Revista Brasileira de Geografia Física

Homepage: <https://periodicos.ufpe.br/revistas/rbgfe>

Análise de sensibilidade de parâmetros hidrológicos na bacia do Rio Das Pedras Guarapuava-PR

Rafael Adriano de Castro¹, Elias Machado²

¹ Dourando em Geografia Universidade Estadual do Centro Oeste, Simeão Varela de Sá, 03 - Vila Carli, CEP 85040-080, Guarapuava, Paraná. (42) 3629-8100. rafael_acastro@hotmail.com (autor correspondente). ² Mestrando em Geografia Universidade Estadual do Centro Oeste, Simeão Varela de Sá, 03 - Vila Carli, CEP 85040-080, Guarapuava, Paraná. (42) 3629-8100. eliaspoker89@gmail.com (autor correspondente).

Artigo recebido em 31/01/2019 e aceite em 22/05/2019

RESUMO

O modelo Soil and Water Assessment Tool (SWAT) é amplamente utilizado para prever o impacto das alterações no uso e no manejo do solo, entre outros, é extremamente sensível à qualidade dos dados de entrada. Assim, antes da simulação é necessário que se realize uma análise de sensibilidade de tal forma que se possa dar ênfase maior à aquisição e refinamento de determinados dados, diminuir as incertezas e aumentar a confiança nos resultados gerados. Os resultados simulados na bacia do Rio das Pedras – Guarapuava, foram realizadas a análise de sensibilidade e a calibração do modelo SWAT. Após a calibração do modelo os resultados do Índice de Nash & Sutcliffe alterado (COE), do percentual de tendência (PBIAS), e o coeficiente de determinação (R^2) foram, respectivamente, 0,69, -0,5 e 0,7, indicando bom ajuste entre a vazão média mensal da bacia Rio das Pedras simulada pelo modelo SWAT em relação aos dados observados.

Sensitivity analysis of hydrological parameters in the Rio das Pedras basin - Guarapuava-PR

ABSTRACT

The SWAT model is widely used to predict the impact of changes in land use and management, among others, is extremely sensitive to the quality of input data. Thus, prior to the simulation, it is necessary to perform a sensitivity analysis in such a way that greater emphasis can be placed on the acquisition and refinement of certain data, decrease uncertainties and increase confidence in the results generated. The simulated results in the Rio das Pedras - Guarapuava basin, were performed the sensitivity analysis and calibration of the SWAT model. After the calibration of the model, the results of the modified Nash & Sutcliffe Index (COE), percentage of trend (PBIAS), and coefficient of determination (R^2) were, respectively, 0.69, -0.5 and 0.7, Indicating a good fit between the average monthly flow of the Rio das Pedras basin simulated by the SWAT model in relation to the observed data.

Introdução

A erosão do solo resulta da ação conjunta dos processos de desagregação por impacto, transporte e deposição de partículas sólidas, provocados pelas forças erosivas das gotas de chuva e do fluxo superficial. Quando acelerada, principalmente pelo desmatamento, a erosão causa impactos ambientais, econômicos e sociais (Bertoni et al., 2010).

Nessa perspectiva, diversos são os métodos para quantificação do volume escoado e a descarga de sedimentos até uma dada seção da bacia (Tram et al., 2014). Em comparação ao escoamento, a medição da descarga de sedimento é

mais complexa em grandes bacias (Winchell et al., 2015).

No atual cenário, os desafios da gestão ambiental frente aos impactos das mudanças climáticas tornaram mais urgente a necessidade de tornar o progresso tecnológico e os resultados da pesquisa científica mais acessíveis e prontos para uso. A adequada monitorização, análise e gestão dos recursos naturais requerem a implementação de uma abordagem multidisciplinar conjunta, de modo a criar estratégias racionais e políticas aplicadas para melhores cenários de gestão (Li et al., 2015).

Considerando a dificuldade em se quantificar a produção de sedimentos em grandes bacias, bem como o efeito da escala da bacia sobre os processos hidrossedimentológicos, sua estimativa tem sido realizada por meio de modelos de simulação, sendo, em geral, relacionados com as características do solo (tamanho das partículas de sedimento, densidade etc.), com os fatores climáticos (chuva e evaporação) e os fisiográficos (área da bacia, relevo e cobertura vegetal).

