMASTERS, G.; RYAN, P. Exposure assessment models for elemental components of particulate matter in an urban environment: A comparison of regression and random forest approaches. **Atmospheric Environment**, v. 151, p. 1–11, 1 fev. 2017.

DESWAL, S.; PAL, M. Artificial neural network based modeling of evaporation losses in reservoirs. **International Journal of Mathematical, Physical and Engineering Sciences**, v. 2, n. 4, p. 177–181, 2008.

DOGAN, E.; GUMRUKCUOGLU, M.; SANDALCI, M.; OPAN, M. Modelling of evaporation from the reservoir of Yuvacik dam using adaptive neuro-fuzzy inference systems. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, v. 23, n. 6, p. 961–967, 1 set. 2010.

EROL, K. M.; ÖZLEM, T. Artificial Neural Network Models of Daily Pan Evaporation. **Journal of Hydrologic Engineering**, v. 11, n. 1, p. 65–70, 1 jan. 2006.

GOYAL, M. K.; BHARTI, B.; QUILTY, J.; ADAMOWSKI, J.; PANDEY, A. Modeling of daily pan evaporation in sub tropical climates using ANN, LS-SVR, Fuzzy Logic, and ANFIS. **Expert Systems with Applications**, v. 41, n. 11, p. 5267–5276, 1 set. 2014.

HASSAN, A.; ISMAIL, S. S.; ELMOUSTAFA, A.; KHALAF, S. Evaluating evaporation rate from high Aswan Dam Reservoir using RS and GIS techniques. **The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science**, 16 out. 2017.

KAYA, S.; EVREN, S.; DAŞCI, E. Comparison of various equations for estimating class a pan evaporation in semi-arid climate conditions. **Ziraat Fakültesi Dergisi, Uludağ Üniversitesi**, v. 30, n. 2, p. 1–9, 2016.

KISI, O. Daily pan evaporation modelling using a neuro-fuzzy computing technique. **Journal of Hydrology**, v. 329, n. 3, p. 636–646, 15 out. 2006.

KISI, O. Pan evaporation modeling using least square support vector machine, multivariate adaptive regression splines and M5 model tree. **Journal of Hydrology**, v. 528, p. 312–320, 1 set. 2015.

KISI, O.; GENÇ, O.; DINC, S.; ZOUNEMAT-KERMANI, M. Daily pan evaporation modeling using chi-squared automatic interaction detector, neural networks, classification and regression tree. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 122, p. 112–117, 1 mar. 2016.

KOHLER, M.; NORDENSON, T.; FOX, W. Evaporation from Pans and Lakes. **US Weather Bureau Research Papers**, v. 38, 1955.

LI, S.; KANG, S.; ZHANG, L.; LI, F.; ZHU, Z.; ZHANG, B. A comparison of three methods for determining vineyard evapotranspiration in the arid desert regions of northwest China. **Hydrological Processes**, v. 22, n. 23, p. 4554–4564, 15 nov. 2008.

LINACRE, E. T. Data-sparse estimation of lake evaporation, using a simplified Penman equation. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 64, n. 3, p. 237–256, 1 maio 1993.

LINACRE, E. T.; HICKS, B. B.; SAINTY, G. R.; GRAUZE, G. The evaporation from a swamp. **Agricultural Meteorology**, v. 7, p. 375–386, 1 jan. 1970,

MCILROY, I. C.; ANGUS, D. E. Grass, water and soil evaporation at Aspendale. **Agricultural Meteorology**, v. 1, n. 3, p. 201–224, 1 ago. 1964.

MINASNY, B.; MCBRATNEY, A. B. Regression rules as a tool for predicting soil properties from infrared reflectance spectroscopy. **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, v. 94, n. 1, p. 72–79, 15 nov. 2008.

MORTON, F. I. Operational estimates of areal evapotranspiration and their significance to the science and practice of hydrology. **Journal of Hydrology**, v. 66, n. 1, p. 1–76, 1 out. 1983.

NASH, J. E.; SUTCLIFFE, J. V. River flow forecasting through conceptual models part I — A discussion of principles. **Journal of Hydrology**, v. 10, n. 3, p. 282–290, 1 abr. 1970,

NORDBO, A.; LAUNIAINEN, S.; MAMMARELLA, I.; LEPPÄRANTA, M.; HUOTARI, J.; OJALA, A.; VESALA, T. Long-term energy flux measurements and energy balance over a small boreal lake using eddy covariance technique. **Journal of Geophysical Research: Atmospheres**, v. 116, n. D2, 2011.

PENMAN, H. L. Natural evaporation from open water, bare soil and grass. **Proc. R. Soc. Lond. A**, v. 193, n. 1032, p. 120–145, 22 abr. 1948.

PEREIRA, P. A. A.; MARTHA, G. B.; SANTANA, C. A.; ALVES, E. The development of Brazilian agriculture: future technological challenges and opportunities. **Agriculture & Food Security**, v. 1, n. 1, p. 4, 19 abr. 2012.

- POUSSIN, J.-C.; RENAUDIN, L.; ADOGOBA, D.; SANON, A.; TAZEN, F.; DOGBE, W.; FUSILLIER, J.-L.; BARBIER, B.; CECCHI, P. Performance of small reservoir irrigated schemes in the Upper Volta basin: Case studies in Burkina Faso and Ghana. **Water Resources and Rural Development**, Managing Rainwater and Small Reservoirs in Sub-Saharan Africa. v. 6, p. 50–65, 1 nov. 2015.
- QUINLAN, J. R. **Learning with continuous classes**. 5th Australian Joint Conference on Artificial Intelligence. **Anais...**Singapore, 1992
- RAHMAN, R.; HAIDER, S.; GHOSH, S.; PAL, R. Design of Probabilistic Random Forests with Applications to Anticancer Drug Sensitivity Prediction. **Cancer Informatics**, v. 14, n. Suppl 5, p. 57–73, 31 mar. 2016.
- RITTER, A.; MUÑOZ-CARPENA, R. Performance evaluation of hydrological models: Statistical significance for reducing subjectivity in goodness-of-fit assessments. **Journal of Hydrology**, v. 480, p. 33–45, 14 fev. 2013.
- RODRIGUES, L. N.; DEKKER, T. Avaliação da taxa de infiltração em pequenas barragens. **ITEM. Irrigação e Tecnologia Moderna**, v. 80, p. 57–61, 2008.
- RODRIGUES, L. N.; SANO, E. E.; AZEVEDO, J. A. DE; SILVA, E. M. DA. Distribuição espacial e área máxima do espelho d'água de pequenas barragens de terra na bacia do Rio Preto. **Revista Espaço e Geografia**, v. 10, n. 2, 2007.
- RODRIGUES, L. N.; SANO, E. E.; STEENHUIS, T. S.; PASSO, D. P. Estimation of Small Reservoir Storage Capacities with Remote Sensing in the Brazilian Savannah Region. **Water Resources Management**, v. 26, n. 4, p. 873–882, 1 mar. 2012.
- ROSENBERRY, D. O.; WINTER, T. C.; BUSO, D. C.; LIKENS, G. E. Comparison of 15 evaporation methods applied to a small mountain lake in the northeastern USA. **Journal of Hydrology**, v. 340, n. 3–4, p. 149–166, 2007.
- SCHAEFLI, B.; GUPTA, H. V. Do Nash values have value? **Hydrological Processes**, v. 21, n. 15, p. 2075–2080, 15 jul. 2007.
- SILVA, P. M. DE O.; MELLO, C. R.; SILVA, A. M.; COELHO, G. Modelagem da hidrógrafa de cheia em uma bacia hidrográfica da região Alto Rio Grande. **R. Bras. Eng. Agríc. Ambiental**, v. 12, n. 3, p. 258–265, 2008.
- SPEARS, M.; HUNTINGTON, J.; GANGPADHYAY, S. Reclamation managing water in the west. **Improving reservoir evaporation estimates**, p. 63, 2016.
- SULIŃSKI, J.; OWSIAK, K. Premises for the construction of balance equations of water reserves in the saturation zone of forest soil. **Journal of Water and Land Development**, v. 13b, n. 1, p. 87–108, 1 dez. 2009.
- TABARI, H.; MAROFI, S.; SABZIPARVAR, A.-A. Estimation of daily pan evaporation using artificial neural network and multivariate non-linear regression. **Irrigation Science**, v. 28, n. 5, p. 399–406, 1 jul. 2010,

THORNTHWAITE, C. W.; MATHER, J. R. **The water balance**. Centerton, NJ: Drexel Institute of Technology - Laboratory of Climatology, 1955.

TICKNOR, J. L. A Bayesian regularized artificial neural network for stock market forecasting. **Expert Systems with Applications**, v. 40, n. 14, p. 5501–5506, 15 out. 2013.

VEHTARI, A.; GELMAN, A.; GABRY, J. Practical Bayesian model evaluation using leave-one-out cross-validation and WAIC. **Statistics and Computing**, v. 27, n. 5, p. 1413–1432, 1 set. 2017.

WANG, L.; KISI, O.; HU, B.; BILAL, M.; ZOUNEMAT-KERMANI, M.; LI, H. Evaporation modelling using different machine learning techniques. **International Journal of Climatology**, v. 37, p. 1076–1092, 1 ago. 2017a.

WANG, L.; NIU, Z.; KISI, O.; LI, C.; YU, D. Pan evaporation modeling using four different heuristic approaches. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 140, p. 203–213, 1 ago. 2017b.

WEBB, E. K. A pan-lake evaporation relationship. **Journal of Hydrology**, v. 4, p. 1–11, 1 jan. 1966.

WILLMOTT, C. J.; MATSUURA, K. Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. **Climate Research**, v. 30, n. 1, p. 79–82, 2005.

WURBS, R. A.; AYALA, R. A. Reservoir evaporation in Texas, USA. **Journal of Hydrology**, v. 510, n. Supplement C, p. 1–9, 14 mar. 2014.

2.4 Avaliação do impacto de mudanças climáticas na evaporação de pequenos reservatórios no Cerrado brasileiro

Resumo

O Cerrado brasileiro possui grande potencial de contribuir para atender ao aumento da demanda por alimentos que recairá sobre a sociedade até o ano de 2050. A agricultura nessa região, entretanto, para ser sustentável, dependerá cada vez mais da irrigação, que, por sua vez, depende do armazenamento de água pelas pequenas barragens. O aumento de temperatura, indicado pelos modelos climáticos globais, poderá aumentar a evaporação e reduzir a viabilidade desses pequenos reservatórios. O presente trabalho objetivou avaliar o impacto das mudanças climáticas na evaporação de água de pequenos reservatórios localizados no Cerrado brasileiro. A área de estudo foi a bacia do Rio Preto, localizada na parte central do Cerrado brasileiro. A evaporação de água foi estimada para as pequenas barragens utilizando-se os modelos climáticos Eta-HadGEM2-ES e Eta-MIROC5 sob os cenários de forçantes radiativas RCP 4.5 e RCP 8.5. Para RCP 4.5 observou-se uma tendência significativa de incremento na evaporação da ordem de 0,95 a 1,22 mm ano⁻¹, enquanto para RCP 8.5 uma tendência da ordem de 2,76 a 2,88 mm ano⁻¹. Em um cenário intermediário, a evaporação aumentaria de 6,4% a 8,2%, enquanto para o cenário pessimista, de 18,6% a 19,3%. O volume armazenado pelos reservatórios da bacia ao fim da estação seca tende a ser cada vez menor, quanto mais distante for o período futuro avaliado, resultando em maior risco de falha no fornecimento de água pelos reservatórios, especialmente para os de pequeno espelho de água.

