

# Análise de tendências em séries de precipitação na Bacia do Rio Lúrio com base em saídas do modelo GFDL

Manuel Afonso Malaze Júnior\*, Nordino Martinho Muaievela, Rita Salvador Manhiça

Departamento de Tecnologias de Construção, Instituto Superior de Transportes e Comunicações, Prol. Av. Kim Il Sung, Maputo, Moçambique

\*e-mail do autor correspondente: [manuelmalazejr@gmail.com](mailto:manuelmalazejr@gmail.com)

**Resumo** – O conhecimento da influência das mudanças climáticas nas variáveis hidrológicas é de extrema importância para a melhoria nas previsões de disponibilidade hídrica numa bacia hidrográfica. O presente trabalho analisa o impacto das mudanças climáticas nas variáveis hidrológicas da bacia do rio Lúrio com ênfase na precipitação. A análise é feita através dos testes de Mann-Kendall e de regressão linear simples. A análise foi feita nas séries de precipitação total trimestrais, sazonal e anual da bacia do Lúrio. Os períodos de análise foram entre 1961/62 a 1999/2000 e 2046/47 a 2064/65, obtidos na base de dados da Direcção Nacional de Gestão de Recursos Hídricos (DNGRH). Os dados utilizados foram gerados pelo modelo GFDL CM2.0 após a validação com dados medidos localmente. Os resultados mostraram por meio de ambos os testes que não há tendências significativas nos dados de precipitação.

**Palavras-chave** – Teste de Mann-Kendall; Regressão Linear Simples; Mudanças Climáticas; Precipitação na Bacia do Rio Lúrio.

## I. INTRODUÇÃO.

A Bacia do Rio Lúrio é a maior bacia hidrográfica inteiramente Moçambicana, com uma área de cerca de 61,000 km<sup>2</sup>.

Existem várias justificativas para análise de tendências em séries de precipitação na Bacia do Rio Lúrio, tais como: riscos de enchentes e secas que podem ter impactos significativos na infraestrutura, nas comunidades e nas actividades económicas; estudos de disponibilidade de água para abastecimento e irrigação; mudanças na biodiversidade com potencial para desequilíbrios nos ecossistemas da região.

Mudanças climáticas são a variação de longo termo das variáveis do clima que pode ter causas naturais ou devido ao homem.

As mudanças climáticas podem gerar acentuados impactos para o sector de recursos hídricos, pois estas podem modificar os padrões da precipitação, caudal e evapotranspiração em bacias hidrográficas (Santos 2016).

A maioria dos planos para a utilização de recursos hídricos assim como estudos hidrológicos tem como base a análise de frequências de variáveis hidrológicas. A análise de frequências tem como pressuposto a estacionariedade

das séries. Carvalho (2020) aponta que devido as mudanças climáticas globais, a condição de estacionariedade das séries hidrológicas não pode ser garantida. Shamseddin e Chaibi (2019) avaliaram os impactos das mudanças climáticas nas sete maiores bacias hidrográficas africanas (Nilo, Senegal, Volta, Níger, Congo, Zambeze e Limpopo), baseando-se em artigos publicados recentemente em revistas com revisão de pares.

Macassa et al. (2019) direccionam as suas investigações para a bacia hidrográfica do rio Incomáti, apontando para acréscimo da chuva no futuro de 7 a 9 % para os anos 2046 a 2085, com probabilidade de extremos de inundações e secas cada vez mais severos.

O objectivo do presente trabalho é de analisar tendência em séries de precipitação na bacia do rio Lúrio de forma que as informações obtidas possam ser incorporadas em estudos relacionados com a modelagem hidrológica e gestão de recursos hídricos.

## II. DADOS E MÉTODOS

### 2.1. Regressão Linear Simples

A regressão linear simples pode ser utilizada para indicar a existência de tendência em uma série temporal, por meio da análise da significância do coeficiente angular e do respectivo coeficiente de determinação (Santos 2016).

De acordo com Meschiatti et al. (2012), a série de dados é definida pela variável  $y$  (representando a variável em estudo), no tempo  $t$  (dias, meses, anos, períodos, etc.). Desta forma,  $y$  é uma função representada por  $y = f(t)$ . A recta da regressão linear pode ser obtida através da equação 1:

$$y = at + b \quad (1)$$

Onde:  $a$  - coeficiente angular da recta;  $b$  - ordenada na origem.

Na análise da regressão linear simples, quando  $a > 0$ , é possível afirmar que há uma tendência significativa de aumento. Se  $a < 0$ , é possível afirmar que há uma tendência significativa de diminuição. Através da recta de regressão, pode aferir-se se o coeficiente de correlação ( $r$ ) e o seu respectivo quadrado ( $r^2$ ) que é denominado coeficiente de determinação. Enquanto o coeficiente de determinação ( $r^2$ ) é sempre positivo, variando entre 0 e +1, o coeficiente de correlação admite valores positivos e negativos. Neste

caso, valores de r iguais ou próximos de -1 ou 1 indicam forte relação entre as variáveis t e y. Por sua vez, o coeficiente de determinação (r<sup>2</sup>) mede a proporção de variação total y que é explicada pela variação da variável independente t, podendo ser representada em percentagem.

**2.2. Teste de Mann-Kendall**

Segundo Lira et al. (2020), o teste de Mann-Kendall baseia-se na variável estatística “S”. Trata-se de um teste que correlaciona as classificações de observações e sua sequência temporal, ou seja, compara cada valor da série com o outro valor anterior, em ordem sequencial, para determinar a variável estatística (Hamed, 2009; Salviano et al. 2016; Bartels et al. 2019).