Ademais, a relação depende da distribuição espacial desses fatores, do uso e da cobertura do solo na área da bacia, bem como da tendência de ocorrência de chuvas intensas e sua variabilidade espacial (Martinez et al., 2014).

Contudo, a disponibilidade de dados e a determinação adequada dos parâmetros de modelos distribuídos de base física têm sido as principais dificuldades na modelagem distribuída de processos naturais (Sarrazin et al., 2016). Para essa pesquisa foi escolhida a bacia do Rio das Pedras que apresenta características geomorfológicas,

hidrossedimentológicas e de ocupação do solo representativas na região, e por ser a bacia hidrográfica que abastece de água a cidade de Guarapuava-PR.

Material e métodos

Caipora A bacia do rio das Pedras localiza-se no município de Guarapuava, região Centro-Sul do Estado do Paraná, a bacia situa-se entre as coordenadas geográficas 25° 12' S e 25° 26' S de latitude, 51° 13' W e 51° 28' W de longitude, com área de 332,01 Km². A bacia desenvolve-se no reverso da escarpa basáltica, localmente denominada Serra da Esperança, sendo que para oeste chega-se a limitar com o perímetro urbano de Guarapuava, iniciando a 1280 m de altitude na Serra da Esperança e terminando na sua foz a 950 m de altitude (Figura 1).

Figura 1 – Mapa de localização da Bacia do rio Das Pedras

Geologicamente o município assenta-se sobre rochas vulcânicas ácidas (dacitos, latitos, quartzo-latitos, riodacitos e riolitos) e básicas (basaltos tabulares maciços, basaltos lobados, basaltos hipovítreos e basaltos fácies campo Erê) da Formação Serra Geral (Tratz, 2009). Também o vulcanismo gerou diferentes tipos de rochas, sendo que no município de Guarapuava podem ser

encontradas sequências ácidas (riodacitos) e sequências básicas (basaltos). Tem sua morfologia marcada pelos blocos planálticos, planaltos de dissecação por drenagem e, por áreas altas e planas, os platôs de Guarapuava, Entre Rios e Três Pinheiros (Tratz, 2009).

Previamente ao ajuste dos parâmetros do modelo para a calibração, foi realizada a análise de sensibilidade das variáveis, a qual determina quais parâmetros que mais influenciaram na simulação inicial e que podem ser utilizados como ponto de partida para a calibração do modelo.

Segundo Mirzaei et al., (2015), o modelo SWAT é sensível a diversas variáveis relacionadas às variáveis físicas e climáticas. Arnold et al. (2000), relata que o modelo SWAT é sensível a mais de 100 variáveis relacionadas à vegetação, manejo do solo, pedologia, clima, aquíferos, canal e reservatório.

Os parâmetros que comumente apresentam maior sensibilidade são os descritos no manual do modelo SWAT (Meaurio et al., 2015). As principais variáveis que apresentam maior sensibilidade quanto à vegetação, manejo do solo, pedologia (solos), clima, aquíferos, canal e reservatório, utilizados na modelagem deste trabalho estão descritas no Quadro 1.

Quadro 1 - Principais variáveis de maior sensibilidade, limites inferior (LI) e superior (LS) do parâmetro

