

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
INSTITUTO DE PESQUISAS HIDRÁULICAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM RECURSOS HÍDRICOS E
SANEAMENTO AMBIENTAL

**INFLUÊNCIA DO PREENCHIMENTO DE FALHAS DE DADOS HORÁRIOS DE
PRECIPITAÇÃO POR REDES NEURAS ARTIFICIAIS (RNAs) NA SIMULAÇÃO
HIDROLOGICA DE BASE FÍSICA EM UMA BACIA RURAL**

HALINE DEPINÉ ANESI

Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental da Universidade Federal do Rio Grande do Sul como requisito parcial para a obtenção do título de Doutor em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental.

Orientadora: Prof.^a Dr.^a Nilza Maria dos Reis Castro

Co-Orientador: Prof.^o Dr. Adilson Pinheiro

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Benedito Cláudio da Silva (UNIFEI)

Prof.^a Dr.^a Nádia Bernardi Bonumá (UFSC)

Prof. Dr. Olavo Pedrollo (IPH/UFRGS)

Porto Alegre, outubro de 2014.

DEDICATÓRIA

A minha filha **Manoela**, minha alegria diária, que nasceu em meio à realização desse projeto, e tornou-se uma das maiores razões de buscar sempre o meu melhor. Espero que a seriedade, o empenho e o entusiasmo que tive durante a realização deste trabalho lhe sirva um dia de inspiração para fazer sempre mais e melhor.

AGRADECIMENTOS

A **Deus**, pela condição primordial e imprescindível para a realização deste e de qualquer outro trabalho – e por seus Anjos, chamados de pai, mãe, marido, irmã, amigo ou professor, pessoas que me aconselharam, motivaram e colaboraram ao longo desta etapa da minha vida.

Aos meus queridos pais, pelos valores que me passaram desde pequena, pelo incentivo e apoio incondicional. Ao meu pai, um agradecimento especial, por ser meu *estagiário*, sempre disposto a me ajudar.

Ao meu marido Fabio, pelo seu incentivo, e também por todo o tempo que me dedicou. Sua paciência, seu carinho, seu amor, sua dedicação e sua confiança me ajudaram a enfrentar os contratempos e foram indispensáveis para a conclusão deste trabalho.

As minhas irmãs, Karla e Karine, que ao longo do meu trabalho, foram primeiramente amigas, mas também, motoristas, cozinheiras e babás, me auxiliando em todos os momentos nos bastidores deste trabalho. Meu profundo agradecimento por não medirem esforços para ajudar em todos os momentos em que foram solicitadas.

A minha orientadora – Professora Nilza Maria dos Reis Castro, por ter acreditado, ter aceitado a orientação da minha tese, pelo compromisso assumido, pelo constante apoio, pelo envolvimento, suporte, críticas, conselhos, esclarecimentos e amizade. Obrigada por tudo.

Ao Professor Adilson Pinheiro, meu co-orientador, por todo o conhecimento repassado, pela enorme paciência e tempo dedicados ao aprimoramento do meu trabalho, e mais do que isto, por fazer parte deste trabalho como colaborador, incentivador e principalmente amigo. Seus ensinamentos contribuíram para formar os conhecimentos necessários não apenas para a elaboração desta tese, mas para toda a vida.

Ao Professor Olavo Pedrollo, pelo interesse demonstrado por meu trabalho, pela análise rigorosa, e excelentes sugestões na elaboração desta tese. Pela contribuição em vários momentos, agradeço.

À Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS) e ao Instituto de Pesquisas Hidráulicas (IPH), em especial aos professores do Curso de Pós-Graduação em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental, que possibilitaram a realização deste trabalho.

Ao INMET, pelo fornecimento dos dados meteorológicos da estação de Cruz Alta-RS, essenciais a realização desse estudo.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pela bolsa de doutorado, e à **FINEP** pelo financiamento dessa pesquisa (projetos Climasul, Integra e Rhima);

Ao casal Pedro e Juliana, primeiramente pela amizade, ele pelo auxílio na confecção dos mapas e ela pela inserção dos dados no banco de dados Hydraccess e disponibilização dos mesmos em formatos adequados.

Ao Laboratório de Sedimentos do IPH pela estrutura disponibilizada durante a realização das análises laboratoriais, fundamentais ao desenvolvimento desse estudo.

Aos técnicos e aos motoristas do IPH, pela coleta de dados e medições a campo, enfim, por toda a ajuda prestada à campo durante a realização deste projeto.

A minha colega de doutorado, **Débora Missio Bayer**, pela troca de conhecimentos e experiências, pelo alegre, carinhoso e gratificante relacionamento que criamos, que espero que não se perca, e ao meu colega **Marquis Henrique**, pela ajuda, em todas as etapas de desenvolvimento deste trabalho, e também principalmente pela convivência. Valeu!

Aos meus colegas da FURB Leandro, Maurício, Vander e Gustavo, e aos do IPH Vanessa, Ana Cláudia, Aron e Fernando pela amizade e ajuda para realização do meu trabalho.

Enfim, a todos, mesmo aqueles que por ventura eu tenha esquecido de mencionar, que contribuíram direta ou indiretamente para que esta tese fosse elaborada. A todos, meu sincero muito obrigada!

RESUMO

A disponibilidade de séries contínuas de chuva pode viabilizar a execução de muitos estudos que não seriam possíveis com séries que apresentam falhas, pois muitos modelos hidrológicos não apresentam bons resultados quando utilizados dados de entrada com valores faltantes. Neste estudo, as capacidades de Redes Neurais Artificiais (RNAs) foram analisadas para estimar falta de dados das estações pluviométricas. Assim, o objetivo deste trabalho consistiu em testar a utilização de séries pluviométricas preenchidas, em escala horária, a partir de redes neurais artificiais como entrada em um modelo hidrológico de base física, com parâmetros distribuídos. A hipótese levantada neste estudo é que o preenchimento de falhas de séries históricas de precipitação com as Redes Neurais Artificiais potencializam a sua utilização em estudos e na modelização hidrológica. Na metodologia foi proposto um método para preenchimento de falhas dos dados históricos de precipitação horária monitorados em dezoito postos pluviométricos. Posteriormente os dados de precipitação preenchidos foram aplicados em um modelo de previsão de vazão (SWAT). Foram simuladas sete situações para a verificação do desempenho do modelo SWAT, utilizando dados de entrada horários preenchidos de 16 postos pluviométricos, posteriormente, as séries de entrada foram sendo reduzidas, para 8 postos, 4, 2 e por fim 1 posto pluviométrico. Também foi simulado um cenário onde se utilizou como dados de entrada as 16 séries de dados horários sem preenchimento, e um cenário onde os dados horários preenchidos foram convertidos em diários. Foram construídos 1784 modelos para preenchimento de falhas nas séries de dados horários dos postos pluviométricos da bacia. O preenchimento das falhas apresentou coeficientes de análise de desempenho dos modelos elevados. De maneira geral, os valores do coeficiente de *Nash-Sutcliffe* (NS) encontrados no treinamento e na verificação das redes variaram de 0,80 a 0,99. A frequência com que foram encontrados valores de NS menores que 0,90 nos preenchimentos dos pluviógrafos foi baixa, da ordem de 3,6%. Na aplicação do modelo SWAT, a calibração e a verificação dos parâmetros do modelo foram realizadas com o uso das 16 séries horárias preenchidas com as RNAs. Resultados demonstraram que o coeficiente de eficiência de NS diminui à medida que quantidade de estações pluviométricas utilizadas na entrada do modelo são reduzidas, de 16 para 8, de 8 para 4, de 4 para 2 e de 2 para 1. Variaram de NS = 0,86 (com 16 pluviógrafos) a NS = 0,75 (com dois e um pluviógrafos). Ao se utilizar os dados sem preenchimento o modelo obteve um desempenho inferior, alcançando um coeficiente de NS

igual a 0,69. Com relação ao último cenário, em que os dados horários preenchidos foram acumulados e convertidos em diários para serem inseridos no modelo, os resultados foram os piores obtidos, o NS se igualou a 0,61. Nota-se que o preenchimento das falhas das precipitações horárias proporcionou a maximização dos dados disponíveis, com representação das variabilidades espaciais e, a realização de simulações para intervalos de tempo compatíveis com o tempo de resposta da bacia.

ABSTRACT

INFLUENCE OF FILLING GAPS RAINFALL HOURLY DATA BY ANNs IN HYDROLOGICAL SIMULATION IN A RURAL BASIN

The availability of continuous rainfall series can enable the execution of many studies that are not possible with failed series, because many hydrological models do not provide good results when used input data with missing values. In this study, the capabilities of Artificial Neural Networks (ANN) were analyzed to estimate missing data rainfall stations. The aim of this study was to test the use of filled rainfall series as an hourly scale, as of artificial neural networks as input to a hydrological model physical basis, with distributed parameters. The hypothesis in this study is that the filling of historic precipitation series faults with the Artificial Neural Networks maximizes its use in studies and hydrological modeling. The methodology has been proposed a method for gap filling of the historical data of hourly rainfall monitored in eighteen rain gauges. Subsequently the completed precipitation data were applied in a flow forecasting model (SWAT). Seven situations were simulated to verify the efficiency of the SWAT model, a scenario with input time of 16 rain gauges with gap filling using RNAs, subsequently the input series were being reduced to 8 stations, 4, 2 and finally 1 rain gauges data filled. Was also simulated a scenario in which were used as input hourly data series of 16 unfilled posts, and a scenario with daily data entry was also simulated, where the hourly data filled of 16 stations were converted to daily data. 1784 models were constructed to fill gaps in the hourly data series of rain gauges in the basin. The gaps filling in hourly precipitation showed high efficiency coefficients of models. In general, coefficient of Nash-Sutcliffe (NS) values found during the training and verification networks ranged from 0.80 to 0.99. The frequency with which NS values smaller than 0.90 were found in the fill of the rain gauge was 3.6%. Based on the rainfall filled series, these were tested for their efficiency in the hydrologic simulation process, using the physically based SWAT model. The calibration and verification of the model parameters were performed using 16 pluviograph stations with hourly series filled with RNAs. Results showed that the efficiency coefficients of NS decreases as the amount of rainfall stations used in the input model are reduced from 16 to 8, from 8 to 4, 4 to 2 and 2 to 1. Ranged from NS = 0.86 (16 pluviographs) NS = 0.75 (with two one pluviographs). When using the not filling data, the model obtained a lower performance, achieving a

coefficient NS equal to 0.69. On respect to the latter scenario, in which hourly data were accumulated and converted filled in daily to be inserted in the model, the worst results were obtained, the NS equaled 0.61. It is noticed in this way, that the filling gaps of hourly rainfall provided the maximization of available data, with representation of spatial variability and, performing simulations to intervals compatible with the response time of the basin.

ÍNDICE

1 INTRODUÇÃO	13
1.1 JUSTIFICATIVA E CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA.....	13
1.2 OBJETIVOS DA PESQUISA	17
1.3 ESTRUTURAÇÃO DO TEXTO	18
2. REFERENCIAL TEÓRICO	19
2.1 MODELOS HIDROLÓGICOS	19
2.2 SOIL AND WATER ASSESSMENT TOOL (SWAT)	22
2.2.1 <i>Equacionamento do modelo SWAT</i>	27
2.2.1.1 Escoamento superficial.....	28
2.2.1.2 Taxa de escoamento de pico	30
2.2.1.3 Tempo de concentração	31
2.2.1.4 Retardo do escoamento superficial	31
2.2.1.5 Escoamento lateral	32
2.2.1.6 Armazenamento no dossel.....	32
2.2.1.7 Evapotranspiração potencial	33
2.2.1.8 Percolação.....	33
2.2.1.8 Água subterrânea.....	34
2.2.1.9 Propagação no canal.....	36
2.2.2 <i>Calibração do modelo</i>	39
2.3 MÉTODOS DE PREENCHIMENTO.....	43
2.4 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS	45
2.4.1 <i>O neurônio artificial</i>	45
2.4.2 <i>Principais arquiteturas das Redes Neurais Artificiais</i>	46
2.4.2.1 Número de camadas da rede neural.....	47
2.4.2.2 Tipos de conexões da rede neural	48
2.4.3 <i>Processo de aprendizado das Redes Neurais Artificiais</i>	48
2.4.4 <i>Perceptron de Múltiplas Camadas (Multi Layer Perceptron – MLP)</i>	50
2.4.5 <i>Etapas de desenvolvimento de um modelo de redes neurais</i>	52
2.4.5.1 Configuração das RNAs	52
2.4.5.2 Coleta de dados	52
2.4.5.3 Treinamento das RNAs	53
2.4.5.4 Verificação das RNAs	53
2.4.6 <i>Generalidades sobre Redes Neurais Artificiais</i>	54
3 MATERIAL E MÉTODOS.....	55
3.1 ÁREA DE ESTUDO	55
3.2 DADOS PLUVIOMÉTRICOS	58
3.3 PREENCHIMENTO DE FALHAS	61
3.4 ANÁLISE DE INCERTEZAS NO PREENCHIMENTO DAS FALHAS.....	63

3.4 MODELO SWAT	65
3.4.1 Fontes de dados.....	65
3.4.2 Calibração e Verificação	76
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO	80
4.1 PREENCHIMENTOS DAS FALHAS DOS DADOS HORÁRIOS DE PRECIPITAÇÃO.....	80
4.2. ANÁLISE DE INCERTEZAS DO PREENCHIMENTO.....	88
4.3. APLICAÇÃO DO MODELO SWAT	94
4.3.1 Calibração e verificação dos parâmetros do modelo.....	95
4.3.2. Influência da Precipitação no Desempenho do Modelo.....	100
5. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....	105
6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	108

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1- ESQUEMA DO MODELO MATEMÁTICO DO NEURÔNIO ARTIFICIAL.	46
FIGURA 2 - ESQUEMA DE UMA REDE NEURAL ARTIFICIAL.	47
FIGURA 3 - LOCALIZAÇÃO DA BACIA DO TABOÃO.	56
FIGURA 4 – DISTRIBUIÇÃO MENSAL DAS CHUVAS NA BACIA DO RIO TABOÃO.	57
FIGURA 5 - ESTAÇÕES PLUVIOMÉTRICAS DA BACIA DO RIO TABOÃO.	58
FIGURA 6 - PERÍODO DE FUNCIONAMENTO DE CADA PLUVIÓGRAFO ENTRE 22/08/1989 E 05/06/2011.	60
FIGURA 7 – MODELO NUMÉRICO DO TERRENO DA BACIA DO RIO TABOÃO.	66
FIGURA 8 – MAPA DE DECLIVIDADE DA BACIA DO RIO TABOÃO.	67
FIGURA 9 – MAPA DE USO E OCUPAÇÃO DO SOLO DA BACIA DO TABOÃO.	69
FIGURA 10 – MAPA CLASSES DE SOLO DA BACIA DO RIO TABOÃO.	71
FIGURA 11 – CURVA - CHAVE ENTRE COTA E VAZÃO, PARA BACIA DO RIO TABOÃO.	72
FIGURA 12 - PREENCHIMENTO DO P40, A PARTIR DOS DADOS DAS ESTAÇÕES P34 E P37, NO PERÍODO DE 2010 E 2011.	81
FIGURA 13 – PREENCHIMENTO DO P51, A PARTIR DAS SÉRIES P37 E P42, UTILIZANDO MODELO DE TREINAMENTO DE SETEMBRO E OUTUBRO (A) E DEZEMBRO E JANEIRO (B).	82
FIGURA 14 - COEFICIENTE DE NASH-SUTCLIFFE (NS) MÉDIO ENCONTRADO NO TREINAMENTO E VERIFICAÇÃO DOS MODELOS.	86
FIGURA 15- FREQUÊNCIA DE OCORRÊNCIA DO COEFICIENTE DE NASH-SUTCLIFFE, NO TREINAMENTO (A) E NA VERIFICAÇÃO (B) DOS MODELOS.	87
FIGURA 16 - DISTRIBUIÇÃO DE FREQUÊNCIAS ACUMULADAS DAS PRECIPITAÇÕES HORÁRIAS.	91
FIGURA 17 - PRECIPITAÇÕES MÁXIMAS PARA DIFERENTES DURAÇÕES.	92
FIGURA 18 - INTENSIDADES DA PRECIPITAÇÃO HORÁRIA PARA DIFERENTES PERÍODOS DE RETORNO.	94
FIGURA 19 – HIDROGRAMAS OBSERVADO E SIMULADO NA CALIBRAÇÃO DO MODELO NA BACIA DO RIO TABOÃO (PERÍODO 2002 A 2004), E PRECIPITAÇÃO PREENCHIDA POR RNAs.	98
FIGURA 20 – HIDROGRAMAS OBSERVADO E SIMULADO PARA A BACIA DO RIO TABOÃO, NO PERÍODO DE VERIFICAÇÃO, E PRECIPITAÇÃO PREENCHIDA POR RNAs.	99
FIGURA 21 – VAZÕES ACUMULADAS DE TODAS AS VERIFICAÇÕES DO MODELO DURANTE PERÍODO DE SIMULAÇÃO.	102

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 - TRABALHOS UTILIZANDO O SWAT NO BRASIL PARA A ESTIMATIVA DA VAZÃO. .24	
TABELA 2 - PARÂMETROS CALIBRÁVEIS NO MODELO SWAT.....40	
TABELA 3 - NÚMERO DE REGISTROS DURANTE PERÍODO DE FUNCIONAMENTO DE CADA PLUVIÓGRAFO ENTRE 22/08/1989 E 05/06/2011.....59	
TABELA 4 – DECLIVIDADE E ÁREA (% E HA) DA BACIA DO TABOÃO.67	
TABELA 5 – CLASSES UTILIZADAS PARA A CLASSIFICAÇÃO DE USO E OCUPAÇÃO DE SOLO.69	
TABELA 6 – CLASSES DE SOLO E ÁREA OCUPADA NA BACIA.70	
TABELA 7 – CARACTERÍSTICAS FÍSICAS DAS CLASSES DE SOLO DA BACIA DO RIO TABOÃO. ..74	
TABELA 8 - CENÁRIOS DE SIMULAÇÃO.77	
TABELA 9 - PLUVIÓGRAFOS PREENCHIDOS E USADOS NO PREENCHIMENTO E ESTATÍSTICAS MÉDIAS DO TREINAMENTO E DA VERIFICAÇÃO.85	
TABELA 10 – ANÁLISE DE VARIÂNCIA (ANOVA) PARA OS PLUVIÓGRAFOS EM ESCALA DE TEMPO MENSAL.88	
TABELA 11- PARÂMETROS ESTATÍSTICOS DAS SÉRIES DE PRECIPITAÇÕES HORÁRIAS.89	
TABELA 12 - ALTURAS DE PRECIPITAÇÃO PARA DIFERENTES DURAÇÕES.....93	
TABELA 13 – PARÂMETROS AJUSTADOS DO MODELO SWAT.....95	
TABELA 14 – ESTATÍSTICA DAS VAZÕES OBSERVADAS E SIMULADAS NO PERÍODO DE CALIBRAÇÃO E VALIDAÇÃO.....100	
TABELA 15 – ESTATÍSTICAS DAS VAZÕES SIMULADAS NO PERÍODO DE VALIDAÇÃO.....102	

1 INTRODUÇÃO

1.1 Justificativa e caracterização do problema

O conhecimento do regime hídrico em uma bacia hidrográfica é fundamental nos estudos hidrológicos que servem como base para projetos relacionados a diferentes usos de solo, sendo indispensável à gestão sustentável dos recursos hídricos (SANTOS et al., 2009). Os dados pluviométricos constituem elemento importante para o planejamento estratégico e a gestão dos recursos hídricos. A disponibilidade de séries temporais de precipitação em uma bacia é determinante na estimativa da vazão dos rios, que por sua vez é utilizada para estudos relacionados aos diferentes usos da água como abastecimento público, uso industrial e para irrigação (CARVALHO, 2007).

Além disso, a caracterização da variabilidade temporal e espacial das precipitações é imprescindível para quantificar adequadamente os efeitos ocasionados, de modo especial, a geração de escoamento superficial em áreas urbanas e rurais (CRUCIANI et al., 2002).

Em geral, os métodos estatísticos e os modelos hidrológicos requerem séries longas e contínuas de dados, tanto de chuva quanto de vazão. Para pequenas bacias, que têm tempo de concentração menor que um dia, os modelos hidrológicos quando utilizam dados diários não apresentam boa eficiência (SOARES et al., 2010; SILVA, 2011) requerendo intervalos de tempo menores, como intervalo horário.

Os órgãos que fornecem dados hidrometeorológicos no Brasil disponibilizam esses dados na escala temporal diária, e para grandes bacias (maior que 100 km²). Dados com intervalo horário, coletados para estudos em bacias pequenas, quando disponíveis, geralmente, não constituem séries contínuas longas, devido às dificuldades operacionais de projetos de pesquisa, geralmente gerenciados por Institutos de Pesquisas e Universidades, aos quais estão vinculados.

O padrão mais frequentemente encontrado para séries de dados horários é menor que cinco anos, devido à pequena duração dos projetos de pesquisa. Estas séries podem conter períodos de falhas, devido a vários fatores, como sistemas de alimentação dos equipamentos, sensibilidades a descargas elétricas, entupimentos dos pluviógrafos,

disponibilidade de pessoal qualificado, falta de recursos para manutenção continuada, controle de qualidade, entre outros.

Nesse contexto, uma alternativa quando se dispõe de um conjunto de postos pluviométricos com frequência de coleta horária, seria transferir informações dos postos sem falhas em determinado período para um posto que contenha falhas no mesmo período considerado. Reconhece-se a imprecisão do procedimento, a qual dependerá da qualidade dos modelos utilizados para o preenchimento de falhas e também da distribuição espacial dos postos na bacia e da dinâmica dos fenômenos meteorológicos da região. Porém, apesar das incertezas geradas pelo preenchimento de falhas, a disponibilidade da série contínua pode viabilizar a execução de muitos estudos que não seriam possíveis com séries falhadas.

Como descrito por Kim e Pachepsky (2010), os modelos hidrológicos e ambientais normalmente requerem séries de dados meteorológicos completos. Assim reconstruir os dados faltantes de séries de dados pluviométricos horários pode constituir uma atividade fundamental para a análise da funcionalidade de modelos hidrológicos.

Bertoni e Tucci (2007) afirmam que das várias metodologias empregadas no preenchimento de falhas nenhuma é satisfatória para dados pluviométricos coletados a intervalos diários e horários. Os mesmos autores afirmam que as metodologias convencionais são mais recomendadas no preenchimento de falhas mensais ou anuais. A complexidade física dos processos de precipitação e as escalas de tempo-espço envolvidas, ainda não podem ser resolvidas satisfatoriamente pelos modelos numéricos. Mesmo os modelos mais sofisticados (alta resolução) de previsão numérica de tempo (PNT) não conseguem, por meio de suas parametrizações, estimarem satisfatoriamente o campo de chuva (OLSON et al., 1995).

Porém, Barnette e Kobiyama (2006) consideram que a aplicação de modelagem no preenchimento de falhas pode ser uma ferramenta útil nos estudos de gestão de recursos hídricos, facilitando o conhecimento do comportamento hidrológico. Carvalho et al. (1989) consideram que o uso de equações de regressão utilizando dados climáticos constitui uma boa alternativa para o preenchimento das falhas em séries históricas.

Dentre os métodos disponíveis para preenchimento de falhas de dados meteorológicos pode-se destacar: a utilização de médias de dados observados ou dados sintéticos obtidos de geradores de dados (CHIBANA et al., 2005), o método da ponderação regional, regressão linear (Bertoni e Tucci, 2007), a regressão linear múltipla, a utilização de ferramentas SIG (SANTANA et al., 2003; SILVA, 2011) e a aplicação de redes neurais

artificiais (GARDNER e DORLING, 1998; MAIER e DANDY, 2000; LUCIO et al., 2006), entre outros.

Em uma escala de tempo diária, os padrões espaço-temporais do processo de chuva são complexos, não lineares e altamente variáveis, o que dificulta a aplicação de métodos clássicos, geralmente lineares. Porém, verificações do modelo a ser usado para o preenchimento em períodos com disponibilidade de dados horários, podem fornecer indicações sobre as incertezas, permitindo validá-los caso seja obtida boa precisão.

Atualmente, as redes neurais artificiais (RNAs) tornaram-se extremamente conhecidas para previsão e preenchimento de falhas em várias áreas, incluindo finanças, carga elétrica e recursos hídricos e têm a vantagem de simular processos não lineares. A utilização de redes neurais vem sendo proposta por vários autores, para a modelagem chuva-vazão (LIMA et al. 2005); previsão (WEIGEND et al., 1990; CONTRELL et al., 1995; LACHTERMARCHER e FULLER, 1995; ELSHORBAGY et al., 2000; LIMA e FERREIRA FILHO, 2003; SOUSA e SOUSA, 2010; SILVA et al., 2006) e preenchimento de falhas de séries temporais (KIM e PACHEPSKY, 2010; NKUNA e ODIYO, 2011; KAJORNKIT, WONG, e FUNG, 2012; NOURANI et al., 2013; LUCIO et al., 2006; CARVALHO, 2007; DINIZ, 2008), com bons resultados, demonstrando a viabilidade da utilização destes modelos.

A RNA pode ser definida como uma ferramenta, que, por meio do processamento de informações, gera uma saída a partir de uma ou mais entradas (HAYKIN, 1994). Através de sucessivas apresentações dos dados de entrada e saída previamente conhecidas, a RNA aprende a relação entre elas e através de um algoritmo de minimização de erros, reduz o erro quadrático médio em cada iteração do treinamento. Assim, esta relação pode ser aplicada para novos valores de entrada, os quais produzirão um valor de saída associado a uma nova previsão.

As Redes Neurais Artificiais (RNAs) têm a capacidade de extrair dependências implícitas entre os dados, mesmo quando não existe entendimento da natureza dessas dependências (NEVES e CORTEZ, 1997). Além disso, as RNAs possuem a capacidade de generalizar uma resposta mesmo ao receber uma entrada incompleta ou não prevista, a possibilidade de adaptação diante de uma situação nova, e a capacidade de previsão de dados com base em informações anteriores.

Para Machado (2002), uma investigação em um sistema real, como a bacia hidrográfica, envolvendo medições de todas as variáveis que influenciam a sua dinâmica é

uma tarefa difícil, até mesmo impossível em determinadas ocasiões, pois os custos de medições e monitoramento são grandes limitadores para tal tarefa. Portanto, quando uma bacia possui uma série contínua de dados pluviométricos e outros parâmetros meteorológicos, e também dados de solo, relevo e uso do solo pode-se fazer uso de modelos hidrológicos, que são uma ferramenta extremamente útil, permitindo por meio da equacionalização dos processos, representar, entender e simular o comportamento da bacia hidrográfica. Um modelo hidrológico pode ser considerado como uma representação simplificada de um sistema real, auxiliando no entendimento dos processos que envolvem esta realidade na medida em que permitem a simulação de possíveis alterações na bacia, como mudança climática e uso do solo.

A qualidade dos resultados obtidos pela modelagem é altamente dependente da procedência dos dados que servirão de base, da distribuição espacial das estações pluviométricas e da representatividade das séries históricas de chuva.

Segundo Schilling (1991), dependendo do tipo de bacia que se trabalha em modelagem, espaços entre coletas de dados de chuva muito longos, como por exemplo, um dia, podem resultar em valores de pico de escoamento simulado sistematicamente muito pequenos. Quando se trabalha com bacias que possuem um tempo de resposta mais longo, espaços de tempo maiores entre as coletas podem ser realizados. Porém quando se trabalha com pequenas bacias, que geralmente possuem tempo de resposta inferior a um dia, dados de precipitação diária podem não representar adequadamente alguns eventos, com amortização de vazões máximas. Berne et al. (2004), trabalhando com bacias urbanizadas, buscaram estimar as resoluções mínimas de chuva para aplicações hidrológicas nestas bacias. Os autores concluíram que, para aplicações hidrológicas, a resolução temporal das medições de precipitação (Δt , em min.), tem uma forte relação com a área de monitoramento (superfície, em ha).

Existem diversos tipos de modelos hidrológicos, desde os mais simples, que envolvem apenas o balanço hídrico até os mais sofisticados que utilizam interface de sistema de informações geográficas (SIG) e buscam representar não apenas a quantidade de água, mas também a qualidade da água e a produção de sedimento nas bacias.

Dentre os modelos hidrológicos de bacias hidrográficas disponíveis destaca-se o SWAT (Soil and Water Assessment Tool). O SWAT é um modelo hidrológico de base física, desenvolvido para simular a propagação do escoamento, sedimentos e nutrientes

através de bacias hidrográficas, tendo como principais componentes a hidrologia, o clima, a vegetação, o aporte de nutrientes e agrotóxicos e o manejo do solo (Arnold et al., 1998).