A estatística “S” do teste é dada pela Equação 2:

$$S = \sum_{k=1}^{n-1} \sum_{j=k+1}^n \text{ sinal}(x_j - x_k) \tag{2}$$

Onde: n = número de observações; x<sub>k</sub> é a observação anterior; x<sub>j</sub> é a observação posterior; k = posição de x<sub>k</sub> no tempo anterior; j = posição de x<sub>j</sub> no tempo posterior.

A função sinal é definida, conforme a Equação 3:

$$\text{Sinal}(x_j - x_k) = \begin{cases} 1, & \text{se } x_j - x_k > 0 \\ 0, & \text{se } x_j - x_k = 0 \\ -1, & \text{se } x_j - x_k < 0 \end{cases} \tag{3}$$

Para Ploszai (2014), o teste de Mann Kendall é feito com base em duas hipóteses:

H<sub>0</sub>: Não existe tendência na série de dados.

H<sub>1</sub>: Os dados possuem tendência, seja positiva ou negativa.

Por sua vez, a variância de S, representada por [VAR(S)], é definida pela Equação 4:

$$\text{VAR}(S) = \frac{n(n-1)(2n+5)}{18} \tag{4}$$

Caso haja repetição de dados na série histórica, [VAR(S)] fica sendo calculada pela Equação 5:

$$\text{VAR}(S) = \frac{1}{18} [n(n-1)(2n+5) - \sum_{p=1}^g t_p(t_p-1)t_p+5] \tag{5}$$

Sendo que g o número de grupo com dados repetidos, t<sub>p</sub> representa o número de dados no p-ésimo grupo.

Portanto, S e VAR(S) são utilizados para o cálculo da estatística Z. O valor do teste é obtido no resultado de Z de Mann-Kendall (ZMK), conforme a equação 6:

$$Z = \begin{cases} \frac{S-1}{\sqrt{[\text{VAR}(S)]^2}}, & \text{se } S > 0 \\ 0, & \text{se } S = 0 \\ \frac{S+1}{\sqrt{[\text{VAR}(S)]^2}}, & \text{se } S < 0 \end{cases} \tag{6}$$

O resultado de Z obtido na equação 6 deve ser comparado com a variável normal reduzida com nível de significância α = 5%. Para rejeitar a H<sub>0</sub> é preciso que o valor absoluto de Z seja superior a Zα/2. Assim, considera-se tendência significativa ao nível de significância de 5%

caso: Z < -1.96 ou Z > 1.96.

**2.3. Dados de Precipitação.**

Devido a inexistência de registos longos de precipitação observada, recorreu-se a dados de precipitação geradas pelo modelo climático GDFL CM2.0 (*Geophysical Fluid Dynamic Laboratory-Climate Model 2.0*) desenvolvido pela NOAA (*National Oceanic and Atmospheric Administration*).

O modelo GDFL CM 2.0 possui quatro componentes acopladas: atmosférica, terrestre, polar e oceanica. Estas componentes estão acopladas de modo que haja transferência de fluxos entre elas. A resolução horizontal em terra é de 2.5° enquanto que a atmosférica é de 2.0° e esta dividida em 24 níveis verticais. O modelo utiliza um passo de tempo de 3 horas para a irradiação solar e um passo de tempo de 0,5 horas para outros fenômenos físicos da atmosfera, e inclui um ciclo diurno de insolação (Delworth et al., 2006).

**2.4. Procedimento de validação dos dados de precipitação no modelo GDFL CM2.0**

Com a utilização do programa computacional ArcView 3.2 através do complemento GeoSFM (Geospatial Stream Flow Model) foram criadas 73 sub-bacias (Figura 1), sendo as mesmas usadas para a estimativa da precipitação média no modelo GDFL CM2.0.

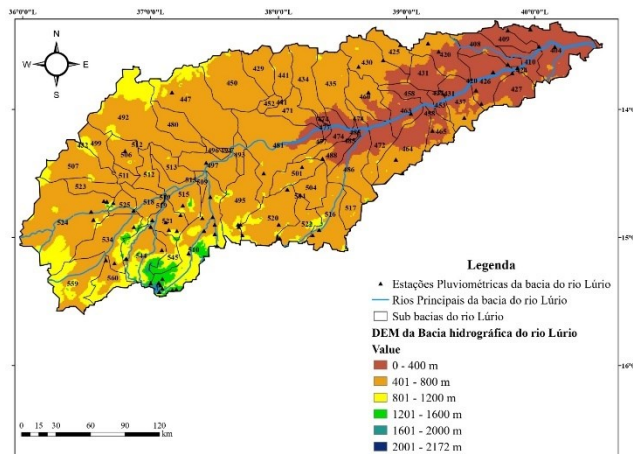


Figura 1 – Sub-bacias no e estações pluviométricas na Bacia Hidrográfica do Rio Lúrio.

Conforme se observa na Figura 1, existem na bacia hidrográfica do rio Lúrio 71 estações pluviométricas, das quais, para o período em análise (1961/62-1999/00), apenas 3 encontravam-se inoperacionais, pelo que este aspecto indica uma boa cobertura de rede pluviométrica (96 %). Contudo, devido as inúmeras falhas e de grande períodos, a validação foi feita somente nas sub-bacias 404 e 510 (Tabela 1).

Tabela 1 - Estação Pluviométricas para a validação de dados no modelo GDFL CM2.0

Sub-Bacia no modelo GDFL CM2.0	Estação Pluviométrica	Período
404	P-608, P-720, P-949	1968/69-1972/73
510	P-233, P-249, P-280, P-442, P-455, P-610, P-757, P-783, P-922, P-941, P-942, P-993, P-1039, P-1095, P-1141, P-1171	1973/74

O cálculo da precipitação média observada nas sub-bacias foi feito recorrendo ao método de Thiessen (Equação 7).

$$\bar{P} = \sum_{i=1}^n \frac{A_i}{A} P_i \tag{7}$$

onde:  $\bar{P}$  - é a precipitação média;  $A_i$  - é do polígono de Thiessen;  $A$  - é a area da subbacia;  $P_i$  - é a precipitação observada na estação contida no polígono  $A_i$ .