Parâmetro	Nome	LI	LS	Método de Variação	HRUs
Alpha_Bf	Constante de recessão do escoamento de base (dias)	0	1	Substituição direta	Todas
Biomix	Eficiência do revolvimento biológico	0	1	Substituição direta	Todas
Blai	Índice do potencial máximo de área foliar	0	1	Substituição direta	Todas
Canmx	Armazenamento máximo do dossel (mm H ₂ O)	0	10	Substituição direta	Todas
Ch_K	Condutividade hidráulica efetiva do canal (mm/h)	0	150	Substituição	Todas
Ch_N	Coefficiente de rugosidade de Manning	0,025	0,065	Substituição direta	Todas
CN2	Curva-Número para a condição de umidade II	-25	25	Multiplicação (%)	Todas
Epc	Fator de compensação de água pelas plantas	0	1	Substituição direta	Todas
Esco	Fator de compensação de evaporação do solo	0	1	Substituição direta	Todas
Gw_Delay	Tempo de retardo da água subterrânea (dias)	20	300	Substituição direta	Todas
Gw_revap	Coefficiente "revap" de água subterrânea	0,02	0,2	Substituição direta	Todas
Gwqmn	Limite entre a profundidade de água em aquífero raso e a superfície	0	1000	Soma	Todas
Rchrg_Dp	Fração de água percolada para o aquífero profundo	0	1	Substituição direta	Todas
Revapmn	Profundidade de água limite em aquífero raso para que ocorra "revap" (mm H ₂ O).	0	500	Substituição direta	Todas
Sftmp	Temperatura de queda de neve (°C)	0	5	Substituição direta	Sub-bacia
Slope	Declividade média (m)	-25	25	Multiplicação	Todas
Slsbbsn	Comprimento da declividade média (m)	-25	25	Multiplicação (%)	Todas
Smfmn	Fator de derretimento de neve no dia 21 de dezembro (mm H ₂ O · °C dia)	0	10	Substituição direta	Sub- bacia
Smfmx	Fator de derretimento de neve no dia 21 de junho (mm °C dia)	0	10	Substituição direta	Sub-bacia
Smtmp	Temperatura base de derretimento de neve (°C)	-25	25	Multiplicação (%)	Sub-bacia
Sol_Alb	Albedo do solo úmido	-25	25	Multiplicação (%)	Todas
Sol_Aw c	Teor de umidade disponível nas camadas do solo (mm)	-25	25	Multiplicação (%)	Todas
Sol_K	Condutividade hidráulica do solo saturado (mm/h)	-25	25	Multiplicação	Todas
Sol_Z	Profundidade do solo (mm)	-25	25	Multiplicação (%)	Todas
Surlag	Coefficiente de retardo do escoamento superficial	0	10	Substituição direta	Sub-bacia

Timp	Fator de retardo da temperatura do bloco de neve	0	1	Substituição direta	Sub-bacia
Tlaps	Taxa de lapso da temperatura (°C·km-1)	0	50	Substituição direta	Todas

Fonte: NEITSCH et al. (2005)

Conforme Arnold et al. (2000), o SWAT é sensível para mais de 100 variáveis de entrada, então para uma melhor performance da modelagem com o SWAT, o usuário deve calibrar e validar o modelo para os parâmetros existentes.

A calibração e validação foi realizada automaticamente pelo uso da ferramenta SWAT CUP 2012 versão 5.1.6, software desenvolvido por Abbaspour (2018). O SWAT CUP é um software de calibração de modelos SWAT. Este software realiza análise de sensibilidade, calibração, validação e análise de incerteza (Abbaspour, 2018). O programa integra cinco algoritmos de calibração e análise de incerteza: Sequential Uncertainty Fitting (SUFI2) (Abbaspour et al., 2004; Abbaspour et al., 2007); Generalized Likelihood Uncertainty Estimation (GLUE) (Beven e Binley, 1992); Parameter Solution (ParaSol) (Van Griensven et al., 2006); Mark chain Monte Carlo (MCMC) (Kuczera et al., 1998); e Particle Swarm Optimization (PSO) (Kennedy E Eberhart, 1995).

Nesse estudo foi utilizado o algoritmo SUFI-2 (Sequential Uncertainty Fitting). No SUFI-2 levam-se em conta para a análise de incerteza todas as suas fontes, como a incerteza em variáveis de entrada, o conceitual do modelo e as incertezas nos parâmetros e nos dados medidos. O grau para o qual todas as incertezas são contabilizadas é quantificado por uma medida referida como o fator-p, que é a percentagem dos dados medidos delimitadas pela incerteza de predição de 95% (Taylor ET AL. 2015).

Resultados e discussão

Calibração e Validação

A outra maneira de calibrar um modelo de simulação é a calibração validação, considerada como o tipo que exige mais computação; pode levar mais tempo para concluir uma única calibração do modelo, dependendo do tamanho da bacia hidrográfica, do período de simulação e da resolução espacial (Ercan et al., 2014).