Palavras-chave: Irrigação; Mann-Kendall; modelos climáticos globais; modelos climáticos regionais; recursos hídricos.

2.4.1 Introdução

Um dos maiores desafios da humanidade nesse século é o de garantir segurança alimentar para todas as pessoas, em um planeta com grandes diferenças sociais, econômicas e ambientais (RODRIGUES; DOMINGUES, 2017)

Para atender a demanda mundial de alimentos no ano de 2050 há a necessidade de um aumento real na produção de alimentos de cerca de 70% (FAO, 2009; GODFRAY et al., 2010). O Brasil é um dos poucos países no mundo capaz de

aumentar a sua produção agrícola de forma sustentável, embora já apresente limitações para expansão agrícola em diversas regiões (WENDT et al., 2015).

As savanas brasileiras (Cerrado) apresentam grande potencial para aumento da produção agrícola de forma sustentável (GREEN et al., 2007). O Cerrado é o segundo maior bioma do Brasil, representando 24% do seu território e com alta relevância na agricultura nacional. A região apresenta clima tropical com estação seca de maio a setembro e a disponibilidade de água tem se tornado um fator limitante ao desenvolvimento agrícola (LIMA, 2011; WENDT et al., 2015).

Embora a irrigação seja importante para contribuir com o crescimento na produção de alimentos, o crescente aumento de áreas irrigadas tem contribuído para reduzir a disponibilidade hídrica e para aumentar os conflitos pelo uso de água na região (MANETA et al., 2009), os quais poderão se agravar ainda mais se a demanda de irrigação aumentar devido aos efeitos das mudanças climáticas.

As implicações de mudanças climáticas no ciclo hidrológico podem tornar necessárias alterações nas atuais políticas de gerenciamento de recursos hídricos (EHSANI et al., 2017; GRAHAM, 2004; MEDELLÍN-AZUARA et al., 2008). Nesse contexto, deverá ser dada atenção especial aos pequenos reservatórios de armazenamento de água, que são estruturas importantes para adaptação às mudanças climáticas (BOELEEE et al., 2013; VAN DE GIESEN; LIEBE; JUNG, 2010; ZHOU; GUO, 2013).

Nas últimas décadas, centenas de pequenos reservatórios foram construídos no Cerrado com a finalidade de armazenar água nos períodos de chuva e disponibilizá-la localmente para usos domésticos e agropecuários no período de estiagem (KROL et al., 2011; RODRIGUES et al., 2012). Para regiões, como a bacia do Rio Preto, que é responsável por cerca de 80% de toda produção agrícola do Distrito Federal (MESQUITA, 2018), os reservatórios apresentam papel fundamental no fornecimento seguro e contínuo de água, principalmente para fins de irrigação (RODRIGUES et al., 2007).

As alterações esperadas em variáveis climáticas, como precipitação e temperatura, poderão resultar em alterações no regime hidrológico e, conseqüentemente, na forma como os reservatórios devem ser manejados (MINVILLE; BRISSETTE; LECONTE, 2010). Embora diversos trabalhos relatem os potenciais impactos das mudanças climáticas na operação de grandes reservatórios (HANAK; LUND, 2012; ZHOU; GUO, 2013), estudos em pequenos reservatórios

ainda são escassos (KROL et al., 2011, WILLIAMSON et al., 2009) e praticamente inexistentes para a região do Cerrado.

Nos últimos anos, diversos estudos utilizaram modelos climáticos para estudar o impacto das mudanças climáticas nos processos hidrológicos e na dinâmica hídrica de bacias hidrográficas (CALADO et al., 2018; CRUZ et al., 2017; DE JONG et al., 2018; GONDIM et al., 2018; OLIVEIRA et al., 2017). Na região do Cerrado os modelos indicaram aumento de temperatura do ar (CAMILO et al., 2018; DE JONG et al., 2018; JESUS et al., 2017) e redução das precipitações no período de estiagem e prolongação do mesmo (JESUS et al., 2017; PIRES et al., 2016).

Esses estudos, entretanto, deram pouca ou nenhuma atenção às perdas de água por evaporação das pequenas barragens, não sendo claro o impacto na dinâmica desses reservatórios e subsequentemente na dinâmica da bacia. Essas perdas desempenham papel fundamental na efetividade do gerenciamento de recursos hídricos, pois interferem diretamente na alocação e no uso de água (HASSAN et al., 2017; WURBS; AYALA, 2014).

Embora os reservatórios sejam fundamentais para o desenvolvimento socioeconômico regional, as perdas por evaporação são significantes e importantes para o sistema hídrico, sendo necessário entender e quantificar os possíveis impactos provenientes das mudanças climáticas. Nesse contexto, o objetivo do presente trabalho foi avaliar o impacto das mudanças climáticas na evaporação de água em pequenos reservatórios localizados no Cerrado brasileiro.

2.4.2 Material e métodos

2.4.2.1 Área de estudo

A bacia hidrográfica do Rio Preto (Figura 2.4.1), com área de drenagem de 10.325 km², está inteiramente inserida na região do Cerrado brasileiro. Com altitude variando de 500 a 1.188 m (Figura 2.4.1), o clima da bacia apresenta forte sazonalidade (RODRIGUES et al., 2007), com temperatura variando de 2.4°C a 32°C e chuva média anual de 1.330 mm. Seu rio principal deságua no Rio Paracatu que, por sua vez, deságua no Rio São Francisco, que é uma importante fonte de água para a região semiárida do Brasil.

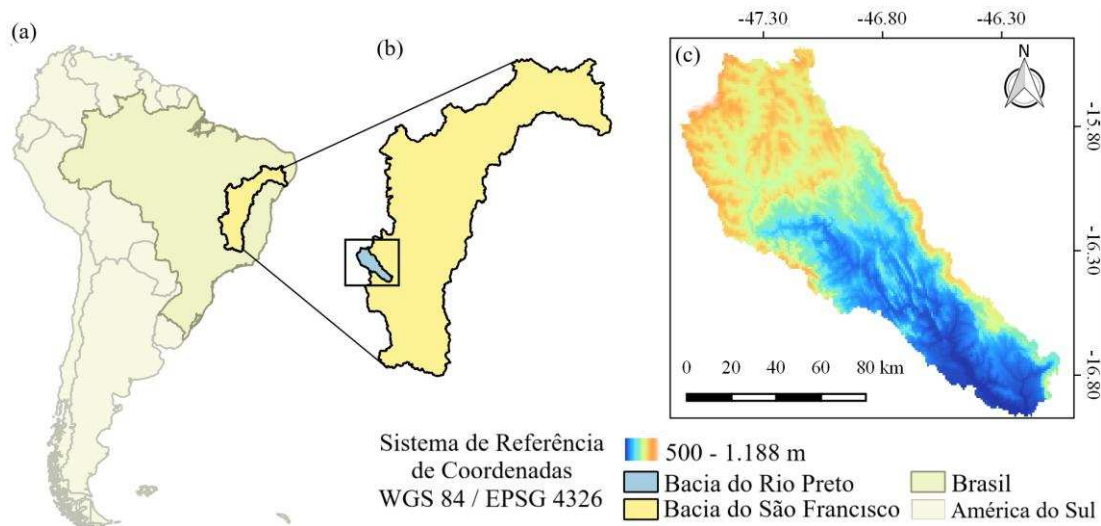


Figura 2.4.1. Modelo digital de elevação da bacia do Rio Preto (c), sua localização na bacia do São Francisco (b) e no Brasil (a).

2.4.2.2 Evaporação em pequenos reservatórios

A evaporação de água de cada um dos pequenos reservatórios na Bacia foi estimada pelo método de Kohler, Nordenson e Fox (1955), que apresentou melhor desempenho para estimativas de evaporação na região em estudo (Seção 2.1 Artigo 1). A evaporação foi calculada pela Equação

$$E = 0.7 \left(\frac{s Q_n + \gamma E_a}{s + \gamma} \right) \quad (1)$$

em que, E = evaporação (mm d^{-1}); s = declividade da curva de pressão de vapor ($\text{Pa } ^\circ\text{C}^{-1}$); γ = constante psicrométrica ($\text{Pa } ^\circ\text{C}^{-1}$); Q_n = saldo de radiação (mm d^{-1}); e E_a = poder evaporante do ar (mm d^{-1}).

A evaporação média de água dos reservatórios da bacia foi calculada pela Equação

$$\bar{E} = \frac{\sum_{i=1}^n (E_i A_i)}{\sum_{i=1}^n (A_i)} \quad (2)$$

em que, \bar{E} = evaporação média dos reservatórios da bacia (mm d^{-1}); E_i = evaporação do reservatório de ordem i (mm d^{-1}); e A_i = área do espelho de água do reservatório de ordem i , m^2 .

2.4.2.3 Identificação e distribuição dos pequenos reservatórios

Para identificar os pequenos reservatórios na bacia realizou-se uma classificação supervisionada com auxílio do Semi-Automatic Classification Plugin (CONGEDO, 2017) no software QGIS v2.14 (QGIS DEVELOPMENT TEAM,

2017). A classificação foi realizada em um mosaico de imagens livres de nuvens da constelação Sentinel-2 correspondente ao período de setembro e outubro de 2017.

Após a classificação supervisionada, aplicou-se uma interpretação manual “screen-based” (GONG et al., 2010) para realizar ajustes na precisão do delineamento dos pequenos reservatórios e eliminar superfícies d’água que não representassem reservatórios. Para isso, utilizaram-se imagens de alta resolução proveniente do Google Earth como base de referência (GONG et al., 2010).

2.4.2.4 Cenários climáticos

Foram utilizados os cenários de forçantes radiativas nos valores de 4,5 e 8,5 $W m^{-2}$ no final do século 21 (BJØRNÆS, 2013; CHOU et al., 2014a), RCP 4.5 (intermediário) e RCP 8.5 (pessimista), respectivamente, e o modelo regional Eta (BLACK, 1994; MESINGER, 1984) aninhado aos modelos globais HadGEM2-ES e MIROC5 (CHOU et al., 2014b; MESINGER et al., 2012).

As simulações do modelo Eta foram geradas em resolução de aproximadamente 28 km na latitude e longitude e 38 níveis na vertical, cobrindo toda América do Sul, América Central e Caribe. As condições iniciais e as de contorno lateral são provenientes dos modelos HadGEM2- ES e MIROC5.