As Figuras 2a) e 2b) mostram os polígonos de Thiessen para as subbacias 404 e 510, respectivamente.

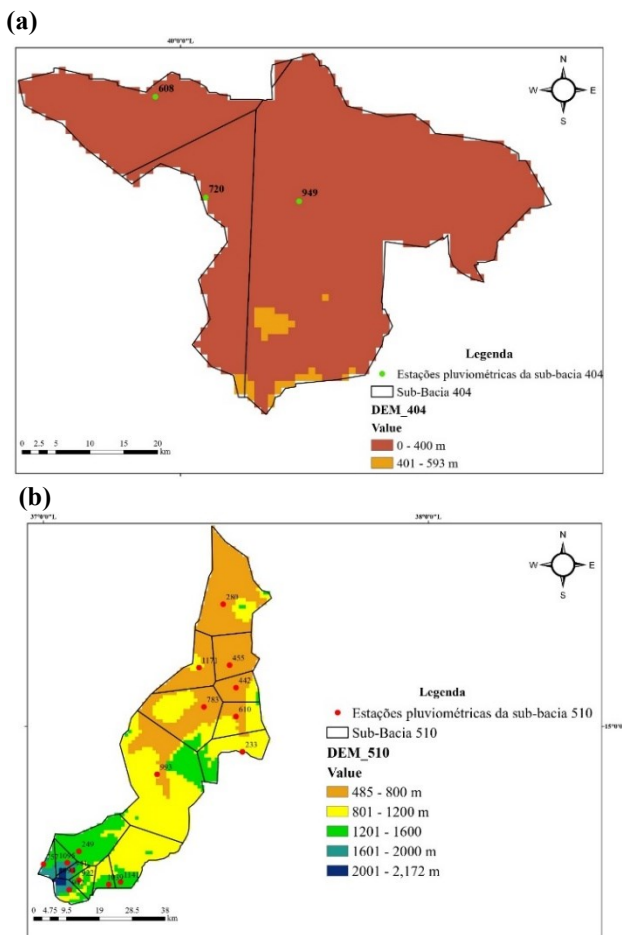


Figura 2. Sub-bacias seleccionadas e as respectivas estações (com os polígonos de Thiessen). (a) Sub-Bacia 404. (b) Sub-Bacia 510.

Em conformidade com Queiroga (2006), a estimativa da magnitude do erro das previsões consiste na comparação

entre os valores de precipitação previstos e as precipitações observadas. A estimativa da magnitude do erro das previsões pode ser feita através seguintes métodos: coeficiente de correlação de Pearson ( $r$ ), coeficiente de determinação ( $r^2$ ), erro absoluto médio (MAE – *Mean Absolute Error*), raiz quadrada do erro quadrático médio (RMSE - *Root Mean Squared Error*) e o índice de concordância (IC)

Nos parágrafos seguintes descrevem-se os métodos acima referidos.

- Coeficiente de correlação de Pearson ( $r$ ) é dado pela equação 8 e indica a intensidade da associação linear existente entre as variáveis (observadas e estimadas). Seu valor varia de -1 a 1, com perfeita associação a 1 (Lima 2018).

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_{o,i} - \bar{x}_{o,i}) \times (x_{s,i} - \bar{x}_{s,i})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{o,i} - \bar{x}_{o,i})^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{s,i} - \bar{x}_{s,i})^2}} \tag{8}$$

Onde:  $r$  – Coeficiente de correlação de Pearson;  $n$  – número total de observações;  $x_{o,i}$  – precipitações observadas;  $\bar{x}_{o,i}$  – média das precipitações observadas no período;  $x_{s,i}$  – precipitações estimadas no período;  $\bar{x}_{s,i}$  – média das precipitações no período.

- Coeficiente de Determinação ( $r^2$ ) dado pela equação 9 é uma estatística de correlação padrão projetada para determinar a força da relação linear entre dados simulados e observados (Legates e McCabe, 1990). Essa estatística descreve a proporção da variância total nos dados observados que pode ser explicada pelo modelo e os intervalos são expressos entre 0 e 1, com valores mais altos indicando a capacidade do modelo de explicar mais variância nos dados observados.

$$r^2 = \left[ \frac{\sum_{i=1}^n (x_{o,i} - \bar{x}_{o,i}) \times (x_{s,i} - \bar{x}_{s,i})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{o,i} - \bar{x}_{o,i})^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{s,i} - \bar{x}_{s,i})^2}} \right]^2 \tag{9}$$

- Erro Absoluto Médio (MAE) dado pela equação 10 é uma métrica que calcula a média das diferenças entre as previsões de um modelo e os valores reais. É uma forma de avaliar a precisão média das previsões do modelo.

$$MAE = \frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n |x_{s,i} - x_{o,i}| \tag{10}$$

- Raiz Quadrada do Erro Quadrático Médio (RMSE): representa a quantidade de erro na previsão em relação aos observados e é dada pela equação (11)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_{s,i} - x_{o,i})^2}{n}} \tag{11}$$

- Índice de Concordância (IC) dado pela equação 12 é uma medida padronizada do grau de erro de previsão do modelo e varia entre 0 e 1 (Willmott et al.,1985). Um valor de 1 indica uma concordância perfeita e 0

indica nenhuma concordância.

$$IC = 1 - \left[ \frac{\sum_{i=1}^n (x_{s,i} - x_{o,i})^2}{\sum_{i=1}^n (|x_{s,i} - \bar{x}_{o,i}| + |x_{o,i} - \bar{x}_{o,i}|)^2} \right] \quad (12)$$

### III. RESULTADOS E DISCUSSÃO

#### 3.1. Validação dos Dados do Modelo GFDL CM 2.0

A validação dos dados do modelo foi feita através da comparação com a precipitação observada no mesmo período.