A calibração e a validação do modelo, seguiu com a divisão da série temporal de vazão em duas partes. Na primeira parte da série temporal disponível é realizada a calibração do modelo onde os seus parâmetros de entrada poderão variar até que, por exemplo, a vazão simulada no exutório seja equivalente à observada pela rede de monitoramento existente na bacia hidrográfica.

Após isso, a segunda parte da série temporal de dados é usada para a validação do modelo, onde todos os parâmetros determinados pela etapa de calibração não poderão ser alterados (ARNOLD et al., 2000). Esta etapa tem como objetivo mensurar a aderência dos resultados da simulação com um conjunto de dados independentes ao usado para calibrar os parâmetros.

Desse modo, foi selecionado o período entre 2004 e 2008 para o aquecimento e calibrar o modelo, e o período entre 2009 e 2013 para validar o modelo (Figura 2).

Depois é utilizada a média mensal do mesmo período usado na calibração, de forma que assegure que o modelo represente corretamente a variabilidade sazonal. Por último, é feito a validação mensal da série temporal de referência, em um período diferente do usado para a calibração (LI et al., 2009). Segundo Neitsch et al. (2005), a calibração do balanço hídrico e da vazão devem ser feitos para condições médias anuais, para depois refinar a calibração com dados mensais ou diários.

Figura 2 – Série dos dados de precipitação, vazão simulados e observados e os respectivos períodos utilizados para as etapas da modelagem hidrológica pelo modelo SWAT.

Observa-se, na Figura 12, a separação do período de 01/03/2004 a 31/12/2005 para o aquecimento do modelo. Na definição do período de aquecimento, levou-se em consideração a recomendação de Neitsch et al. (2005), de que o período de aquecimento seja de no mínimo um ano, para garantir que o ciclo hidrológico seja simulado corretamente. Além deste período de aquecimento, separou-se o período de 01/01/2006 a 31/12/2008 para a calibração do modelo e, o período de 01/01/2009 a 31/12/2013 para a validação do mesmo.

Em seguida, foi conduzida a validação do modelo com um conjunto de dados independentes daquele usado no processo de calibração. Foram utilizados os mesmos critérios de avaliação da qualidade da simulação adotados no período de calibração (COE e PBIAS) (Tabela 1). O banco de dados do modelo foi mantido conforme o estabelecido na calibração, não sem do alterado nenhum elemento nesta etapa do processamento do modelo.

COE - Índice de Eficiência de Nash-Sutcliffe	$\left[1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{obs} - Q_{sim})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{obs} - \bar{Q}_{obs})^2} \right]$	(1)
PBIAS	$\left[\frac{\sum_{i=1}^n Q_{sim} - \sum_{i=1}^n Q_{obs}}{\sum_{i=1}^n Q_{obs}} \right]$	(2)

Q_{obs} : vazão observada; Q_{sim} : vazão simulada pelo modelo; n : quantidade de dados na série de vazões observadas; e $Q_{obs}(t)$: vazão média observada do dia de referência do período simulado; $Q(t)$: vazão média simulada do dia de referência do período simulado.

O índice de eficiência de Nash-Sutcliffe (NSE) é uma estatística normalizada que determina a magnitude relativa da variância residual quando comparado com a variação dos dados de medição. O índice varia entre -8 a 1, sendo que valores menores do que zero indicam que a média dos dados observados prevê melhor do que a simulação

pelo modelo, enquanto valores próximos a um indicam um ajuste ótimo. Segundo Moriasi et al. (2007), valores entre 0 e 1 são geralmente vistos como níveis aceitáveis de performance do modelo, enquanto que valores menores que 0 indicam um desempenho inaceitável do modelo (Quadro 2).

Quadro 2- Índices de eficiências

Classificação	COE	PBIAS (%)
Muito bom	$0,75 < COE \leq 1,00$	$PBIAS < \pm 10$
Bom	$0,65 < COE \leq 0,75$	$\pm 1 \leq PBIAS \leq \pm 15$
Satisfatório	$0,50 < COE \leq 0,60$	$\pm 15 \leq PBIAS \leq \pm 25$
Insatisfatório	$COE \leq 0,50$	$PBIAS \geq \pm 25$

Fonte: Moriasi et al. (2007)

O coeficiente de determinação mostra o grau de colinearidade entre os valores observados e simulados, descrevendo a proporção da variância entre esses valores. O R^2 varia entre 0 e 1, em que valores mais próximos a 1 indicam menor variância do erro (Woodbury et al., 2014).