O SWAT tem se mostrado uma ferramenta eficiente para a avaliação dos recursos hídricos e para problemas de fontes de poluição não pontuais em uma ampla gama de escala e condições ambientais. Inúmeros trabalhos já foram produzidos utilizando o SWAT em diferentes localidades e para diversas aplicações (CONAN et al., 2003; SANTOS et al., 2006; HU et al., 2007; SETEGN et al., 2008; ADRIOLO et al., 2008; UZEIKA, 2009; BONUMÁ et al., 2010; BETRIE et al., 2011; FERNANDES et al., 2012; UZEIKA et al., 2012).

Santhi et al., (2006), Gassman et al., (2007) e Zhang et al., (2008) citaram vários trabalhos nos Estados Unidos e em outras partes do mundo utilizando o SWAT com enfoque no estudo da gestão dos recursos hídricos e predição de vazão, sedimentos, nutrientes e cargas de poluentes.

Neste sentido, a hipótese levantada neste estudo é que o preenchimento de falhas de séries históricas de precipitação com as Redes Neurais Artificiais potencializam a sua utilização em estudos e na modelização hidrológica.

1.2 Objetivos da pesquisa

O objetivo deste trabalho consiste em testar a utilização de séries pluviométricas preenchidas, em escala horária, a partir de redes neurais artificiais como entrada em um modelo hidrológico de base física, com parâmetros distribuídos.

Para desenvolver este trabalho as seguintes etapas foram necessárias:

- (i) Preencher falhas em séries históricas de dados pluviométricos horários monitorados na bacia em estudo utilizando RNAs testando alternativas de treinamento, em crescente ordem de dificuldade e complexidade;
- (ii) Avaliar o desempenho do modelo hidrológico SWAT na simulação do regime hidrológico da bacia hidrográfica utilizando dados pluviométricos horários preenchidos e dados pluviométricos apresentando falhas, além de dados pluviométricos diários obtidos pela soma dos dados horários preenchidos.

1.3 Estruturação do texto

O presente trabalho está organizado em seis capítulos. No primeiro capítulo é apresentada a contextualização, a justificativa, as hipóteses da pesquisa, os objetivos, e a organização geral do trabalho. O referencial teórico compõe o capítulo dois, onde abordagens baseadas em redes neurais artificiais e modelos hidrológicos são discutidas. É apresentada neste capítulo, uma introdução sobre modelos hidrológicos em geral, em seguida é feita uma apresentação do modelo SWAT. Posteriormente é realizada uma revisão sobre trabalhos no contexto nacional e internacional que utilizaram o SWAT. Na sequência o modelo hidrológico é detalhado, sendo apresentadas as principais equações inseridas no SWAT, bem como todo o processo de calibração dos parâmetros do modelo. Nesse sentido, ainda neste capítulo é apresentada uma visão geral sobre os métodos clássicos de preenchimento de dados faltantes e posteriormente o método para preenchimento de falhas utilizando redes neurais. Também um breve histórico sobre a evolução das redes neurais artificiais, suas principais características. E também se apresentam e se discutem os principais trabalhos desenvolvidos nesta área de pesquisa, e sua utilização na área de hidrologia. No capítulo três são apresentados os materiais e métodos, nos quais são descritas as características da bacia em estudo, bem como as etapas de implementação das metodologias que foram aplicadas e comparadas a fim de atingir o propósito do trabalho. No capítulo quatro são apresentados os resultados e são feitas discussões. No capítulo cinco são apresentadas as conclusões e recomendações e no sexto capítulo, as referências bibliográficas.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Modelos Hidrológicos

Os modelos hidrológicos são concebidos a fim de avaliar o comportamento do sistema ambiental em determinadas situações específicas, para assim fazer simulações e previsões que auxiliem na tomada de decisão. A modelagem em hidrologia tem por objetivo simplificar e generalizar uma realidade complexa, prever a ocorrência de eventos hidrológicos e planejar o futuro dos recursos hídricos de uma região.

Segundo Machado (2002), os modelos de simulação utilizando-se de equações matemáticas simulam a partir de um modelo conceitual criado, o que acontece na natureza partindo-se de observações do sistema real. O objetivo deste tipo de modelagem é compreender melhor o sistema e prever situações futuras, algumas vezes também reproduzir o passado, para direcionar as ações de decisão.

Existem diversos tipos de modelos hidrológicos para determinação do processo chuva-vazão, classificados de acordo com o tipo de variável utilizada, sua conceitualização, forma de representação de dados, discretização e relação temporal. De acordo com Maidment (1993), Singh (1995), Tucci e Clarke (2001), Paiva et al. (2003), Rennó e Soares (2010), os modelos hidrológicos estão divididos da seguinte maneira:

(i) Tipo de variável utilizada na modelagem: estocástico ou determinístico.

- estocástico: quando pelo menos uma das variáveis envolvidas tem comportamento aleatório, a chance de ocorrência das variáveis é levada em conta e é descrita no modelo por meio de uma distribuição de probabilidade.

- determinístico: quando os conceitos de probabilidade não são considerados durante elaboração do modelo e a chance de ocorrência das variáveis é ignorada, um determinado valor de entrada sempre produzirá o mesmo valor de saída, considerando o mesmo estado inicial do sistema, ainda que suas variáveis de entrada sejam aleatórias.

(ii) Tipo de conceitualização: empíricos, conceituais ou físicos.

- empíricos: quando utilizam relações baseadas em observações. São modelos que ajustam os valores calculados aos dados observados, porém não permitem fazer simulações de mudanças de condições para os quais o modelo não previu. Os modelos empíricos não

apresentam nenhuma relação com os processos físicos envolvidos e, por isso, são também denominados de modelos “caixa-preta”.

- conceituais: são modelos que fazem uso de equações empíricas, mas que descrevem o sistema segundo as leis da física.

- físicos: assim como os conceituais, são mais complexos que os empíricos, uma vez que procuram descrever todos os processos que envolvem determinado fenômeno estudado. Os modelos físicos utilizam as principais equações diferenciais do sistema físico na representação dos processos e seus parâmetros possuem um significado físico e, portanto podem ser estimados por medidas reais.

(iii) Quanto à forma de representação dos dados: contínuos ou discretos.

- contínuo: quando os fenômenos são contínuos no tempo. Estes modelos apresentam estrutura mais detalhada, desenvolvida para simular com maior exatidão todas as fases do ciclo hidrológico.

- discreto: quando objetiva-se modelar períodos isolados da série, normalmente buscando representar eventos de cheia ou recessão. Esta classificação encontra-se fundamentada no fenômeno estudado, na disponibilidade dos dados e na precisão dos resultados desejados.

(iv) Quanto à discretização: concentrados ou distribuídos.

- concentrados: consideram que todas as variáveis de entrada e de saída são representativas de toda área estudada, onde seus parâmetros e variáveis variam somente em função do tempo, ou seja, não é levada em conta a variabilidade espacial na área considerada.

- distribuídos: consideram a variabilidade espacial encontrada nas diversas variáveis do modelo. Neste caso, as variáveis e parâmetros do modelo dependem do tempo e do espaço. Os modelos distribuídos aplicam a lei da conservação de massa em escala local e utilizam como dado de entrada uma grande quantidade de informações que definem as características espaciais da bacia hidrográfica.

(v) Quanto à existência de relação temporal: estáticos ou dinâmicos.

- estático: quando um conjunto de dados de entrada produz um resultado em um único tempo, ou seja, as variáveis não possuem relação espacial.

- dinâmico: utiliza o resultado de uma iteração como entrada para uma próxima iteração, ou seja, as variáveis possuem relação espacial.

Segundo Tucci (1998), a escolha do modelo hidrológico a ser aplicado, deve ser feita observando-se alguns critérios, tais como os objetivos do estudo, definindo o grau de detalhamento que se pretende atingir; características físicas e climáticas da área de estudo;

disponibilidade de dados, pois alguns modelos exigem uma grande quantidade de dados monitorados para estimativa de seus parâmetros e por fim a familiaridade do usuário a respeito do modelo utilizado e dos parâmetros a serem estimados.

No Brasil, segundo Pessoa et al. (2007), as pesquisas envolvendo a utilização de modelos hidrológicos distribuídos são limitadas em função do grande número de informações necessárias para descrever a variabilidade espacial e temporal dos sistemas naturais e também pela inexistência de dados detalhados referentes às variáveis de entrada nos modelos. Para garantir a confiabilidade destes estudos são necessários dados confiáveis e homogêneos, tendo em vista que o resultado das análises, com dados não homogêneos podem induzir a conclusões contraditórias ou errôneas. Isso demonstra a necessidade de um preenchimento de falhas consistentes dos dados meteorológicos. Outra limitação do uso desses modelos matemáticos é a dificuldade de se trabalhar com a grande quantidade de informações que descrevem a heterogeneidade dos sistemas naturais. Desta forma, surge a necessidade da utilização dos Sistemas de Informações Geográficas (SIGs) na criação do banco de dados para esses modelos (MACHADO e VETTORAZZI, 2003).

Para Rennó e Soares (2010), o uso de modelos hidrológicos distribuídos físicos é o que melhor representa os processos físicos dentro de uma bacia hidrográfica, sendo inerentemente superior a um modelo agregado, porém, necessita de informações bastante extensas e detalhadas sobre a bacia.

Existem vários modelos consistentes disponíveis para a modelagem hidrológica e hidrossedimentológica, dentre os quais pode-se destacar: TOPMODEL - Topography Based Hydrological Model (BEVEN et al., 1995), CREAMS - Chemicals, Runoff, and Erosion from Agricultural Management Systems (KNISEL, 1980), ANSWERS - Area Non-point Source Watershed Environmental Response Simulation (BEASLEY, HUGGINS e MONKE, 1981), AGNPS - Agricultural Non-Point Source Pollution Model (YOUNG et al., 1989) HMS – Hydrologic Model System HMS (YU, 2000), KINEROS – Kinematic Runoff and Erosion Model (WOOLHISER et al., 1990), WEPP – Water Erosion Prediction Project (FLANAGAN e FRANKENBERGER, 2002). Um desses modelos que simulam os diversos processos no ciclo hidrossedimentológico é o Soil and Water Assessment Tool (SWAT), que é um modelo com características que permite uma grande flexibilidade na configuração de bacias hidrográficas, predizendo o efeito dos diferentes cenários de manejo na qualidade da água, produção de sedimentos e cargas de poluentes. (PETERSON e HAMLETT, 1998).

Garrido (2003), analisando diversos modelos de simulação hidrológica, como AGNPS, ANSWERS, SHETRAN, SWAT, SWRRBWQ e WATFLOOD, observou que o SWAT mostrou-se o mais completo em termos de número de componentes simulados, possibilitando a análise de cenários de diversas situações climáticas, uso do solo, aplicação de fertilizantes e pesticidas, implantação de reservatórios, entre outros.

2.2 Soil and Water Assessment Tool (SWAT)

O SWAT (Soil and Water Assessment Tool) é um modelo matemático de parâmetro distribuído, desenvolvido em escala de bacia hidrográfica com a finalidade de permitir que um número de diferentes processos físicos seja simulado em bacias hidrográficas permitindo a realização de uma análise os impactos das alterações no uso do solo sobre o escoamento superficial e subterrâneo, produção de sedimentos e qualidade de água.

O modelo foi desenvolvido pelo Departamento de Agricultura norte-americano USDA, Agricultural Research Service (ARS), em Temple, no estado do Texas, e é uma ferramenta de domínio público. Incorpora características de diversos modelos criados no ARS e é resultado direto do modelo SWRRB (Simulator for Water Resources in Rural Basins) com o modelo ROTO (Routing Outputs to Outlet). Os modelos específicos que contribuíram significativamente para o desenvolvimento do SWAT foram: USLE (Equação Universal da Perda de Solos), CREAMS (Chemicals, Runoff and Erosion from Agricultural Management Systems), GLEAMS (Groundwater Loading Effects on Agricultural Management Systems) e EPIC (Erosion-Productivity Impact Calculator) (NEITSCH et al., 2011b; ARNOLD e FOHRER, 2005).

O modelo SWAT tem muitas peculiaridades e características, algumas já mencionadas anteriormente, porém como descrevem Arnold et al., 1998; Neitsch et al., 2011a Souza et al., 2009, as principais são:

1. É um modelo que possui base física, com equações que descrevem a relação entre as variáveis do sistema. Requer como entradas informações sobre clima, solos, relevo, vegetação e uso e manejo do solo. Através destas informações, o SWAT modela os processos físicos associados com o movimento da água, movimento de sedimentos, crescimento da vegetação, ciclagem de nutrientes, qualidade da água etc. O aspecto positivo dessa característica do modelo é que bacias hidrográficas sem dados de monitoramento também podem ser modeladas;

2. É computacionalmente eficiente, podendo simular extensas bacias hidrográficas sem gastos excessivos de tempo;
3. É distribuído, o modelo SWAT considera a bacia dividida em sub-bacias e essas sub-bacias são divididas em Unidades de Resposta Hidrológica (HRU's - Hydrological Response Units), que permite a simulação e análise de diferentes usos e tipos de solo da bacia hidrográfica, sem aumentar demasiadamente o número de dados necessários;
4. Para as funções mais básicas, o modelo utiliza informações de fácil acesso, disponíveis em agências governamentais.
5. O modelo encontra-se em constante desenvolvimento pelos autores e novas versões poderão incluir novos processos ainda não contemplados.

Segundo Arnold et al. (1993) o SWAT foi desenvolvido para prognosticar o efeito de diferentes cenários com diferentes características de terreno, clima, solo, vegetação e topografia em bacias hidrográficas, num intervalo de tempo determinado.

Ao invés de trabalhar com equações de regressão, para descrever o relacionamento entre variáveis, o SWAT requer informações específicas sobre água, propriedades do solo, topografia, vegetação e práticas de gerenciamento da terra que ocorrem na bacia. As entradas básicas do modelo são: precipitação, radiação, temperaturas máxima e mínima, velocidade do vento, umidade relativa, cobertura da terra, uso e tipo do solo, modelo numérico do terreno (MNT) e hidrografia.

O SWAT considera a bacia dividida em sub-bacias com base no relevo, solos e uso da terra e, desse modo, preserva parâmetros espacialmente distribuídos da bacia inteira e características homogêneas dentro da bacia (DI LUZIO et al., 2002). Essas sub-bacias são divididas, ainda, em unidades de resposta hidrológica (HRU's), que representam combinações únicas de uso do solo, tipo do solo e classe de rampa. As HRU's não interagem entre si, as respostas de cada HRU (escoamento, sedimentos e nutrientes) são calculadas separadamente e então somadas para encontrar-se a carga total da sub-bacia. As HRU's são utilizadas como a base de cálculo para o balanço hídrico. O modelo SWAT pode ser utilizado para vários propósitos, de acordo com o objetivo de cada trabalho, podendo ser útil para avaliar o comportamento hidrológico, quantificar a produção de sedimentos, baseando-se em diferentes usos e manejo do solo, ou quantificar cargas de poluentes em bacias agrícolas. De acordo com Neitsch et al. (2002a), a estrutura de dados que são

parâmetros de saída é dividida em oito componentes principais: clima, ciclo hidrológico, nutrientes e pesticidas, erosão, cobertura do solo e crescimento vegetal, práticas de manejo, propagação no canal principal e, corpos de água.

No Brasil alguns trabalhos foram realizados aplicando-se o SWAT como ferramenta para os estudos hidrológicos e de produção de sedimentos. Na Tabela 1 é apresentada uma relação com artigos e dissertações que utilizaram o SWAT no país que de forma geral objetivaram a modelagem do fluxo de água em diferentes bacias brasileiras com características diferenciadas.

Tabela 1 - Trabalhos utilizando o SWAT no Brasil para a estimativa da vazão.

Autor	Trabalho	Ano	Área de drenagem (km²)	Estatística c: calib. v: verif.	Escala de tempo
Oliveira e Medeiros	Aplicação do modelo SWAT na avaliação de impactos decorrentes da modificação no uso do solo em bacias hidrográficas.	1999	755,4	-	-
Machado	Simulação de escoamento e de produção de sedimentos em uma microbacia hidrográfica utilizando técnicas de modelagem e geoprocessamento	2002	59,73	c: NS 0,92	mensal
Machado et al.	Simulação de escoamento em uma microbacia hidrográfica utilizando técnicas de modelagem e geoprocessamento	2003	59,73	c: NS 0,92	mensal
Garrido	Aplicação de modelo matemático de simulação com utilização de SIG à bacia do rio Jiquiriçá – Bahia.	2003	6,900.00	c: NS 0,26 v: NS 0,37	diário
Baldissera	Aplicabilidade do modelo de simulação Hidrológica SWAT (Soil and Water Assessment tool), para a bacia Hidrográfica do rio Cuiabá/MT.	2005	29,000.00	c: NS 0,77	mensal
Santos et al.	Simulação com modelo SWAT das condições hidrológicas e de produção e transporte de sedimentos na bacia do rio Apucarantina - PR	2006	504	c: NS>0,7 c: NS>0,8	diário mensal
Paiva e Paiva	Simulação hidrológica com modelo SWAT na Bacia Menino Deus I, representativa da Mata Atlântica.	2006	18	c: R ² 0,54 c: R ² 0,88	diário mensal
Roloff et al.	Modelo SWAT: Potencial de uso como auxiliar na gestão de pequenas bacias hidrográficas sem dados históricos.	2007	65 16,5	-	-
Baltokoski	Modelo SWAT2005 aplicado às sub-bacias dos rios Conrado e Pinheiros-Pato Branco-PR	2008	24,11	c: NS 0,61	diário
Lopes et al.	Análise da produção de água e de sedimento em uma microbacia	2008	8,56	c: R ² 0,59	diário

experimental com a aplicação do modelo
SWAT

Lopes e Kobiyama	Análise do equilíbrio hidrossedimentológico em uma microbacia experimental com o modelo SWAT e as características geomorfológicas.	2008	8,56	c: NS 0,23	diário
Lino et al.	Análise da vazão da bacia hidrográfica do Rio Preto com o modelo SWAT	2009	1,000.00	c: NS 0,51	mensal
Lubitz	Avaliação da aplicação do modelo hidrológico SWAT à bacia do ribeirão Concórdia-Lontras-SC	2009	30,74	c: NS 0,32 c: NS 0,88	diário mensal
Maluta et al.	Aplicação do modelo SWAT no gerenciamento de bacias hidrográficas: Bacias-escola na região norte catarinense	2009	-	-	-
Souza et al.	O modelo SWAT como ferramenta para a gestão de recursos hídricos: avaliação de vazões de outorga na bacia hidrográfica do Altíssimo Rio Negro	2009	788	c: NS 0,72	mensal
Blainski e Garbossa	Estimativa do regime hidrológico em uma bacia hidrográfica com base na modelagem hidrológica dinâmica e distribuída.	2009	3,000.00	c: NS 0,72	mensal
Lelis e Calijuri	Modelagem hidrossedimentológica de bacia hidrográfica na região sudeste do Brasil, utilizando o SWAT	2010	54,22	-	-
Bonumá et al.	Balanço hídrico e sua relação com a modelagem da produção de sedimentos em uma pequena bacia hidrográfica rural.	2013	3,20	v: NS 0,55 v: NS 0,87	diário mensal
Blainski et al.	Modelagem e simulação do uso do solo e as alterações no Ambiente	2011	3,000.00	c: NS 0,72	mensal
Ferrigo	Utilização do modelo SWAT na estimativa de produção de sedimentos na bacia do córrego Capão Comprido no Distrito Federal	2011	896	c: NS 0,40 v: NS 0,48	diário
Uzeika et al.	Use of the Swat Model for Hydro-Sedimentologic Simulation in a Small Rural Watershed	2012	1,19	c: NS <0,5	diário
Lelis et al.	Análise de Sensibilidade e Calibração do Modelo Swat Aplicado em Bacia Hidrográfica da Região Sudeste do Brasil	2012	0,54	c: NS 0,99	-
Perazzoli	Avaliação das mudanças climáticas e do uso do solo nas vazões e nos sedimentos da bacia do ribeirão Concórdia, Lontras – SC	2012	30,74	c: NS 0,82	mensal
Andrade et al.	Simulação hidrológica em uma bacia hidrográfica representativa dos Latossolos na região Alto Rio Grande, MG	2013	32	c: NS 0,93	diário

c : calibração; v: validação; NS: coeficiente de eficiência de Nash-Sutcliffe; R^2 : coeficiente de determinação

Garbossa et al. (2011) realizaram um levantamento a respeito dos trabalhos realizados utilizando o modelo SWAT no Brasil entre 1999 e 2010. Os autores verificaram a utilização do modelo em vários estudos e avaliações hidrológicas em condições brasileiras, sendo o primeiro trabalho escrito em 1999 por Oliveira e Medeiros (1999). Segundo os autores, a menor bacia modelada possui 1,19 km², e está localizada no estado do Rio Grande do Sul (UZEIKA et al. 2012). Já a maior bacia modelada, possui cerca de 29.000 km² e está localizada no Mato Grosso (BALDISSERA, 2005). Segundo os mesmo autores existem mais de cem artigos sobre modelização utilizando o SWAT que foram encontrados entre os anos de 1999 e 2010, dos 60 trabalhos citados por Garbossa et al. (2011), 42% das publicações estão concentradas na região sul do Brasil.

Machado (2002) comparou os dados de escoamento e produção de sedimentos gerados pelo modelo com aqueles obtidos em postos hidrossedimentológicos da microbacia hidrográfica do ribeirão dos Marins, afluente do rio Piracicaba, SP, e verificou que o resultado do modelo foi satisfatório, obtendo um coeficiente de Nash-Sutcliffe igual a 0,92.

Baldissera (2005), num estudo para avaliação da aplicabilidade do SWAT para simulação de vazões líquidas mensais da bacia hidrográfica do rio Cuiabá, em Mato Grosso, obtendo resultados em bacias hidrográficas de grande escala com características heterogêneas de relevo, de uso do solo e de processos hidrológicos. O estudo mostrou as dificuldades encontradas no ajuste de fluxo de base, advindas da limitada base de dados, que prejudicaram o desempenho das simulações de vazão.

Baltokoski (2008) realizou um estudo utilizando o modelo SWAT em duas microbacias hidrográficas contíguas, dos rios Conrado e Pinheiro, afluentes do Rio Pato Branco, no Paraná, a fim de estabelecer as causas e efeitos dos impactos causados pelas fontes difusas de poluição.

Em Santa Catarina Souza et al., (2009) utilizaram o SWAT como ferramenta para concessão de outorgas de direito de uso de recursos hídricos, na bacia hidrográfica do Altíssimo Rio Negro.

Perazzoli (2012) utilizou o SWAT para analisar os impactos gerados pelo uso do solo em diferentes cenários (reflorestamento, mata nativa e agricultura) e mudanças climáticas em uma pequena bacia agrícola em Santa Catarina, amplamente monitorada, dados pluviométricos, fluviométricos, meteorológicos e de qualidade de água disponíveis, que são utilizados como dados de entrada do modelo. O autor concluiu que o cenário reflorestamento apresentou o maior acréscimo na vazão média da bacia, enquanto que o uso

do solo mata nativa, apresentou o maior decréscimo. O cenário agricultura produziu a maior taxa de sedimentos, enquanto que o reflorestamento apresentou um decréscimo de cerca de 84%. Nas simulações de clima futuro, o autor utilizou os cenários climáticos A2 e B2 do IPCC (2007). Em ambos os cenários o modelo simulou uma diminuição da vazão média, sendo a maior diminuição no cenário B2, que é o cenário otimista em relação a emissão de gases de efeito estufa e considera que a população atingirá 10 bilhões de habitantes em 2100, tendo uma variação da temperatura entre 1,4 e 3,8°C.

Para Garbossa et al. (2011), todos estes trabalhos demonstram que o SWAT teve bom desempenho em várias regiões, possibilitando sua utilização como ferramenta de apoio para municípios, empresas estatais, instituições federais e comitês de bacia.

Kim e Pachepsky (2010) utilizaram 39 séries de precipitações diárias reconstruídas por RNA como dados de entrada no modelo SWAT em uma bacia com área de drenagem de 379 km², parte central da Baía de Chesapeake, EUA e concluíram que este tipo de reconstrução de precipitação garante a sua aplicabilidade ao modelo.

Esses trabalhos utilizaram dados diários ou mensais, porém em nenhum caso utilizou-se dados de entrada horários. Notou-se também que há, em alguns trabalhos, uma grande variação no desempenho do modelo para avaliar as estatísticas de saída, onde os coeficientes de eficiência de Nash-Sutcliffe na calibração variaram entre 0,23 e 0,93 em base diária. Os coeficientes de eficiência mais elevados foram obtidos quando avaliados na base de saída mensal, chegando a um NS igual a 0,99. Em geral o modelo tem apresentado menor desempenho ao se avaliar os parâmetros estatísticos numa base diária quando comparados com uma base mensal.

2.2.1 Equacionamento do modelo SWAT

O SWAT representa o balanço hídrico local. Assim, segundo Neitsch et al. (2011), a estrutura do modelo SWAT foi dividida em sete componentes: (i) hidrologia, (ii) clima, (iii) sedimentos, (iv) crescimento vegetal, (v) manejo agrícola, (vi) nutrientes, e (vii) pesticidas.

As simulações hidrológicas em uma bacia são separadas em duas partes, onde a primeira parte é a fase terrestre do ciclo hidrológico e ela controla a quantidade de água, de sedimentos, de nutrientes e pesticidas para o canal principal em cada sub-bacia. A segunda parte é a fase de propagação da água no ciclo hidrológico, podendo ser definida como o

movimento de água, de sedimentos, de nutrientes e de pesticidas através da rede de canais da bacia hidrográfica para a saída.

As informações de entrada de cada sub-bacia são agrupadas nas seguintes categorias: clima; HRU's, lagoas/reservatórios, aquífero e canal de drenagem principal (NEITSCH et al., 2011a). As variáveis climáticas solicitadas pelo modelo são: dados diários de precipitação, temperaturas máxima e mínima do ar, radiação solar, umidade relativa do ar e velocidade do vento. Os valores para esses parâmetros podem ser lidos a partir do registro de dados coletados ou podem ser gerados pelo modelo.

O sistema hidrológico simulado pelo SWAT é composto de quatro volumes de controle: (i) reservatório superficial, (ii) reservatório subsuperficial, (iii) reservatório subterrâneo – aquífero raso, e (iv) reservatório subterrâneo – aquífero profundo. No modelo, a determinação da produção de água da bacia hidrográfica é baseado na equação do balanço hídrico:

$$SW_t = SW_0 + \sum_{i=1}^t (R_i - Q_i - ET_i - P_i - QR_i) \quad (01)$$

onde SW_t é a quantidade final de água no solo, SW_0 é a quantidade inicial de água no solo (mm), t é o tempo (dias), R_i é a precipitação (mm), Q_i é o escoamento superficial (mm), ET_i é a evapotranspiração (mm), P_i é a percolação (mm), e QR_i é o fluxo de retorno (mm).

A contribuição desses reservatórios para o escoamento superficial provém do escoamento lateral a partir do perfil de solo e do escoamento de retorno do aquífero raso. O volume que percola do reservatório subsuperficial através do perfil de solo representa a recarga do aquífero raso. A água que percola para o aquífero profundo não retorna para o sistema.

A seguir são apresentadas as principais equações que o modelo utiliza no que diz respeito à hidrologia.

2.2.1.1 Escoamento superficial

Este modelo disponibiliza dois métodos para estimar o volume do escoamento superficial. Uma das metodologias é uma versão modificada do método da Curva Número (CN) do SCS – Soil Conservation Service (USDA-1972) (FITZHUGH e MACKAY, 2000)

para estimar o volume do escoamento. Os valores de CN são obtidos para cada combinação de classe e cobertura existente, segundo as HRU's formadas, em condições de umidade antecedente. O escoamento superficial é expresso por:

$$Q = \frac{(P-0,2*S)^2}{P+0,8*S} \quad (02)$$

onde Q é o escoamento superficial (mm), P é a precipitação, em mm e S é a retenção potencial na superfície do solo (mm). Esta expressão é válida para $P \geq 0,2 S$. A retenção potencial varia de acordo com tipo de solo, tipo de uso do solo, declividade, entre outros. O parâmetro de retenção pode ser calculado pela equação:

$$S = 25,4 * \left(\frac{1000}{CN} - 10 \right) \quad (03)$$

onde CN é o Curva-Número (adimensional).

O CN é função da permeabilidade, umidade inicial do solo e do uso do solo. A escala de CN não é linear, variando entre 1 e 100, sendo 1 para cobertura permeável e 100 para cobertura impermeável. São definidas três condições de umidade: CN1 (condição de murcha permanente), CN2 (umidade média do solo) e CN3 (umidade do solo em sua capacidade de campo). Os solos podem ser classificados em quatro grupos (A, B, C, D) ou três classes duplas (A/D, B/D e C/D) de acordo com suas características físicas.