A Tabela 2 mostra os resultados obtidos dos testes estatísticos para a validação das estimativas do modelo GFDL CM 2.0.

Tabela 2: Testes estatísticos de validação de dados de precipitação extraídos do modelo GFDL CM 2.0.

Sub-Bacia	r	r <sup>2</sup>	MAE	RMSE	IC
404	0.930	0.8659	7.19	51.55	0.93
510	0.851	0.7254	64.85	102.61	0.78

Com base nos resultados dos testes estatísticos apresentados na Tabela 2, constou-se que:

##### a) Sub-Bacia 404

Em relação ao coeficiente de correlação de Pearson (r), as precipitações estimadas e observadas apresentaram uma forte correlação positiva (r = 0.9305), o que explica que as estimativas de precipitação estão em alta concordância com as observações, o que conduz a uma aceitação dos dados de precipitação estimados. O coeficiente de determinação (r<sup>2</sup> = 0.8659), ele indica que aproximadamente 86,59% da variação na precipitação observada pode ser explicada pela variação na precipitação estimada. Isso sugere uma forte relação e ajuste entre os valores estimados e observados de precipitação. A linha de tendência comprova que existe uma boa homogeneidade de dados (Figura 3.(a)).

O Erro Absoluto Médio (MAE) de 7.19 indica que, em média, as estimativas de precipitação estão desviando cerca de 7.19 mm/mês das observações. Esse valor representa uma discrepância moderada entre as estimativas e as observações.

Raiz Quadrada do Erro Quadrático Médio (RMSE) de 51.55 indica que as estimativas de precipitação estão apresentando uma discrepância considerável, com uma penalização maior para erros maiores. Isso pode indicar que o modelo está tendo dificuldades em prever correctamente a precipitação em algumas situações específicas.

O Índice de Concordância (IC) de 0.93 indica que as estimativas de precipitação estão em alta concordância com as observações reais, o que implica uma simulação eficaz da precipitação, fornecendo resultados confiáveis e consistentes.

##### b) Sub-Bacia 510

O Coeficiente de correlação de Pearson (r) indica que as precipitações estimadas e observadas apresentaram uma

correlação positiva moderada a forte (r = 0.8217), o que sugere que as estimativas de precipitação estão correlacionadas de forma significativa com as observações r, mostrando uma associação razoavelmente robusta. O coeficiente de determinação (r<sup>2</sup> = 0.7254), implica que aproximadamente 72.54% da variação na precipitação observada pode ser explicada pela variação na precipitação estimada. A linha de tendência comprova que existe uma boa homogeneidade de dados (Figura3.(b)).

O Erro Absoluto Médio (MAE) de 64.85 indica que, em média, as estimativas de precipitação estão desviando aproximadamente 64.85 mm/mês das observações de precipitação, facto que representa uma discrepância significativa entre as estimativas e as observações, e pode ser apontada como causa o facto de na mesma sub-bacia existirem muitas estações, e à medida que se calcula a precipitação média correspondente a cada área de influência de uma determinada estação pluviométrica, a precisão será reduzida.

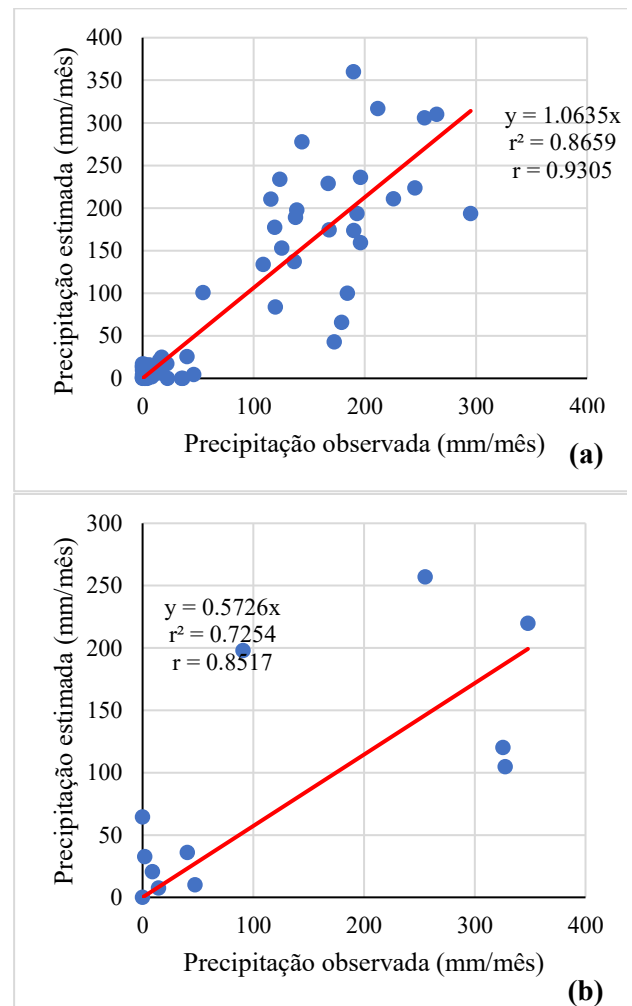


Figura 3. Relação entre a precipitação estimada e a observada. (a) Sub-bacia 404. (b) Sub-bacia 510.

Raiz Quadrada do Erro Quadrático Médio (RMSE) de 102.61 indica que, em média, as estimativas de precipitação estão desviando cerca de 102.61 mm/mês das observações reais.

O IC de 0.93 indica uma confiança razoável nas

estimativas de precipitação.

Com base no que foi exposto anteriormente, verifica-se que estimativas do modelo GFDL CM 2.0 são válidas e podem ser utilizados para análise de tendências em séries de precipitação na Bacia do Rio Lúrio.