O PBIAS diz respeito ao percentual de viés das vazões simuladas pelo modelo em relação às observadas, ou seja, é uma medida da tendência média das vazões simuladas serem maiores ou

menores que as observadas (Kouchi et al., 2017). Quanto mais próximo de zero for o valor deste coeficiente melhor o modelo representará a realidade, além disso serve como indicativo se o modelo é pobre em representatividade (Arnold et al., 2018).

Para complementar as análises foi avaliado também o coeficiente de determinação.

$$R^2 = \frac{(\sum_{i=1}^n (Q_{obs} - Q_{obs\ med})(Q_{sim} - Q_{sim\ med}))^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{obs} - Q_{obs\ med})^2 \sum_{i=1}^n (Q_{sim} - Q_{sim\ med})^2} \quad (1)$$

em que $Q_{sim\ med}$ é a média dos valores simulados e $Q_{obs\ med}$ é a média dos valores observados. O R^2 varia entre 0 e 1, e representa a proporção da variância total observada que é explicada pelo modelo, com maiores valores representando uma melhor performance do modelo.

Segundo Collick (2016) a análise de sensibilidade foi realizada com diversos parâmetros que o SWAT utiliza para os cálculos de estimativa de vazão, permitindo identificar quais parâmetros influenciam significativamente na dinâmica hidrológica. A escolha dos parâmetros foi feita com a ajuda do programa SWAT CUP, a qual

determina quais parâmetros que mais influenciaram na simulação inicial e que podem ser utilizados como ponto de partida para a calibração do modelo. Quanto mais próximo de zero for o valor mais sensível é o parâmetro, o ranking de influência destas variáveis está ilustrado na Figura 3.

Figura 3 - Ranking dos parâmetros obtido com a análise de sensibilidade do modelo SWAT.

Foi calibrado os dez parâmetros mais sensíveis, os demais valores dos parâmetros utilizou os fornecidos pelo próprio modelo (default). Quanto mais sensíveis forem os parâmetros, mais relevante se torna a necessidade de inseri-los no modelo quando possível ou atentar para o ajuste de seus valores na fase da calibração.

Os parâmetros Curva número com condição II de umidade (CN2), Fator de compensação de evaporação no solo (ESCO), Armazenamento máximo de água no dossel (CANMX), Condutividade hidráulica (SOL_K), Profundidade do solo (SOL_Z), Capacidade de água disponível no solo (SOL_AWC), Profundidade do aquífero raso responsável pelo fluxo de retorno (GWQMN), Índice máximo de área foliar (BLAI), Constante de recessão do escoamento de base (ALPHA_BF) e Limite de água no aquífero raso para ocorrer percolação (REVAPMN) foram considerados os dez mais sensíveis para a bacia.

O ajuste da condutividade hidráulica (SOL_K) teve relação direta com a resposta da vazão, uma vez que traduz a facilidade do solo de transmitir água, de forma que aumentando os valores para Sol_K, a vazão respondeu com o mesmo comportamento. Assim como observado por Kannan et al. (2007), o fluxo de base aumentou na bacia do Rio das Pedras quando a condutividade hidráulica foi aumentada em 20%, tendo como resposta diminuição do escoamento superficial e aumento das vazões mínimas.

Esse mesmo comportamento foi encontrado por Krysanova et al. (2015), Narsimlu et al. (2015) e Fukunaga et al. (2015) que além de ajustarem os valores de SOL_K, acrescentaram o parâmetro SOL_AWC como função do aumento dos fluxos de base, já que este parâmetro representa a quantidade de umidade disponível para as plantas nas camadas do solo.

Na bacia do Rio das Pedras, os ajustes para SOL_AWC foram de 35%. O aumento acima de 30% do valor inicial para capacidade de água disponível no solo teve comportamento inversamente proporcional ao fluxo de base observado na simulação da vazão nas sub-bacias calibradas. À medida que o parâmetro é ajustado com valores próximos a seus valores máximos, o modelo SWAT atribui características de saturação do solo, drenando a água para o perfil.