O outro método é o de Green & Ampt (1911). O modelo de Green-Ampt foi derivado da equação de Darcy, sendo desenvolvido para estimar a infiltração de água em solos homogêneos. Este método considera que, durante o processo de infiltração, existe uma carga hidráulica (H_0) constante na superfície do solo e uma frente de umedecimento bem nítida, acima da qual o solo se encontra uniformemente saturado, com condutividade hidráulica K_s , e que o potencial matricial (ψ_f) nesta frente permanece igual ao valor do potencial matricial antes da infiltração. Sendo assumido, também, que a água penetra no solo abruptamente, o que resulta na formação de duas regiões bem definidas, sendo a primeira com umidade equivalente ao solo saturado (θ_s) e a segunda com umidade igual à que possuía antes do início do processo (θ_i), o que caracteriza o denominado movimento tipo pistão.

$$T_i = K_s \left[1 + \psi_f \frac{(\theta_s - \theta_i)}{I} \right] \quad (04)$$

onde T_i é a taxa de infiltração de água no solo, mm h^{-1} ; K_s é a condutividade hidráulica do solo saturado, mm h^{-1} ; ψ_f é o potencial matricial do solo na frente de umedecimento, mm; θ_s é a umidade do solo saturado em $\text{cm}^3 \text{cm}^{-3}$; θ_i é a umidade do solo no início do processo de infiltração em $\text{cm}^3 \text{cm}^{-3}$; e I , a infiltração acumulada (mm).

Mein e Larson (1973) modificaram o método de Green-Ampt de modo que este pudesse ser aplicado também no período de tempo durante o qual não ocorre o empoçamento de água sobre a superfície do solo. Desta forma, o método desenvolvido, denominado de Green-Ampt modificado por Mein e Larson (GAML), passou a ser aplicável para as condições típicas de infiltração durante a ocorrência de precipitação.

Devido à desuniformidade da umidade do solo no início do processo de infiltração e à variação de suas propriedades físicas ao longo do perfil, a frente de umedecimento não é abrupta e bem definida, como pressuposto no desenvolvimento do modelo de Green-Ampt. A frente de umedecimento é, na verdade, difusa e torna-se cada vez mais difusa à medida que penetra no solo. Sendo o parâmetro ψ_f o mais difícil de ser determinado com precisão, porém o que apresenta menor sensibilidade ao método. Porém, a determinação destes parâmetros é de difícil obtenção, podendo não fornecer valores confiáveis. Sendo assim, diversos pesquisadores desenvolveram estudos visando adequar os parâmetros de entrada dos modelos de Green-Ampt e GAML, substituindo θ_s por θ_w (a umidade da zona de transmissão), K_s por K_w (condutividade hidráulica relativa à umidade da zona de transmissão), e propondo alternativas para o cálculo de ψ_f (BOUWER, 1969; WANG e BENSON, 1995, SILVA e KATO, 1998; CECILIO et al., 2003; MESQUITA e MORAES, 2004; ATAIDE, 2005).

2.2.1.2 Taxa de escoamento de pico

É a taxa de escoamento superficial máximo que pode ocorrer em um evento de precipitação e é um indicador do poder erosivo da chuva. O SWAT calcula a taxa com a equação do Método Racional Modificado.

$$Q_p = \frac{a_{tc} * Q_{surf} * A}{3.6 * t_{conc}} \quad (05)$$

onde Q_p é a taxa de escoamento superficial (m^3s^{-1}); a_{tc} é a fração do escoamento diário que ocorre durante o tempo de concentração; Q_{surf} é o escoamento superficial (mm); A é a área da sub-bacia (km^2); 3.6 é o fator de conversão de unidade; t_{conc} é o tempo de concentração para a sub-bacia (h).

2.2.1.3 Tempo de concentração

O tempo de concentração é a quantidade de tempo desde o início da chuva até o momento no qual toda a área da bacia está contribuindo para a vazão e está diretamente relacionado com o tamanho da bacia. O tempo de concentração é calculado por:

$$t_{ch} = \frac{0,62 * L * n^{0,75}}{A^{0,125} * slp_{ch}^{0,375}} \quad (06)$$

onde t_{ch} é o tempo de concentração da vazão no canal (h), L é o comprimento do canal do ponto mais distante até o exutório da sub-bacia (km), n é o coeficiente de rugosidade de Manning para o canal, A é a área da sub-bacia (km^2) e slp_{ch} é a declividade do canal ($m m^{-1}$).

2.2.1.4 Retardo do escoamento superficial

Em grandes bacias, com um tempo de concentração maior que um dia, somente uma porção do escoamento superficial irá chegar ao canal principal no dia em que é gerado. O SWAT tem um recurso de armazenamento para o volume do escoamento superficial que não chega ao canal principal no mesmo dia em que é gerado.

A quantidade de escoamento superficial liberado para o canal principal é calculado pela equação:

$$Q_{surf} = (Q'_{surf} + Q_{stor,i-1}) * \left(1 - \exp\left[\frac{-surlag}{t_{conc}}\right]\right) \quad (07)$$

onde Q_{surf} é a quantidade de escoamento superficial liberada para o canal principal em um dia qualquer (mm); Q'_{surf} é a quantidade de escoamento superficial gerada em uma bacia em um dia qualquer (mm); $Q_{stor,i-1}$ é o escoamento superficial armazenado ou atrasado do dia

anterior (mm), surlag é o atraso do escoamento superficial; e t_{conc} é o tempo de concentração para a bacia (h).

2.2.1.5 Escoamento lateral

O escoamento lateral pode ser significativo em áreas com solos de alta condutividade hidráulica nas camadas superficiais e com camadas impermeáveis ou semipermeáveis.

O SWAT incorpora um modelo de armazenamento cinemático para o escoamento lateral desenvolvido por Sloan et al. (1983) e resumidos por Sloan e Moore (1984). Este modelo simula o fluxo de subsuperfície (escoamento lateral) em uma seção transversal bidimensional ao longo de um caminho de fluxo para baixo, por uma encosta íngreme. A aproximação cinemática foi utilizada em sua derivação. O volume drenável na zona saturada do segmento da encosta por unidade de área, SW_{ly} , em excesso, é calculado pela equação:

$$SW_{ly,excess} = \frac{1000 * H_0 * \theta_d * L_{hill}}{2} \quad (08)$$

$$Q_{lat} = 0,024 * \left(\frac{2 * SW_{ly,excess} * K_{sat} * slp}{\theta_d * L_{hill}} \right) \quad (09)$$

onde Q_{lat} é o escoamento lateral ($mm \text{ dia}^{-1}$); $SW_{ly,excess}$ é o volume da lâmina drenável na zona saturada da encosta por unidade de área (mm); K_{sat} é a condutividade hidráulica saturada ($mm \text{ h}^{-1}$); slp (slope) é a inclinação introduzida no SWAT como o aumento na elevação por unidade de distância; θ_d é a porosidade drenável do solo ($mm \text{ mm}^{-1}$); L_{hill} = é o comprimento de rampa (m).

2.2.1.6 Armazenamento no dossel

O armazenamento no dossel afeta significativamente a infiltração, o escoamento superficial e a evapotranspiração. No modelo, a quantidade máxima de água que pode ficar retida nas copas das plantas pode variar de dia para dia, em função do índice de área foliar, conforme a seguinte equação:

$$can_d = can_{max} * \frac{LAI}{LAI_{max}} \quad (10)$$

onde can_d é a quantidade máxima de água que pode ser retida nas copas em um dia qualquer (mm); can_{max} é a quantidade máxima de água que pode ser retida nas copas quando o dossel está totalmente desenvolvido (mm); LAI é o índice de área foliar para um dia qualquer; e LAI_{max} é o índice máximo de área foliar para a planta.

2.2.1.7 Evapotranspiração potencial

A evapotranspiração envolve todos os processos responsáveis pela transformação da água da superfície terrestre em vapor. Inclui a evaporação do dossel da vegetação, transpiração, sublimação e evaporação a partir do solo, ou seja, é determinada pela soma da evaporação do solo e a transpiração das plantas, ambas definidas em função da evapotranspiração potencial. A evapotranspiração é o primeiro processo pelo qual a água é retirada da bacia.

O modelo SWAT oferece três métodos para o cálculo da evapotranspiração potencial: Hargreaves (HARGREAVES et al.,1985), Priestley-Taylor (PRIESTLEY e TAYLOR, 1972) e Penman-Monteith (MONTEITH, 1965; ALLEN, 1986; ALLEN et al., 1989). O modelo permite também inserir os dados de evapotranspiração, obtidos, por exemplo, em estação meteorológica automática, ou estimados a partir de imagens de satélite (SOUSA, 2010).

2.2.1.8 Percolação

A componente de percolação do SWAT usa uma técnica de propagação do armazenamento, combinado com um modelo de fluxo em fendas para simular o escoamento que percola em cada camada de solo. Uma vez a água percolada para abaixo da zona das raízes, este volume é armazenado como água subterrânea ou surge como escoamento de retorno à jusante do ponto considerado. A quantidade de água que percola para a próxima camada é calculada pela equação:

$$W_{perc,ly} = SW_{ly,excess} * \left(1 - \exp\left[-\frac{\Delta t}{TT_{perc}}\right]\right) \quad (11)$$

onde $W_{perc,ly}$ corresponde à quantidade de água que percola para a próxima camada (mm); $SW_{ly,excess}$ é o volume da lâmina drenável de água na camada de solo (mm); Δt é a duração do passo de tempo (h); TT_{perc} é o tempo de propagação na camada i (h).

O volume de água disponível para percolação $SW_{ly,excess}$, na camada de solo é calculado por:

$$SW_{ly,excess} = SW_{ly} - FC_{ly} \quad \text{se} \quad SW_{ly} > FC_{ly} \quad (12)$$

$$SW_{ly,excess} = 0 \quad \text{se} \quad SW_{ly} \leq FC_{ly} \quad (13)$$

onde SW_{ly} é o conteúdo da lâmina de água na camada de solo (mm); FC_{ly} o conteúdo da lâmina de água na camada de solo na capacidade de campo (mm).

O tempo de propagação em cada camada de solo (TT_{perc}) é calculado pela equação:

$$TT_{perc} = \frac{SAT_{ly} - FC_{ly}}{K_{sat}} \quad (14)$$

onde SAT_{ly} corresponde a quantidade de lâmina de água na camada de solo quando completamente saturado (mm); K_{sat} é a condutividade hidráulica saturada (mm h^{-1}).

2.2.1.8 Água subterrânea

O SWAT simula dois tipos de aquíferos em cada sub-bacia. O primeiro é um aquífero não confinado (lençol freático), que possui o nível de água do próprio lençol como limite superior, podendo haver fluxo de água para a franja capilar. Este tipo de aquífero contribui com a vazão do canal principal ou do tributário presente na sub-bacia. Outro tipo de aquífero simulado pelo SWAT é o confinado. O modelo considera que a água presente neste tipo de aquífero irá contribuir com a vazão de um canal em uma bacia hidrográfica diferente da estudada.

O balanço hídrico para o aquífero raso é:

$$aq_{sh,i} = aq_{sh,i-1} + W_{rchrq} - Q_{gw} - W_{revap} - W_{deep} - W_{pump,sh} \quad (15)$$

onde $a_{qsh,i}$ é a quantidade de água armazenada no aquífero raso no dia i (mm); $a_{qsh,i-1}$ é a quantidade de água armazenada no aquífero raso no dia $i-1$ (mm); W_{rchrg} é a quantidade de recarga do aquífero entram no dia i (mm); Q_{gw} é o escoamento de retorno (mm); W_{revap} é o escoamento que retorna ao perfil do solo no dia i (mm); W_{deep} é a infiltração para o aquífero profundo no dia i (mm); $W_{pump,sh}$ é a quantidade de água retirada do aquífero raso bombeando no dia i (mm), ou, uso da água.

O modelo SWAT permite que a água proveniente do escoamento de base contribua no canal principal somente nos casos em que a água armazenada em um aquífero raso ultrapassa um limite previamente estabelecido pelo usuário, a_{qshthr} . O escoamento de base é calculado pela seguinte equação:

$$Q_{gw} = \frac{8000 * K_{sat}}{L_{gw}^2} * h_{wtbl} \quad (16)$$

onde Q_{gw} é o escoamento de retorno (mm); K_{sat} é a condutividade hidráulica do aquífero (mm dia^{-1}); L_{gw} é o comprimento do dreno (m); h_{wtbl} é a cota piezométrica (m).

Na medida em que as camadas de solo acima do lençol freático vão perdendo umidade, a água da superfície do lençol se movimenta para a franja capilar, para depois evaporar para a zona insaturada do solo. Assim, simulando o movimento da água do lençol para a zona insaturada do solo em função da evapotranspiração demandada, sendo que para não confundir este movimento com a transpiração e a evaporação, o SWAT denomina este movimento como *revap*. O *revap* só ocorre quando a quantidade de água armazenada no aquífero é maior do que o limite estabelecido, sendo calculado em escala diária. É possível simular também a retirada de água do lençol freático para irrigação, se os parâmetros forem fornecidos ao modelo.

Igualmente ao escoamento de retorno, o *revap* somente irá ocorrer se a quantidade de água existente no aquífero raso exceder um limite especificado pelo usuário do modelo. A quantidade máxima de água que pode ser removida do aquífero por *revap* em um dia qualquer é calculada pela seguinte equação:

$$W_{revap,max} = \beta_{rev} * E_0 \quad (17)$$

onde $W_{revap,max}$ é a quantidade máxima de água que é retirada do aquífero (mm); β_{rev} é o coeficiente de *revap*; e E_0 é a evapotranspiração potencial (mm).

Uma fração da recarga diária pode percolar até o aquífero profundo. O balanço hídrico para o aquífero profundo é:

$$aq_{dp,i} = aq_{dp,i-1} + W_{deep} - W_{pump,dp} \quad (18)$$

onde $aq_{dp,i}$ é a quantidade de água armazenada no aquífero profundo no dia i (mm H₂O); $aq_{dp,i-1}$ é a quantidade de água armazenada no aquífero profundo no dia $i-1$ (mm H₂O); W_{deep} é a quantidade de água infiltrada no aquífero raso para o aquífero profundo no dia i (mm H₂O) - Infiltração para o aquífero profundo; $W_{pump,dp}$ é a quantidade de água retirada do aquífero profundo pelo bombeamento do dia i (mm H₂O), ou seja uso da água.

Observando que a água que atinge o aquífero profundo não é considerada no balanço hídrico, sendo caracterizada como água que sai do sistema.

2.2.1.9 Propagação no canal

Para a simulação da propagação no canal, o SWAT utiliza informações sobre o comprimento, declividade, profundidade, declividade lateral e coeficiente de *manning* do canal, além da declividade e coeficiente de *manning* da margem de inundação.

O modelo utiliza a Equação de *Manning* para calcular a vazão e a velocidade do escoamento dos rios, enquanto que a propagação de água pelos canais é calculada pelo método de acumulação variada (WILLIAMS, 1969), ou pelo método de *Muskingum*, os quais se baseiam no modelo da onda cinemática e na equação da continuidade.

A equação de Manning é usada para calcular a vazão e velocidade de vazão no segmento do canal para um período de tempo, respectivamente, pelas seguintes equações:

$$q_{ch} = \frac{A_{ch} * R_{ch}^{2/3} * slp_{ch}^{1/2}}{n} \quad (19)$$

$$v_c = \frac{R_{ch}^{2/3} * slp_{ch}^{1/2}}{n} \quad (20)$$

onde q_{ch} é a vazão no canal (m³s⁻¹); A_{ch} é a área seccional em que ocorre a vazão no canal (m²); R_{ch} é o rio hidráulico do canal para uma determinada profundidade (m); slp_{ch} é a

declividade ao longo do comprimento do canal ($m\ m^{-1}$); n é o coeficiente “ n ” de *manning* para o canal; e v_c é a velocidade do fluxo no canal ($m\ s^{-1}$).

O SWAT assume que os canais possuem formato trapezoidal, com taludes cuja a inclinação ocorre na proporção de 2:1 (horizontal:vertical). O usuário deve informar ao modelo o comprimento, a largura e a profundidade do canal quando preenchido até o nível mais alto anterior a inundação para fora do canal, assim como, o coeficiente de *Manning* e a declividade do canal ao longo de seu comprimento.

O Método de acumulação variada (WILLIAMS, 1969), expressa a propagação de água pelo canal, é dado pela equação:

$$V_{out,2} = SC * (V_{in} + V_{stored,1}) \quad (21)$$

onde $V_{out,2}$ é o volume de água que sai do trecho em questão (m^3); SC é o coeficiente de armazenamento; V_{in} é o volume que entra no período em questão (m^3); $V_{stored,1}$ é o volume acumulado no início do período (m^3).

O coeficiente de armazenamento é calculado pela equação:

$$SC = \frac{2 * \Delta t}{2 * TT + \Delta t} \quad (22)$$

em que Δt é o período de tempo (s); e TT é o tempo de viagem, o qual é obtido pela relação:

$$TT = \frac{V_{stored}}{q_{out}} = \frac{V_{stored,1}}{q_{out,1}} = \frac{V_{stored,2}}{q_{out,2}} \quad (23)$$

onde V_{stored} é o volume armazenado (m^3); q_{out} é a vazão de descarga ($m^3\ s^{-1}$).

O método *Muskingum*, por sua vez, calcula o volume de água que será armazenado pelo canal, através da seguinte equação:

$$V_{stored} = K * [X * q_{in} + (1 - X) * q_{out}] \quad (24)$$

onde V_{stored} é o volume armazenado (m^3); q_{in} é a vazão que entra no canal ($m^3\ s^{-1}$); q_{out} é a vazão de descarga ($m^3\ s^{-1}$); X é o fator que fornece um peso que pode variar de 0 até 0,5

sendo função de quanta água será armazenada na crista da onda e sendo fornecido pelo usuário; K é a constante do tempo de armazenamento para o canal (s); e pode ser obtida através da seguinte equação:

$$K = coef_1 * K_{bnkfull} + coef_2 * K_{0,1bnkfull} \quad (25)$$

onde $coef_1$ e $coef_2$ são coeficientes de peso, fornecidos pelo usuário; $K_{bnkfull}$ é a constante do tempo de armazenamento para o segmento do canal com vazão máxima e com o canal no seu nível mais alto de água; $K_{0,1bnkfull}$ é a constante de tempo de armazenamento de água para o segmento do canal com vazão no momento em que a vazão corresponde a um décimo da vazão quando o canal encontra-se no seu nível mais alto.

O SWAT calcula as perdas de água do canal por transmissão e evaporação, calcula também a quantidade de água que entra no trecho de armazenamento do canal e o volume de água que retorna ao canal pelo escoamento de base. As equações para obtenção destes valores está descrito em Neitch et al., (2011a). Assim, é possível calcular o balanço hídrico no canal no fim de cada período pela seguinte equação:

$$V_{stored,2} = V_{stored,1} + V_{in} - V_{out} - tloss + E_{ch} + div + V_{bnk} \quad (26)$$

onde $V_{stored,2}$ é o volume de água no canal no final do período considerado ($m^3 H_2O$); $V_{stored,1}$ é o volume de água no canal no início do mesmo período ($m^3 H_2O$); V_{in} é o volume de água que entra no canal no período em questão (m^3); V_{out} é o volume de água que sai do canal no período em questão (m^3); $tloss$ é a quantidade de água que sai do canal por transmissividade (m^3); E_{ch} é a água evaporada do canal para o período (m^3); div é o volume de água adicionada ou removida do canal para diferentes usos (m^3); V_{bnk} é o volume de água adicionada ao canal pelo banco de armazenamento (m^3).

A velocidade de pico no canal é calculado pela equação:

$$v_{ch,pk} = \frac{q_{ch,pk}}{A_{ch}} \quad (27)$$

onde: A_{ch} é a área seccional de vazão do canal; e $q_{ch,pk}$ é a vazão de pico ($m^3 s^{-1}$), calculada por:

$$q_{ch,pk} = prf * q_{ch} \quad (28)$$

onde, prf é o fator de ajuste da taxa de pico; q_{ch} é a vazão média do canal (m^3s^{-1}).

2.2.2 Calibração do modelo

A aplicação do modelo SWAT requer o desenvolvimento de duas etapas importantes da modelagem hidrológica. A primeira é a calibração dos parâmetros e a segunda é a verificação do funcionamento do modelo ao conjunto de parâmetros obtidos na etapa anterior. Na etapa de calibração ocorrem os testes com os parâmetros de entrada conhecidos, e as saídas são usadas para ajustar ou estimar parâmetros e variáveis. Este processo pode ser feito de duas maneiras, manualmente ou automatizado. Optando-se pelo processo automatizado, chamado de autocalibração, o conjunto de arquivos gerados pela análise de sensibilidade é utilizado pelo modelo. Outra maneira é alterar de forma manual e individual cada parâmetro que tenha influência sobre a variável que se deseja calibrar. Desta forma, altera-se um parâmetro por vez e aplica-se o modelo para verificar os valores de saída. Este processo é repetido até que se obtenha um ajuste aceitável que se aproxime dos valores observados (NEITSCH et al., 2011a).

Geralmente, para executar a calibração de modelos, separa-se a série temporal de dados medidos em dois períodos, um para a calibração e outro para validação do modelo. Na calibração, as entradas do modelo são variadas até que valores de saída que se aproximem dos valores observados sejam obtidos. O modelo é então executado com os mesmos parâmetros de entrada para o período de validação, sendo determinado o ajuste. Quando calibrados os parâmetros do modelo, estes devem ser validados para situações semelhantes às quais se deseja aplicar (NEITSCH et al., 2011a). Os resultados da validação indicam se o modelo foi capaz de reproduzir a série de dados não usados em sua calibração.

A seguir são apresentados os principais parâmetros que podem ser submetidos à análise de sensibilidade e calibração utilizando-se o modelo SWAT (Tabela 2).

Tabela 2 - Parâmetros calibráveis no modelo SWAT.

Parâmetro	Definição	unidade
Alpha_Bf	Constante de recessão do escoamento de base	Dias
Biomix	Eficiência da atividade biológica	adimensional
Canmx	Interceptação máxima da vegetação	Mm
Ch_Cov	Fator de cobertura do canal	adimensional
Ch_K2	Condutividade hidráulica na base do canal principal	mm h ⁻¹
Ch_N2	Coefficiente de rugosidade do canal principal	mm ^{-1/3} s
Cn2	Curva Número	adimensional
Epc0	Fator de compensação para uso de água pelas plantas	adimensional
Esco	Coefficiente de compensação da evaporação no solo	adimensional
Gw_Delay	Tempo de recarga do aquífero	Dias
Gw_Revap	Coefficiente que controla o fluxo de água da zona saturada para a não saturada	adimensional
Gwqmn	Profundidade do aquífero raso para escoamento de base	Mm
Rchrg_Dp	Fração de percolação para o aquífero profundo	adimensional
Revapmn	Limite de água no aquífero raso para ocorrer percolação	Mm
Slope	Declividade	m m ⁻¹
Slsbbsn	Comprimento da vertente	M
Sol_Alb	Albedo do solo	adimensional
Sol_Awc	Capacidade de água disponível no horizonte do solo	mm mm ⁻¹
Sol_K	Condutividade hidráulica saturada	mm h ⁻¹
Sol_Z	Profundidade da superfície até a base do horizonte do solo	Mm
Surlag	Atraso do escoamento superficial	Dias

Os parâmetros *Timp*, *Tlaps*, *Sftmp*, *Smfmn*, *Smfmx* e *Smtmp* são usados nas equações responsáveis relacionadas com a ocorrência de neve que pode ocorrer em uma bacia hidrográfica (NEITSCH et al.,2011a). Portanto estes parâmetros não serão discutidos neste trabalho.

O parâmetro Alpha Bf tem relação direta com as recessões do hidrograma. Portanto, este parâmetro, em estudos de vazão mínima tem substancial importância. Avalia de forma direta a resposta da vazão subterrânea em função da recarga.

Durante uma chuva qualquer, a interceptação do dossel reduz a energia erosiva das gotas e armazena uma parcela da precipitação no dossel. Portanto, a interceptação máxima da vegetação, dada pelo parâmetro *Canmx*, afeta significativamente a infiltração, o escoamento superficial e a evapotranspiração. Quando o escoamento superficial é calculado, o Método SCS *Curva Número* agrega a interceptação do dossel para realizar as primeiras análises. Essa variável também inclui o armazenamento na superfície e a infiltração antes de calcular o escoamento e é estimada como sendo 20% do parâmetro de retenção para um dia qualquer. Quando o método de infiltração *Green & Ampt* é usado, a interceptação do dossel deve ser calculado separadamente. O SWAT permite que a quantidade máxima de água que pode ser retida no dossel varie diariamente, como uma função de índice de área foliar.

A curva número (CN2) é uma função da permeabilidade do solo, uso do solo e condições antecedentes de umidade no solo. Este parâmetro está relacionado com a infiltração e o escoamento superficial na bacia. Pode ser atualizado para condições de alterações no manejo ou para variações do ciclo natural da colheita e crescimento da lavoura.

A quantidade de água utilizada pelas plantas por dia é função da quantidade demandada pelas plantas e a quantidade de água disponível ao longo do perfil do solo. Na medida em que o teor de umidade das camadas superficiais do perfil diminui, as plantas compensam nas camadas mais profundas. Esta característica é controlada pelo fator de compensação de água pelas plantas (EPCO). O EPCO varia de 0,01 a 1 sendo que os valores mais próximos de 1 indicam cada vez camadas mais profundas compensando.

Quando existe uma demanda de evaporação de água no solo, o SWAT particiona a demanda entre as camadas de solo. A quantidade de demanda evaporativa de uma camada de solo é determinada tomando a diferença entre as demandas evaporativas calculados nos limites superior e inferior da camada de solo. Para permitir ao usuário controlar a distribuição desta demanda em diversas profundidades, o modelo utiliza o coeficiente de compensação da evaporação no solo (ESCO). Este parâmetro está relacionado com o processo de evapotranspiração na bacia. Os valores de ESCO variam de 0 a 1, podendo ser determinado um valor para cada HRU ou um único valor para toda a bacia hidrográfica.

O parâmetro GW DELAY, responsável por controlar o tempo de recarga do aquífero, relaciona-se com o escoamento de base. Influenciado a dinâmica da água subterrânea, este parâmetro tem substancial sensibilidade na calibração de vazões mínimas.

O GW REVAP, ao controlar o fluxo de água da zona saturada (aquífero) para a zona não saturada do solo, influencia a dinâmica da água subterrânea na bacia e por consequência, também tem estreita relação com as vazões mínimas. Devido ao fato do tipo de cobertura afetar o balanço hidrológico, os parâmetros que influenciam o *revap* podem ser alterados de acordo com o tipo de uso do solo.

O comprimento médio da encosta, de cada HRU, é controlado pelo parâmetro SLSUBBSN. O SLSUBBSN tem influência na taxa de pico do escoamento, escoamento superficial e também na produção de sedimentos. Mesmo o comprimento médio da encosta sendo um elemento físico da bacia, em virtude de limitações, este elemento pode ser alterado no modelo. Estas limitações podem ser de ordem de escala do mapeamento ou da própria modelagem. O comprimento da declividade média geralmente é superestimado, e o modelo adota 50 como um valor padrão caso não for inserido nenhum dado.

A quantidade de água disponível nas camadas de solo para a extração das plantas é estimada pela diferença entre a capacidade de campo e o ponto de murcha, controlada pelo parâmetro SOL_AWC. Este parâmetro tem relação com os processos de percolação, evaporação e dinâmica da água subterrânea na bacia.

A condutividade hidráulica saturada é controlada pelo parâmetro SOL_K. A condutividade hidráulica é uma característica física do solo, passível de medição em campo, que traz informações sobre o movimento da água no solo. Ela mensura a facilidade na qual a água se move pelo solo, sendo que o K_{sat} é recíproco à resistência da matriz do solo ao fluxo de água. Ocorre que os solos têm uma distribuição espacial irregular que os mapeamentos, em virtude da escala, não conseguem representar. Devido a este problema, não se obtêm o correto valor da condutividade hidráulica para toda a bacia, mas sim para pequenas porções. Desta forma, a estimativa/correção desta propriedade através de parâmetros de modelos hidrológicos é comum. A condutividade hidráulica influencia os processos de percolação, fluxo lateral e dinâmica da água subterrânea.

A declividade média de cada sub-bacia é representada pelo parâmetro SLOPE. Este parâmetro tem influência sobre a taxa de escoamento de pico, fluxo lateral, produção de sedimentos e escoamento superficial. É obtido na fase de geoprocessamento do modelo, sendo calculado a partir do Modelo Digital de Elevação.