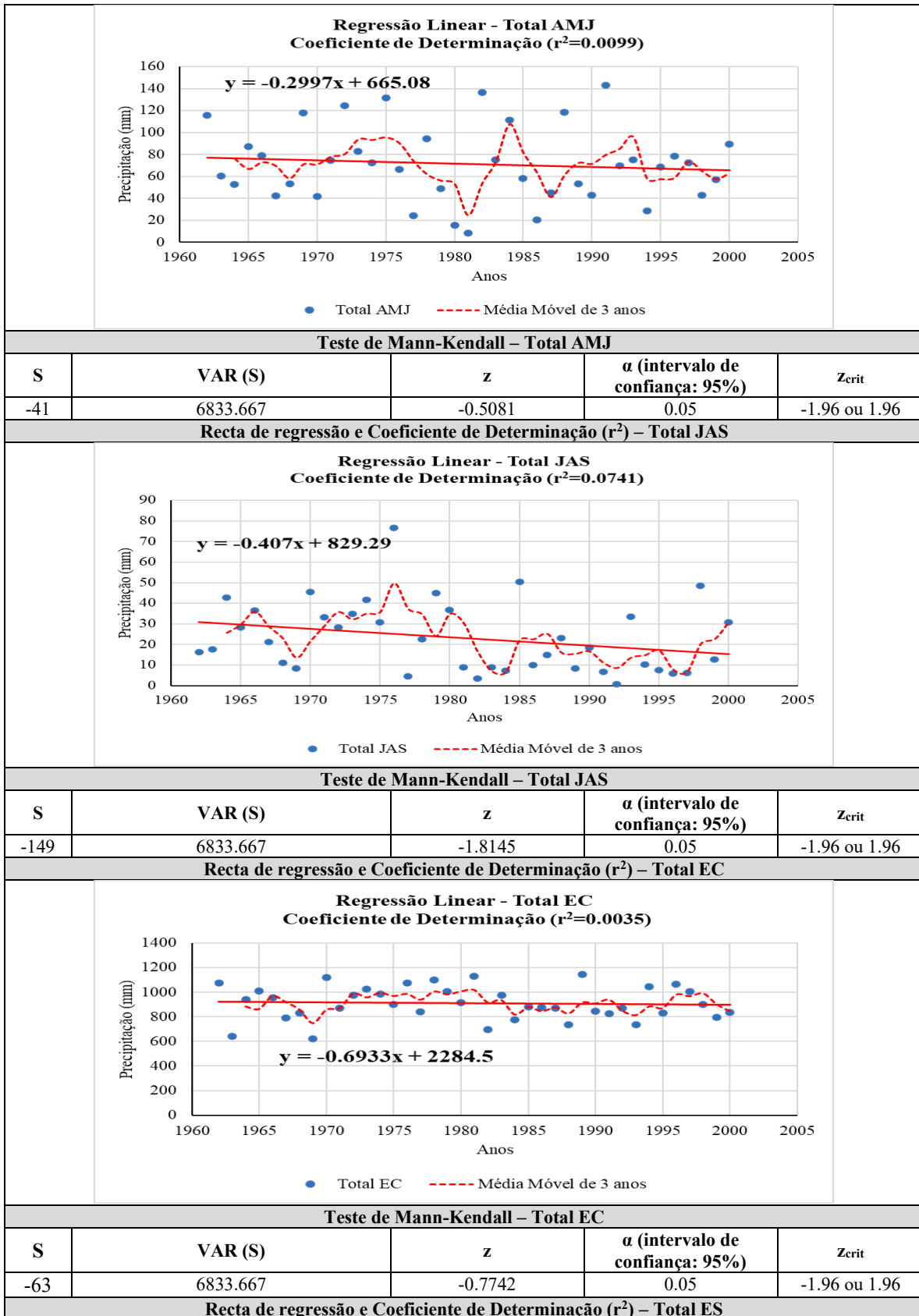
### 3.2. Análise de Tendências nas séries de precipitação

Foram utilizados os testes de regressão linear e de

Mann-Kendall para a verificação de tendências nos dados de precipitação para o período 1961/62-1999/2000. O teste de Mann-Kendall foi realizado para um nível de significância de 95%. Os resultados dos testes de tendência nas séries históricas de precipitação para os trimestres Outubro-Novembro-Dezembro (OND), Janeiro-Fevereiro-Março (JFM), Abril-Maio-Junho (AMJ) e Julho-Agosto-Setembro (JAS), e para a Época Chuvosa (EC), Época Seca (ES) e totais anuais, são mostrados na Tabela 3.

Tabela 3. Resultados dos testes de tendência de dados históricos de precipitação.

Recta de regressão e Coeficiente de Determinação (r <sup>2</sup> ) – Total OND				
Teste de Mann-Kendall – Total OND				
S	VAR (S)	z	α (intervalo de confiança: 95%)	Zcrit
-53	6833.667	-0.6532	0.05	-1.96 ou 1.96
Recta de Regressão e Coeficiente de Determinação (r <sup>2</sup> ) – Total JFM				
Teste de Mann-Kendall – Total JFM				
S	VAR (S)	z	α (intervalo de confiança: 95%)	Zcrit
-9	6833.667	-0.1209	0.05	-1.96 ou 1.96
Recta de regressão e Coeficiente de Determinação (r <sup>2</sup> ) – Total AMJ				





Pela análise da recta de regressão linear, percebe-se que todas as séries históricas de precipitação apresentaram tendência de redução, porém com coeficientes angulares e coeficientes de determinação muito baixos. A série histórica que apresentou o maior coeficiente de determinação foi a referente aos períodos anuais, onde  $r^2 = 0.014$ . Tal resultado, indica que apenas 1,4% das variações pluviométricas, em redução, estão relacionadas com o avanço do tempo, ou seja, há uma pequena redução.