O grupo de parâmetros relacionados aos fluxos da zona saturada, GWQMN, REVAPMN e ALPHA_BF são de difícil determinação, sendo necessário estudos hidrogeológicos mais complexos para sua avaliação, os quais são inexistentes na área. No entanto, os valores ajustados não diferem, em ordem de grandeza, dos aplicados na literatura e em pesquisas que utilizaram o modelo SWAT na simulação de processos hidrológicos recentes no país.

O Figura 4 mostra a vazão média mensal observada na estação (Guarapuava - ETA,) e a vazão média mensal simulada no exutório da bacia pelo modelo SWAT, no período entre 01/01/2009 e 31/12/2013.

Figura 4 - Hidrograma comparativo com vazão observadas e simuladas

Observa-se que o modelo SWAT simulou a vazão da bacia hidrográfica de maneira satisfatória. Os picos da vazão calculados pelo modelo mostram-se superiores aos observados. Pode-se ressaltar que houve a subestimação da vazão simulada durante a maioria dos eventos de baixa magnitude, e a superestimação dos eventos com maior volume precipitado. Esses resultados podem ser justificados pelos elevados valores de condutividade hidráulica dos solos que são inseridos no modelo. Pois, valores altos de condutividade hidráulica conduzem a altas taxas de infiltração, e consequentemente, reduzem o volume de água da superfície que chega ao canal.

Pereira et al., 2016 ao simularem vazão em uma pequena bacia hidrográfica localizada no sudeste do Brasil, verificaram, ao fim dos seus estudos, que o modelo SWAT apresentou melhores resultados em anos secos do que em anos úmidos, semelhante ao que ocorreu nas simulações da bacia do Rio da Pedras. Esse comportamento diferente do modelo para anos úmidos e secos pode estar vinculado à dificuldade do modelo simular a água disponível no solo durante os períodos úmidos.

Na análise das simulações de vazão líquida, também deve ser considerada a umidade do

solo, pois a vazão é a resposta final do comportamento hidrológico da bacia. Assim, quanto maior a umidade do solo, maior é o escoamento superficial e, consequentemente, mais rápida é a transferência de água precipitada para dentro do canal. Caso contrário, se a taxa de infiltração for alta, essa transferência passa a ser subterrânea e ocorre mais lentamente. Dessa forma, se o modelo não simular adequadamente a umidade do solo, os valores resultantes de vazão líquida simulada não se aproximarão dos valores observados, pois pode ocorrer tanto superestimação como subestimação dos resultados.

Segundo Bannwarth, et al., (2014), o SWAT não dispõe de um completo balanceamento de massa dos componentes que simulam a água subterrânea, sendo este um problema comum em modelos para bacias hidrográficas. A representação do tempo de resposta da água subterrânea é maior que o passo de tempo para a simulação dos processos que ocorrem na superfície.

A Tabela 3 apresenta o resultado da estatística de verificação da qualidade da simulação da vazão média mensal da vazão média mensal da bacia do Rio das Pedras. Os resultados da estatística de verificação foram satisfatórios.

Tabela 3 - Resultado final da estatística de verificação

Simulação/Estatística	Resultado	Classificação
COE	0,69	Bom
PBIAS (%)	-0,5	Bom

Fonte: Moriasi et al. (2007)

O PBIAS indica a tendência média das vazões simuladas serem maiores ou menores do que a vazão que foi observada, de modo que valores positivos indicam que o viés do modelo tende a subestimar os resultados, enquanto valores negativos indicam que o viés tende a superestimar os resultados (Tamm et al., 2016). Desse modo,

observa-se através do PBIAS (valor encontrado - 05) que o modelo tende a superestimar a vazão simulada da bacia do Rio das Pedras.

Ao observar os resultados apresentados na Figura 5, verifica-se que a comparação dos valores de vazão mensal simulado com os observados foi satisfatória.

Figura 5 - Diagrama de dispersão entre a média mensal da vazão simulada e a média mensal da vazão observada.

Analisando o diagrama de dispersão, verifica-se que a série de vazão simulada comparada a série de vazão observada na estação fluviométrica apresentaram erros nas vazões máximas e mínimas, com tendência a subestimar as mínimas e superestimar os picos.