2.3 Métodos de Preenchimento

A reconstrução de séries temporais incompletas e a interpolação espacial tem sido objeto de estudo de inúmeros trabalhos científicos, onde várias técnicas para estimar valores ausentes foram desenvolvidas. Em vários destes estudos utilizam-se os métodos clássicos determinísticos e estocásticos (WANDERLEY, AMORIN e CARVALHO, 2012). De acordo com Chibana et al. (2005) vários métodos podem ser utilizados no preenchimento de falhas de dados meteorológicos, incluindo-se a utilização de médias de dados observados ou dados sintéticos obtidos de geradores de dados, regressão linear, análise de séries temporais, ponderação regional com base em regressões lineares, métodos bayesianos e métodos de interpolação espacial, como krigagem, o Vizinho Natural, o Vizinho mais Próximo, a Triangulação Linear, o Inverso do Quadrado da Distância e Regressão Polinomial (SILVA, PEDROLLO e CASTRO, 2013), entre outros. Os modelos de regressão linear múltipla, associados aos Sistemas de Informação Geográfica, permitem estimar a variável climática em questão com boa precisão, desde que os modelos tenham sido devidamente ajustados, o que significa coeficiente de determinação aceitável, significância dos parâmetros estimados e da própria regressão pelo teste de F, que os resíduos apresentem normalidade e que os erros sejam os menores possíveis. Com base neste aspecto, podem-se estruturar camadas no SIG que correspondem aos dados de entrada para os modelos e com uso das ferramentas matemáticas disponíveis no mesmo, o modelo poderá ser aplicado em células tão pequenas quanto possível, gerando mapas com boa precisão dada às relações de causa e efeito que estariam sendo contempladas.

Um método bastante simplificado é o da média aritmética de estações vizinhas, que consiste de uma média dos dados oriundos das estações vizinhas. Este critério é válido somente para regiões consideradas hidrológicamente homogêneas e sua aplicação a regiões montanhosas não é recomendada devido à elevada variabilidade espacial. Este método pode ser empregado desde que as precipitações anuais normais das estações envolvidas não difiram em mais de 10%. A precipitação anual normal é um valor médio de um período mínimo de 30 anos. O método da ponderação regional visa à análise estatística das precipitações e a homogeneização do período de informações. O método da regressão linear consiste em utilizar regressão linear simples ou múltipla tendo-se outros postos vizinhos para obtenção de correlação com o posto de interesse. Na regressão linear simples as precipitações do posto com falhas são correlacionadas com a de um posto vizinho, sem

falhas. O método da ponderação regional com base em regressões lineares é uma combinação da ponderação regional e da regressão linear, onde se estabeleceram regressões lineares entre a série da estação a ser preenchida e cada um dos postos vizinhos. Cada regressão linear gera um coeficiente de correlação (R) e podem se estabelecer fatores de peso para cada estação vizinha. O fator de peso calculado é levado em consideração no preenchimento do dado faltante. Segundo Bertoni e Tucci (2002), o método da ponderação regional, o método da regressão linear e o método da ponderação regional com base em regressões lineares só devem ser utilizados com, no mínimo, 3 séries de precipitação de postos vizinhos.

Pruski et al. (2004), ao analisarem as variações espaciais da precipitação média anual da bacia do Rio São Francisco, utilizaram o método da ponderação regional com base em regressões lineares para o preenchimento de falhas em dados pluviométricos, adotando como critério mínimo a obtenção de coeficiente de determinação (R) maior que 0,7 e a existência de no mínimo oito pares de eventos entre as estações para a realização da regressão.

Jácomo (2011) utilizou a média aritmética dos valores de precipitação de três ou quatro estações mais próximas à estação com dados faltantes, para preencher as falhas de dados pluviométricos do oeste do Estado de São Paulo. O autor procedeu ao preenchimento levando em consideração o comportamento das estações utilizadas.

Oliveira et al. (2010) compararam os métodos de ponderação regional, regressão linear e potencial, regressão linear múltipla, ponderação regional e vetor regional. Preenchendo falhas em séries históricas de precipitação anual, os autores verificaram que o método da regressão linear múltipla apresentou os melhores resultados.

De acordo com Monbet, Ailliot e Prevosto (2007), a escolha do método de preenchimento de falhas depende da sua precisão em descrever as características do fenômeno e da facilidade de uso em relação aos dados disponíveis. Teegavarapua e Chandramouli (2005) descrevem os principais métodos utilizados em hidro-climatologia, para preenchimento de falhas. Também, Fill (1987) e Bertoni & Tucci (2007) apresentam várias metodologias empregadas no preenchimento de falhas e comentam que nenhuma se presta ao preenchimento de falhas diárias, sendo mais recomendadas no preenchimento de falhas mensais ou anuais. Métodos clássicos são geralmente utilizados no preenchimento de falhas em dados de chuva em escalas temporais mensais e anuais, que são representações suaves do processo real de chuva. Numa escala diária, entretanto, os padrões espaço-temporais do

processo de chuva são complexos, não-lineares e altamente variáveis no tempo, o que dificulta a aplicação de métodos clássicos.

Desta maneira, a aplicabilidade da Inteligência Artificial, como método de preenchimento de dados inexistentes, vem apresentando resultados satisfatórios (TAE-WOONG e AHN, 2009; TEEGAVARAPU et al., 2009; KIM e PACHEPSKY, 2010; NKUNA e ODIYO, 2011).

Em Ooba et al. (2006) foi desenvolvido uma combinação das técnicas de algoritmos genéticos e redes neurais artificiais para preencher falhas em dados de fluxo de carbono. Foi feito também uma comparação dos resultados de sua aplicação com um método convencional que usa equações com parâmetros que foram determinados por meio de regressão não linear. Os resultados mostraram que a combinação das técnicas utilizadas teve uma maior precisão quando comparada ao método convencional testado.

Khalil, Panu e Lennox (2001) apresentaram uma abordagem alternativa para o preenchimento de dados de séries temporais de vazão usando RNAs. Os resultados indicaram que os modelos mostraram bom desempenho no preenchimento de dados de vazão ao realizar um agrupamento de dados levando em consideração os diferentes períodos sazonais.

2.4 Redes Neurais Artificiais

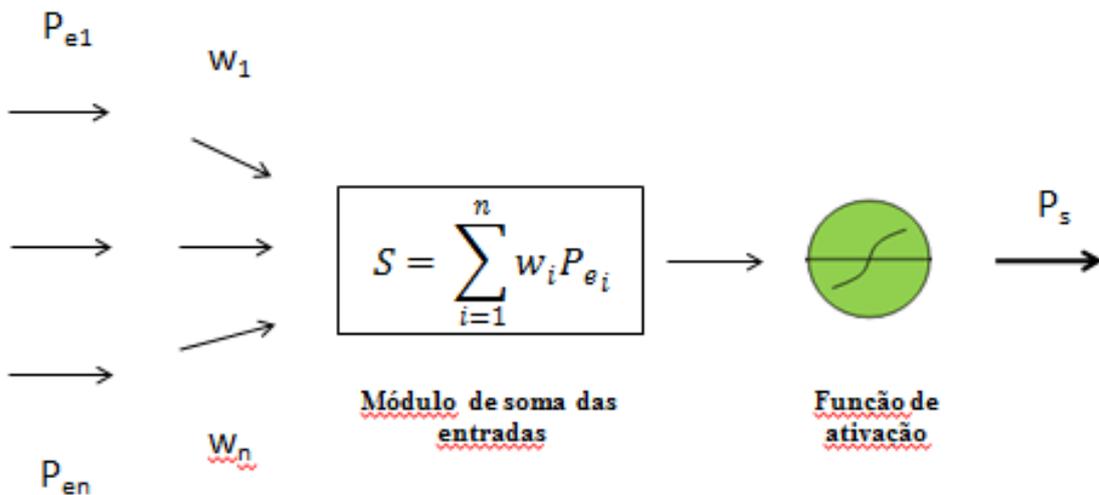
As redes neurais artificiais são modelos matemáticos baseados no funcionamento do cérebro humano. Segundo Haykin (2001), uma rede neural artificial se assemelha ao cérebro, pois, o conhecimento é adquirido por meio de um processo de aprendizagem, e os pesos sinápticos são os valores atribuídos às conexões entre neurônios (sinapses) através da aprendizagem. Assim, uma RNA é capaz de “aprender” a partir de exemplos, semelhantes à forma de aprendizagem dos seres humanos. As RNA são técnicas computacionais úteis quando há necessidade de se reconhecer padrões a partir do acúmulo de experiência ou de exemplos, e cuja representação é complexa.

2.4.1 O neurônio artificial

Um neurônio artificial é formado por um conjunto de pesos sinápticos (parâmetros), um somador e uma função de ativação. Inicialmente o neurônio recebe um sinal de entrada

ou um conjunto de sinais (x_i) de outros neurônios. Posteriormente é feita uma somatória ponderada (s) entre os sinais de entrada (P_e) e os pesos (w_i) das conexões, o resultado deste processo é aplicado à função de ativação ($f(s)$), a qual proporciona uma saída (P_s) que é o resultado já processado pelo neurônio (HAYKIN, 2001). A Figura 1 esquematiza a operação matemática de um neurônio artificial típico, inspirado num modelo biológico.

Figura 1- Esquema do modelo matemático do neurônio artificial.



Fonte: Adaptado de Haykin (1994).

As funções de ativação definem a amplitude dos valores de saída do neurônio, ou seja, a resposta que é dada ao sinal de entrada. O objetivo das funções de ativação é a introdução da não-linearidade, permitindo assim a solução de importantes classes de modelos. As funções de transferência não-lineares tipicamente utilizadas nas RNAs são as funções tangente hiperbólica e sigmoide. Em recursos hídricos, a função mais utilizada é a sigmoide (ASCE, 2000).

2.4.2 Principais arquiteturas das Redes Neurais Artificiais

A elaboração de uma rede neural depende do tipo de problema. Assim, a arquitetura da RNA restringe a aplicação da mesma, e pode ser determinada a partir do: (i) número de camadas; (ii) número de nós em cada camada; (iii) tipos de conexão entre os nós; (iv) topologia da rede.

2.4.2.1 Número de camadas da rede neural

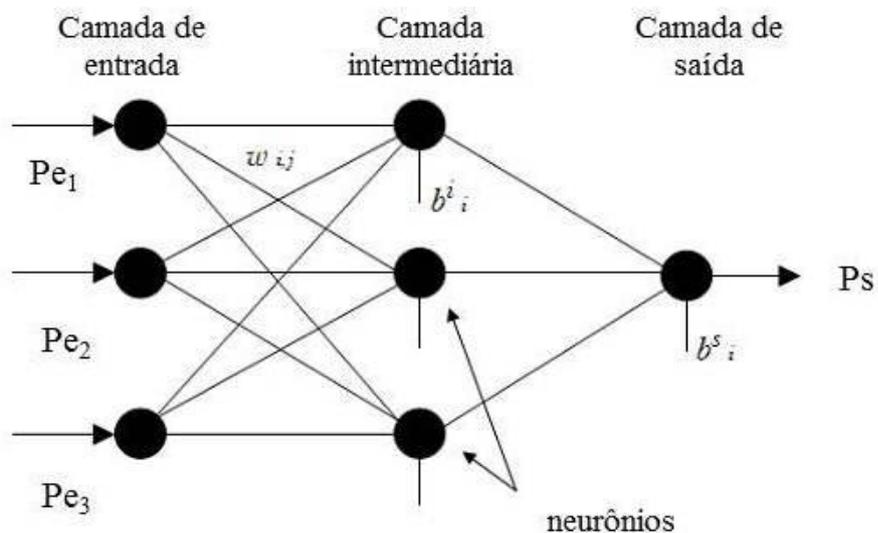
O número de neurônios e camadas em uma dada rede depende do problema a ser resolvido.

a) Redes de camada única: Só existe um nó entre qualquer entrada e qualquer saída da rede. Esse tipo de rede é indicado para a solução de problemas linearmente separáveis.

b) Redes de múltiplas camadas: Existe mais de um neurônio entre alguma entrada e alguma saída da rede. As camadas podem ser de três tipos: (i) camada de entrada: responsável pela distribuição da informação para as demais camadas; (ii) camada intermediária ou escondida: é onde ocorre o processamento, por meio das funções de ativação. Nesta camada ocorre a maior parte do processamento. (iii) camada de saída: onde o resultado final é apresentado. Recebe os estímulos da camada intermediária e constrói a resposta da rede.

Zhang et al. (1998) salientam que entre as arquiteturas mais utilizadas destacam-se a de regressão, a probabilística e a *perceptron* multicamadas. Uma RNA multicamadas é composta por uma camada de entrada, uma ou mais camadas intermediárias e uma camada de saída (Figura 2).

Figura 2 - Esquema de uma rede neural artificial.



Fonte: Adaptado de Bravo et al., 2008

Segundo Maier e Dandy (2000), em aplicações práticas, normalmente escolhe-se a clássica arquitetura de uma camada oculta, treinada com algoritmo de aprendizagem Retropropagativo. De acordo com Braga, Carvalho e Ludemir (2000) a utilização de um grande número de camadas intermediárias não é recomendada, pois, cada vez que o erro medido durante o treinamento é propagado para a camada anterior, ele se torna menos útil ou preciso. A última camada intermediária recebe apenas uma estimativa sobre o erro. A penúltima camada intermediária, uma estimativa da estimativa, e assim por diante.

2.4.2.2 Tipos de conexões da rede neural

As conexões podem ser:

a) Acíclicas (Feedforward): A camada recebe sua entrada a partir de uma camada precedente, e envia os sinais de saída a camada seguinte. A saída de um neurônio na n camada da rede não pode ser usada como entrada de nós e camadas de índice menor ou igual a 1.

b) Cíclicas (Feedback): São redes cuja saída final (única) é ligada às entradas. A saída de algum neurônio na n camada é usada como entrada em camadas de índice menor (CARVALHO e LUDEMIR, 1998), ou seja, utilizam suas saídas para realimentar suas entradas.

2.4.3 Processo de aprendizado das Redes Neurais Artificiais

O grau de conhecimento da rede é na verdade função da quantidade de exemplos utilizados na etapa de aprendizado (CORRAR et al., 2007).

Conforme Haykin (2001), para a aprendizagem por treinamento, uma RNA precisa ser estimulada pelo ambiente, onde sofre mudanças como resultado desse estímulo e por fim, responde de alguma maneira ao ambiente, devido às mudanças que ocorreram em sua estrutura interna. O processo de aprendizagem é feito a partir de algoritmo de aprendizagem, onde os pesos sinápticos da rede são modificados de uma forma ordenada para alcançar o resultado desejado.

Uma rede neural deve passar por uma etapa de aprendizagem, em que é disponibilizado a ela um conjunto de dados (camada de entrada) que descreve uma situação; ela extrai as características dos dados fornecidos (camada intermediária) e consegue reproduzir respostas corretas (camada de saída), ou muito aproximadamente corretas para qualquer outro caso.

Diversos métodos de treinamento foram desenvolvidos, sendo classificados de acordo com o seu ambiente de funcionamento. Para se obter bom desempenho de uma rede, segundo Von Zuben (2003), é necessário aplicar os recursos de processamento disponíveis na medida certa e na situação apropriada. Cada processo de aprendizado é aplicado a um tipo de rede com finalidades diferentes. São eles: (i) aprendizado supervisionado; (ii) não supervisionado; (iii) por reforço e (iv) por competição. Destaca-se o aprendizado supervisionado, o qual foi utilizado neste trabalho.

Aprendizado Supervisionado: Os dados correspondem a relações de entrada-saída de algum fenômeno observado, do qual se podem extrair amostras de seu comportamento. A informação contida nas amostras expressam associações não-lineares entre as variáveis independentes (vetor de entrada) e as variáveis dependentes (vetor de saída), sendo que o propósito geralmente é sintetizar um mapeamento não-linear de entrada-saída a partir das amostras disponíveis (VON ZUBEN, 2003). Assim, a rede deve possuir pares de entrada e saída, onde para cada entrada verifica-se a saída obtida, gerada a partir dos cálculos com os erros que a rede possui, comparando-a com a saída desejada. Esse procedimento é realizado até que os pesos da rede armazenem o conhecimento desejado (HAYKIN, 2001). A resolução de problemas de aproximação de funções com RNAs, no caso deste trabalho, o preenchimento de falhas, baseia-se no aprendizado de um determinado mapeamento entre um espaço de entrada e outro de saída (CYBENKO, 1988). A rede Perceptron de múltiplas camadas (MLP) realiza aproximação de funções com um conjunto adaptativo de bases, determinados a partir dos dados entrada-saída. As bases são alteradas em função dos dados, onde o espaço de projeção é dependente dos dados. O algoritmo de treinamento Retropropagativo é o mais usual para Redes Perceptron de Múltiplas Camadas (MLP) (CARVALHO et al., 1998).

2.4.4 Perceptron de Múltiplas Camadas (Multi Layer Perceptron – MLP)

Este é um dos modelos mais conhecidos de redes neurais artificiais. O Perceptron de múltiplas camadas (MLP) pode ser considerado uma extensão do conceito do Perceptron de camada única. Podendo ser usado uma camada oculta ou várias camadas com o objetivo de melhorar o desempenho da RNA (ROSENBLAT, 1958).

Coulibaly e Évora (2007) analisaram diferentes tipos de redes neurais para o preenchimento de falha em dados de precipitação e temperatura. Os autores apontaram as redes de múltiplas camadas (MLP) como uma das mais eficazes para o preenchimento de falhas de precipitação.

Segundo Haykin (2001), o MLP possui três características principais: (i) o modelo de cada neurônio da rede inclui uma função de ativação não linear; (ii) a rede contém uma ou mais camadas de neurônios ocultos; (iii) a rede exibe alto grau de conectividade. Da combinação destas características com sua habilidade de aprender através de seu treinamento deriva a capacidade computacional do MLP.

Um dos problemas enfrentados no treinamento de redes MLP diz respeito à definição de seus parâmetros. Segundo Filho e Carvalho (1997) projetar uma RNA eficiente, mesmo existindo algumas técnicas que utilizam conhecimentos empíricos, pode ser bastante difícil. Isso se dá devido a peculiaridades inerentes aos processos em que as redes são aplicadas. Para os mesmos autores, não há um modelo bem definido onde se pode confiar o projeto da estrutura da rede neural a ser utilizada.

Um teorema que é muito usado é o apresentado por Hecht-Nielsen (1989), o Teorema de Kolmogorov-Nielsen. Esse teorema estabelece que, para qualquer relação contínua com n entradas e m saídas, existem sempre uma rede neural do tipo Perceptron, com apenas uma camada interna de $2n+1$ neurônios, capaz de aproximá-la. Poggio e Girosi (1990) afirmam que uma RNA com apenas uma camada escondida consegue aproximar, com uma precisão arbitrária, qualquer função contínua. Segundo os mesmos, isso, dá-se pelo fato de uma função contínua qualquer, limitada sobre um intervalo, pode ser como uma superposição linear, os quais podem ser mapeados por pares de neurônios da camada escondida, desde que a função de ativação dos neurônios seja a função sigmóide.

Com relação ao número de neurônios nas camadas internas, sabe-se a quantidade do mesmo em uma RNA está relacionada com a complexidade do processo a ser representado. Em problemas complexos, mesmo usando o critério apresentado por Hecht-Nielsen (1990)

para estimar a quantidade de neurônios na camada escondida, não há garantia de que se encontrou a quantidade ideal. Não encontrando a quantidade ideal, não se sabe se é necessário aumentar ou diminuir a quantidade de neurônios. Lima e Ferreira Filho (2003) desenvolveram uma RNA utilizando 3, 5, 8 e 10 neurônios na camada intermediária, avaliando o desempenho das mesmas estatisticamente (R^2 e raiz do erro quadrático médio). Deste modo, a quantidade ideal é geralmente definida empiricamente, onde os melhores resultados são obtidos através de um processo de tentativa e erro.

Em relação ao número de ciclos, também se usa o método da tentativa e erro. Denominam-se ciclos ou “*epochs*” uma apresentação de todos os “*n*” pares (entradas e saídas) do conjunto de treinamento no processo de aprendizado. O número de ciclos corresponde ao número de vezes em que os dados são apresentados à rede. De maneira geral, o treinamento deve ser interrompido quando a rede apresentar uma boa capacidade de generalização e quando a taxa de erro for suficientemente pequena. Nem sempre aumentar o número de ciclos significa melhorar o desempenho de uma RNA no ajuste de funções. A investigação sobre o número de ciclos ideal durante o treinamento da RNA está diretamente ligada à capacidade de generalização da RNA em relação ao problema proposto (ANMALA et al., 2000).

Pequenas diferenças nesses parâmetros podem levar a grandes diferenças tanto no tempo de treinamento quanto na generalização obtida. De acordo com Haykin (1999) para um mesmo problema, utilizando o mesmo método de treinamento, resultam em tempos de treinamento que diferem em uma ou mais ordens de magnitude.

Segundo Braga et al. (2000) existem métodos para determinar o momento em que o treinamento deve ser encerrado, sendo chamados de critérios de parada. De acordo com os mesmos autores, os critérios de parada mais utilizados são: (i) encerrar o treinamento após *N* ciclos; (ii) encerrar o treinamento após o erro quadrático médio ficar abaixo de uma constante; (iii) encerrar o treinamento quando a porcentagem de classificações corretas estiver acima de uma constante, e (iv) combinação dos métodos acima.

O algoritmo mais conhecido para o treinamento deste tipo de redes é o algoritmo *back-propagation* (retropropagativo), proposto por Rumelhart et al. (1986), é do tipo supervisionado, e utiliza pares (entrada, saída desejada) para, por meio de um mecanismo de correção de erros, ajustar os pesos da rede.

Segundo Faraco et al. (1998), este algoritmo define uma maneira sistemática de atualização dos pesos das camadas, a partir do princípio que os erros dos neurônios da

camada interna são determinados pela propagação reversa dos erros dos neurônios da camada de saída. O algoritmo constitui-se basicamente em dois passos: para frente, denominado propagação, e para trás, retro-propagação. Durante a propagação, os pesos sinápticos da rede são todos fixos, definidos de início, aleatoriamente. Durante a retropropagação, os pesos sinápticos são todos ajustados de acordo com uma regra de correção dos pesos sinápticos pelos erros, que, por sua vez, são estimados retropropagativamente, segundo uma relação entre os pesos da camada seguinte e as derivadas da função de ativação (HAYKIN, 2001). Ou seja, os sinais de entrada são submetidos à rede, propagados pelas diversas camadas até a camada de saída, onde é comparado com a saída desejada. O erro é então retropropagado, e os pesos das conexões são reajustados (LACHTERMARCHER e FULLER, 1995).

2.4.5 Etapas de desenvolvimento de um modelo de redes neurais

O desenvolvimento de um modelo de redes neurais artificiais envolve basicamente a configuração da RNA, coleta de dados, treinamento e verificação da generalização.

2.4.5.1 Configuração das RNAs

A etapa de definição de configuração da rede pode ser dividida nas seguintes fases: seleção da arquitetura da rede que será utilizada, determinação da topologia da rede, determinação do algoritmo de treinamento que será utilizado e determinação das funções de ativação (HAYKIN, 2001).

2.4.5.2 Coleta de dados

Esta etapa requer uma análise cuidadosa sobre o problema, de forma a minimizar erros nos dados. Além disso, os dados devem ser significativos e cobrir amplamente o domínio do problema, incluindo exceções e condições limites. Os dados coletados devem ser separados em duas categorias, treinamento e verificação.

2.4.5.3 Treinamento das RNAs

Nesta fase deve ser escolhido o algoritmo de treinamento, assim como ajustadas suas conexões.

Na fase de treinamento, a RNA passa por um processo iterativo de ajustes dos seus pesos sinápticos e bias, até atingir um erro pré-estipulado. A cada iteração a RNA aumenta seu aprendizado. O ponto de partida no treinamento de uma RNA é representado pelos seus pesos iniciais, pois serão os primeiros valores a serem ajustados. Iniciando os pesos iniciais aleatoriamente, podem-se ter valores próximos dos ideais, que com poucos ajustes o treinamento se completa, como se podem ter valores distantes dos ideais, os quais necessitarão de muitos ajustes, precisando de mais iterações e conseqüentemente mais tempo de processamento. Um fator importante que pode ocorrer é a perda da generalização da RNA, onde a rede se especializa muito no conjunto de dados de treinamento, ocorrendo um superajustamento, e perde a sua capacidade de generalização. Porém, uma vez que a amostragem de verificação tenha resultado em estatísticas favoráveis, pode-se concluir que não houve o superajustamento. Em geral, redes com poucos neurônios na(s) camada(s) intermediária(s) não apresentam riscos consideráveis de superajustamento.

Juntamente com a fase de treinamento deve-se processar a fase de testes, apresentando um novo conjunto de dados a RNA. Após, se processa o erro da fase de testes, que é comparado com erro da fase de treinamento. Sendo a diferença entre os erros dos padrões de treinamento e de teste igual a zero, ou um valor próximo disso, considera-se que a RNA aprendeu.

2.4.5.4 Verificação das RNAs

A performance da RNA, medida nesta fase, fornece uma boa indicação do desempenho real da mesma. Os dados de verificação servem para observar a eficácia da RNA quanto à capacidade de generalização na fase de treinamento. A RNA será considerada treinada e capaz de estimar o modelo estabelecido para qualquer conjunto de dados a partir do momento em que as saídas obtidas forem estatisticamente equivalentes à sua referência.

2.4.6 Generalidades sobre Redes Neurais Artificiais

Segundo Gorni (1993) o campo de pesquisa em RNAs é bastante amplo, e inclui entre outras áreas, robótica e controle, sistemas de produção, reconhecimento de padrões, processamento de imagens, física, geofísica, tomografia, engenharia biomédica, análise financeira, sistemas de paciência, gerenciamento e pesquisa operacional.

De acordo com Haykin (2001), a utilização de RNAs oferece várias propriedades úteis: (i) não-linearidade; (ii) mapeamento de Entrada-Saída; (iii) adaptabilidade; (iv) resposta a evidências; (v) informação contextual; (vi) tolerância a falhas; (vii) implementação em tecnologia *very-large-scale-integration*; (viii) uniformidade de análise e projeto; (ix) analogia neurobiológica.

Corrêa (2004) afirma que os modelos das RNAs tendem a aprender a essência do processamento da informação, como se espera que ocorreria no cérebro humano. Para Gonçalves (2003), a utilização das RNAs se mostra como uma alternativa de resolução para problemas de difícil solução. Por esse motivo, se tornaram ferramentas utilizadas em diversas áreas que necessitam lidar com incertezas, tais como reconhecimento de caracteres, de voz, análise de imagens, controle de processos industriais, preenchimentos de falhas, previsões entre outros.

No presente trabalho, o interesse nas RNAs consiste em verificar a sua aplicabilidade no preenchimento de falhas de dados de precipitação, buscando sua utilização em modelos hidrológicos. Espera-se que as redes neurais capturem as relações implícitas entre os dados, separados espacialmente, de precipitações de postos vizinhos, e possam conseqüentemente, estimar dados faltantes em séries temporais correspondentes.