O teste de Mann-Kendall, por sua vez, não apresentou tendência significativa em todas as séries históricas. A Tabela 4 apresenta o resultado das análises de existência de tendências para as séries de dados históricos de precipitação.

Para a análise de tendências em séries futuras, foram utilizados dados de precipitação para o período 2046/47-2064/65. Os resultados dos testes de tendência nas séries futuras de precipitação para os trimestres Outubro-Novembro-Dezembro (OND), Janeiro-Fevereiro-Março (JFM), Abril-Maio-Junho (AMJ) e Julho-Agosto-Setembro (JAS), e para a Época Chuvosa (EC), Época Seca (ES) e totais anuais, podem ser encontrados na Tabela 5.

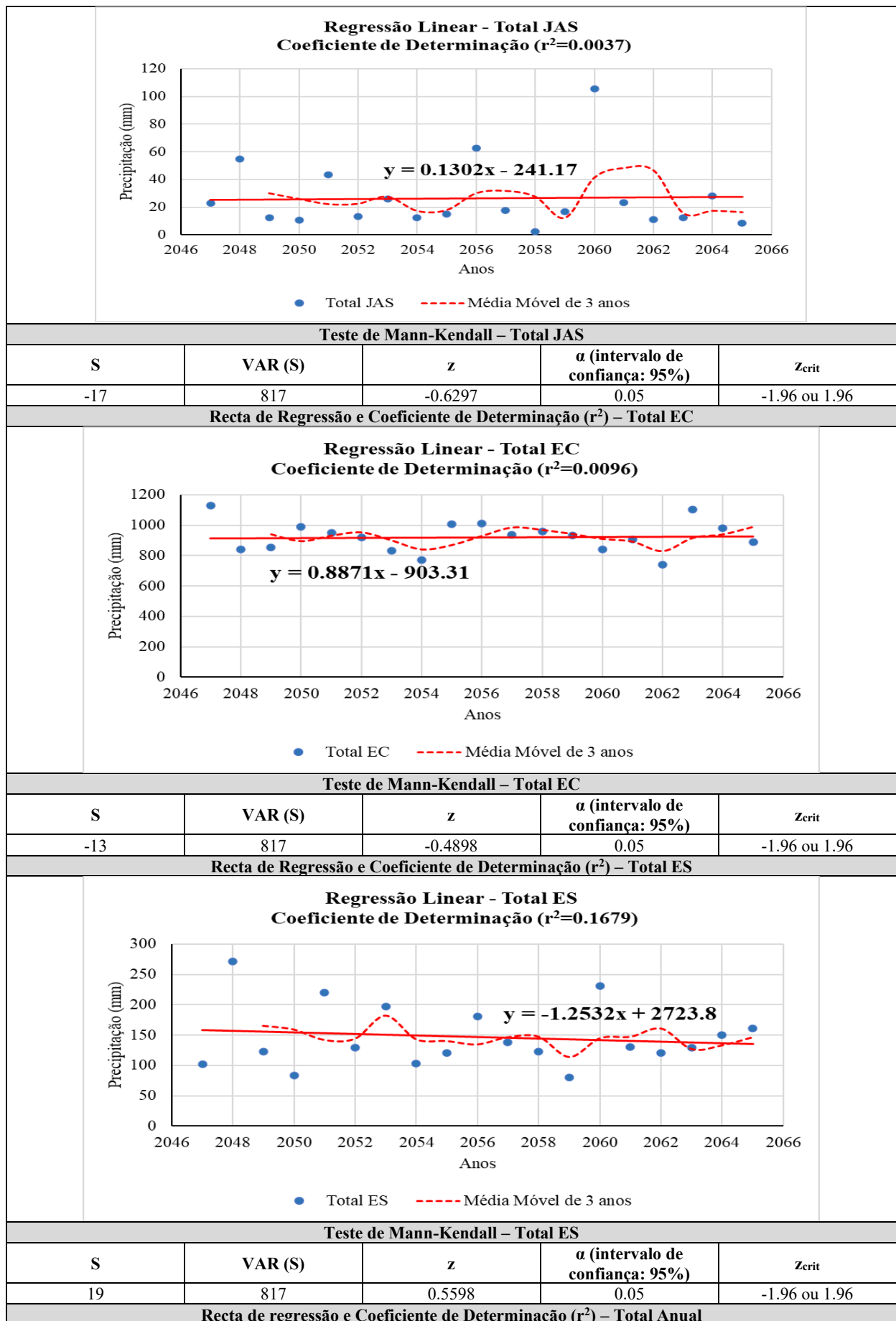
Tabela 4. Resultados da análise da existência de tendências para as séries de dados históricos de precipitação.