Comparando os dados por métodos estatísticos, e demonstram uma boa correlação linear entre os dados modelados e observados, com R^2 de

0,70. A mesma interpretação é observado no diagrama de dispersão (Figura 5) constata-se o bom desempenho do modelo ao simular as vazões mensais durante os 5 anos de observação, pois o SWAT apresentou boa correlação entre a precipitação e a vazão simulada, evidenciando a adequada transferência de água. Com COE superior a 0,69 é possível avaliar como boa a simulação da vazão pelo modelo SWAT.

Conclusões

Os parâmetros mais sensíveis do modelo foram aqueles relacionados às propriedades físicas do solo e ao manejo, como a capacidade de água disponível, a condutividade hidráulica e o número da curva.

A calibração gerou resultados compatíveis com os dados de campo, índice de Nash & Sutcliffe alterado (COE), do percentual de tendência (PBIAS), e o coeficiente de determinação (R^2) foram, respectivamente, 0,69, -0,5 e 0,7, indicando bom ajuste entre a vazão média mensal da bacia Rio das Pedras simulada pelo modelo SWAT em

relação aos dados observados. Os valores de albedo no ano de 2012 foram influenciados pela seca da região atingindo valores médios iguais a 17%.

Agradecimentos

Os autores agradecem a Universidade Estadual do Centro Oeste.

Referências

- Abbaspour K.C., Ashraf Vaghefi S., Srinivasan R., 2018. A guideline for successful calibration and uncertainty analysis for soil and water assessment: a review of papers from the 2016 international SWAT conference. *Water J* 10-6.
- Arnold, J.G., K. Bieger, M.J. White, R. Srinivasan, J.A. Dunbar and P.M. Allen. 2018. Use of decision tables to simulate management in SWAT+. *Water*. 10.
- Arnold, J.G.; Muttiah, R.S.; Srinivasan, R.; Allen, P.M., 2000. Regional estimation of base flow and groundwater recharge in the Upper Mississippi river basin. *Journal of Hydrology*, 227, 21-40.
- Bannwarth, M. A., W. Sangchan, C. Hugenschmidt, M. Lamers, J. Ingwersen, A. D. Ziegler and T. Streck, 2014. Pesticide transport simulation in a tropical catchment by SWAT. *Environ Pollut* 191, 70-79.
- Bertoni, J.; Lombardi Neto, F., 2010. *Conservação do solo*. 7. ed. São Paulo: Editora Ícone, 355.
- Beven, K.J. And Binley, A.M., The future of distributed models: model calibration and uncertainty prediction, *Hydrological Processes*, v. 6, p.279–298, 1992.
- Collick, A. S., T. L. Veith, D. R. Fuka, P. J. Kleinman, A. R. Buda, J. L. Weld, R. B. Bryant, P. A. Vadas, M. J. White, R. D. Harmel and Z. M. Easton., 2016. Improved Simulation of Edaphic and Manure Phosphorus Loss in SWAT. *J Environ Qual* 45, 1215-1225.
- Ercan, M.B., Ercan, J.L. Goodall, A.M. Castronova, M. Humphrey, N. Beekwilder, 2014. Calibration of SWAT models using the cloud Environ. Model. Software 26, 188-196.
- Fukunaga D.C., Cecílio R.A., Zanetti S.S., Oliveira L.T., Caiado M.A.C., 2015. Application of the SWAT hydrologic model to a tropical watershed at Brazil. *Catena* 125, 206–213.
- Kannan, N., M. White, F. Worrall, and M.J. Whelan et al., 2007. Sensitivity analysis and identification of the best evapotranspiration and runoff options for hydrological modeling in SWAT-2000., 2007. *Journal of Hydrology*, 332, 456-466.
- Kennedy, J. and Eberhart, R. (1995) Particle Swarm Optimization. *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, 4, 1942-1948.
- Kouchi, D. H., K. Esmaili, A. Faridhosseini, S. H. Sanaeinejad, D. Khalili and K. C. Abbaspour., 2017. Sensitivity of Calibrated Parameters and Water Resource Estimates on Different Objective Functions and Optimization Algorithms. *Water* 9, 384.
- Krysanova V, Srinivasan R., 2015. Assessment of climate and land use change impacts with SWAT. *Reg Environ Change* 15, 431–434.
- Kuczera, G; Parent, E, Monte Carlo. Assessment of parameter uncertainty in conceptual catchment models: the Metropolis algorithm, *J. Hydrology*, 211, 69-85, 1998.
- Li, Y., Ryu, D., Western, A.W. and Wang, Q.J., 2015. Assimilation of stream discharge for flood forecasting: Updating a semidistributed model with an integrated data assimilation scheme. *Water Resources Research*, 51, 3238-3258.
- Martinez, E., A.P. Nejadhashemi, S.A. Woznicki and B.J. Love. 2014. Modeling the hydrological significance of wetland restoration scenarios. *Journal of Environmental Management* 133, 121-134.
- Meaurio, M., A. Zabaleta, J. Uriarte, R. Srinivasan and I. Antigüedad., 2015. Evaluation of SWAT models performance to simulate streamflow spatial origin. The case of a small forested watershed. *Journal of Hydrology* 525, 326–334.
- Mirzaei, Majid & Huang, Yuk & El-Shafie, Ahmed & Shatirah, Akib. 2015. Application of the generalized likelihood uncertainty estimation (GLUE) approach for assessing uncertainty in hydrological models: A review. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*. 29.
- Moriasi, D.N.; Arnold, J.G.; Liew, M.W.V.; Bingner, R.L.; Harmel, R.D.; Veith, T.L., 2007. Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Watershed Simulations*, 50, 885-900.
- Narsimlu B., Gosain A.K., Chahar B.R., Singh S.K., Srivastava P.K., 2015. SWAT model calibration and uncertainty analysis for streamflow prediction in the Kunwari river basin, India, using sequential uncertainty fitting. *Environ processes* 2, 79–95.
- Pereira, D.R. M.A. Martinez, D.D. Silva, F. Pruskib., 2016. Hydrological simulation in a basin of typical tropical climate and soil using the SWAT model part II: simulation of hydrological variables and soil use scenarios. *Journal of Hydrology: Regional Studies* 5, 149-163.
- Sarrazin, F., F. Pianosi and T. Wagener., 2016. Global sensitivity analysis of environmental models: Convergence and validation. *Environmental Modelling & Software*, 79, 135-152.
- Tamm, O., A. Luhamaa and T. Tamm. 2016. Modeling future changes in the North-Estonian