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Área de estudo

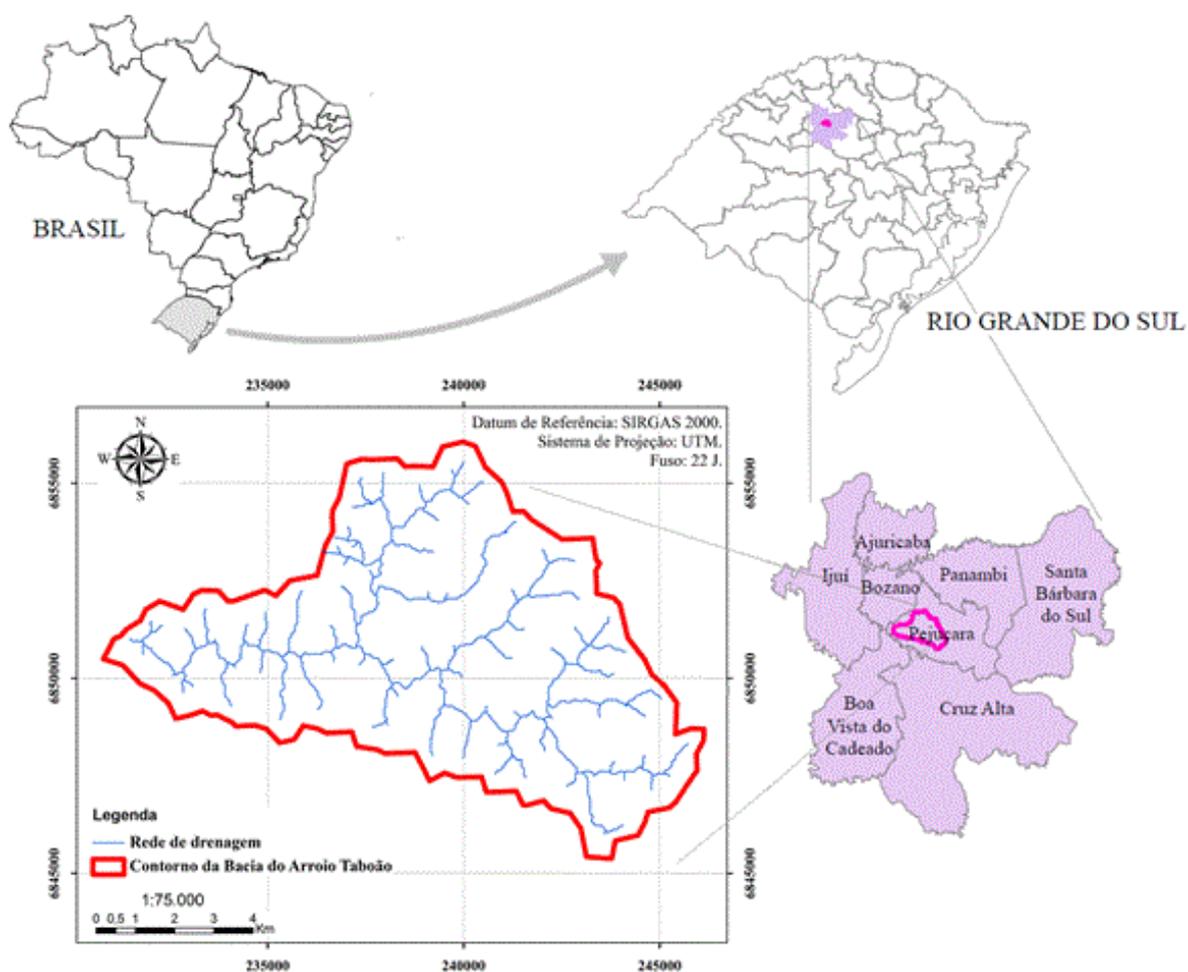
Esta pesquisa foi aplicada na bacia do rio Taboão (Figura 3), que é uma sub-bacia do rio Potiribu, afluente do rio Ijuí, que por sua vez é afluente do rio Uruguai (CASTRO, CHEVALIER e GOLDENFUN, 2000). A bacia hidrográfica do rio Potiribu situa-se no noroeste do Estado do Rio Grande do Sul e abrange uma área total de 664 km², ocupando parte dos municípios de Ijuí, Cruz Alta e Pejuçara. A bacia é formada por várias sub-bacias, que vem sendo monitoradas desde 1989 (CASTRO et al., 1999) pelo Instituto de Pesquisas Hidráulicas (IPH) da UFRGS, por ser considerada uma área com características representativas da formação geológica, solos, relevo, clima e uso do solo de toda a região do planalto basáltico do Rio Grande do Sul (BORDAS e BORGES, 1990). Desde 1997, o IPH desenvolve projetos em rede com outras universidades no Brasil que tem como área de estudo a bacia do rio Taboão. Esses projetos em rede são financiados pela MCT/FINEP-CT-Hidro/CNPq (CASTRO et al., 2010), podendo-se citar: Recope-Rehidro (1997-2000: Redes Cooperativas e Pesquisas); Matasul, edital 04/2005 FNDCT (2006-2010: Rede de pesquisa em bacias representativas e experimentais no bioma da mata atlântica na região sul do Brasil); Integra, IGRh 01/2007 (2009-2012: Disponibilidade Hídrica para Aplicação dos Instrumentos de Gestão de Recursos Hídricos. Quantidade e Qualidade de Água); Climasul (2009 a 2012: Estudo de Mudanças Climáticas na Região Sul do Brasil) e atualmente RHIMA (2012 a 2015: Rede de Pesquisa em Monitoramento e Modelagem de Processos Hidrossedimentológicos em Bacias Representativas Rurais e Urbanas do Bioma Mata Atlântica) e AASR (2014 a 2016: Avaliação do Aporte de Sedimentos em Reservatórios Visando Aumento da Disponibilidade Hídrica).

A bacia do rio Taboão encontra-se sobre o planalto médio gaúcho com altitudes entre 420 e 700 m, estando situado sobre a rocha basáltica, formada por sucessivas camadas vulcânicas. Entre essas camadas foram sendo depositadas camadas de arenito Botucatu que variam de alguns metros de profundidade até uma centena de metros. (IBGE, 1986).

Com área de drenagem de 78 km², a bacia possui duas sub-bacias embutidas, a sub-bacia do rio Turcato (20 km²) e a sub-bacia do rio Donato (1 km²). As precipitações médias

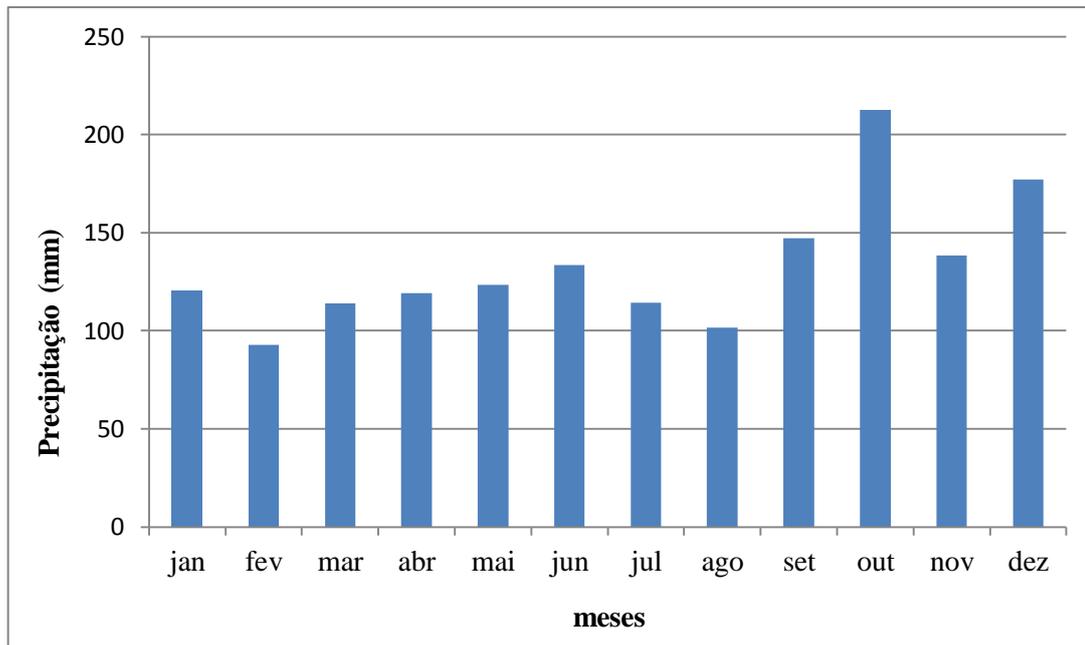
anuais são da ordem de 1800 mm, bem distribuídas entre todos os meses do ano (Figura 4), (CHEVALLIER e CASTRO, 1991). O clima da região é classificado como mesotérmico brando superúmido, do tipo temperado (Cfa) (CASTRO et al, 1993). Esta região possui quatro estações climáticas bem definidas, sendo primavera, iniciando em 23 de setembro, verão, iniciando em 21 de dezembro, outono e inverno, iniciando em 21 de março e 21 de junho, respectivamente. A temperatura média anual do ar oscila entre 18 e 19 ° C, sendo julho o mês mais frio (13 a 14 ° C) e janeiro o mais quente (24 ° C). A média das temperaturas máximas é 32 ° C e a média das mínimas fica em torno de 8 ° C (BELTRAME, 2000).

Figura 3 - Localização da Bacia do Taboão.



Fonte: Oliveira, 2014.

Figura 4 – Distribuição mensal das chuvas na bacia do rio Taboão.



Fonte: a autora

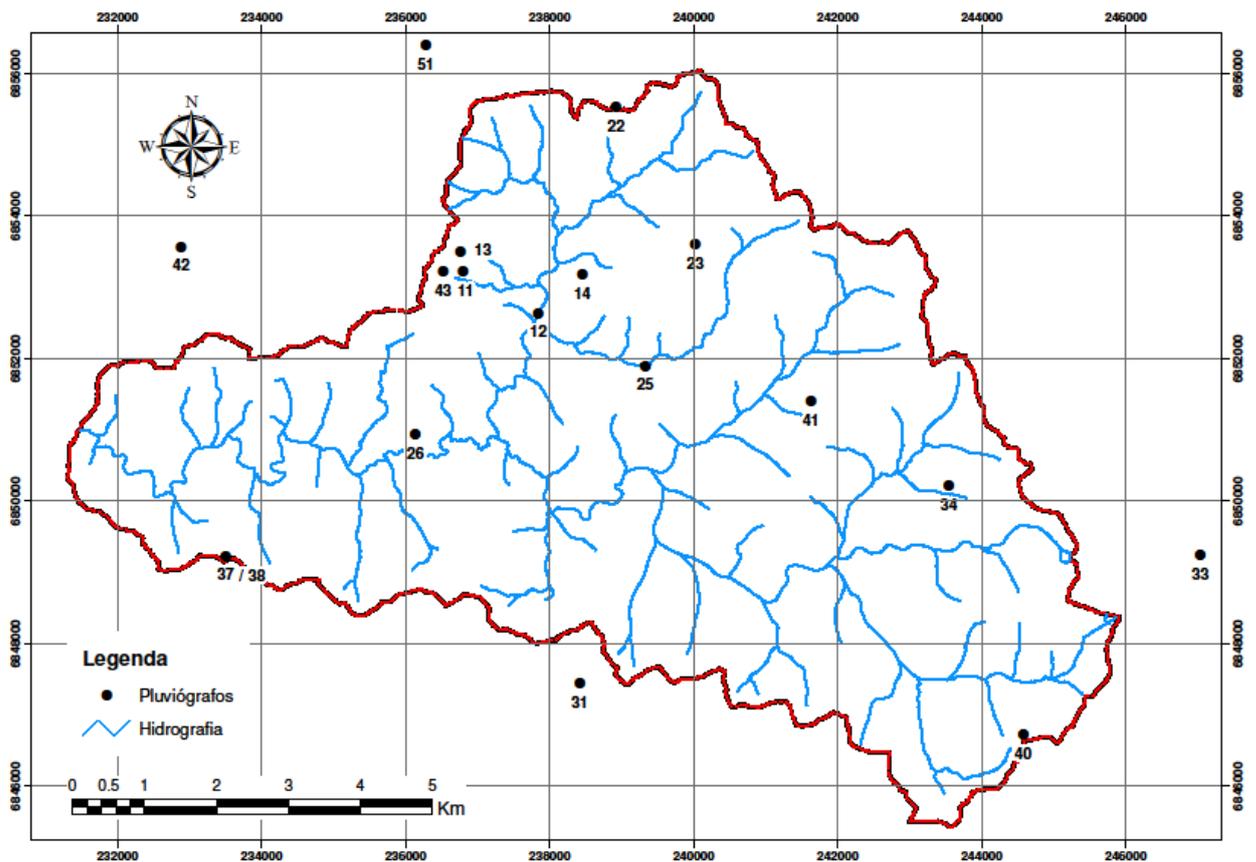
Entre os tipos de solos encontrados na bacia estão os Latossolos, Neossolos, Nitossolos e Gleissolos. O solo predominante na bacia é o Latossolo vermelho, que é um solo profundo e muito argiloso (+ 60%). A alta atividade dos argilo-minerais formam estruturas de microagregados conferindo ao solo bom armazenamento de água e alta taxa de infiltração (CASTRO, 1996). A profundidade do solo pode ultrapassar 10 m, o que associada ao relevo suave e a boa drenagem, torna os Latossolos, solos de boa aptidão agrícola, desde que corrigida a fertilidade química, podendo ser utilizados com culturas de inverno e de verão. Os Nitossolos assim como o Latossolo, são solos profundos diferindo deste por apresentar um horizonte B com uma estrutura mais desenvolvida com revestimento brilhante (cerosidade), solos com 35% ou mais de argila, inclusive no horizonte A. Os Nitossolos são constituídos por material mineral, apresentam horizonte B nítico abaixo do horizonte A, com argila de atividade baixa ou caráter alítico na maior parte do horizonte B, dentro de 1,5 m da superfície do solo. O Neossolo é um solo pouco desenvolvido e, normalmente, raso, constituído por material mineral, ou por material orgânico com menos de 20 cm de espessura, não apresentando qualquer tipo de horizonte B diagnóstico. Esses solos não têm este horizonte B por serem jovens e, geralmente, situados em relevos com declividade acentuada. Nas áreas de depressões com baixa declividade encontra-se o Gleissolo, caracterizado como solo pouco profundo e mal drenado

apresentando, geralmente, cor acinzentada ou escura. São solos desenvolvidos em materiais inconsolidados e influenciados por encharcamento frequente e prolongado (EMBRAPA, 2006).

3.2 Dados pluviométricos

Para a realização do estudo foram obtidos dados de precipitação de 18 estações pluviométricas existentes na bacia, todas elas instaladas e monitoradas pelo Instituto de Pesquisas Hidráulicas (IPH) da Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS), no período compreendido ente 21/08/1989 e 05/06/2011. A localização das estações de monitoramento pluviométrico é apresentada na Figura 5.

Figura 5 - Estações pluviométricas da Bacia do rio Taboão.



Fonte: a autora

A bacia do rio Taboão possui 18 estações que foram ou ainda estão equipadas com pluviógrafos. Os pluviógrafos e seus períodos de funcionamento estão apresentados na Tabela 3. A porcentagem de falhas corresponde somente ao período em que cada aparelho permaneceu em funcionamento. Nota-se que o pluviógrafo 12 foi o que menos apresentou falhas (6,2%), porém permaneceu em funcionamento por um período um pouco maior que um ano. Em contra partida, o pluviógrafo 51 que possui a maior porcentagem de falhas (65,2%), esteve em funcionamento durante todo o período de monitoramento. É importante ressaltar que falhas medição da precipitação podem ocorrer, ocasionadas por pluviógrafos sem manutenção adequada, vandalismos, problemas de entupimento do coletor e erros no processamento dos dados (CASTRO et al., 2000).

Tabela 3 - Número de registros durante período de funcionamento de cada pluviógrafo entre 22/08/1989 e 05/06/2011.

Pluviógrafo	Período de Funcionamento	Total	Sem dados	% Falha
11	29/11/1989 a 31/08/1996	59232	19867	33,5
12	07/11/1989 a 14/12/1990	9672	600	6,2
13	20/05/1999 a 04/06/2011*	50608	20946	41,4
14	14/12/1990 a 01/07/1999	74839	12468	16,7
22	09/11/1989 a 17/01/1996	54264	26265	48,4
23	22/08/1989 a 01/07/2007	144628	30112	20,8
25	22/05/1990 a 15/02/1996	50304	29409	58,5
26	08/11/1989 a 15/05/1996	57144	13437	23,5
31	25/08/1989 a 13/05/1994	41352	5804	14,0
33	18/12/1990 a 29/09/1991	6864	2001	29,2
34	20/05/1999 a 04/06/2011*	87353	10507	12,0
37	09/01/1991 a 04/06/2011*	161689	67867	42,0
38	22/05/1994 a 09/02/1996	15096	6575	43,6
40	04/05/2003 a 04/06/2011*	53408	18798	35,2
41	04/05/2003 a 04/06/2011*	21526	13317	61,9

42	04/05/2003 a 04/06/2011*	53365	25615	48,0
43	04/05/2003 a 04/06/2011*	53371	23069	43,2
51	22/08/1989 a 04/06/2011*	190967	98377	65,2

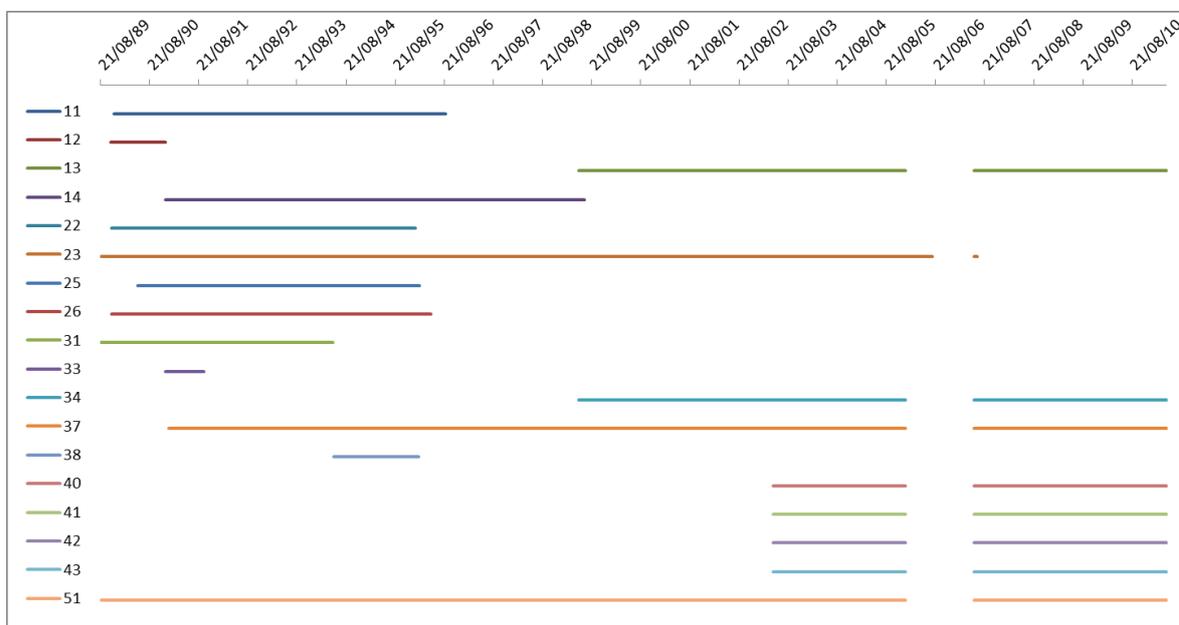
* estes pluviógrafos continuam em funcionamento, mas para fins desta pesquisa foram utilizados dados até 04/06/2011.

Fonte: a autora.

De janeiro a julho de 2006 somente a estação meteorológica (P23) esteve em funcionamento. Pode-se notar na Figura 6, que no período de julho de 2006 a junho de 2007 nenhum aparelho permaneceu em funcionamento, por falta de recursos financeiros. Atualmente somente oito pluviógrafos estão em funcionamento (pluviógrafos 13, 34, 37, 40, 41, 42, 43 e 51).

As estações pluviométricas instaladas na bacia são compostas atualmente por pluviógrafos automáticos de báscula, mas na década de 90 os pluviômetros utilizados eram mecânicos (sifão ou báscula), com registro em papel.

Figura 6 - Período de funcionamento de cada pluviógrafo entre 22/08/1989 e 05/06/2011.



Fonte: a autora

No pluviógrafo automático de balança a precipitação é registrada em loggers, que totalizam os dados acumulados da altura de precipitação em milímetros, em um intervalo de tempo programado. Na bacia em estudo, este intervalo de tempo é de dez minutos.

3.3 Preenchimento de falhas

Nesta pesquisa as falhas nos dados pluviométricos foram preenchidas para a série completa, de 1989 a 2011. Para tanto, foi elaborada uma rotina para o preenchimento de falhas com RNA, utilizando a rede perceptron multicamadas. Devido à dificuldade em encontrar mais de três pluviógrafos em funcionamento sem falhas em períodos coincidentes, o treinamento foi construído a partir do banco de dados pluviométricos, utilizando-se três séries de dados, sendo que duas séries são selecionadas como parâmetros de entrada (Pe) e uma como saída (Ps). Como funções de ativação foram utilizadas a função sigmoide bipolar na camada intermediária e a função linear na camada de saída.

Testes foram realizados previamente, para definir a configuração da rede. Estes testes foram efetuados para os anos de 2010 e 2011, e consistiram em variar (i) número de neurônios na camada intermediária: 4 e 8, (ii) o número de iterações: 2 e 30, e (iii) o número de ciclos: 10000 e 20000. A melhor combinação constitui a rotina utilizada.

Segundo Anmala et al. (2000), quanto maior for o tamanho da amostra de dados maior será a capacidade de generalização do problema. Desta forma, para este estudo, foram utilizadas séries de dados variáveis, mas nunca sequências com menos de 300 valores, os quais foram separados em partes para treinamento e verificação da rede, correspondentes a 70% e 30% respectivamente.

Para efeito deste trabalho, considera-se cada uma das RNAs treinada, um novo modelo, mesmo que tenham a mesma arquitetura. Cada novo treinamento constitui a modelagem de um processo atmosférico diferente, o que se reflete nos parâmetros resultantes.

Foram realizadas três alternativas de treinamento, em crescente ordem de dificuldade e complexidade, sendo estas descritas a seguir:

- modelos com séries longas de treinamento e verificação compostas de 8.760 registros, que representam aproximadamente 365 dias, sendo os primeiros 70% dos registros horários para o treinamento e os seguintes 30% para a verificação.

- modelos com séries curtas de treinamento e verificação compostas por 300 a 800 registros, que representam 12 a 30 dias, sendo a verificação realizada em diferentes períodos ao longo do mesmo ano independente da estação sazonal na qual o modelo foi treinado;

- modelos com séries curtas de treinamento e verificação compostas por 300 a 800 registros, que representam 12 a 30 dias, sendo a verificação realizada sempre na sequência imediata da série de treinamento, ou seja, considerando o mesmo período sazonal do mesmo ano em que foi realizado o treinamento;

Para cada uma das três alternativas, foi selecionado um período sem falhas com três pluviógrafos, sendo dois deles utilizados como entradas e um como saída da rede, para o treinamento. A verificação para identificar se o modelo escolhido pode ser utilizado para o preenchimento, foi feita com o restante da série de precipitação que possuía dados tanto de entrada quanto de saída. A comparação, para cada série pluviográfica de saída, dos dados calculados com os observados, permitiu avaliar a capacidade do modelo para ser posteriormente utilizado para o preenchimento das falhas desta série, utilizando para isso índices de desempenho. Cada série pluviográfica funcionou como série de saída em pelo menos um modelo que utilizou outras duas séries como entradas, assim como funcionou como série de entrada para os modelos das demais.

Em todas as três alternativas, para cada ano foi feita uma sequência de treinamento e verificação diferentes, ou seja, não foi utilizado o treinamento de um ano para outros anos da série histórica. As séries de entrada e de saída foram inseridas completas, e não por eventos de chuva, ou seja, em dias nos quais não choveu, há um registro de chuva zero a cada hora.

O processo de criação, treinamento e simulação da RNA, foi desenvolvido no software MATLAB® 7.12.0, R2010a. Os modelos utilizados foram desenvolvidos especialmente para esta pesquisa.

Para avaliação do desempenho das RNAs, foram utilizadas três estatísticas: coeficiente de Nash-Sutcliffe (NS), erro absoluto médio (EAM) como em Zhang et al. (1998) e erro não ultrapassado em 95% das amostras (quantil 95% ou E_{95}).

O coeficiente de Nash-Sutcliffe (NS) é uma medida da proporção da variabilidade de uma variável que é explicada pela variabilidade de outra (Equação 29). O coeficiente NS representa a capacidade de ajuste da RNA. De acordo com Silva et al. (2008), essa medida

pode variar de negativo infinito ($-\infty$) a um. Desta forma, valores altos de NS indicam que a rede apresenta elevada capacidade preditiva.

$$NS = 1 - \frac{\sum(P_{obs_t} - P_{mod_t})^2}{\sum(P_{obs_t} - \overline{P_{obs}})^2} \quad (29)$$

onde P_{obs_t} é a precipitação registrada pela estação pluviométrica no intervalo de tempo t (mm h^{-1}); P_{mod_t} é a precipitação modelada no intervalo de tempo t (mm h^{-1}); e $\overline{P_{obs}}$ é a precipitação média registrada pela estação pluviométrica em todo o período simulado (mm h^{-1}).

O erro absoluto médio (EAM) procura quantificar em termos médios, a diferença entre os valores reais e os estimados. O modelo com o menor valor para EAM é considerado o melhor quando comparado a outro. O E_{95} representa o valor em que o erro não é ultrapassado em 95% da amostra preenchida, ou seja, apenas 5% do preenchimento terão valores de erro superiores ao E_{95} . Esta estatística é mais robusta do que o erro máximo, o qual pode estar sendo afetado por erros nos dados de valores atípicos.

Em primeira análise, foi considerado como modelo aquele com o coeficiente de Nash-Sutcliffe (NS) acima de 0,90 no treinamento e generalização da RNA.

3.4 Análise de Incertezas no Preenchimento das Falhas

Desenvolveu-se uma análise sobre as incertezas no preenchimento das falhas dos dados horários de chuva preenchidos primeiramente, antes de serem utilizados como entrada no modelo SWAT, seguindo quatro etapas, descritas a seguir:

- Comparação dos totais precipitados preenchidos das estações pluviométricas da área de estudo com aquelas da rede hidrológica nacional situada nas proximidades. Neste caso foram utilizadas as séries históricas diárias das estações pluviométricas de Cruz Alta (código ANA 02853028, latitude $-28^{\circ}39'28,08''$ longitude $-53^{\circ}36'20,88''$) e de Ijuí (código 02853003, latitude $-28^{\circ}27'21,96$, longitude $-53^{\circ}58'18,12$). Foi aplicada a técnica da análise de variância (ANOVA) para verificação da semelhança estatística entre as séries mensais, com nível de significância de 5%;

- Comparação das frequências acumuladas das alturas de precipitações horárias das estações pluviométricas com preenchimento e sem preenchimento;
- Comparação das distribuições ao longo de 24 horas das alturas de precipitações horárias das estações pluviométricas com preenchimento e sem preenchimento;
- Comparação das intensidades de chuva horária preenchida para diferentes períodos de retorno.

Para a etapa 1, formulou-se a seguinte hipótese:

Hipótese Ho: Não há diferença significativa, ao nível de 5%, entre os dados preenchidos por RNAs nos diferentes pluviógrafos, representados pelas chuvas acumuladas horárias.

Probabilidade > 0,05 - Se o risco de erro pela rejeição de Ho for grande (maior que 0,05), então não se rejeita Ho, admitindo-se que não haja diferença significativa entre as chuvas acumuladas horárias, com nível de significância de 5%.

Probabilidade < 0,05 - Se o risco de erro pela rejeição de Ho for pequeno (menor que 0,05), então se rejeita Ho, admitindo-se que haja diferença significativa entre as chuvas acumuladas horárias, com nível de significância de 5%.

Se Ho for rejeitada, portanto, é porque há diferença significativa.

Para a análise de incertezas também se calculou o coeficiente de correlação de Pearson (Equação 30).

$$R = \frac{N \sum(Qobs * Qsim) - \sum Qobs * \sum Qsim}{\sqrt{[N \sum Qobs^2 - (\sum Qobs)^2][N \sum Qsim^2 - (\sum Qsim)^2]}} \quad (30)$$

onde, Qobs é a vazão observada ($m^3 s^{-1}$), Qsim é a vazão simulada ($m^3 s^{-1}$) e N é o número de observações.

Os dados de precipitação horária preenchidos nesta etapa foram utilizados como entrada no modelo SWAT. Diversas simulações foram realizadas, testando-se diferentes entradas de precipitação acumulada. Estas diferentes entradas de dados de precipitação testadas são descritas no item 3.4 (dados hidrológicos).

3.4 Modelo SWAT

O modelo SWAT representa os processos hidrológicos na bacia através de expressões matemáticas de base física, controladas por parâmetros, que podem ser fornecidos pelos usuários. Assim, ele requer uma grande quantidade de parâmetros de entrada, os quais se relacionam com as características físicas da bacia. Durante a obtenção destes parâmetros, buscou-se sempre que possível, utilizar levantamento experimental feito a campo ou dados de trabalhos anteriores. Quando isto não estava disponível, buscou-se complementar com dados encontrados no manual do modelo e na literatura.

3.4.1 Fontes de dados

A aplicação do modelo SWAT foi realizada através das seguintes etapas: i) divisão da bacia hidrográfica do Taboão em 23 sub-bacias; ii) definição dos parâmetros do modelo para o caso em estudo; e iii) calibração e simulação das vazões para a Bacia do Taboão sob diferentes dados de entrada de precipitação (dados hidrológicos).