2.4.2.5 Correção de viés de projeções de modelos climáticos

As variáveis climáticas geradas pelos modelos climáticos regionais (RCM) foram utilizadas para calcular a evaporação dos reservatórios para os períodos aos quais foram desenvolvidos: Histórico (1961 a 2005); Futuro 1 (2007 a 2040); Futuro 2 (2041 a 2070); e Futuro 3 (2071 a 2100).

As variáveis climáticas simuladas pelos RCM apresentaram vieses na região estudada (CHOU et al., 2014a), que foram corrigidos aplicando-se o método de correção linear de viés (TEUTSCHBEIN; SEIBERT, 2012) aos valores do grid do RCM. Essa correção se baseia na aplicação de valores de correção obtidos entre a relação de valores normais mensais observados e simulados para o período histórico. Assumiu-se estacionariedade para a série de dados e as parametrizações para condições presentes foram consideradas válidas para o futuro. Os valores de temperatura foram corrigidos com fator aditivo, enquanto as demais variáveis em fator multiplicativo, conforme Equações 3 a 6.

$$M_{\text{contr}}^*(d) = M_{\text{contr}}(d) \left[\frac{M_{\text{obs}}(m)}{M_{\text{contr}}(m)} \right] \quad (3)$$

$$M_{\text{scen}}^*(d) = M_{\text{scen}}(d) \left[\frac{M_{\text{obs}}(m)}{M_{\text{contr}}(m)} \right] \quad (4)$$

$$T_{\text{contr}}^*(d) = T_{\text{contr}}(d) + T_{\text{obs}}(m) - T_{\text{contr}}(m) \quad (5)$$

$$T_{\text{scen}}^*(d) = T_{\text{scen}}(d) + T_{\text{obs}}(m) - T_{\text{contr}}(m) \quad (6)$$

em que, M = variável meteorológica (UR – %; R_s – $W \text{ m}^{-2}$; u_2 – m s^{-1}); T = variável de temperatura (T_x : máxima, T_m : média ou T_n : mínima – $^{\circ}\text{C}$); * = viés corrigido; (d) = diário; (m) = normal mensal para o período; $_{\text{obs}}$ = série histórica observada (1961 a 2005); $_{\text{contr}}$ = série controle ou Histórico do RCM (1961 a 2005); e $_{\text{scen}}$ = séries temporais futuras do RCM (Cenários Futuros 1, 2 e 3).

2.4.2.6 Dados históricos observados na região da bacia do Rio Preto

Para correção dos RCMs, utilizaram-se os grids das normais mensais para o período de 1961 a 2005. Para isso, foram selecionadas estações meteorológicas localizadas dentro ou próximas à bacia do Rio Preto (Figura 2.4.2), cujas normais mensais para o período foram interpoladas para toda superfície da bacia. A interpolação foi realizada por meio do método do Inverso do Quadrado da Distância (IDW) (LU; WONG, 2008) utilizando-se peso igual a 2.

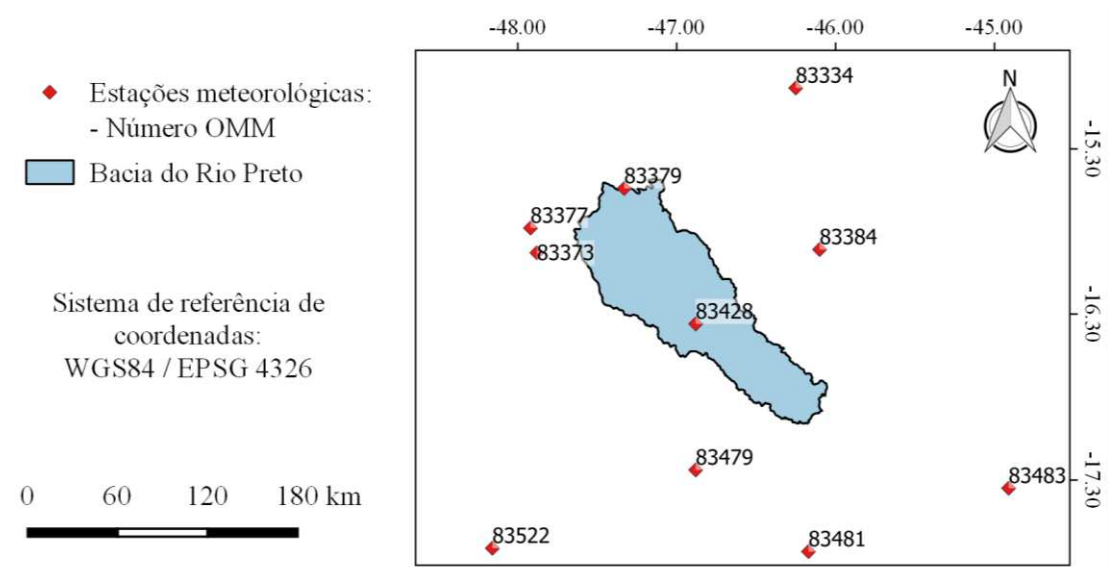


Figura 2.4.2. Localização das estações meteorológicas utilizadas no estudo em relação à área da bacia hidrográfica do Rio Preto.

Os dados referentes a cada uma das estações foram obtidos junto ao Instituto Nacional de Meteorologia (INMET).

2.4.2.7 Análise de tendência das séries anuais de evaporação

Para análise de tendências nas séries anuais de evaporação, utilizou-se o teste de Mann-Kendall (KENDALL, 1975; MANN, 1945). O teste foi aplicado para avaliar a tendência de totais anuais de evaporação para o conjunto de séries temporais futuras de cada RCM (2007 a 2100).

O teste baseia-se na correlação entre o ordenamento da magnitude do evento e sua ordem temporal. É um teste independente da distribuição de dados e pouco sensível a outliers (HAMED, 2008). Para uma dada série, o teste estatístico S é dado por:

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \text{sign}(x_j - x_i) \quad (7)$$

$$\text{sign}(x_j - x_i) = \begin{cases} 1 & \text{se } x_i - x_j < 0 \\ 0 & \text{se } x_i - x_j = 0 \\ -1 & \text{se } x_i - x_j > 0 \end{cases} \quad (8)$$

em que n é o comprimento da série, ou número de observações; x_i e x_j são dados referentes ao período i e j.

Ao assumir que os dados são independentes e que apresentam distribuição normal, a média e variância da estatística S é dada por:

$$E(S) = 0 \quad (9)$$

$$V_0(S) = n(n-1)(2n+5)/18 \quad (10)$$

Quando há a presença de dados coincidentes, estes apresentam a mesma ordem de magnitude, o que causa uma redução na variância de S:

$$V_0^*(S) = n(n-1)(2n+5)/18 - \sum_{j=1}^m t_j(t_j-1)(2t_j+5)/18 \quad (11)$$

em que m é o número de dados coincidentes no conjunto de dados e t_j denota o número de dados no grupo de dados coincidente de ordem j.

A significância da tendência foi testada comparando a estatística Z (Eq. 12) com a distribuição normal padrão (HAMED, 2008) ao nível de significância de 5%. Um Z positivo indica uma tendência crescente na série temporal avaliada, enquanto um Z negativo indica uma tendência decrescente.

$$Z = \begin{cases} \frac{S-1}{\sqrt{V_0(S)}} & \text{for } S > 0 \\ 0 & \text{for } S = 0 \\ \frac{S+1}{\sqrt{V_0(S)}} & \text{for } S < 0 \end{cases} \quad (12)$$

A estatística S também se correlaciona com a estatística “tau” (ou τ) de Kendall (HIPEL; MCLEOD, 1994), apresentada na Equação 13:

$$\tau = S/D \quad (13)$$

$$D = \left[\frac{1}{2}n(n-1) - \frac{1}{2}\sum_{j=1}^m t_j(t_j-1) \right]^{1/2} \left[\frac{1}{2}n(n-1) \right]^{1/2} \quad (14)$$

A partir do tau de Kendall, adotando-se a metodologia de Sen (1968), estimou-se a taxa linear de alteração na tendência (“Sen's slope”). Os valores de taxa linear obtidos representam o acréscimo anual de água evaporada para a bacia do Rio Preto.

2.4.2.8 Evaporação provável

Curvas de probabilidade (SEARCY, 1959) de ocorrência de evaporação de água foram construídas para demonstrar a porcentagem de tempo em que a evaporação iguala ou excede um valor específico. Embora a curva empírica seja suficiente para compreender o fenômeno simulado, fez a sua parametrização para fins de predições futuras (SHAO et al., 2009).

As curvas de probabilidade de evaporação dos pequenos reservatórios da bacia foram construídas utilizando-se a média da evaporação de cada mês calculada com base nas variáveis climáticas geradas pelos dois modelos climáticos, considerando os período histórico e cenários Futuros 1, 2 e 3. A evaporação média mensal da bacia foi agrupada em períodos mensais. Por exemplo, para o mês de janeiro obteve-se 45 dados mensais para o período histórico, 34 dados para o Futuro 1, 30 dados para o Futuro 2 e 29 dados para o Futuro 3. Os dados gerados para os dois modelos eram ordenados e então calculado o valor médio para dada ordem de evento.

Baseado em cada período mensal, calculou-se a frequência de ocorrência das evaporações utilizando-se a equação de Kimball (1960), Equação 15.

$$F = \frac{m}{n+1} \quad (15)$$

onde: F = frequência (%); m = ordem do evento de evaporação; e, n = número de observações.

As curvas de probabilidade foram geradas a partir da distribuição de probabilidade derivada da distribuição estendida de Burr XII (SHAO et al., 2004; SHAO et al., 2009), Equações 16 e 17.

$$E = \lambda \left[\frac{\left(1 - \left(\frac{P}{t}\right)^\beta\right)}{\beta} \right]^\alpha, \text{ para } \beta \neq 0 \quad (16)$$

$$E = \lambda \left[-\ln \left(\frac{P}{t}\right) \right]^\alpha, \text{ para } \beta = 0 \quad (17)$$

em que λ = parâmetro de escala; α e β = parâmetros de forma; t = parâmetro associado com a porcentagem do tempo em que o evento é superior a 0; e P = probabilidade a qual está associada o evento de evaporação.

A parametrização das equações foi realizada utilizando-se o algoritmo de Levenberg-Marquardt (MORE, 1978), que minimiza a soma dos quadrados dos resíduos de uma função não linear.

2.4.3 Resultados e discussão

2.4.3.1 Distribuição espacial e área de espelho d'água dos pequenos reservatórios da bacia do Rio Preto

Foram identificados, na bacia do Rio Preto, 152 pequenos reservatórios, com áreas de espelho de água variando de 0,20 a 52 hectares (Figura 2.4.3a). A área total do espelho de água dos reservatórios identificados foi de, aproximadamente, 977 hectares. Dos reservatórios identificados, 48% estão localizados no estado de Minas Gerais, 25% em Goiás e 27% no Distrito Federal e cerca de 70% deles tem área igual ou menor que 5 ha (Figura 2.4.3b).