- hydropower production by using SWAT. *Hydrology Research*. 47, 835-846.
- Taylor, R.A.J., J. Jeong, M. White and J.G. Arnold. 2015. Code modernization and modularization of APEX and SWAT watershed simulation models. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*. 8, 50-56.
- Tram, V. N. Q., N. D. Liem and N. K. Loi. 2014. Assessing Water Availability in PoKo Catchment using SWAT model. *Khon Kaen Agricultural Journal*. 42, 73-84.
- Tratz, E. B. As rochas vulcânicas da província magmática do Paraná, suas características de relevo e sua utilização como recurso mineral no município de Guarapuava - PR. Dissertação (mestrado em Geografia). Universidade Federal de Santa Catarina - Programa de Pós-Graduação em Geografia. Florianópolis, Santa Catarina, Brasil, 2009.
- Unihan, B., J. Dietrich, N. Q. Vu, M. K. Jha and J. L. Arumi., 2019. Simulation of regional irrigation requirement with SWAT in different agro-climatic zones driven by observed climate and two reanalysis datasets. *Sci Total Environ* 649, 846-865.
- Van Griensven, A., Meixner, T., Grunwald, S., Bishop, T., Diluzio, M., And Srinivasan, R. (2006). A global sensitivity analysis tool for the parameters of multi-variable catchment models. *Journal of Hydrology*, 324(1-4), 10-23.
- Winchell, M.F., S. Folle, D. Meals, J. Moore, R. Srinivasan and E.A. Howe. 2015. Using SWAT for sub-field identification of phosphorus critical source areas in a saturation excess runoff region. *Hydrological Sciences Journal*. 60, 844-862.
- Woodbury, J.D., C.A. Shoemaker, Z.M. Easton and D.M. Cowan. 2014. Application of SWAT with and without variable source area hydrology to a large watershed. *Journal of the American Water Resources Association*. 50,46-56.