Os dados de entrada iniciais para aplicação do modelo são os seguintes: Modelo Numérico do Terreno (MNT), mapa de uso do solo e mapa de solos; e informações dos dados tabulares (meteorológicos, hidrológicos e de solo), que serão descritos a seguir. Os dados espaciais são inseridos no modelo por uma interface entre o SWAT e o SIG ArcGis®.

a) Modelo Numérico do Terreno (MNT)

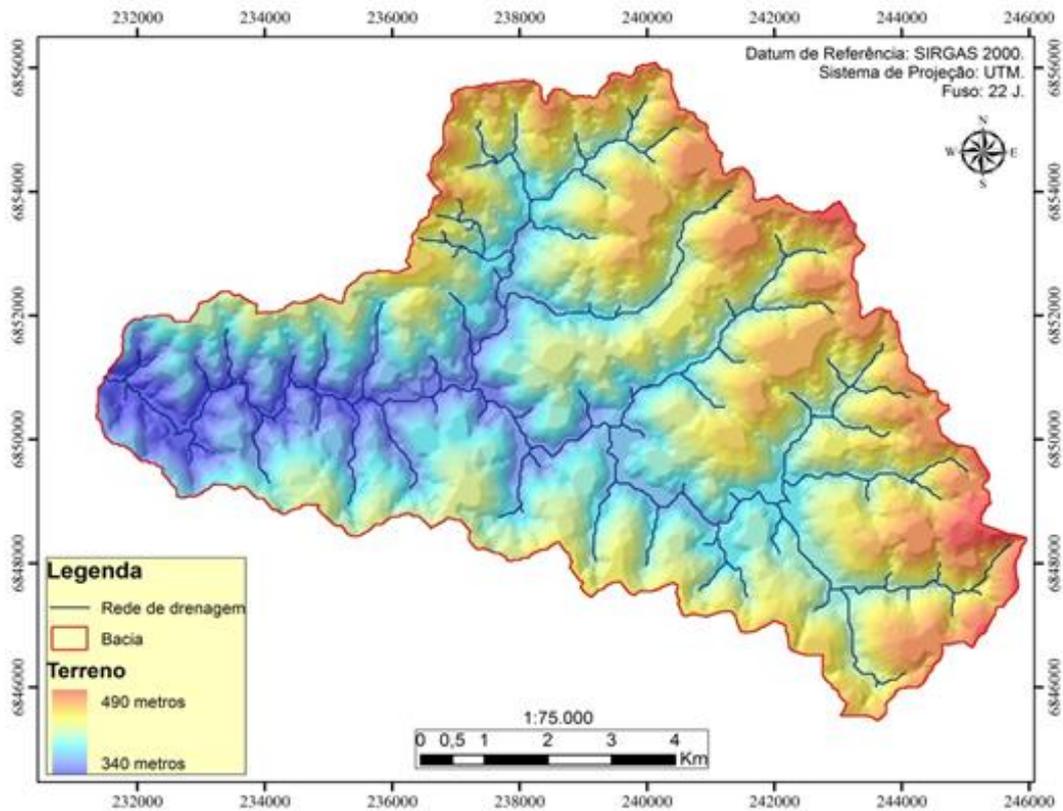
O modelo numérico do terreno (MNT) pode ser definido como a representação matemática de uma superfície através das coordenadas X, Y e Z.

O MNT e Rede Hidrográfica da bacia do Taboão, foram obtidos através da reconstituição de carta topográfica Folha SH.22-V-A-I-3, da Divisão de Serviços Geográficos do Exército e fotografias aéreas, na escala 1:50.000, com curvas de nível equidistantes de 4 m.

Nos procedimentos para divisão das sub-bacias, o programa adiciona automaticamente os pontos de confluência de linha d'água, que são os divisórios das sub-bacias a partir do MNT e malha hidrográfica, calculando assim, o número de sub-bacias.

O modelo numérico do terreno gerado para a Bacia do rio Taboão apresenta altitudes variando de 330 a 490 m ao nível do mar (Figura 7).

Figura 7 – Modelo Numérico do Terreno da Bacia do rio Taboão.

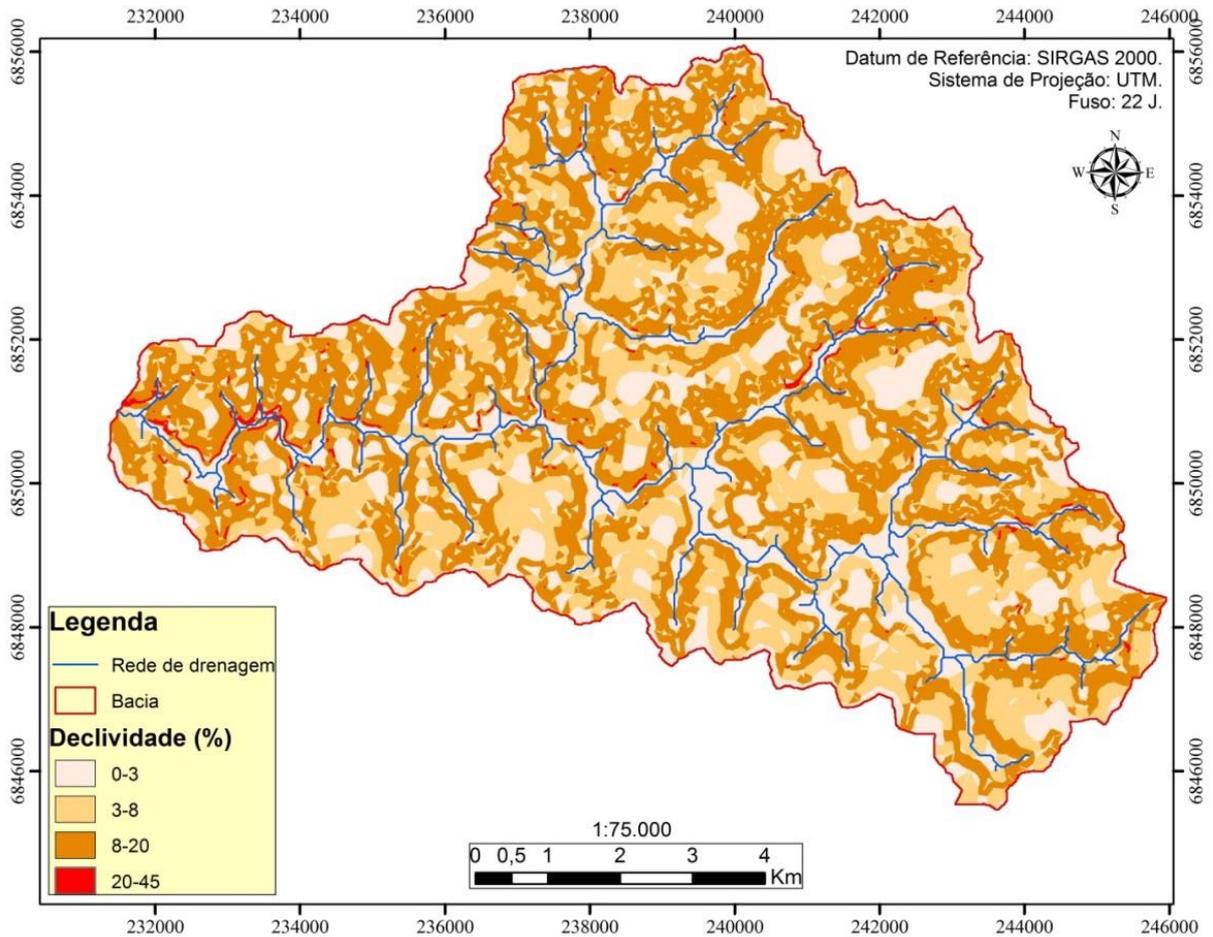


Fonte: a autora.

A partir do MNT foi gerado o mapa de declividade da bacia (Figura 8).

Foi processada a delimitação automática da bacia hidrográfica, e a criação de várias sub-bacias baseadas na informação do MNT de entrada. A área processada pelo SWAT compreendeu 77.5 km², com 23 sub-bacias definidas e 1229 HRU's formadas.

Figura 8 – Mapa de declividade da bacia do rio Taboão.



Fonte: a autora.

Observa-se que grande parte da bacia hidrográfica do Taboão, cerca de 44% da área, apresenta relevo suavemente ondulado (8 – 20%), conforme demonstrado na Tabela 4.

Tabela 4 – Declividade e área (% e ha) da Bacia do Taboão.

Declividade		Área (hectare)	Área(%)
(%)	descrição		
0 – 3	plano	2700,9	25,3
3 – 8	plano à suave ondulado	3132,9	29,2
8 – 20	suave ondulado à ondulado	4728,8	44,2
20 – 45	ondulado à forte ondulado	124,9	1,2
>45	montanhoso	1,06	0,1

b) Mapa do uso e ocupação do solo

A partir de investigação visual detalhada e classificação supervisionada de uma imagem do satélite LANDSAT TM (índice WRS 223/80 de 26 de janeiro de 2005), com resolução espacial de 10 m em quatro bandas espectrais foi elaborado o mapa de uso e ocupação dos solos.

Com relação à ocupação do solo, a área de estudo se caracteriza por pequenas e médias propriedades, onde se pratica a rotação de cultura, principalmente soja, milho e pastagens. Observa-se ainda a prática do plantio direto, e um grande consumo de agrotóxicos e insumo para agricultura. As principais espécies de verão cultivadas são soja e milho, enquanto que no inverno, são trigo e aveia. Parte da aveia é destinada a produção de sementes, parte para consumo animal e parte para proteção do solo, como cobertura verde.

Com relação ao manejo do solo, pode-se destacar que até o início da década de 90, o preparo do solo era feito pelo sistema convencional, com plantio em curvas de nível, terraceamento e revolvimento da camada superficial do solo com uso de arado e grade niveladora, eventualmente, se fazia uso de sub-soladores, que atingiam profundidades maiores com objetivo de descompactar o solo. No início da década de 90, foi adotado o sistema de plantio direto pela maioria dos agricultores, visando diminuir o impacto das práticas convencionais sobre o solo. Essa técnica tem como principal característica o não revolvimento do solo e a manutenção dos restos da cultura anterior na superfície do solo no intervalo de uma cultura para outra, assim, o solo não fica descoberto mantendo suas condições de umidade, temperatura e permeabilidade e permanece protegido do efeito do impacto das gotas de chuva, do escoamento superficial e das erosões (CASTRO, 1996). Essas classes são apresentadas na Tabela 5.

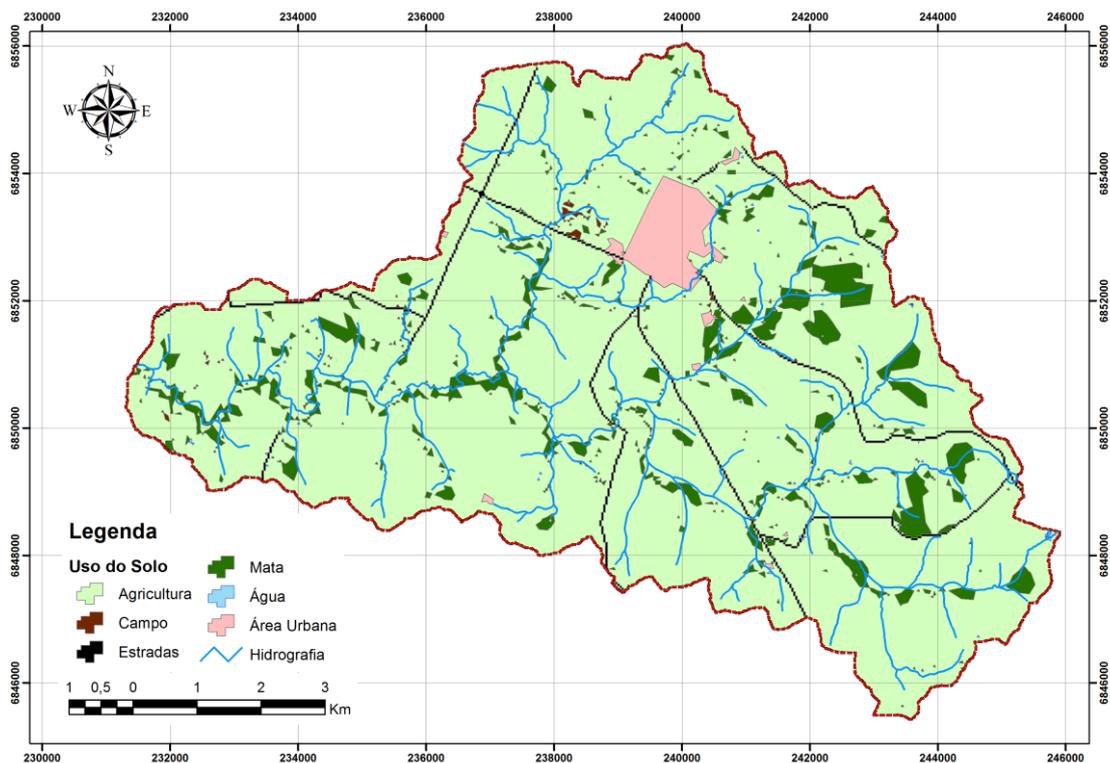
Tabela 5 – Classes utilizadas para a classificação de uso e ocupação de solo.

Nomenclatura para modelagem	Classes de uso e ocupação	Área (hectares)	Área (%)
AGRL	Agricultura genérica – cultivo anual	9549,30	89,3
FRST	Floresta Mista	745,21	6,9
PAST	Pastagem	17,28	0,2
WATR	Água	5,76	0,1
URHD	Área residencial de alta densidade	173,90	1,6
URLD	Área residencial de baixa densidade	25,17	0,3
UTRN	Estradas	172,10	1,6

Fonte: a autora.

O mapa do uso e ocupação do solo em 2005 é apresentado na Figura 9. Nas constantes viagens à bacia, não foi observada alteração significativa de uso do solo.

Figura 9 – Mapa de Uso e Ocupação do Solo da Bacia do Taboão.



Fonte: a autora.

c) Mapa pedológico

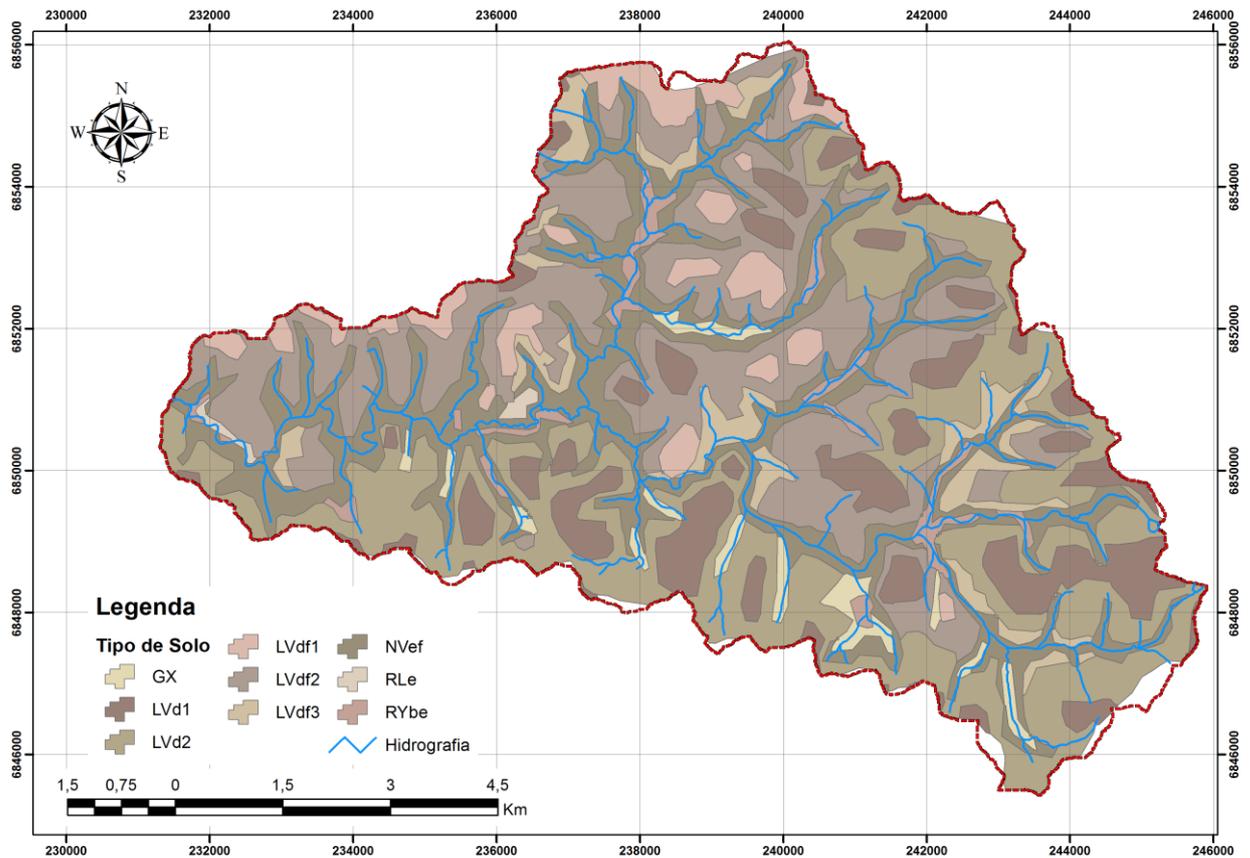
O mapa pedológico foi gerado através do levantamento semidetalhado dos solos da bacia do rio Taboão, desenvolvido por Carvalho et al. (1990), e reclassificado por Viero (2004) sendo adaptado para a nova classificação de solos brasileira (EMBRAPA, 2006). Como resultado, obteve-se para a bacia 9 tipos de solo (Figura 10). Na Tabela 6 observam-se as nove classes de solo, com sua descrição, e área ocupada na bacia, em hectares e porcentagem.

Tabela 6 – Classes de Solo e área ocupada na bacia.

Classe de solo	Descrição	Área (hectare)	Área (%)
LVd1	Latossolo Vermelho Distrófico típico	1117,4	10,4
LVd2	Latossolo Vermelho Distrófico	2043,1	19,1
LVdf1	Latossolo Vermelho Distroférico típico	566,9	5,3
LVdf2	Latossolo Vermelho Distroférico	3047,2	28,5
LVdf3	Latossolo Vermelho Distroférico típico, A moderado	595,7	5,6
NVef	Nitossolo Vermelho Eutroférico	2711,2	25,4
RYbe	Neossolos Flúvicos Tb Eutróficos	330,2	3,1
GX	Gleissolo Háptico	180,8	1,7
RLe	Neossolo Litólico Eutrófico	96,3	0,9

Fonte: a autora.

Figura 10 – Mapa Classes de Solo da Bacia do rio Taboão.



Fonte: a autora.

d) Dados meteorológicos

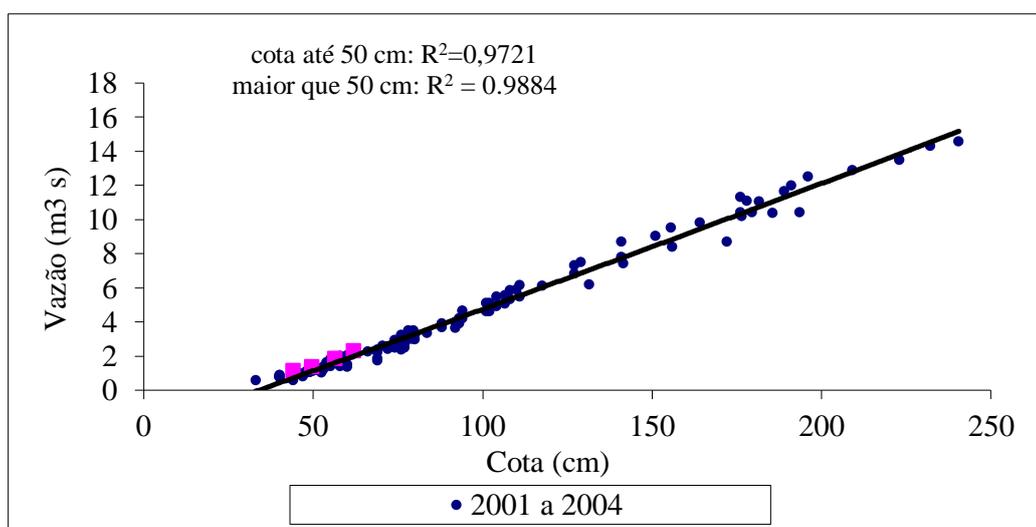
Os dados de temperatura máxima e mínima do ar ($^{\circ}\text{C}$), umidade relativa do ar (%), velocidade do vento(m/s) e radiação solar incidente (MJ/m^2 dia) foram coletados na estação meteorológica de Cruz Alta (RS), código 02853005, gerenciada pelo INMET. Esta estação fica distante cerca de 18 km da área de estudo. No SWAT está incluso o modelo gerador climático WXGEN, onde no arquivo de entrada deste gerador, devem estar contidos dados médios necessários para gerar dados climáticos diários que são gerados pelo modelo em duas situações: quando é especificado que os dados irão ser gerados ou quando algum dado está faltando.

e) Dados hidrológicos

A precipitação horária (mm) utilizada é aquela coletada na rede de monitoramento da bacia, com falhas preenchidas utilizando redes neurais artificiais.

Os dados de vazão do posto fluviométrico da bacia do rio Taboão foram utilizados entre o período de 2002 e 2011. O monitoramento da variação do nível do rio é realizado no exutório da bacia (coordenadas: 231507E, 6851032N) desde o dia 10/01/2002, através de um linígrafo. No início do monitoramento, foi instalado um linígrafo de sensor de pressão de marca DRUCK com logger fabricado no IPH. Atualmente, este linígrafo é um modelo com sensor bóia (OTT Thalimedes com *Datalogger* embutido), que registra o nível de água a cada 10 min. Os valores medidos do nível do rio são convertidos em vazão por meio de uma curva-chave desenvolvida pela equipe do IPH, realizada com os resultados das vazões medidas entre 2001 e 2003 (Figura 11). Contudo, são realizadas medições fluviométricas periódicas (geralmente a cada dois meses) para verificar possíveis alterações dessa curva-chave, decorrentes de mudanças da seção de monitoramento. Essas medições são efetuadas por meio do *Acoustic Doppler Current Profiler* (ADCP S5, marca Sontek), que possibilita a verificação da vazão em lâminas de água compreendidas entre 30 cm e 6 m; ou ainda, utilizando molinete hidrométrico (C31-OTT *Universal Current Meter*). Porém, até agora não foi observada alteração da seção transversal e os pontos medidos de vazão se encaixam na curva chave original.

Figura 11 – Curva - chave entre cota e vazão, para bacia do rio Taboão.



Fonte: Castro et al. (2010)

f) Dados de solo

O banco de dados de solo requer informações das características físico-hídricas de cada classe de solo descrita no Mapa de Tipos de solo. Como os grupos de saturação (HYDGRP), a profundidade de raiz (SOL_ZMX), porosidade (ANION_EXCL), profundidade da camada (SOL_Z), densidade aparente (SOL_BD), capacidade de água no solo (SOL_AWC), condutividade hidráulica saturada (SOL_K), erodibilidade (USLE_K), albedo (SOL_ALB), carbono orgânico (SOL_CBN), e percentagem de argila, silte, areia e pedras (Tabela 7).

Alguns destes parâmetros foram obtidos em ensaios práticos e outros baseados em descrições encontradas na literatura. Os valores de profundidade de raiz (SOL_ZMX) e profundidade da camada (SOL_Z) foram adaptados de Viero (2004). Dentre as características granulométricas e texturais do solo, as percentagens de areia, silte, argila e pedras foram classificadas de acordo com NBR 7181/84 (ABNT) (cascalho > 2 mm; areia de 2 a 0,05 mm; silte de 0,05 a 0,002 mm e argila 0,002 mm). A porosidade (ANION_EXCL) foi estimada através da relação da densidade do solo com a densidade das partículas do solo. A densidade aparente (SOL_BD) foi determinada pela relação entre a massa de solo seco e o volume da amostra. Para isso, foram realizadas coletas de solo indeformado em 26 pontos da bacia, em triplicata, sendo a densidade de cada ponto obtida pela mediana das triplicatas. A condutividade hidráulica saturada (SOL_K) foi determinada através do ensaio de infiltração com infiltrômetros de anéis concêntricos. Os ensaios para determinação da porosidade, granulometria, densidade e água retida no solo (SOL_AWC) foram feitos no Laboratório de Sedimentos do IPH – UFRGS, seguindo as recomendações de EMBRAPA (1997). O valor de albedo do solo (SOL_ALB) foi determinado baseado nos trabalhos de Lopes e Valeriano (2007) e Silva e Valeriano (2003). Segundo Lopes e Valeriano (2007), os valores de albedo do solo podem variar de 0,05 à 0,40, onde valores altos de albedo podem identificar superfícies mais lisas, secas e de coloração clara, e os valores mais baixos são associados a superfícies rugosas, úmidas e de coloração escura. Neste trabalho adotou-se um valor médio de albedo para cada tipo de solo, visto que a entrada deste parâmetro no modelo é única, e sem variação ao longo do ano.

Tabela 7 – Características físicas das Classes de Solo da bacia do rio Taboão.

Classes	LVd1	LVd2	LVdf1	LVdf2	LVdf3	Nvef	Rybe	GX	RE
nlayers	4	4	4	4	4	3	4	4	4
hydgrp	A	A	B	B	B	B	B	B	B
sol_zmx	3000	3000	3500	3500	3500	3500	3500	3000	3000
anion_excl	0.3	0.38	0.38	0.38	0.5	0.32	0.37	0.5	0.33
sol_z1	250	250	300	300	300	300	250	180	230
sol_bd1	1.6		1.62	1.71	1.31	1.73	1.28	1.52	1.37
sol_awc1	0.56	0.6	0.92	0.67	0.97	0.4	0.73	0.85	1.4
sol_k1	285	195	161	65	41	265	101	145	161
sol_cbn1	0.8	1.08	1.31	2.26	1.72	1.3	1.7	2.35	1.7
clay1	54.6	51.3	59.2	43.5	60.5	59.9	47.3	44.8	35
silt1	12.7	15.3	23.3	2.7	21	21.4	24.4	22.5	12
sand1	31.6	33.4	17.5	33.8	18.5	18.7	28	32.7	48
rock1	1.1	0	0	0	0	0	0.3	0	5
sol_alb1	0.15	0.15	0.15	0.13	0.23	0.18	0.16	0.16	0.16
usle_k1	0.0991	0.0967	0.1129	0.1091	0.1045	0.1057	0.1097	0.1082	0.1049
sol_ec1	0	0	0	0	0	0	1	0	1
sol_z2	700	700	1000	1000	1000	900	1000	600	1000
sol_bd2	1.41	1.5	1.52	1.63	1.29	1.62	1.27	1.47	1.55
sol_awc2	0.86	0.8	0.92	0.67	0.95	0.6	0.75	0.6	1.2
sol_k2	260	202	100	50	40	126	48	69	31
sol_cbn2	1.13	1.18	1	1.55	1.3	0.68	1.43	0.54	0.54
clay2	55.3	64.9	70	65	56	70.2	57.7	47.3	46.5
silt2	12.2	11	14.7	16	23	16.4	24.5	22.6	12.7
sand2	32.5	24.1	15.3	18.5	21	13.3	16.8	29.8	30.8
rock2	0	0	0	0.5	0	0.1	1	2.2	10
sol_alb2	0.15	0.15	0.15	0.13	0.23	0.15	0.16	0.16	0.16
usle_k2	0.0995	0.1055	0.1212	0.1106	0.1176	0.1246	0.1108	0.1389	0.1223
sol_ec2	0	0	0	0	0	0	0	0	0
sol_z3	1500	1500	2000	2000	2000	3500	2000	1500	2000
sol_bd3	1.51	1.47	1.52	1.5	1.29	1.49	1.19	1.37	1.75
sol_awc3	0.56	0.7	1.05	0.84	0.88	0.6	0.35	0.61	1.4
sol_k3	190	150	77	30	19	143	0.45	78	31
sol_cbn3	0.95	0.72	0.54	0.95	1.08	0.4	1.43	0.27	1.3
clay3	57.3	68.1	72.3	48.9	56.6	78	57.2	54.4	37.6

silt3	9.9	11.9	16.5	29.6	22.4	12	21.3	18.9	17.1
sand3	32.5	20	11.2	21.5	21	10	21.5	26.7	35.3
rock3	0.3	0	0	0	0	0	0	0	10
sol_alb3	0.15	0.15	0.15	0.13	0.23	0.15	0.16	0.16	0.16
usle_k3	0.0979	0.1117	0.1351	0.147	0.1258	0.1252	0.1146	0.1332	0.1349
sol_ec3	0	0	0	0	0	0	0	0	0
sol_z4	3000	3000	3500	3500	3500		3500	3000	3000
sol_bd4	1.4	1.37	1.7	1.47	1.28		1.19	1.37	1.4
sol_awc4	0.5	0.75	1.05	0.94	0.93		0.35	0.61	1.4
sol_k4	80	159	87	34	21		0.45	78	31
sol_cbn4	0.4	0.54	0.45	0.63	0.86		1.43	0.27	0.54
clay4	57.6	68	71.4	48.5	56.6		57.2	54.4	37.6
silt4	9.9	12	15.7	29.6	22.4		21.3	17.9	17.1
sand4	32.5	20	11.2	21.9	21		21.5	27.7	35.3
rock4	0	0	1.7	0	0		0	0	10
sol_alb4	0.15	0.15	0.15	0.13	0.23		0.16	0.16	0.16
usle_k4	0	0	0	0	0		0	0	0
sol_ec4	0	0	0	0	0		0	0	0

Número de camadas (NLAYERS), grupos de saturação (HYDGRP), a profundidade de raiz (SOL_ZMX), porosidade (ANION_EXCL), profundidade da camada (SOL_Z), densidade aparente (SOL_BD), capacidade de água no solo (SOL_AWC), condutividade hidráulica saturada (SOL_K), erodibilidade (USLE_K), albedo (SOL_ALB), carbono orgânico (SOL_CBN), percentagem de argila (CLAY), percentagem de silte SILT), percentagem de areia (SAND) e percentagem de pedras (ROCK).