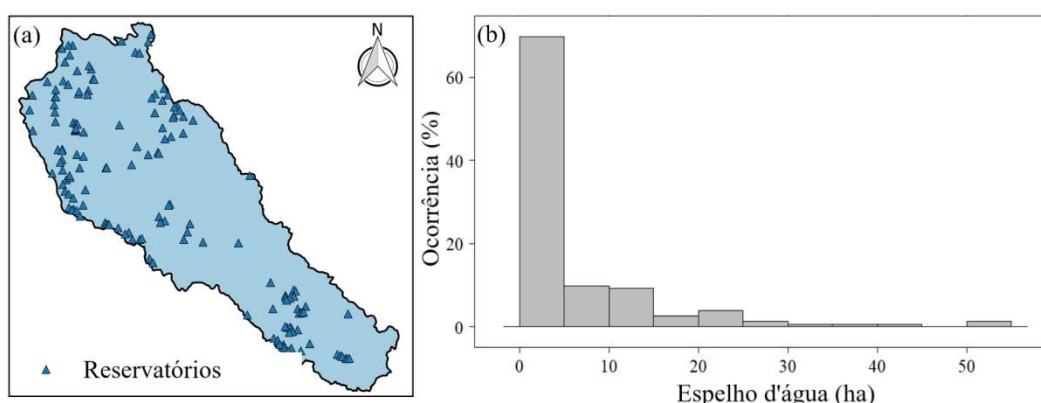


Figura 2.4.3. Localização (a) e área dos espelhos de água (b) dos reservatórios localizados na bacia do Rio Preto.

A densidade de reservatórios é maior na região do Distrito Federal, sendo igual a 0,031 barragens km^{-2} . Em Goiás é igual a 0,017 barragens km^{-2} e a menor densidade é de 0,011 barragens km^{-2} para Minas Gerais.

Os resultados estão de acordo com o trabalho realizado por Rodrigues et al. (2007), que obtiveram densidades de barragens similares ao identificar 147 pequenos reservatórios (área < 50 ha) utilizando imagens do sensor ETM+ Landsat referentes aos anos de 2001 e 2002.

2.4.3.2 Correção de viés de projeções de modelos climáticos

O modelo Eta-MIROC5 subestimou a temperatura média (Tm) de 12% a 18%, sendo as maiores subestimativas observadas nos meses de março a maio; já o modelo Eta-HadGEM2-ES teve a maior subestimativa de 6% para o mês de maio, e a única superestimativa, de 3%, foi observada no mês de novembro. Os dois modelos superestimaram a radiação solar (Rs) observada, variando de 17% a 30% para Eta-MIROC5 e de 20% a 45% para Eta-HadGEM2-ES. Para umidade relativa (UR), o modelo Eta-MIROC5 apresentou suas maiores subestimativas, de até 10%, nos meses de novembro e dezembro. O modelo Eta-HadGEM2-ES subestimou os valores observados de UR de 15% a 34%, onde os maiores valores observados foram em outubro e novembro. Já a velocidade do vento (u2) foi superestimada por ambos os modelos de 70% a 104%.

Na Tabela 2.4.1 são apresentadas as estatísticas, para o período histórico de 1961 a 2005, obtidas da comparação entre os valores observados e os simulados pelos modelos antes e após a correção de viés. A Rs e u2 foram superestimadas em média em 68,8 e 53,5 W m⁻² e 1,5 e 1,4 m s⁻¹ pelos modelos Eta-HadGEM2-ES e Eta-MIROC5, respectivamente; já a Tm e UR foram subestimadas em média em 0,5 e 3,2 °C e 14,3 e 2,7%, respectivamente.

Tabela 2.4.1. Estatísticas, para o período histórico de 1961 a 2005, obtidas da comparação entre os valores observados e os simulados pelos modelos climáticos antes e após a correção de viés

	Rs			Tm			UR			u2		
	RMSE	\bar{X}	σ	RMSE	\bar{X}	σ	RMSE	\bar{X}	σ	RMSE	\bar{X}	σ
Obs	-	212,9	19,6	-	23,2	1,7	-	68,2	10,0	-	1,6	0,3
HG	75,3	281,7	32,2	1,6	22,7	2,1	17,7	53,9	10,9	1,6	3,1	0,5
MC	60,2	266,4	26,5	3,5	20,0	1,7	8,2	65,5	8,8	1,5	3,0	0,4
HG*	20,7	213,0	19,3	1,4	23,6	1,9	11,1	67,8	13,1	0,3	1,5	0,3
MC*	22,5	213,0	21,3	1,3	23,6	1,8	7,1	67,8	10,3	0,3	1,5	0,2

RMSE = raiz do erro quadrático médio (mm d⁻¹); \bar{X} = valor médio; σ = desvio padrão; HG = Eta-HadGEM2-ES; MC = Eta-MIROC5; * = viés corrigido; Obs = observado; Rs = radiação solar (W m⁻²); Tm = temperatura média do ar(°C); UR = umidade relativa (%); e u2 = velocidade do vento (m s⁻¹).

Após as correções de viés para o período histórico, ao se comparar as médias mensais dos modelos com as médias mensais observadas, houve uma queda expressiva da raiz do erro quadrático médio para todas as variáveis climáticas (Tabela 2.4.1). O modelo de Eta-MIROC5 apresentou melhor desempenho para todas

as variáveis, com exceção de Rs. Após a correção, as médias e desvios padrões dos modelos ficaram muito próximas às dos dados observados.

2.4.3.3 Análise de tendência da evaporação considerando os dois modelos climáticos

A evaporação anual média dos reservatórios da bacia do Rio Preto, simulada pelos dois RCMs, estão apresentados na Figura 2.4.4. A descontinuidade observada nas linhas indica a transição do fim do período histórico (2005) para o início do período futuro (2007), quando se inicia o efeito das forçantes climáticas nos modelos.

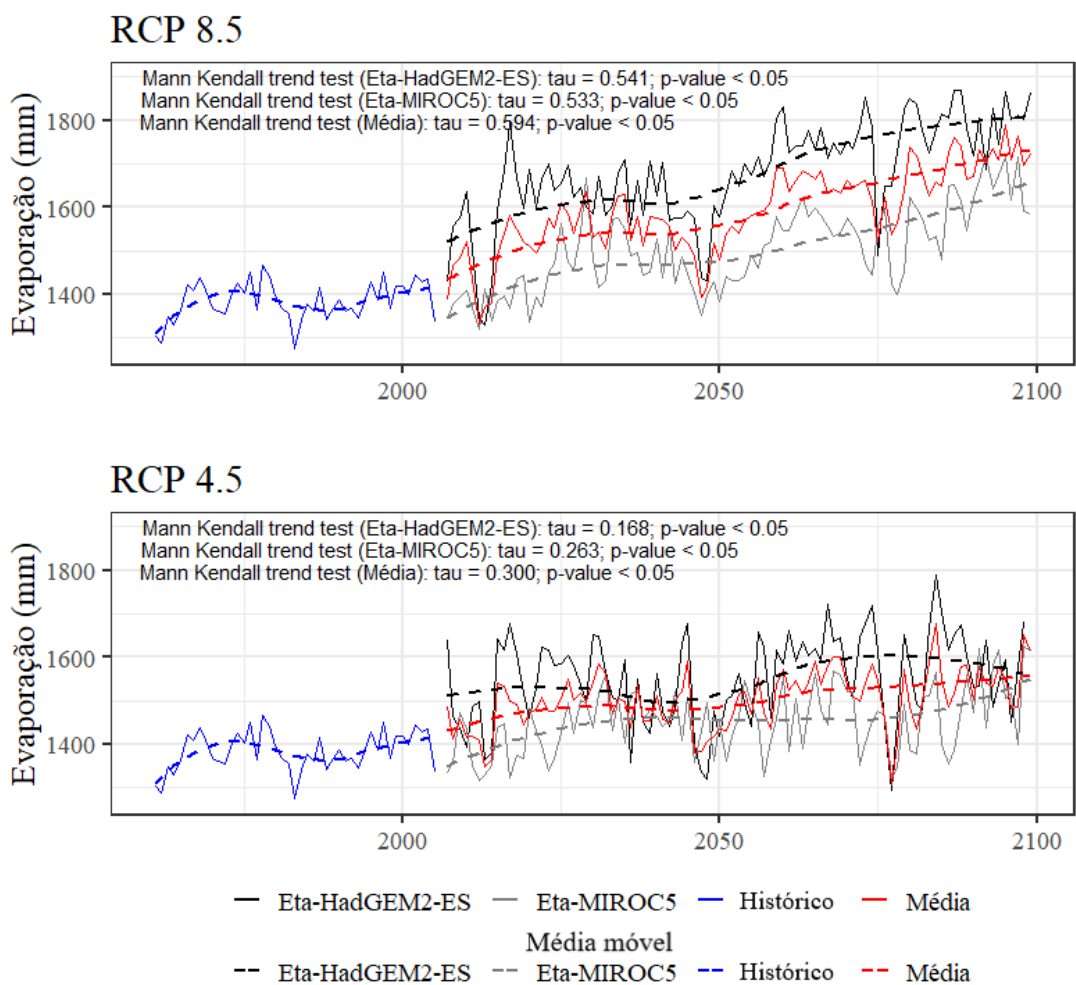


Figura 2.4.4. Evaporação anual simulada pelos modelos climáticos regionais (RCMs) dos reservatórios da bacia do Rio Preto considerando os períodos histórico e futuro.

Para os dois modelos, e levando em consideração os dois RCPs avaliados, obteve-se uma tendência significativa (p-value < 0,05) para o acréscimo de evaporação na bacia.

Para o RCP 4.5 (Futuros 1 a 3), a evaporação média anual referente ao modelo Eta-MIROC5 variou de 1.317 a 1.625 mm (DPR = 5,3%), enquanto para o Eta-HadGEM2-ES variou de 1.295 a 1.788 mm (DPR = 6,4%). Já para o RCP 8.5 (Futuros 1 a 3), a evaporação média anual para Eta-MIROC5 variou de 1.320 a 1.720 mm (DPR = 6,4%), enquanto para Eta-HadGEM2-ES foi de 1.328 a 1.870 mm (DPR = 7,0%). Os valores médios entre os dois modelos observados para o período variaram de 1.308 a 1.678 mm (DPR = 4,4%) para o RCP 4.5 e entre 1.333 e 1.790 mm (DPR = 6,0%) para o RCP 8.5.

Observou-se valores de tau menores para o modelo Eta-HadGEM2-ES (tau = 0,168) em relação ao Eta-MIROC5 (tau = 0,263) para RCP 4.5, enquanto que, para RCP 8.5, Eta-HadGEM2-ES (tau = 0,541) apresentou valores superiores ao Eta-MIROC5 (tau = 0,533). Os valores de tau mais elevados indicam uma tendência mais forte de aumento de evaporação.