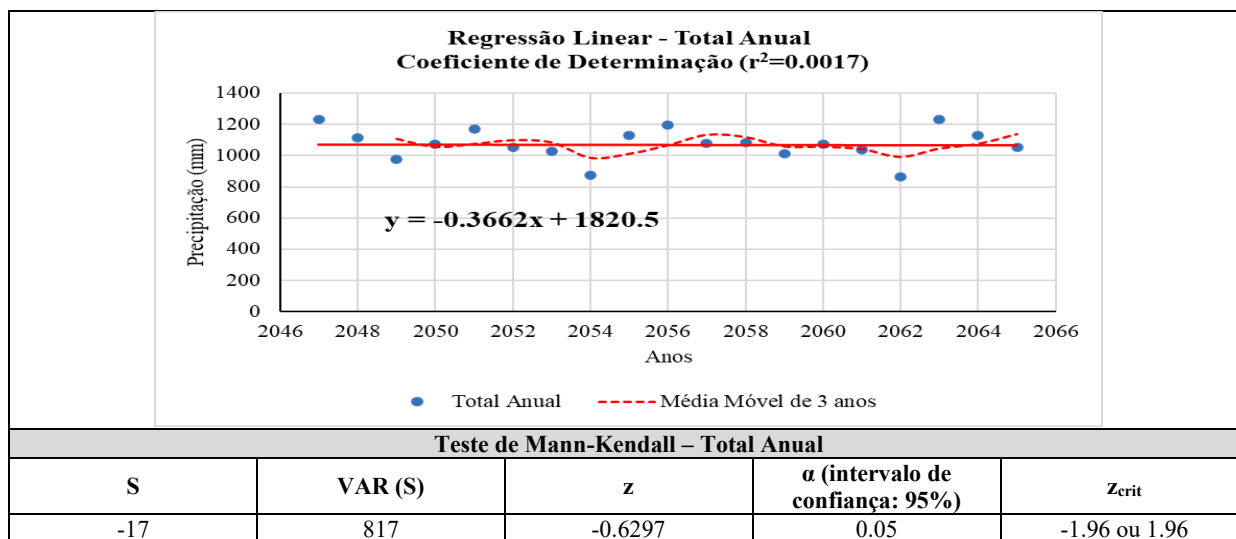
Teste de Regressão Linear			
Séries	Coeficiente de Det. ( $r^2$ )	Coeficiente angular ( $a$ )	Tendência
Total OND	0.002	-0.3894	Inexistente
Total JFM	0.0013	-0.3039	Inexistente
Total AMJ	0.0099	-0.2997	Inexistente
Total JAS	0.0741	-0.407	Inexistente
EC	0.0035	-0.6933	Inexistente
ES	0.0484	-0.7067	Inexistente
Total Anual	0.014	-1.4	Inexistente
Teste de Mann-Kendall			
Séries	z	Significância Estatística*	Tendência
Total OND	-0.6532	NS	Inexistente
Total JFM	-0.1209	NS	Inexistente
Total AMJ	-0.5081	NS	Inexistente
Total JAS	-1.8145	NS	Inexistente
EC	-0.7742	NS	Inexistente
ES	-1.1129	NS	Inexistente
Total Anual	-0.7742	NS	Inexistente

Legenda: \*Para ter significância estatística:  $z < -1.96$  ou  $z > 1.96$  (com um nível de significância de  $\alpha = 0,05$ ) NS: Nenhuma significância estatística.

Tabela 5: Resultados dos testes de tendência de dados futuros de precipitação.

Recta de Regressão e Coeficiente de Determinação (r <sup>2</sup> ) – Total OND				
<b>Regressão Linear - Total OND</b> <b>Coeficiente de Determinação (r<sup>2</sup>=0.1144)</b>				
<span style="color: blue;">●</span> Total OND <span style="color: red;">- - -</span> Média Móvel de 3 anos				
Teste de Mann-Kendall – Total OND				
S	VAR (S)	z	α (intervalo de confiança: 95%)	Zcrit
-31	817	-1.1195	0.05	-1.96 ou 1.96
Recta de regressão e Coeficiente de Determinação (r <sup>2</sup> ) – Total JFM				
<b>Regressão Linear - Total JFM</b> <b>Coeficiente de Determinação (r<sup>2</sup>=0.1882)</b>				
<span style="color: blue;">●</span> Total JFM <span style="color: red;">- - -</span> Média Móvel de 3 anos				
Teste de Mann-Kendall – Total JFM				
S	VAR (S)	z	α (intervalo de confiança: 95%)	Zcrit
33	817	1.1895	0.05	-1.96 ou 1.96
Recta de Regressão e Coeficiente de Determinação (r <sup>2</sup> ) – Total AMJ				
<b>Regressão Linear - Total AMJ</b> <b>Coeficiente de Determinação (r<sup>2</sup>=0.2446)</b>				
<span style="color: blue;">●</span> Total AMJ <span style="color: red;">- - -</span> Média Móvel de 3 anos				
Teste de Mann-Kendall – Total AMJ				
S	VAR (S)	z	α (intervalo de confiança: 95%)	Zcrit
19	817	0.6997	0.05	-1.96 ou 1.96
Recta de regressão e Coeficiente de Determinação (r <sup>2</sup> ) – Total JAS				





Pela análise do coeficiente angular da recta de regressão linear, percebe-se que as séries de projecção de precipitação correspondentes aos períodos OND, AMJ, Época Seca e Totais anuais apresentaram tendência de redução, com diferentes magnitudes. Em contrapartida, os coeficientes das séries correspondentes aos períodos JFM, JAS e Época Chuvosa apresentaram tendência de aumento. A série de projecção que apresentou o maior coeficiente de determinação foi a referente ao período AMJ, onde  $r^2 = 0.2446$ , indicando que 24,46% das variações pluviométricas, em redução, estão relacionadas com o avanço do tempo. Pelo facto dos coeficientes de correlação serem baixos, conclui-se que não existe tendência nas séries.

Tabela 6: Resultados da análise da existência de tendências para as séries de dados históricos de precipitação.

Teste de Regressão Linear			
Séries Futuras	Coeficiente de Det. (r2)	Coeficiente angular (a)	Tendência
Total OND	0.1144	-3.4236	Inexistente
Total JFM	0.1882	4.3107	Inexistente
Total AMJ	0.2446	-1.3834	Inexistente
Total JAS	0.0037	0.1302	Inexistente
EC	0.0096	0.8871	Inexistente
ES	0.1679	-1.2532	Inexistente
Total Anual	0.0017	-0.3662	Inexistente
Teste de Mann-Kendall			
Séries Futuras	z	Significância Estatística*	Tendência
Total OND	-1.1195	NS	Inexistente
Total JFM	1.1895	NS	Inexistente
Total AMJ	0.6997	NS	Inexistente
Total JAS	-0.6297	NS	Inexistente
EC	0.4898	NS	Inexistente
ES	0.5597	NS	Inexistente
Total Anual	-0.6297	NS	Inexistente

Legenda: \*Para ter significância estatística:  $z < -1.96$  ou  $z > 1.96$  (com um nível de significância de  $\alpha = 0,05$ ) NS: Nenhuma significância estatística.