Fonte: a autora.

Os processos para a simulação do ciclo hidrológico incluem a simulação do escoamento superficial, escoamento sub-superficial, infiltração, evaporação, absorção de água pelas plantas, o fluxo lateral e percolação de aquíferos superficiais e profundos.

O escoamento superficial pode ser estimado pelo método de infiltração de Green & Ampt ou do Soil Conservation Service (SCS) (NEITSCH et al., 2005). Para esta pesquisa aplicou-se Green & Ampt com dados horários de precipitação. Para o cálculo da evapotranspiração potencial, o modelo disponibiliza três métodos: i) Penman-Monteith (MONTEITH, 1965); ii) Priestley - Taylor (PRIESTLEY e TAYLOR, 1972) e iii) Hargreaves & Samani (HARGREAVES et al., 1985), sendo que para este estudo utilizou-se o método de Penman-Monteith. Segundo Tucci (1998), quando se têm disponíveis todos os

dados diários de radiação solar, temperatura do ar, umidade relativa e velocidade do vento, recomenda-se a utilização de Penman-Monteith.

3.4.2 Calibração e Verificação

Nestas etapas foram utilizados 16 dos 18 pluviógrafos que estiveram ou estão em funcionamento na bacia. Não foram utilizados os dados dos pluviômetros 12 e 33, devido a curta série histórica que apresentavam.

Para a simulação de um modelo deve-se separar uma série temporal de dados medidos em dois períodos, um para a calibração e outro para a verificação do modelo. A série de calibração serve para o ajuste dos parâmetros do modelo, e este ajuste é feito de forma a encontrar o menor erro da variável de saída estimada pelo modelo, quando comparada com o valor observado desta variável. Estes parâmetros ajustados nesta fase de calibração são testados na etapa de verificação, com uma série que não foi utilizada na calibração.

Nesta pesquisa, para a etapa de calibração foram usados os dados de todos os pluviógrafos preenchidos no período compreendido entre janeiro de 2002 e dezembro de 2004. Para a etapa de verificação foi utilizado o período compreendido entre janeiro de 2008 e junho de 2011.

Foram simuladas sete situações para a verificação do desempenho do modelo SWAT (Tabela 8): 1) dados horários de 16 postos pluviométricos com preenchimento de falhas usando RNAs; 2) dados horários de 8 postos pluviométricos preenchidos, a fim de testar a importância de uma distribuição detalhada de chuvas; 3) dados horários de 4 postos preenchidos, para testar a importância de uma distribuição detalhada de chuvas; 4) dados horários de 2 postos preenchidos, para testar a importância de uma distribuição detalhada de chuvas; 5) dados horários de um único posto preenchido, para testar a importância de uma distribuição detalhada de chuvas; 6) dados horários dos 16 postos sem preenchimento, onde os dados faltantes foram substituídos pelo valor -99 que é considerado pelo modelo como inexistente; 7) dados horários dos 16 postos preenchidos convertidos em diários.

Esses cenários foram planejados de modo a avaliar quanto a ausência de dados de precipitação poderia afetar no desempenho do modelo. É esperado que a melhor distribuição possível, que resultaria na melhor desempenho do modelo, seria a simulação com os 16 pluviógrafos com as falhas preenchidas, e ao se diminuir o número de

pluviógrafos a tendência da simulação seria a diminuição dos índices de desempenho, também se espera uma piora na simulação quando da entrada no modelo com dados diários preenchidos, e ainda quando utilizados os dados de precipitação horários sem preenchimento. Pois o SWAT preenche as falhas de dados climáticos através de um algoritmo baseado na cadeia de markov, onde os valores são estimados para cada localidade a partir das estações mais próximas a cada sub-bacia.

Tabela 8 - Cenários de simulação.

Simulação	Período	Dados de Precipitação	Pluviógrafos
Calibração	Jan de 2002 a dez de 2004	série horária preenchida (16 pluviógrafos)	11,13,14,22,23,25,26,31, 34,37,38,40,41,42,43,51
Cenário 1	Jan de 2008 a jun de 2011	série horária preenchida (16 pluviógrafos)	11,13,14,22,23,25,26,31, 34,37,38,40,41,42,43,51
Cenário 2	Jan de 2008 a jun de 2011	série horária preenchida (8 pluviógrafos)	11,13,34,37,40,42,43,51
Cenário 3	Jan de 2000 a jun de 2011	série horária preenchida (4 pluviógrafos)	13,37,40,51
Cenário 4	Jan de 2008 a jun de 2011	série horária preenchida (2 pluviógrafos)	13, 37
Cenário 5	Jan de 2008 a jun de 2011	série horária preenchida (1 pluviógrafo)	37
Cenário 6	Jan de 2008 a jun de 2011	série horária sem preenchimento	11,13,14,22,23,25,26,31, 34,37,38,40,41,42,43,51
Cenário 7	Jan de 2008 a jun de 2011	série com dados diários preenchidos	11,13,14,22,23,25,26,31, 34,37,38,40,41,42,43,51

Fonte: a autora.

Segundo Arnold et al., (2012) o primeiro passo para o processo de calibração e verificação do modelo SWAT é a determinação dos parâmetros mais sensíveis para uma bacia hidrográfica. Existem dois tipos de parâmetros: parâmetros físicos e parâmetros de processo. Os parâmetros físicos representam as propriedades físicas da bacia e são usualmente mensuráveis, tais como a área, a fração impermeável, a declividade, entre outros. Os parâmetros de processo representam as características da bacia que normalmente não são medidas, tais como a profundidade média, capacidade de armazenamento de água no solo, entre outros (FERRIGO, 2011). Alguns parâmetros como condutividade hidráulica e porosidade, podem ser medidos a campo, porém, os valores eventualmente medidos podem não ser representativos na escala da modelagem.

Arnold et al. (2012), reuniram 64 estudos de maior representatividade mundial que utilizaram o SWAT. Os autores indicaram os parâmetros mais utilizados no processo de calibração. Em relação ao escoamento superficial são: CN2, SOL_AWC, ESCO, SURLAG, EPCO e OV_N; e em relação ao fluxo de base são: ALPHA_BF, GW_DELAY, GW_REVAP, RCHARG_DP, GWQMN e o REVAPMN.

Ferrigo (2014) avaliou a análise de sensibilidade em 30 estudos brasileiros, destacando os mais sensíveis: ALPHA_BF, CN2, ESCO, SOL_AWC, GW_REVAP, GW_DELAY, SURLAG, CANMAX, SOL_K, GWQMN, SHALLST, RCHARG_DP, SLOPE, SOL_Z, CH_K2 e SLSUBBSN.

Neste sentido, a calibração foi desenvolvida manualmente, baseada na literatura e recomendações do manual. Foram utilizados dados de precipitação em intervalo de tempo horário, com os valores dos parâmetros sendo atribuídos a todas as sub-bacias.

O processo se deu através da técnica de tentativa e erro, sendo calibrados através da opção de “substituir valor” ou “multiplicação”. Substituir valor significa que o valor atribuído ao parâmetro torna-se o mesmo para toda opção selecionada. A multiplicação mantém a proporção, visto que cada sub-bacia, HRU ou tipo de solo, apresentam um valor inicial próprio para determinados parâmetros.

Analisou-se estatisticamente o desempenho das simulações, onde foi avaliado o efeito do preenchimento das falhas sobre o balanço hídrico da bacia. Para a avaliação do desempenho do ajuste do modelo foi utilizado o coeficiente de eficiência de Nash-Sutcliffe (NS), descrito no item 3.2 e o Pbias. O Pbias corresponde ao percentual de viés das vazões simuladas em relação às observadas (Equação 31). Segundo Moriasi et al., (2007) a avaliação destas duas estatísticas é o método mais utilizado para avaliação do desempenho de modelos hidrológicos. Valores negativos de Pbias indicam que o modelo subestima a vazão simulada em relação à observada, e o positivo, superestima. Van Liew et al. (2007) apresentaram uma classificação de Pbias em aplicações do SWAT utilizando intervalos de tempo diários: $Pbias < \pm 10\%$ = muito bom; $\pm 10\% < Pbias < \pm 15\%$ = bom; $\pm 15\% < Pbias < \pm 25\%$ = satisfatório; $Pbias > \pm 25\%$ = inadequado. Moriasi et al. (2007) apresenta a mesma classificação para aplicações do SWAT, avaliando vazões em intervalo de tempo mensal.

$$Pbias = \left(\frac{\bar{Q}_{sim} - \bar{Q}_{obs}}{\bar{Q}_{obs}} \right) \times 100 \quad (31)$$

onde, Q_{obs} é a vazão média observada ($m^3 s^{-1}$), Q_{sim} é a vazão média simulada ($m^3 s^{-1}$).

Na fase de calibração os parâmetros são alterados até o Coeficiente de eficiência de Nash-Sutcliffe atingir um valor para que o ajuste possa ser considerado aceitável.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

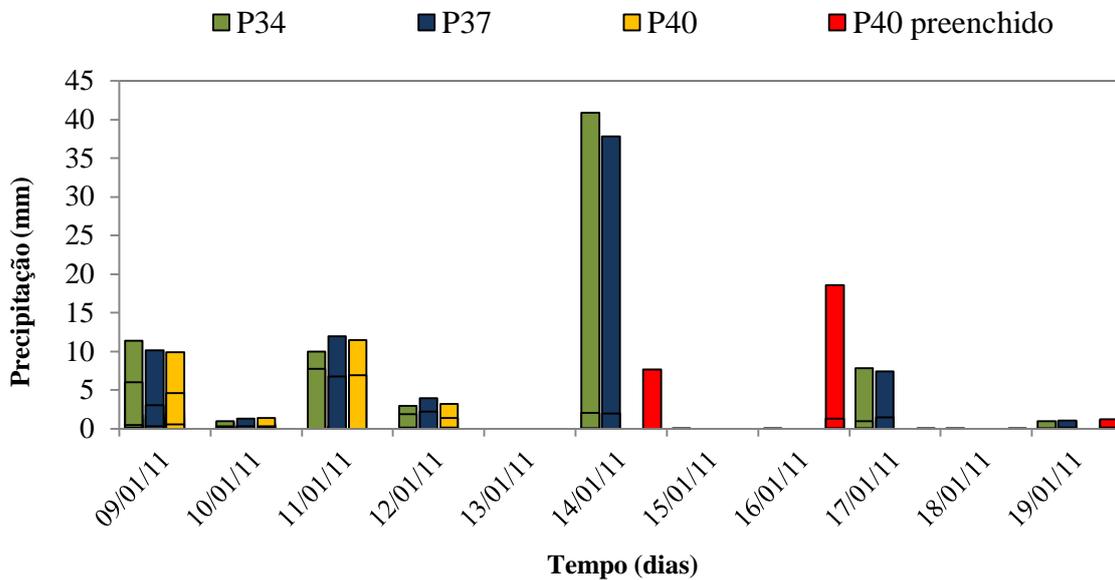
4.1 Preenchimentos das falhas dos dados horários de precipitação

No processo de teste das RNA's, desenvolvido com os dados dos anos de 2010 e 2011, encontrou-se resultados similares utilizando 2 e 30 iterações. Por outro lado, com 2 iterações, o tempo de processamento de cada modelo foi de aproximadamente 27 segundos e para 30 iterações foi de cerca de 400 segundos. Desta forma, foi considerado durante esse período de testes que 2 iterações seriam suficientes para garantir que não ocorresse um “mau começo” dos parâmetros. Consequentemente, para os demais anos do preenchimento, adotou-se um número de duas iterações, apenas.

A análise do processo de testes também mostrou que o aumento no número de ciclos de 10.000 para 20.000 não promoveu melhoria nos resultados. Porém, o aumento do número de neurônios na camada intermediária, de 4 para 8, proporcionou melhoria nos resultados de coeficiente de determinação, na ordem de 5,4%. A configuração da RNA foi definida da seguinte maneira: 8 neurônios na camada intermediária, 2 iterações e máximo de 10.000 ciclos para execução de cada rotina.

Quanto às topologias utilizadas, inicialmente adotou-se a alternativa de escolha de um modelo global, com séries longas, independente do período de treinamento e verificação, referir-se ao mesmo ano, ou próximo dos períodos a preencher. Este modelo foi utilizado para preenchimento de todas as falhas que pudessem ser preenchidas com os dados dos mesmos pluviógrafos usados no treinamento. No entanto, dificuldades foram encontradas. Ao se aplicar esta alternativa, utilizando séries longas de treinamento, com 8760 dados, que representam aproximadamente 365 dias, observou-se que algumas falhas não estavam sendo preenchidas adequadamente pelo modelo. Na Figura 12 é apresentado um pequeno intervalo desta série longa. Observa-se que no período em que os três pluviógrafos usados no preenchimento possuíam dados, de 09 à 13/01/11 os valores encontrados são bastante semelhantes. O modelo, em chuvas de baixa intensidade, foi adequado, conforme ocorrido no dia 19/01. Porém em outros dois momentos (14/01 e 17/01/11) o modelo não apresentou um preenchimento satisfatório.

Figura 12 - Preenchimento do P40, a partir dos dados das estações P34 e P37, no período de 2010 e 2011.

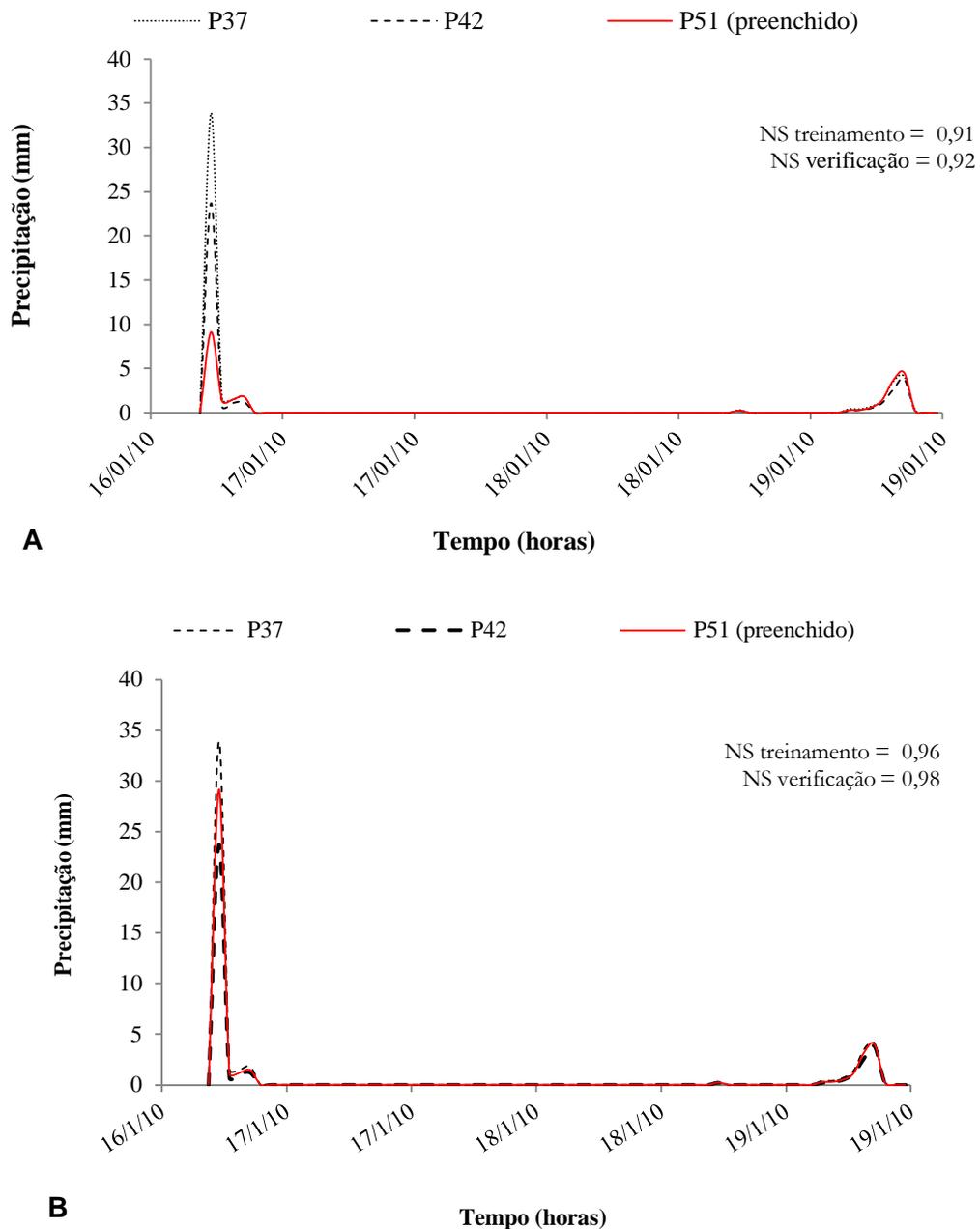


Fonte: Depiné et al., (2014).

Como segunda alternativa, optou-se por construir modelos treinados por séries curtas (de 12 a 30 dias de dados horários que equivalem de 300 a 800 valores), independente da estação climatológica a ser preenchida. Esta rotina modelo foi utilizada para preenchimento de todas as falhas que pudessem ser preenchidas no período de teste, compreendido entre 2010 e 2011, com os dados dos mesmos pluviógrafos usados no treinamento. Observou-se uma melhora no preenchimento em relação à primeira alternativa, onde 23 % das falhas ainda não estavam sendo preenchidas adequadamente pelo modelo. Notou-se que na ocorrência das chuvas de verão, que tem como característica picos rápidos de alta intensidade, as séries a serem preenchidas não estavam sendo reproduzidas adequadamente pelo modelo quando a série de treinamento utilizada era de períodos de inverno e vice-versa. No caso destas chuvas de verão, os resultados obtidos no preenchimento não eram coerentes com os dados dos pluviógrafos utilizados para este preenchimento. Na Figura 13 são apresentados os resultados, com o modelo de séries curtas. Observa-se, na figura 13A, o resultado do preenchimento, em que foram utilizados os dados do P37 e P42 para preencher as falhas do P51, no período de 16 a 19 de janeiro de 2010. Para esse preenchimento, foram utilizados dados do período compreendido entre 20 de setembro e 09 de outubro de 2009 para treinamento e validação do modelo.

O comportamento das chuvas neste período utilizado para treinamento é diferente daquele que deveria ser preenchido no período de verão, portanto este modelo de séries curtas não conseguiu representar adequadamente as chuvas de alta intensidade e picos rápidos, ocultando a variabilidade da precipitação na bacia estudada, provavelmente devido ao efeito da sazonalidade sobre a série de dados pluviométricos.

Figura 13 – Preenchimento do P51, a partir das séries P37 e P42, utilizando modelo de treinamento de setembro e outubro (A) e dezembro e janeiro (B).



Fonte: Depiné et al. (2014)

Como terceira alternativa, além das séries curtas, levou-se em consideração para elaboração desse modelo, as estações do ano em que se encontravam a série de treinamento e a série a ser preenchida, tendo por objetivo minimizar possíveis efeitos dos diferentes períodos sazonais. Na Figura 13B é apresentado o preenchimento do mesmo período e pluviógrafo da alternativa anterior, porém com o modelo treinado em dezembro e janeiro. Nota-se que as séries treinadas em períodos que possuem as mesmas características climatológicas do período a ser preenchido conseguiram ser mais eficientes. Corroborando com Gomes et al. (2010), que trabalharam com redes neurais artificiais para previsão de vazões naturais médias diárias em uma sub bacia do Rio São Francisco, observaram melhores resultados quando feitos diferentes treinamentos para diferentes períodos sazonais.

Essas diferenças sazonais influenciam a precipitação em determinados períodos do ano. Nery (2005) comenta que o sul do Brasil, devido à sua posição geográfica, sofre mais influência dos sistemas de latitudes médias, representados principalmente pelos sistemas frontais, que são os principais causadores de chuvas durante o ano. Além dos sistemas frontais, destaca-se a atuação dos Complexos Convectivos de Mesoescala (CCM), que atuam ao longo de todo o ano, com destaque nos meses da primavera. Os CCMs são áreas de instabilidades que se formam no Paraguai e norte da Argentina, deslocando-se para leste e atingindo os estados do sul com elevados índices de precipitação, ventos fortes, granizos e ocasionalmente tornados (DIAS, 1996).

Os sistemas convectivos isolados também são responsáveis por grande quantidade de precipitação, principalmente no verão. Essas áreas de instabilidades formam-se devido ao aquecimento diurno, gerando precipitações convectivas de grande intensidade e curta duração, concentradas em pequenas áreas (chuvas de verão). São importantes para projetos em pequenas bacias.

Além desses fenômenos que ocorrem diretamente sobre a Região Sul, destaca-se o fenômeno ENOS (El Niño Oscilação Sul). Durante eventos do El Niño há uma ocorrência de irregularidades na distribuição de chuvas no Rio Grande do Sul (MINUZZI et al., 2005), região em que se localiza a bacia em estudo. O El Niño produz precipitação acima da média climatológica em quase todos os meses do ano, mas o período de maior influência é na primavera e início de verão. Esses fenômenos que incidem sobre a bacia em estudo, são de curta duração, e comprovam a importância da variabilidade temporal em se tratando de modelagem diária para o preenchimento de falhas utilizando a metodologia proposta.

Desta forma, para este trabalho adotou-se como padrão para o treinamento da RNA, séries de dados da mesma estação climatológica do período a ser preenchido, evitando assim os possíveis efeitos da variação temporal.

A variação espacial de distribuição da chuva não foi um parâmetro restritivo neste caso, por se tratar de uma bacia relativamente pequena (78 km²) com relevo suave e com chuvas espacialmente homogêneas. Essa homogeneidade da precipitação foi comprovada por Pereira, Kobiyama e Castro (2014) que analisaram a distribuição das chuvas nesta bacia para o período 05/05/03 a 09/05/06 e 01/07/07 a 04/06/11. Os autores concluíram que as distribuições Log Pearson e Gama apresentaram melhor ajuste aos dados observados. Os autores também realizaram o agrupamento da variância pela distância Euclidiana pelo método de Ward, sendo definido que as variáveis se enquadravam em dois e três grupos. Porém, Com a aplicação da ANOVA e o teste HSD, verificou-se que os possíveis agrupamentos das variáveis não se aplicavam, demonstrando, portanto, que a variância nas precipitações nesta bacia apresenta homogeneidade espacial.

Adotando-se a terceira alternativa, para o preenchimento das falhas, foi necessária a construção de 1522 modelos. Além desses, foram construídos 262 modelos com as mesmas características, porém com apenas uma série de dados de entrada. Esta medida foi necessária para preencher as falhas de períodos em que havia apenas um pluviógrafo em funcionamento. Os postos pluviométricos preenchidos, o número de modelos feitos para preencher todas as falhas do mesmo, os pluviógrafos utilizados para o preenchimento e suas estatísticas estão apresentados na Tabela 9.

Analisando-se os treinamentos da RNA, observa-se que o erro não ultrapassado em 95% de frequência para cada série de dados variou de 0,000004 e 1,5 mm, sendo que o erro máximo ocorreu com o modelo para o posto P40. Enquanto que, para a validação, o erro não ultrapassado em 95% de frequência para cada série de dados variou de 0,002 a 1,42 mm. Os menores erros absolutos médios encontrados no treinamento e na validação da rede foram, respectivamente, de 0,00025 e 0,0031 mm. Em contrapartida os máximos erros encontrados foram de 0,2041 mm no treinamento e de 0,1984 mm na validação.

Tabela 9 - Pluviógrafos preenchidos e usados no preenchimento e estatísticas médias do treinamento e da verificação.

Pluviógrafo Preenchido	Pluviógrafos utilizados	Número de modelos	Estatística de treinamento				Estatística de validação			
			Eñ95% (mm)		NS		Eñ95% (mm)		NS	
			Mín	Máx	Mín	Máx	Mín	Máx	Mín	Máx
11	14, 23, 26	66	0,0103	0,5869	0,94	0,99	0,02966	0,59440	0,95	0,99
12	23, 26,	3	0,0619	0,3154	0,97	0,97	0,03845	0,09332	0,97	0,97
13	23,34,37,51	77	0,0176	1,2610	0,97	0,99	0,06750	1,00400	0,92	0,99
14	23, 26, 51	62	0,1040	0,7627	0,95	0,99	0,39089	1,05809	0,95	0,99
22	14, 23, 26	80	0,0740	0,5313	0,95	0,99	0,07362	0,40481	0,92	0,99
23	13, 14, 26, 34, 37, 51	146	0,0073	0,9040	0,97	0,99	0,00744	1,08300	0,80	0,99
25	14, 23, 26	84	0,0025	0,1260	0,95	0,99	0,03870	0,79837	0,92	0,99
26	14, 23, 26	58	0,0591	1,0880	0,95	0,99	0,06197	0,63339	0,95	0,99
31	11,14,23,26	55	0,0145	0,7300	0,97	0,99	0,04051	0,61760	0,97	0,99
33	23,26,24	18	0,0163	1,0960	0,95	0,99	0,03450	0,67500	0,95	0,99
34	13,23,37,40	59	0,0063	1,0760	0,94	0,99	0,00200	1,18740	0,90	0,99
37	13, 14, 23, 26, 34, 40, 51	199	0,0109	1,4300	0,91	0,99	0,00500	1,42000	0,90	0,99
38	14, 23	42	0,0483	0,1242	0,98	0,99	0,12011	0,71000	0,94	0,99
40	23, 37	62	0,0030	1,5000	0,93	0,99	0,00500	1,26000	0,86	0,98
41	23, 37	44	0,0120	0,5820	0,90	0,99	0,09400	0,54700	0,81	0,99
42	23, 37, 40	101	0,0000	0,9900	0,91	0,99	0,00200	1,07000	0,91	0,99
43	23, 37, 40	121	0,0035	0,9080	0,94	0,99	0,03000	1,13000	0,90	0,96
51	13, 14, 23, 26, 34, 37, 40	507	0,0002	0,6754	0,92	0,99	0,01500	1,30010	0,91	0,99

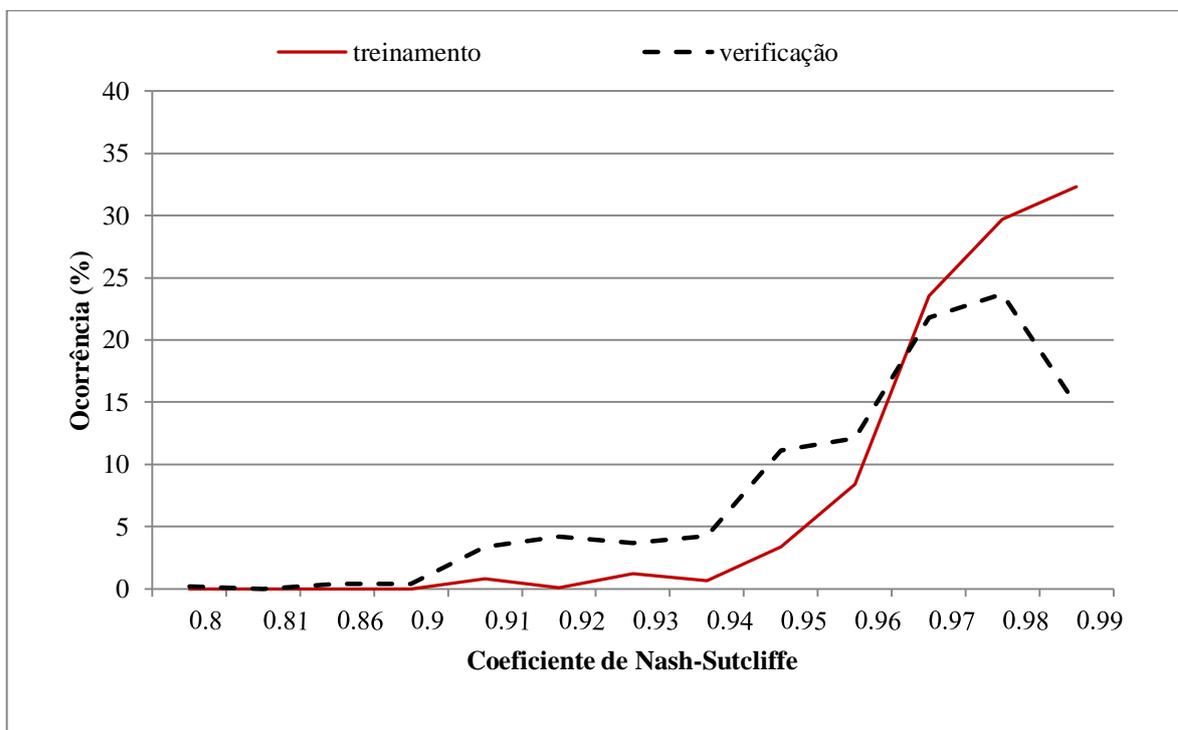
Eñ95% - Erro não ultrapassado em 95% das amostras (mínimo e máximo), por aparelho (mm) e NS - coeficiente de *Nash-Sutcliffe* (mínimo e máximo) no treinamento e verificação dos modelos.