Considerando os resultados gerados pelos dois modelos como um intervalo possível para variação da evaporação, tem-se, para o RCP 4.5, que a evaporação poderá variar de 1.295 a 1.788 mm ano⁻¹ para os cenários climáticos 1 a 3. Essa evaporação seria equivalente a um volume anual evaporado nos reservatórios da bacia variando entre 12,7 e 17,5 milhões de m³, ou uma vazão média evaporada variando de 0,401 a 0,554 m³ s⁻¹. Para o RCP 8.5 a variação de evaporação seria de 1.320 a 1.870 mm ano⁻¹, com volume variando entre 12,9 e 18,3 milhões de m³ ano⁻¹, e vazão média evaporada variando de 0,409 a 0,579 m³ s⁻¹.

Para o RCP 4.5 as tendências dos meses de janeiro a abril e novembro a dezembro não foram significativas para o modelo Eta-HadGEM2-ES, assim como os meses de fevereiro a maio e outubro e novembro para o modelo Eta-MIROC5. Para o RCP 8.5, somente não houve tendência significativa no mês de abril para o modelo Eta-MIROC5.

Os valores do teste de significância de Mann-Kendall apresentaram uma correlação positiva com a estatística tau de Kendall, onde, quanto maior o tau, maiores as chances de a tendência ser significativa. Para Eta-HadGEM2-ES os valores mensais de Z variaram de 0,4 a 4,0 para o RCP 4.5 e de 3,2 a 7,9 para o RCP 8.5; os valores de tau variaram de 0,029 a 0,280 para RCP 4.5 e de 0,226 a 0,559 para RCP 8.5. Já para Eta-MIROC5, Z apresentou maior variabilidade entre os meses, com valores variando de -1,4 a 6,5 para RCP 4.5 e de 0,0 a 9,4 para RCP 8.5;

e valores de tau variando de -0,102 a 0,461 para RCP 4.5 e 0,002 a 0,662 para RCP 8.5.

Para as simulações baseadas no modelo Eta-HadGEM2-ES observou-se que os meses que apresentaram os maiores valores de tendência significativa de aumento da evaporação foram agosto, setembro e outubro, onde esses valores foram, para o RCP 4.5, iguais a 0,11, 0,12 e 0,17 mm mês⁻¹, respectivamente. Para RCP 8.5 as maiores tendências significativas de aumento de evaporação ocorreram em setembro, outubro e novembro, onde seus valores foram iguais a 0,29, 0,31 e 0,38 mm mês⁻¹, respectivamente. Isso se deve ao fato que os meses de setembro a novembro já apresentavam, antes da correção de viés, as tendências de menores valores de UR e maiores de Rs. O mês que apresentou menor tendência significativa foi julho, com 0,05 mm mês⁻¹ para RCP 4.5 e de 0,16 mm mês⁻¹ para o RCP 8.5.

Já nas simulações baseadas no modelo Eta-MIROC5 os meses que apresentaram os maiores valores de tendência de aumento para o RCP 4.5 foram janeiro (0,19 mm mês⁻¹), julho (0,23 mm mês⁻¹), agosto e dezembro (0,19 mm mês⁻¹). Para o RCP 8.5 os meses que apresentaram maior tendência foram julho (0,36 mm mês⁻¹), agosto (0,33 mm mês⁻¹) e setembro (0,38 mm mês⁻¹).

Para os dois modelos as maiores tendências foram observadas para o fim da estação seca, um período que é apontado como de grande risco para a agricultura, uma vez que estações secas cada vez mais longas são esperadas (PIRES et al., 2016). Este período coincide ainda com o início do período de plantio da principal safra do ano, onde os pequenos reservatórios apresentam papel fundamental no fornecimento de água para irrigação.

Adotando-se os resultados gerados pelos dois modelos como um intervalo possível para variação da evaporação, nota-se uma tendência de aumento anual variando entre 0,95 e 1,22 mm ano⁻¹ para o RCP 4.5 e entre 2,76 e 2,88 mm ano⁻¹, para o RCP 8.5. Para o RCP 4.5, essa tendência representará um aumento no volume evaporado nos pequenos reservatórios da bacia entre 9.472 a 12.163 m³ ano⁻¹, enquanto que para o RCP 8.5, representará um aumento entre 27.517 a 28.714 m³ ano⁻¹.

2.4.3.4 Evaporação provável

Na Figura 2.4.5 estão apresentadas as curvas de evaporação provável média, elaboradas com base nos períodos Histórico e Futuros 1, 2 e 3, para o cenário RCP4.5. As equações apresentadas por Shao et al. (2009) se ajustaram adequadamente às curvas de frequência de evaporação, apresentando valores de R^2 variando entre 0,966 e 0,995.

Para o cenário climático RCP 4.5 (Figura 2.4.5), durante o período seco (maio a setembro), a curva de evaporação provável apresentou pequena declividade, indicando que o valor da evaporação alterou muito pouco com a probabilidade. A declividade torna-se mais acentuada ao fim deste período. No mês de junho, a evaporação, para uma probabilidade de 20% de ser igualada ou superada, foi de 3,50, 3,59 e 3,67 mm, para os Futuros 1, 2 e 3, respectivamente; para a probabilidade de 80%, para o mesmo período, o valor foi de 3,16, 3,22 e 3,32 mm, respectivamente, diferença de apenas 0,34, 0,38 e 0,35 mm.

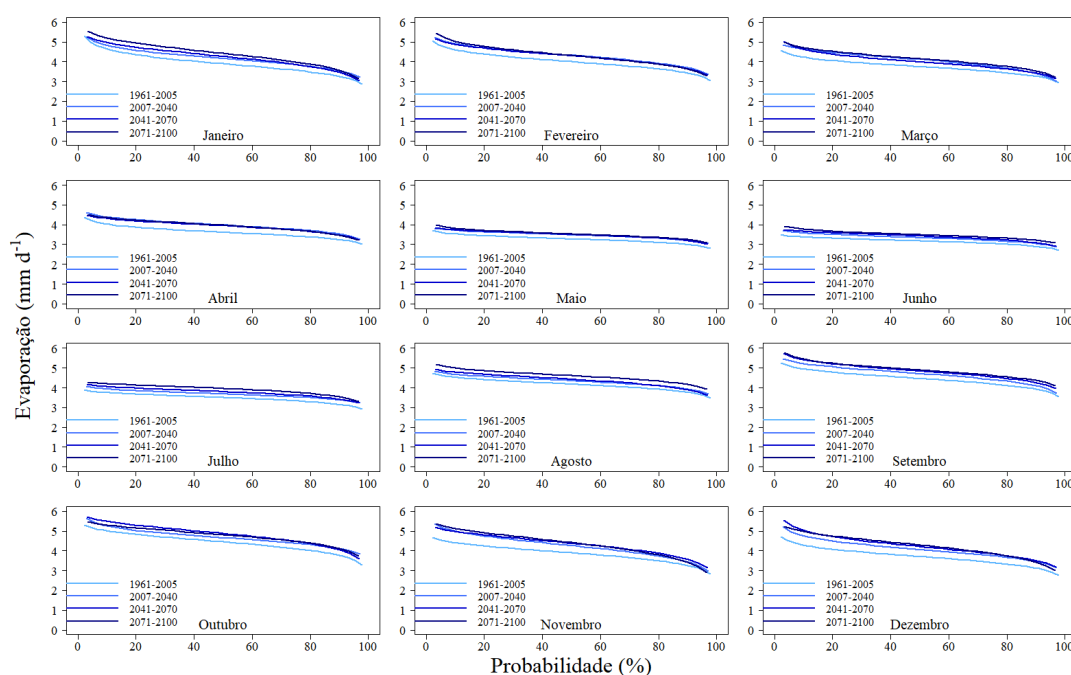


Figura 2.4.5. Curvas de evaporação provável mensal com base no cenário RCP4.5.

Já durante o período chuvoso (outubro a abril), a curva de evaporação apresentou declividade mais acentuada. No mês de dezembro, a evaporação, para uma probabilidade de 20% de ser igualada ou superada, foi de 4,50, 4,72 e 4,76 mm para os Futuros 1, 2 e 3, respectivamente; para a probabilidade de 80%, considerando o mesmo período, os valores foram de 3,68, 3,76 e 3,75 mm, respectivamente, diferença de 0,82, 0,95 e 1,01 mm.

Dentre os parâmetros ajustados nota-se uma tendência crescente do parâmetro λ para os cenários Futuros. Este parâmetro está associado à magnitude dos eventos e há uma tendência significativa de incremento na evaporação d'água nos cenários futuros. Os valores de λ variaram de 3,216 a 5,636.

O parâmetro de escala β está relacionado à inclinação inicial da curva ajustada, sendo que quanto menor seu valor, maior a declividade. β apresentou valores variando de -1,150 a 0,504, onde os menores valores corresponderam ao período chuvoso, indicando uma maior evaporação à baixas probabilidades para esses períodos.

O parâmetro de escala α está relacionado à inclinação média da curva, apresentando valores variando entre 0,030 e 0,140. Os maiores valores de α estão relacionados a uma maior inclinação dos gráficos e foram em geral observados para o período chuvosos.

As evaporações prováveis médias para os demais meses, cenários climáticos e os respectivos períodos de análises estão apresentadas na Tabela 2.4.2. Essa tabela pode ser utilizada para planejar as dimensões dos reservatórios e gerenciar o uso da água, considerando o volume provável a ser evaporado nos diferentes meses.

Por exemplo, considerando o cenário Futuro 1, RCP 4.5, e mês de janeiro, espera-se, a uma probabilidade de 20%, uma evaporação de 4,58 mm d⁻¹, enquanto para o RCP 8.5 a evaporação será de 4,71 mm d⁻¹. Ou seja, um aumento de 2,8% no cenário pessimista. Já para o cenário Futuro 2, para as mesmas condições anteriores, a evaporação seria de 4,74 mm d⁻¹ para o RCP 4.5, um aumento de 3,5% quando comparado com o primeiro cenário, e 4,90 mm d⁻¹ para o RCP 8.5, aumento de 4,0%. Já para o cenário Futuro 3 seria de 4,94 mm d⁻¹ (aumento de 7,9%) e 5,26 mm d⁻¹ (aumento de 11,7%) para o RCP 4.5 e 8.5, respectivamente.

Analisando em termos de volume evaporado e tomando por base um reservatório de 20 ha de espelho de água, para o RCP 4.5 e probabilidade de 20%, constata-se, para o cenário Futuro 1, que o volume total mensal evaporado durante o ano varia de 21.029,6 m³ a 31.219,0 m³. Ou seja, 48,4% de variação entre os meses. Para o cenário Futuro 2 a evaporação variou de 21.566,6 m³ a 32.863,2 m³ (52,4% de variação) e para o Futuro 3 entre 22.028,2 m³ e 31.992,3 m³ (45,2% de variação).