O teste de Mann-Kendall, por sua vez, não apresentou nenhuma tendência significativa nas séries. A tabela 6 apresenta o resultado das análises de existencia de tendências para as séries de dados históricos de precipitação.

### V. CONCLUSÕES E LIMITAÇÕES

Recorrendo à análise de regressão linear, verifica-se que todos os coeficientes de determinação são baixos. Entretanto, os coeficientes angulares mostram uma pequena variação, tanto histórica assim como no futuro, porém muito pouco significativas. Pelo teste de Mann-Kendall, todas as séries, tanto históricas assim como futuras, não apresentaram nenhuma tendência significativa.

Portanto, com base nos estudo apresentado neste artigo, pode-se concluir que as mudanças climáticas não criam modificação significativa nos padrões de precipitação total trimestral, semestral e anual na Bacia Hidrográfica do Rio Lúrio.

As limitações do presente trabalho incluem a utilização de séries de precipitação medidas com várias interrupções de registos e a validação do modelo climático com médias espaciais fracamente distribuídas nas sub-bacias, oque de certa forma reduziu a precisão e acurácia.

### AGRADECIMENTOS

O primeiro autor, agradece a Direcção Nacional de Recursos Hídricos (DNGRH) de Moçambique pela disponibilização de dados do modelo GFDL CM 2.0 e informações valiosas, que tornaram possível este trabalho.

### REFERÊNCIAS

Bartels, R.J., A. Black B. Keim. (2019). Trends in precipitation days in the United States. *International Journal of Climatology*. 40 (2), 1038-1048.

Carvalho, C. M. (2020). Série Hidrológica Não Estacionária E Os Riscos E Incertezas Nas Tomadas De Decisões No Planejamento Dos Recursos Hídricos. [Tese de Doutoramento, Centro de Tecnologia, Universidade Federal de Santa Maria].

Hamed, K.H. (2009). Exact distribution of the Mann-Kendall trend test statistic for persistent data. *Journal of Hydrology*. 365 (1-2), 86-94.

Legates, D., McCabe G., (1999). Evaluating the use of “goodness-of-fit” measures in hydrologic and hydroclimatic model validation. *Water Resources Res.* 35 (1), 233-241.

Lima, Anderson. (2018). Estimativa da série de precipitação de uma bacia sem dados históricos. *Revista do Centro de Ciências Naturais e Exatas - UFSM*. 40, 01-10. DOI:10.5902/2179460X34407.

Lira, B., Luiza L., Juliane C., Laila S., Lindemberg F. (2020). Identificação de Homogeneidade, Tendência e Magnitude da Precipitação em Belém (Pará) entre 1968 e 2018. *Anuário do Instituto de Geociências - UFRJ*. 43 (4), 426-439.

Macassa, E. I. J., Fernando J. N. Matias, Fill, H. D. O. A. (2019). Impacto Das Mudanças Climáticas Na Gestão Dos Recursos Hídricos Na África Austral: Caso Da Bacia Do Rio Incomati (Moçambique). XXIII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos. Associação Brasileira de Recursos Hídricos.

Meschiatti, M., M. Fontolan, J. Penereiro, D. Ferreira. (2012). Caracterização estatística de tendências em séries anuais de dados hidro-climáticos no Estado de São Paulo. *Revista Geográfica Acadêmica*. 6 (1), 52-64.

Ploszai, R. (2014). Análise de tendências no regime de chuvas em Curitiba usando cenários de modelos climáticos regionais. [Dissertação de Mestrado, Departamento de Hidráulica e Saneamento].

Queiroga, Y. (2006). Análise das previsões de precipitação do Modelo ETA realizadas durante a operação do Sistema de Alerta Contra Enchentes da Bacia do Rio Doce [Dissertação de Mestrado, Departamento de Cartografia, Universidade Federal de Minas Gerais].

Santos, G. (2019). Impacto das Mudanças Climáticas nas Variáveis Hidrológicas da Bacia do Rio Descoberto [Trabalho de conclusão do curso de Licenciatura, Faculdade de Tecnologia, Universidade de Brasília].

Willmott, C., R. Davis, J. Feddema, J. Johannes, K. Klink, D. Legates, C. Rowe, S. Ackleson, J. O'Donnell (1985). Statistics for the Evaluation and Comparison of Models. *Journal of Geophysical Research*. 90 (1), 8995-9005.

Shamseddin, A. M., Chaibi, T. (2019). Scanning climate change impacts on water resources of the largest African river basins. *International Journal of River Basin Management*. 18, 33-38

Delworth, T. L., Broccoli, A. J., Rosati, A., Stouffer, R. J., Balaji, V., Beesley, J. A., Cooke, W. F., Dixon, K. W., Dunne, J., Dunne, K. A., Durachta, J. W., Findell, K. L., Ginoux, P., Gnanadesikan, A., Gordon, C. T., Griffies, S. M., Gudgel, R., Harrison, M. J., Held, I. M., Hemler, R. S., Horowitz, L. W., Klein, S. A., Knutson, T. R., Kushner, P. J., Langenhorst, A. R., Lee, H.-C., Lin, S.-J., Lu, J., Malyshev, S. L., Milly, P. C. D., Ramaswamy, V., Russell, J.,... & Zhang, R. (2006). GFDL's CM2 global coupled climate models. Part I: Formulation and simulation characteristics. *Journal of Climate*. 19(5),