Considerando uma probabilidade de 20% e o RCP 4.5, a evaporação média mensal variou em média de 3,50 mm d⁻¹ (junho do Futuro 1) a 5,30 mm d⁻¹ (outubro do Futuro 2), representando, para um reservatório de 20 ha de espelho de água, um

volume de água evaporada no mês variando de 21.029,6 m³ a 32.863,2 m³. Para o RCP 8.5 o volume variou de 21.546,2 m³ (junho do Futuro 1) a 35.780,9 m³ (outubro do Futuro 3).

Tabela 2.4.2. Evaporação mensal provável, para os cenários Futuros, calculada com base na média dos modelos climáticos regionais

	Prob:	RCP 4.5 (mm d ⁻¹)			RCP 8.5 (mm d ⁻¹)		
		20%	60%	80%	20%	60%	80%
2007 a 2040	Jan	4,58	4,05	3,77	4,71	4,21	3,93
	Fev	4,70	4,21	3,93	4,84	4,34	4,05
	Mar	4,47	3,99	3,68	4,65	4,14	3,88
	Abr	4,25	3,90	3,70	4,42	4,05	3,80
	Mai	3,64	3,44	3,32	3,79	3,55	3,40
	Jun	3,50	3,29	3,16	3,59	3,39	3,26
	Jul	3,85	3,63	3,50	3,94	3,69	3,54
	Ago	4,58	4,28	4,10	4,61	4,27	4,10
	Set	5,06	4,61	4,33	5,14	4,61	4,31
	Out	5,04	4,56	4,32	5,36	4,78	4,39
	Nov	4,75	4,11	3,74	4,88	4,20	3,78
	Dez	4,50	3,96	3,68	4,78	4,24	3,94
2041 a 2070	Jan	4,74	4,12	3,76	4,90	4,34	4,05
	Fev	4,68	4,18	3,89	4,91	4,37	4,04
	Mar	4,38	3,88	3,63	4,62	4,23	3,96
	Abr	4,20	3,87	3,66	4,36	4,07	3,88
	Mai	3,66	3,45	3,32	3,83	3,63	3,51
	Jun	3,59	3,37	3,22	3,77	3,56	3,44
	Jul	3,98	3,74	3,58	4,16	3,93	3,77
	Ago	4,68	4,34	4,11	4,90	4,54	4,31
	Set	5,22	4,74	4,48	5,40	4,92	4,60
	Out	5,30	4,73	4,36	5,57	5,06	4,67
	Nov	4,80	4,24	3,87	5,08	4,54	4,20
	Dez	4,72	4,08	3,76	5,06	4,40	3,98
2071 a 2100	Jan	4,94	4,27	3,88	5,26	4,60	4,19
	Fev	4,77	4,19	3,88	5,15	4,69	4,40
	Mar	4,52	4,04	3,76	4,96	4,55	4,26
	Abr	4,23	3,89	3,67	4,48	4,24	4,05
	Mai	3,72	3,48	3,35	4,00	3,81	3,70
	Jun	3,67	3,44	3,32	3,96	3,76	3,65
	Jul	4,14	3,90	3,71	4,43	4,18	4,03
	Ago	4,86	4,54	4,34	5,17	4,84	4,62
	Set	5,24	4,79	4,56	5,79	5,29	4,94
	Out	5,16	4,70	4,39	5,77	5,26	4,90
	Nov	4,92	4,24	3,79	5,29	4,80	4,57
	Dez	4,76	4,14	3,75	5,26	4,75	4,36

Entre os RCPs, a 20% de probabilidade, a evaporação variou em média de 3,50 mm d⁻¹ (junho do Futuro 1, RCP 4.5) a 5,77 mm d⁻¹ (outubro do Futuro 3, RCP 8.5) representando, para o reservatório de 20 ha, um volume de 21.029,6 m³ a 35.780,9 m³.

Esses números indicam, em termos de probabilidade, o impacto das mudanças climáticas na evaporação das pequenas barragens da bacia. A Tabela 2.4.2 pode ser utilizada pelos gestores de recursos hídricos para avaliação, em termos de probabilidade, do risco de falha no fornecimento de água por algum reservatório da bacia. Pode, também, ser utilizada no processo de alocação de água entre os usuários de um determinado reservatório.

2.4.3.5 Avaliação do impacto das mudanças climáticas na evaporação

2.4.3.5.1 Variação espacial da evaporação na bacia

Os resultados obtidos indicaram que as mudanças climáticas irão afetar com mais intensidade a região sul da bacia do Rio Preto (Figura 2.4.6), no estado de Minas Gerais. Para o RCP 4.5, a tendência de aumento média da evaporação (1,03 mm ano⁻¹), calculada com base nos dados simulados pelos dois modelos climáticos (Eta-MIROC5 e Eta-HadGEM2-ES), no sul da bacia é superada em até 13,4%. Já para o RCP 8.5, a região sul da bacia supera a média (2,69 mm ano⁻¹) em até 15,5%.

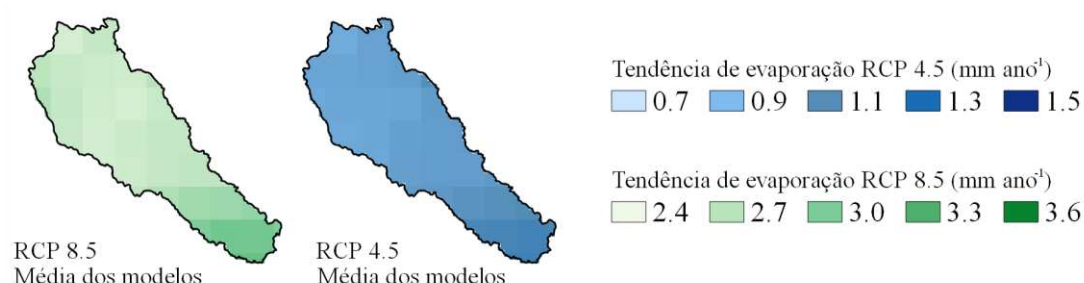


Figura 2.4.6. Tendência de aumento anual de evaporação até o final do século considerando a média dos modelos Eta-MIROC5 e Eta-HadGEM2-ES para a bacia do Rio Preto.

A identificação de regiões que apresentam uma menor tendência de aumento da evaporação pode ser importante no momento de se definir estratégias de manejo de recursos hídricos e de definir melhores locais para se instalar novas barragens.

Ao avaliar dois reservatórios, “a” e “b”, um instalado mais ao norte da bacia e outro mais a sul (Figura 2.4.7), espera-se até 2100 um aumento médio na vazão evaporada no reservatório “a” de 6,7% para o RCP 4.5 e de 17,9% para o RCP 8.5. Já para o reservatório “b”, esses valores seriam de 7,3% para o RCP 4.5 e de 19,0%

para o RCP 8.5. Ou seja, até 2100 o reservatório “b” tem uma tendência de evaporar 9,04 mm ano⁻¹ a mais que o reservatório “a” no RCP 4.5 e de 18,41 mm ano⁻¹ no RCP 8.5.

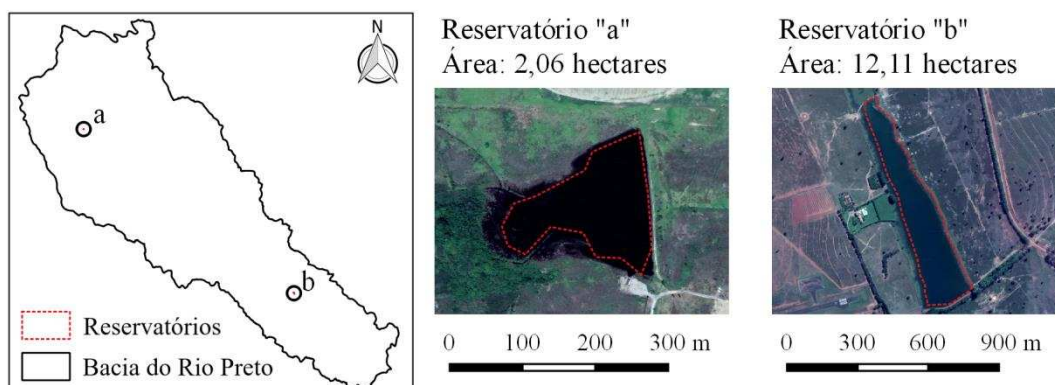


Figura 2.4.7. Localização de dois reservatórios (a e b) instalados na bacia do Rio Preto.

A escolha do local mais adequado para locação e construção de novos reservatórios é fundamental para sua gestão, principalmente pelo fato do local influenciar diretamente na relação entre o tamanho do espelho de água e a capacidade total de armazenamento do reservatório. Essa relação tem influência direta na quantidade de água evaporada. Na situação de um reservatório de volume igual a 60.000 m³ e área de espelho de água igual a 6,00 hectares, para o cenário Futuro 1 e RCP 4.5, a evaporação provável a 60% de probabilidade para o mês de maio é igual a 3,44 mm d⁻¹, o que representaria um volume evaporado de 206,4 m³. Caso o espelho de água desse reservatório fosse igual a 4,00 hectares, o volume evaporado seria 137,6 m³, ou seja, 33% menor.

Ainda considerando um reservatório de 6,00 hectares de espelho de água e o mesmo mês, período e probabilidade, mas agora para o cenário RCP 8.5, espera-se uma evaporação de 3,55 mm d⁻¹, equivalente a um volume de 213,0 m³. Já para o cenário Futuro 3, a evaporação provável a 60% de probabilidade equivaleria a 208,8 m³ para o RCP 4.5 e 228,6 m³ para o RCP 8.5.

2.4.3.5.2 Tendência de aumento da evaporação devido às mudanças climáticas

No início do período seco os pequenos reservatórios da bacia encontram-se na sua capacidade máxima de armazenamento. Utilizando-se a equação proposta por RODRIGUES et al. (2012), que estima o volume armazenado em função da área do espelho de água, obteve-se um volume de água armazenado nos pequenos

reservatórios da bacia de aproximadamente 16,1 milhões de m³ (100% da capacidade de armazenamento).

A Figura 2.4.8 representa a disponibilidade total de água nos reservatórios da bacia, a evaporação e o armazenamento em cada um dos pequenos reservatórios, considerando três períodos analisados, três cenários e três momentos na estação seca: M1: início (01/05); M2: meio (31/07) e M3: fim da estação seca (30/09).

Desprezando todas as entradas e saídas de água nos reservatórios, com exceção da evaporação, observa-se, na Figura 2.4.8a, que no fim do período seco a disponibilidade de água nos reservatórios era de 65,2% da sua capacidade total. Nas Figuras 2.4.8b e 2.4.8c observa-se uma redução na disponibilidade, passando para 63,3% e 62,7% do total, respectivamente. Essa redução é ainda maior nos cenários Futuros 2 e 3, chegando a 58,4% no pior cenário.

Considerando o cenário Futuro 1 (Figura 2.4.8b), a quantidade de água evaporada até M2 representou 19,7% da disponibilidade hídrica armazenada nas barragens da bacia e de M2 a M3 representou 17%, totalizando 36,7% para o RCP 4.5 e 37,3% para os RCP 8.5. Para o Futuro 2, esses valores são iguais a 37,4% para o RCP4.5 e 39,1% para o RCP 8.5; e, para o Futuro 3, são iguais a 38,4% e 41,6%, respectivamente.

O impacto da evaporação na quantidade de água armazenada em cada um dos pequenos reservatórios existentes na bacia, nos três períodos (M1, M2 e M3), pode ser analisado pelas linhas apresentadas na Figura 2.4.8. A linha de início do período seco foi construída considerando-se cada um dos pequenos reservatórios da bacia na sua capacidade máxima. A linha referente ao meio do período seco representa a quantidade de água armazenada em cada um dos pequenos reservatórios da bacia no momento M2, ou seja, já foi descontada a evaporação no período, que pode ser calculada pela diferença entre um valor específico desta linha com um valor da linha que representa o início da estação seca.

Observou-se uma maior redução da disponibilidade hídrica dos reservatórios menores, indicando um maior risco de falha desses reservatórios. Isso ocorre pelo fato de que, em geral, a profundidade média dos reservatórios é menor quanto menor for sua área do espelho de água. Por exemplo, levando em consideração a evaporação média do período histórico, um reservatório de 0,35 ha de espelho de água evapora 52% de seu volume até o fim do período seco, já um reservatório de 15,75 ha de espelho de água evapora 34% de seu volume até o fim do período seco.

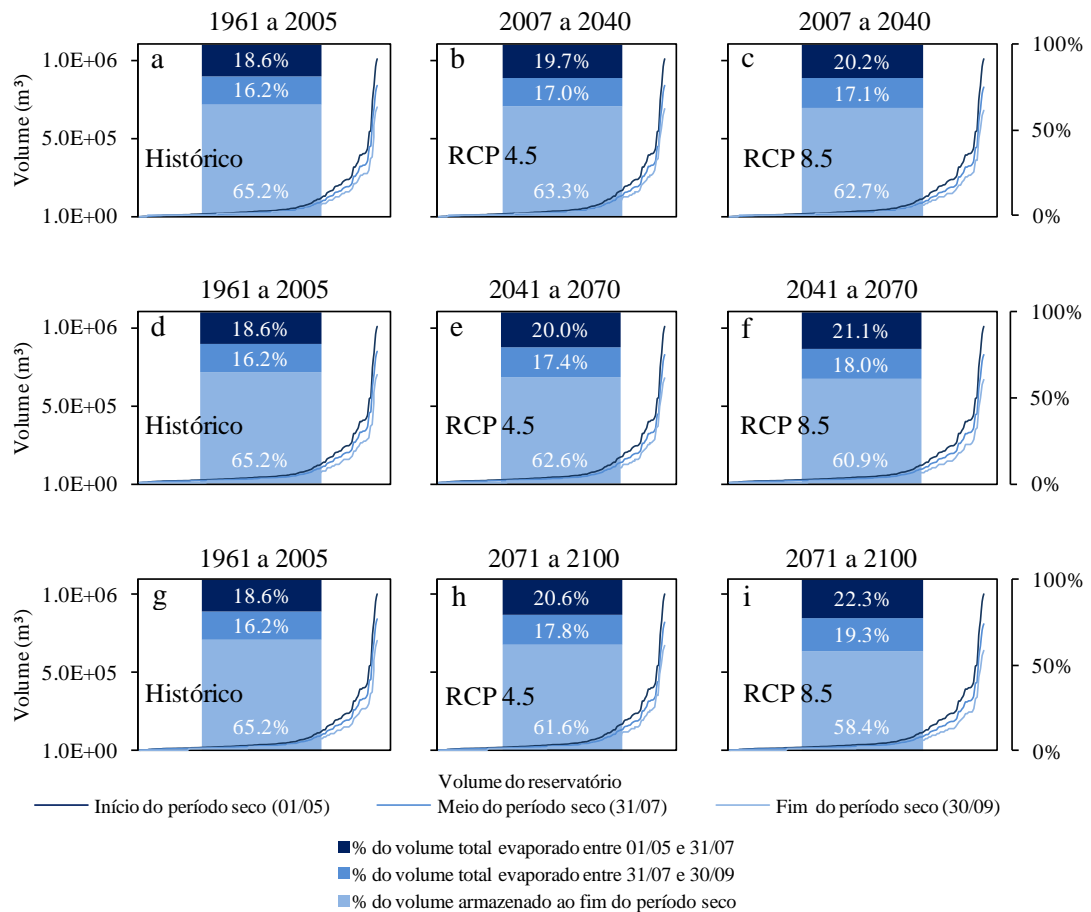


Figura 2.4.8. Evaporação e volume de água armazenada nos pequenos reservatórios da bacia do Rio Preto durante a estação seca.

A disponibilidade de água ao fim da estação seca pode ser ainda agravada ao considerar as projeções de prolongamento do período de estiagem, aumentando a dependência por parte de agricultura e das comunidades locais sobre um planejamento e gestão de recursos hídricos mais eficiente.

A vazão média evaporada na estação seca (maio a setembro), no período Histórico, foi de $0,425 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$. Para o cenário Futuro 1 se espera um incremento na evaporação para a estação seca de 5% para o RCP 4.5 ($0,022 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$) e de 7% para o RCP 8.5 ($0,030 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$). Já para o Futuro 3, um incremento de 10% para o RCP 4.5 ($0,044 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$) e 19% para o RCP 8.5 ($0,082 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$).

A evaporação anual média para o período Histórico foi de, aproximadamente, 1.385 mm, o que representa uma vazão média evaporada da ordem de $0,429 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$ para toda a bacia. Ao longo do ano, essa evaporação equivale a, aproximadamente, 83,4% da capacidade de todos os reservatórios. Para o cenário Futuro 3 esse valor pode representar até 92,7% da capacidade de armazenamento para o cenário otimista, enquanto que, para o cenário pessimista, pode representar até 101,7%.

2.4.4 Conclusões

As maiores tendências de aumento da evaporação foram observadas para o período chuvoso. Para o cenário de mudanças climáticas mais otimista (RCP 4.5), há tendência significativa de incremento na evaporação média da ordem de 0,95 a 1,22 mm ano⁻¹, enquanto que para o cenário pessimista (RCP 8.5) esses valores variam de 2,76 a 2,88 mm ano⁻¹. As simulações de evaporação para o RCP 8.5 superaram as para o RCP 4.5 em magnitudes cada vez maiores até 2100.

Observou-se até 2100 um aumento de pelo menos 7,3% do volume anual evaporado para o cenário otimista a até 18,4% no cenário pessimista, onde em geral há uma maior tendência de incremento da evaporação para a região sul da bacia do Rio Preto.

O volume armazenado ao final da estação seca tende a ser cada vez menor quanto mais distante no período futuro avaliado, principalmente para o cenário pessimista. No caso de reservatórios com pequeno espelho de água, o risco de falha no fornecimento de água é ainda maior.

2.4.5 Referências bibliográficas

BJØRNÆS, C. A guide to representative concentration pathways. **Center for International Climate and Environmental Research.**, 2013.

BLACK, T. L. The New NMC Mesoscale Eta Model: Description and Forecast Examples. **Weather and Forecasting**, v. 9, n. 2, p. 265–278, 1 jun. 1994.

BOELEEE, E.; YOHANNES, M.; PODA, J.-N.; MCCARTNEY, M.; CECCHI, P.; KIBRET, S.; HAGOS, F.; LAAMRANI, H. Options for water storage and rainwater harvesting to improve health and resilience against climate change in Africa. **Regional Environmental Change**, v. 13, n. 3, p. 509–519, 1 jun. 2013.

CALADO, R. N. et al. Evaluation of Eta Model 5-km Ensemble Simulations of an Extreme Rainfall Event over the Paraíba do Sul River Basin During January 2000. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 33, n. 1, p. 83–96, mar. 2018.

CAMILO, J. A.; ANDRADE, C. L. T.; AMARAL, T. A.; TIGGES, C. H. P.; MELO, M. L. A.; CHOU, S. C.; GARCIA Y GARCIA, A. Impact of Climate Change on Maize Grown in the Brazilian Cerrado. **Anais...** In: ASABE 2018 ANNUAL INTERNATIONAL MEETING. American Society of Agricultural and Biological Engineers.

CHOU, S. C. et al. Assessment of Climate Change over South America under RCP 4.5 and 8.5 Downscaling Scenarios. **American Journal of Climate Change**, v. 03, n. 05, p. 512–527, 2014a.

CHOU, S. C. et al. Evaluation of the Eta Simulations Nested in Three Global Climate Models. **American Journal of Climate Change**, v. 03, n. 05, p. 438–454, 2014b.

CONGEDO, L. Semi-Automatic Classification Plugin Documentation. p. 274, 2017.

CRUZ, M. A. S.; MOTA, P. V. M. DA; ARAGÃO, R. DE; ROCHA, R. O. F. Avaliação das precipitações geradas pelo modelo climático regional ETA-HadGEM2-ES para o Estado de Sergipe. **Scientia Plena**, v. 13, n. 10, 30 nov. 2017.

DE JONG, P.; TANAJURA, C. A. S.; SÁNCHEZ, A. S.; DARGAVILLE, R.; KIPERSTOK, A.; TORRES, E. A. Hydroelectric production from Brazil's São Francisco River could cease due to climate change and inter-annual variability. **Science of The Total Environment**, v. 634, p. 1540–1553, 1 set. 2018.

EHSANI, N.; VÖRÖSMARTY, C. J.; FEKETE, B. M.; STAKHIV, E. Z. Reservoir operations under climate change: Storage capacity options to mitigate risk. **Journal of Hydrology**, v. 555, p. 435–446, 1 dez. 2017.

FAO. **Global agriculture towards 2050**. High-Level Expert Forum. **Anais... In: HOW TO FEED THE WORLD IN 2050**. Rome: Food and Agriculture Organization of the United Nations, 2009

GODFRAY, H. C. J.; BEDDINGTON, J. R.; CRUTE, I. R.; HADDAD, L.; LAWRENCE, D.; MUIR, J. F.; PRETTY, J.; ROBINSON, S.; THOMAS, S. M.; TOULMIN, C. Food Security: The Challenge of Feeding 9 Billion People. **Science**, v. 327, n. 5967, p. 812–818, 12 fev. 2010.

GONDIM, R.; SILVEIRA, C.; DE SOUZA FILHO, F.; VASCONCELOS, F.; CID, D. Climate change impacts on water demand and availability using CMIP5 models in the Jaguaribe basin, semi-arid Brazil. **Environmental Earth Sciences**, v. 77, n. 15, p. 550, 27 jul. 2018.

GONG, P. et al. China's wetland change (1990–2000) determined by remote sensing. **Science China Earth Sciences**, v. 53, n. 7, p. 1036–1042, jul. 2010.

GRAHAM, L. P. Climate Change Effects on River Flow to the Baltic Sea. **AMBIO: A Journal of the Human Environment**, v. 33, n. 4, p. 235–241, 1 jun. 2004.

GREEN, V. S.; STOTT, D. E.; CRUZ, J. C.; CURI, N. Tillage impacts on soil biological activity and aggregation in a Brazilian Cerrado Oxisol. **Soil and Tillage Research**, v. 92, n. 1, p. 114–121, 1 jan. 2007.

HAMED, K. H. Trend detection in hydrologic data: The Mann–Kendall trend test under the scaling hypothesis. **Journal of Hydrology**, v. 349, n. 3, p. 350–363, 1 fev. 2008.

HANAK, E.; LUND, J. R. Adapting California's water management to climate change. **Climatic Change**, v. 111, n. 1, p. 17–44, 1 mar. 2012.

HASSAN, A.; ISMAIL, S. S.; ELMOUSTAFA, A.; KHALAF, S. Evaluating evaporation rate from high Aswan Dam Reservoir using RS and GIS techniques. **The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science**, 16 out. 2017.

HIPEL, K. W.; MCLEOD, A. I. **Time Series Modelling of Water Resources and Environmental Systems**. [s.l.] Elsevier, 1994.

JESUS, T. C. L. DE; SENNA, M. C. A.; CATALDI, M.; PAIVA, C. M.; FRANZ, B. Impacto do aumento da concentração atmosférica de CO₂ no balanço hídrico climatológico do Cerrado. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 21, n. 0, 7 nov. 2017.

KENDALL, M. G. **Rank correlation methods**. 2. ed. London: Charles Griffin, 1975.

KIMBALL, B. F. On the Choice of Plotting Positions on Probability Paper. **Journal of the American Statistical Association**, v. 55, n. 291, p. 546–560, 1960.

KOHLER, M.; NORDENSON, T.; FOX, W. Evaporation from Pans and Lakes. **US Weather Bureau Research Papers**, v. 38, 1955.

KROL, M. S.; DE VRIES, M. J.; VAN OEL, P. R.; DE ARAÚJO, J. C. Sustainability of Small Reservoirs and Large Scale Water Availability Under Current Conditions and Climate Change. **Water Resources Management**, v. 25, n. 12, p. 3017–3026, 1 set. 2011.

LIMA, J. E. F. W. Situação e perspectivas sobre as águas do cerrado. **Ciência e Cultura**, v. 63, n. 3, p. 27–29, jul. 2011.

LU, G. Y.; WONG, D. W. An adaptive inverse-distance weighting spatial interpolation technique. **Computers & Geosciences**, v. 34, n. 9, p. 1044–1055, 1 set. 2008.

MANETA, M. P.; TORRES, M.; WALLENDER, W. W.; VOSTI, S.; KIRBY, M.; BASSOI, L. H.; RODRIGUES, L. N. Water demand and flows in the São Francisco River Basin (Brazil) with increased irrigation. **Agricultural Water Management**, v. 96, n. 8, p. 1191–1200, 1 ago. 2009.

MANN, H. B. Nonparametric Tests Against Trend. **Econometrica**, v. 13, n. 3, p. 245–259, 1945.

MEDELLÍN-AZUARA, J.; HAROU, J. J.; OLIVARES, M. A.; MADANI, K.; LUND, J. R.; HOWITT, R. E.; TANAKA, S. K.; JENKINS, M. W.; ZHU, T. Adaptability and adaptations of California's water supply system to dry climate warming. **Climatic Change**, v. 87, n. 1, p. 75–90, 1 mar. 2008.

MESINGER, F. A blocking technique for representation of mountains in atmospheric models. **Riv. Meteor. Aeronaut.**, v. 44, p. 195–202, 1984.

MESINGER, F.; CHOU, S. C.; GOMES, J. L.; JOVIC, D.; BASTOS, P.; BUSTAMANTE, J. F.; LAZIC, L.; LYRA, A. A.; MORELLI, S.; RISTIC, I.;

VELJOVIC, K. An upgraded version of the Eta model. **Meteorology and Atmospheric Physics**, v. 116, n. 3, p. 63–79, 1 maio 2012.

MESQUITA, L. F. G. Os comitês de bacias hidrográficas e o gerenciamento integrado na Política Nacional de Recursos Hídricos. **Desenvolvimento e Meio Ambiente**, v. 45, 30 abr. 2018.

MINVILLE, M.; BRISSETTE, F.; LCONTE, R. Impacts and Uncertainty of Climate Change on Water Resource Management of the Peribonka River System (Canada). **Journal of Water Resources Planning and Management**, v. 136, n. 3, p. 376–385, 1 maio 2010.

MORÉ, J. J. The Levenberg-Marquardt algorithm: Implementation and theory. In: **Numerical Analysis**. Lecture Notes in Mathematics. [s.l.] Springer, Berlin, Heidelberg, 1978. p. 105–116.

OLIVEIRA, V. A. DE; MELLO, C. R. DE; VIOLA, M. R.; SRINIVASAN, R. Assessment of climate change impacts on streamflow and hydropower potential in the headwater region of the Grande river basin, Southeastern Brazil. **International Journal of Climatology**, v. 37, n. 15, p. 5005–5023, 1 dez. 2017.

PIRES, G. F.; ABRAHÃO, G. M.; BRUMATTI, L. M.; OLIVEIRA, L. J.; COSTA, M. H.; LIDDICOAT, S.; KATO, E.; LADLE, R. J. Increased climate risk in Brazilian double cropping agriculture systems: Implications for land use in Northern Brazil. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 228, p. 286–298, 2016.

QGIS DEVELOPMENT TEAM. **QGIS Geographic Information System**. [s.l.] Open Source Geospatial Foundation, 2017.

RODRIGUES, L. N.; DOMINGUES, A. F. **Agricultura Irrigada: desafios e oportunidades para o desenvolvimento sustentável**. 1. ed. Brasília, DF: Embrapa Cerrados, 2017.

RODRIGUES, L. N.; LIEBE, J. Small reservoirs depth-area-volume relationships in Savannah Regions of Brazil and Ghana. **Water Resources and Irrigation Management**, v. 1, p. 1–10, 2013.

RODRIGUES, L. N.; SANO, E. E.; AZEVEDO, J. A. DE; SILVA, E. M. DA. Distribuição espacial e área máxima do espelho d'água de pequenas barragens de terra na bacia do Rio Preto. **Revista Espaço e Geografia**, v. 10, n. 2, 2007.

RODRIGUES, L. N.; SANO, E. E.; STEENHUIS, T. S.; PASSO, D. P. Estimation of Small Reservoir Storage Capacities with Remote Sensing in the Brazilian Savannah Region. **Water Resources Management**, v. 26, n. 4, p. 873–882, 1 mar. 2012.

SEARCY, J. K. **Flow-duration curves**. [s.l.] US Government Printing Office Washington, 1959.

SEN, P. K. Estimates of the regression coefficient based on Kendall's tau. **Journal of the American Statistical Association**, v. 63, n. 324, p. 1379–1389, 1 dez. 1968.

SHAO, Q.; WONG, H.; XIA, J.; IP, W.-C. Models for extremes using the extended three-parameter Burr XII system with application to flood frequency analysis. **Hydrological Sciences Journal**, v. 49, n. 4, p. null-702, 1 ago. 2004.

SHAO, Q.; ZHANG, L.; CHEN, Y. D.; SINGH, V. P. A new method for modelling flow duration curves and predicting streamflow regimes under altered land-use conditions. **Hydrological Sciences Journal**, v. 54, n. 3, p. 606–622, 1 jun. 2009.

TEUTSCHBEIN, C.; SEIBERT, J. Bias correction of regional climate model simulations for hydrological climate-change impact studies: Review and evaluation of different methods. **Journal of Hydrology**, v. 456–457, p. 12–29, 16 ago. 2012.

VAN DE GIESEN, N.; LIEBE, J.; JUNG, G. Adapting to climate change in the Volta Basin, West Africa. **Current science**, v. 98, n. 8, p. 1033–1037, 2010.

WENDT, D. E.; RODRIGUES, L. N.; DIJKSMA, R.; VAN DAM, J. C. Assessing groundwater potential use for expanding irrigation in the Buriti Vermelho watershed. **IRRIGA**, v. 1, n. 2, p. 81–94, 2015.

WILLIAMSON, C. E.; SAROS, J. E.; VINCENT, W. F.; SMOL, J. P. Lakes and reservoirs as sentinels, integrators, and regulators of climate change. **Limnology and Oceanography**, v. 54, n. 6part2, p. 2273–2282, 1 nov. 2009.

WURBS, R. A.; AYALA, R. A. Reservoir evaporation in Texas, USA. **Journal of Hydrology**, v. 510, n. Supplement C, p. 1–9, 14 mar. 2014.

ZHOU, Y.; GUO, S. Incorporating ecological requirement into multipurpose reservoir operating rule curves for adaptation to climate change. **Journal of Hydrology**, v. 498, p. 153–164, 19 ago. 2013.

3 Conclusões Gerais

Os métodos que apresentaram melhor desempenho na estimativa de evaporação para pequenos reservatórios, tanto em base diária quanto em base mensal, foram os métodos de Kohler, Nordenson e Fox (1955) e Linacre (1993). O método de Penman, frequentemente recomendado na literatura, não apresentou desempenho satisfatório. A adoção de um método inadequado pode resultar em erros até três vezes maiores para escala diária, e cinco vezes maiores para escala mensal.

As curvas de probabilidade de ocorrência de evaporação construídas são uma ferramenta quantitativa importante para gestores de recursos hídricos, permitindo a esses profissionais, a uma probabilidade desejada, avaliar os impactos da operação de reservatórios e os impactos da construção de novos.

A estimativa de evaporação diária baseada em coeficientes de correção da evaporação em Tanque Classe A instalado fora do reservatório e a partir do ajuste de modelos empíricos em função de variáveis climáticas apresentou desempenho satisfatório. A radiação solar e a umidade relativa foram as variáveis climáticas de maior importância para o ajuste dos modelos.

Os modelos ajustados a um conjunto de dados utilizando apenas temperatura e umidade relativa média diária, embora tenham apresentado desempenho inferior, ainda são considerados de grande importância para regiões com um número de variáveis climáticas disponíveis limitado.

Em relação às mudanças climáticas, as maiores tendências de aumento da evaporação foram observadas para o período chuvoso. Observou-se até 2100 um aumento de pelo menos 7,3% do volume anual evaporado para o cenário otimista a até 18,4% no cenário pessimista, onde em geral há uma maior tendência de incremento da evaporação para a região sul da bacia do Rio Preto.

O volume armazenado ao final da estação seca tende a ser cada vez menor quanto mais distante período futuro avaliado, principalmente para o cenário pessimista. No caso de reservatórios com pequeno espelho de água, o risco de falha no fornecimento de água é ainda maior.