Fonte: a autora

De maneira geral, os valores médios do coeficiente de *Nash-Sutcliffe* (NS) encontrados no treinamento foram superiores aos valores encontrados na verificação dos modelos, de 0,99 e de 0,95, respectivamente. O valor mínimo de NS encontrado no treinamento foi 0,90 e na verificação foi 0,80, e o máximo encontrado foi 0,99 para ambos. Na Figura 14 são apresentados os coeficientes médios de NS, encontrados no treinamento e na verificação dos modelos de rede neurais artificiais utilizados no preenchimento das falhas das séries históricas de precipitação. Nota-se que os valores encontrados na verificação foram inferiores aos encontrados no treinamento dos modelos, podendo-se

observar que a ocorrência de valores de coeficiente de NS igual a 0,99 foi de cerca de 32% no treinamento, enquanto que na verificação este valor caiu pela metade, ficando em 15% das ocorrências. O mesmo ocorreu para os coeficientes de NS de 0,98 e 0,97, em que a ocorrência maior destes valores foi encontrada no treinamento, 30 e 24% respectivamente. Já a ocorrência destes mesmos valores de NS na verificação, foi da ordem de 24 e 22%, respectivamente.

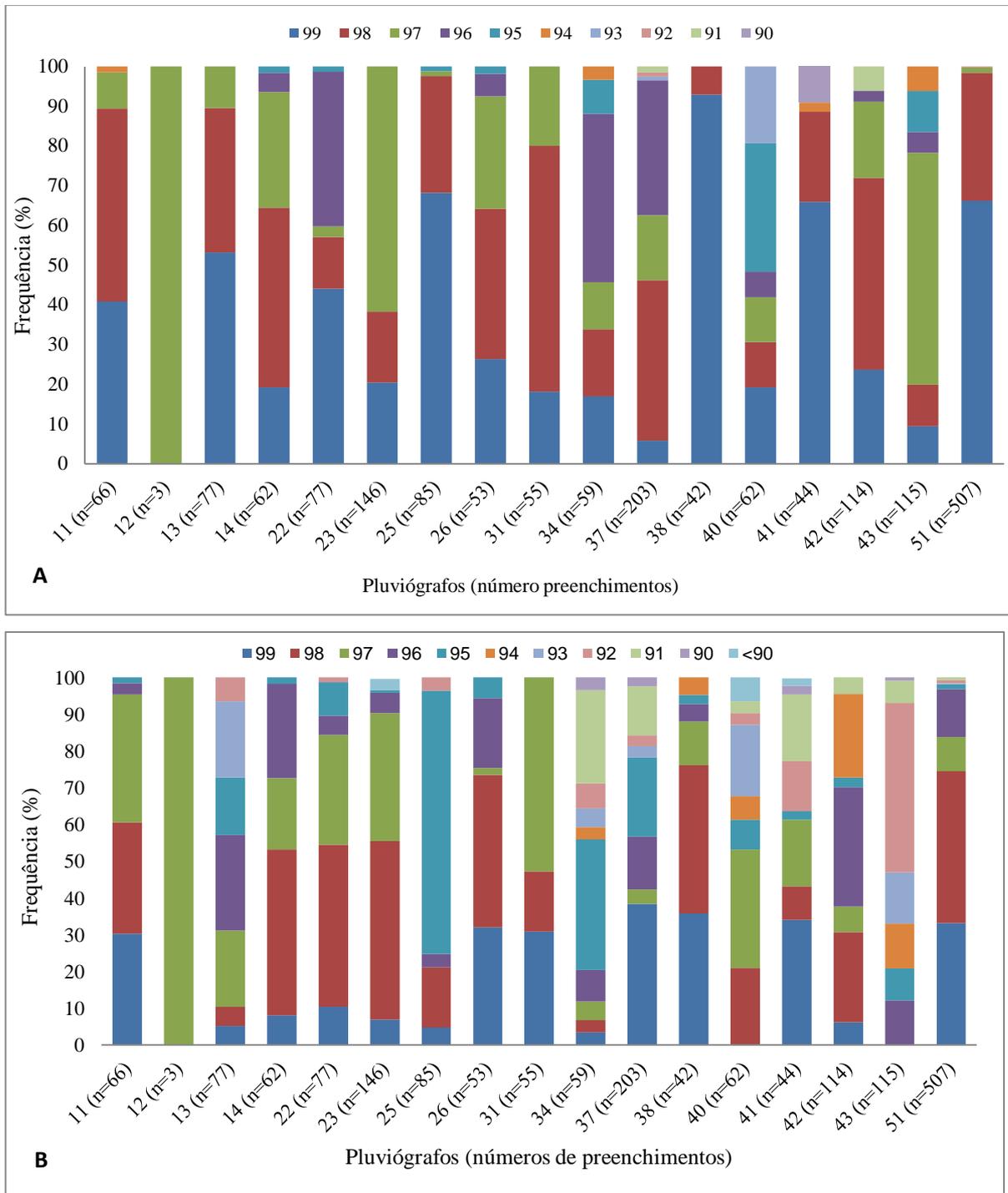
Figura 14 - Coeficiente de Nash-Sutcliffe (NS) médio encontrado no treinamento e verificação dos modelos.



Fonte: a autora.

As frequências com que, no treinamento da rede (Figura 15A), os coeficientes NS pelo menos igualaram o valor de 0,99 foram, para cada pluviógrafo (11, 12, 13,14, 22, 23,25, 26, 31, 34, 37, 38, 40, 41, 42, 43 e 51) de, respectivamente, 41, 0, 53, 19, 44, 21, 68, 26, 18, 17, 6, 93, 19, 66, 24, 10 e 66 %. Os NS que igualaram ou ultrapassaram o valor de 0,97, por sua vez, ocorreram, respectivamente, com frequências de 9, 100, 10, 29, 3, 62, 1, 28, 20, 12, 16, 0, 11, 0, 19, 58 e 1 %. Apenas no pluviógrafo 41 os coeficientes NS se igualaram o valor de 0,90, com uma frequência de 9%.

Figura 15- Frequência de ocorrência do coeficiente de Nash-Sutcliffe, no treinamento (A) e na verificação (B) dos modelos.



Fonte: Depiné, Castro e Pedrollo, (2013).

As frequências com que, na verificação (Figura 15B), os coeficientes NS pelo menos igualaram o valor de 0,99 foram, para cada pluviógrafo (11, 12, 13,14, 22, 23,25, 26, 31, 34, 37, 38, 40, 41, 42, 43 e 51) de, respectivamente, 30, 0, 5, 8, 10, 7, 5, 32, 31, 3, 38, 36, 0, 34,

6, 0 e 33 %. Os NS que igualaram ou ultrapassaram o valor de 0,97, por sua vez, ocorreram, respectivamente, com frequências de 35, 100, 21, 19, 30, 35, 0, 2%, 53, 5, 4, 12, 32, 18, 7, 0 e 9 %. Na verificação foram encontrados valores de NS menores que 0.90 nos pluviômetros 23, 40 e 41, na frequência de 3, 6 e 2% respectivamente. Ainda observando o pluviógrafo 43, este não apresentou coeficientes que igualassem ou ultrapassassem 0.97, havendo uma frequência de 46% de ocorrência do coeficiente de valor 0.92.

De uma maneira geral, durante o treinamento, os coeficientes NS estiveram concentrados em sua maioria entre 0.99 e 0.97. Já durante a verificação do preenchimento, os coeficientes de NS foram encontrados em sua maioria entre os valores de 0.98 e 0.95. Observa-se, portanto, uma diferença nos valores obtidos no treinamento e na verificação dos modelos. Valores mais baixos na verificação dos modelos induzem a considerar que no preenchimento das falhas, os resultados obtidos ampliam seu afastamento daqueles efetivamente ocorridos.

4.2. Análise de Incertezas do Preenchimento

Os dados horários preenchidos foram acumulados para a escala de tempo mensal, e comparados com as médias das séries históricas das estações pluviométricas de Cruz Alta (código ANA 02853028, latitude -28°39'28,08" longitude -53°36'20,88") e de Ijuí (código 02853003, latitude -28°27'21.96, longitude -53°58'18.12), a partir do teste de análise de variância (ANOVA), ao nível de significância de 5 % (Tabela 10).

Tabela 10 – Análise de Variância (ANOVA) para os pluviógrafos em escala de tempo mensal.

Fonte da variação	SQ	gl	MQ	F	valor-P	F crítico
Entre grupos	245507.3	19	12921.44	1.247369	0.209458	1.591599
Dentro dos grupos	21194413	2046	10358.95			
Total	21439921	2065				

SQ = soma dos quadrados; gl = graus liberdade; MQ = média da soma dos quadrados; P = risco de erro.

Fonte: a autora

Com base nos resultados obtidos, foi possível concluir que não se deve rejeitar a hipótese H_0 . Ou seja, não existe diferença estatística entre os valores mensais de precipitação.

Deste modo, confirma-se a homogeneidade dos dados preenchidos em relação a outros dados históricos sem falhas, medidos para a escala de tempo diário, em pluviômetros manuais.

Posteriormente as séries de precipitações horárias das estações foram correlacionadas entre si, para os períodos simultâneos dos dados disponíveis. A análise de correlação visa demonstrar a similaridade das distribuições temporais e magnitudes das alturas de precipitações medidas e preenchidas. O princípio é similar àquele da análise de dupla massa. Na Tabela 11 são apresentados os coeficientes de determinação de Pearson (R^2) mínimos e máximos obtidos nas correlações com as séries de dados horários preenchidos de cada pluviógrafo.

Tabela 11- Parâmetros estatísticos das séries de precipitações horárias.

Pluviógrafo	R^2 mín.	R^2 máx.	Período
11	0,23	0,48	1989 a 1996
12	0,34	0,50	1989 a 1990
13	0,05	0,72	1999 a 2011
14	0,05	0,38	1990 a 1999
22	0,17	0,45	1989 a 1996
23	0,17	0,85	1989 a 2007
25	0,25	0,48	1990 a 1996
26	0,15	0,48	1989 a 1996
31	0,23	0,34	1989 a 1994
33	0,21	0,41	1990 a 1991
34	0,06	0,72	1999 a 2011
37	0,20	0,68	1991 a 2011
38	0,15	0,27	1994 a 1996
40	0,66	0,82	2003 a 2011
41	0,55	0,85	2003 a 2011
42	0,60	0,77	2003 a 2011
43	0,60	0,69	2003 a 2011
51	0,24	0,80	1989 a 2011

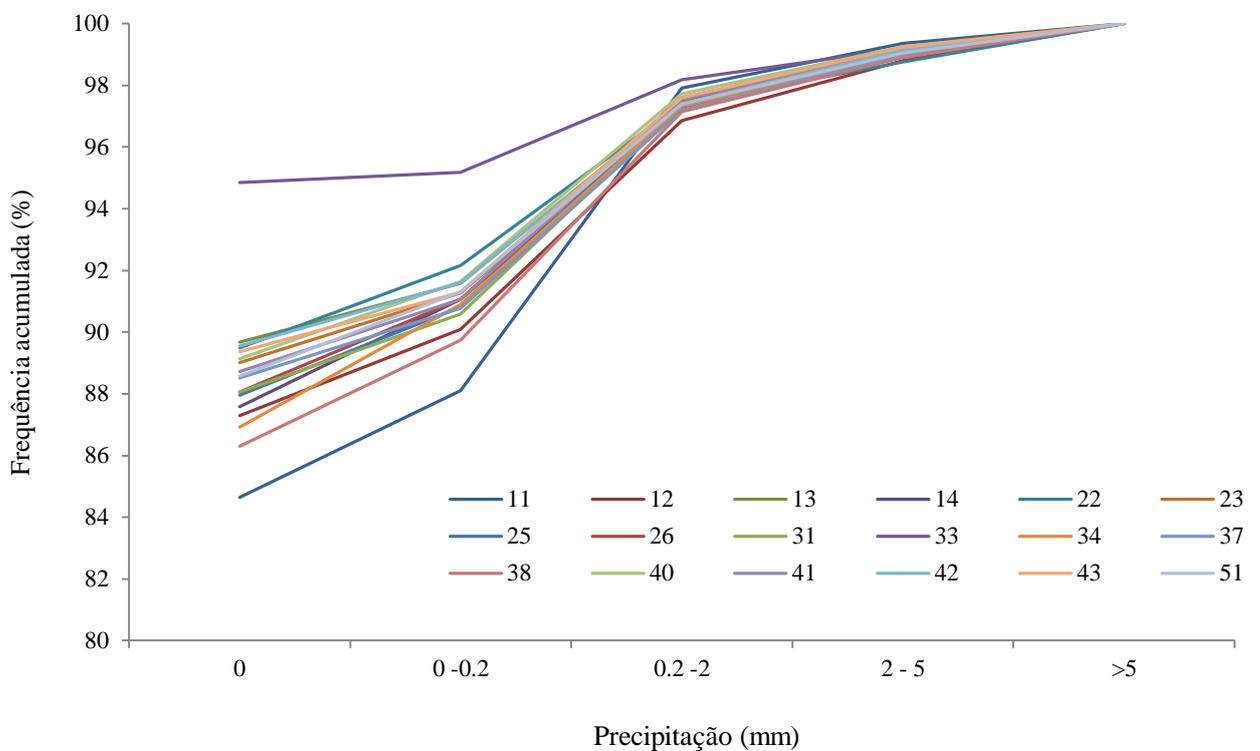
Os pluviógrafos que funcionaram apenas na década de 1990 apresentaram coeficiente de determinação de Pearson sempre inferiores a 0,5 (pluviógrafos 11, 12, 14, 22, 25, 26, 31, 33 e 38) enquanto aqueles que funcionaram apenas na década de 2000 (pluviógrafos 40, 41, 42 e 43), os coeficientes foram superiores a 0,55. Para os pluviógrafos que funcionaram nas duas décadas, apresentaram coeficientes mínimos e máximos representativos das décadas correspondentes, ou seja, o mínimo foi inferior a 0,5 e o máximo superior a 0,55. Os coeficientes de determinação representam o grau de sincronização temporal e a magnitude das alturas de precipitação medidas ou preenchidas. Os baixos valores dos coeficientes obtidos na década de 1990 indicam elevada dessincronização temporal e nas magnitudes das alturas de precipitação registradas nos pluviógrafos. Na década de 2000, este problema foi minimizado, pois os valores dos coeficientes foram mais elevados. Isto provavelmente se deve ao fato de que até o ano de 1999, as medições eram feitas através de instrumentos automáticos mecânicos. Nestes pluviógrafos segundo Medeiros et al. (2003), dois aspectos podem ser considerados com origem das falhas: primeiro o operador, que poderia não efetuar a devida troca de gráficos ou realizá-lo de forma errada, causando defasagens de tempo ou, ainda, não dar corda no aparelho; segundo, no próprio instrumento, que, por ser composto por muitas partes móveis e sensíveis e estarem expostos no campo, apresentavam frequentemente problemas de manutenção, principalmente erro no relógio. A partir de 2000, os pluviógrafos mecânicos foram substituídos pelos digitais, o que na prática não eliminou as falhas, mas reduziu os problemas que os mecânicos tinham com relação à defasagem.

As alturas de precipitação horárias foram analisadas em termos de suas frequências de ocorrência. Foi efetuada a discretização para os intervalos de 0 a 0,2 mm, de 0,2 a 2,0 mm, de 2,0 a 5,0 mm e superior a 5,0 mm. Na Figura 16 são apresentadas as frequências acumuladas das alturas de precipitação horárias medidas e preenchidas. A ausência de precipitação foi registrada em média em 88,5% das horas do período de monitoramento e, registro de chuva ocorreu em 11,5% do tempo. Alturas de precipitação horária superiores a 5,0 mm foram registradas em cerca de 0,9% do tempo. É importante notar a dispersão das curvas de distribuição das frequências acumuladas. O pluviógrafo 33 apresentou a maior dispersão. Este pluviógrafo funcionou por um período muito curto, de modo que a sua análise de frequência pode não ser consistente. O pluviógrafo 11 também apresentou desvio marcante em relação às demais curvas. Isto pode estar relacionado ao fato deste pluviógrafo

só estar em funcionamento durante a primeira década de monitoramento, período em que os dados apresentaram maior dessincronização temporal.

As frequências acumuladas para cada intervalo de ocorrência da precipitação apresentaram coeficientes de variação variando entre 12,5 % para o intervalo de 2,0 a 5,0 mm a 31,3% para o intervalo entre 0 e 0,2 mm. Estas variações demonstram a existência de expressivas diferenças nas alturas de precipitações horárias registradas ou preenchidas para cada pluviógrafo.

Figura 16 - Distribuição de frequências acumuladas das precipitações horárias.

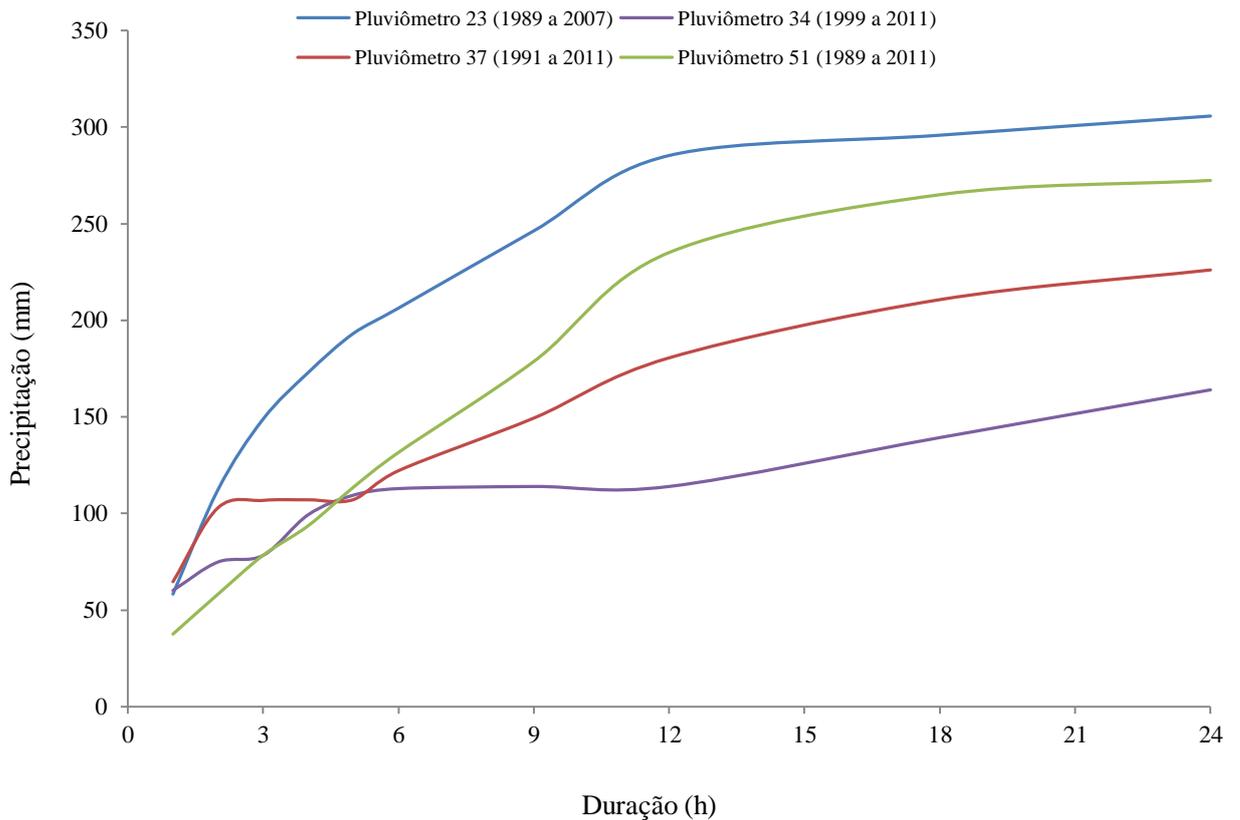


Fonte: Depiné, Castro e Pedrollo, (2013).

Na Figura 17 são apresentadas as alturas de precipitações máximas para diferentes durações dos pluviômetros 23, 34, 37 e 51. Esta figura foi construída com as séries horárias mais longas, visando incorporar diferentes ciclos climáticos, que poderiam influenciar nos valores máximos. As evoluções das precipitações máximas foram bastante diferentes. O pluviômetro 23 apresentou os valores mais elevados. O período de monitoramento está compreendido naquele do pluviômetro 51. Deste modo, as duas evoluções deveriam ser idênticas ou a evolução do pluviômetro 51 deveria ser mais elevada. Dois aspectos devem ser considerados. O pluviômetro 23 apresentou um percentual de falhas relativamente baixo

(20,8%), sendo inferior aquele do pluviômetro 51 (65,2%). As evoluções dos pluviógrafos 34 e 37 apresentaram coerência a partir da duração de 5 h em relação ao pluviógrafo 51. No entanto, para as durações inferiores a 5 h, as precipitações máximas destes pluviógrafos também foram superiores aquelas do pluviógrafo 51.

Figura 17 - Precipitações máximas para diferentes durações.



Fonte: Depiné, Castro e Pedrollo, (2014).

As precipitações horárias dos pluviógrafos com séries mais longas foram utilizadas para aplicação da distribuição de probabilidade de extremos tipo I, conhecida como distribuição de Gumbel (NAGHETTINI e PINTO, 2007). Foram determinados os valores para os períodos de retorno variando entre 2 e 100 anos, para as precipitações de durações de 1 e 24 h. As relações entre as alturas das durações de 1 e 24 h, para o período de retorno de 2 anos, são apresentados na Tabela 12. Estas relações são comparadas com aquelas obtidas por Frago (2005) no pluviógrafo instalado em Cruz Alta, por Back, Oliveira e Henn (2012) para Chapecó e os resultados nacionais apresentados pelo DNOS (CETESB, 1986). As relações obtidas para os pluviógrafos 23, 37 e 51 são similares, mas bastante

inferiores aqueles dos referidos estudos. As intensidades de precipitações horárias são muito baixas. Valores baixos também são obtidos para as precipitações máximas horárias contidas na série completa de cada pluviógrafo.

Tabela 12 - Alturas de precipitação para diferentes durações.

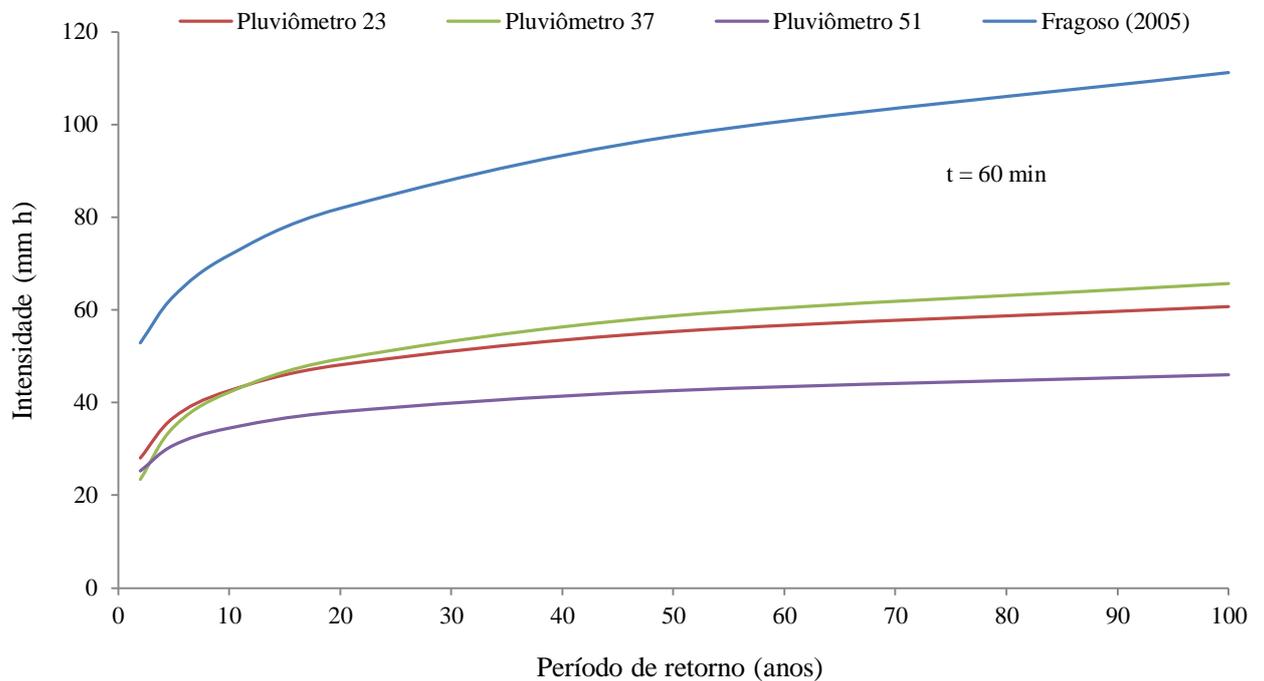
	Relação entre alturas 1h/24h (TR = 2 anos)	Média Mensal (mm)	Média Anual (mm)	Máximo 1 h (mm)	Máximo 24 h (mm)
Pluviógrafo 23	28,0/106,5 = 0,26	144,8	1697,3	58,3	305,7
Pluviógrafo 37	23,4/95,3 = 0,25	155,3	1863,4	64,7	226,1
Pluviógrafo 51	25,2/103,5 = 0,25	137,6	1650,8	37,6	272,4
Fragoso (2005)¹	0,46				
Back et al. (2012)²	0,38				
DNOS (CETESB, 1986)	0,42				

¹ IDF de Cruz Alta; ² IDF de Chapecó

Na Figura 18 são apresentadas as intensidades da precipitação horária para diferentes períodos de retorno dos pluviógrafos 23, 37 e 51 e obtidas por Fragoso (2005). Para todos os períodos de retorno, as intensidades de precipitação dos pluviógrafos 23, 57 e 51 são mais baixas que os reportados por Fragoso (2005).

É importante notar também as diferenças das alturas de precipitação medidas e preenchidas para os três pluviógrafos. As diferenças para as médias mensais e anuais e, máximos de 1 e 24 h, não foram regulares, variando de uma estação para outra. As diferenças entre as alturas máximas horárias podem ser superior a 55% e para as máximas de 24 h, de até 35%. As alturas médias anuais apresentam diferenças de até 13%.

Figura 18 - Intensidades da precipitação horária para diferentes períodos de retorno.



Fonte: Depiné, Castro e Pedrollo, (2013).

4.3. Aplicação do modelo SWAT

A seguir é descrito o processo de simulação hidrológica com o modelo hidrológico de base física SWAT. O processo abrangeu a calibração dos parâmetros representativos dos fenômenos físicos do ciclo da água no âmbito da bacia hidrográfica de interesse para o período compreendido entre 11/01/2002 e 16/09/2004. Na sequência foi efetuada a verificação do desempenho do modelo com os parâmetros calibrados, para o período compreendido entre 01/01/2008 e 31/05/2011. Estes períodos foram escolhidos por apresentarem series contínuas de vazões horárias, com menor número de dados faltantes, totalizando 301 dados faltantes no período de calibração e 224 dados faltantes no período utilizado para verificação de modo que as estatísticas de eficiência do modelo pudessem ser calculadas. A calibração e a verificação dos parâmetros do modelo foram realizadas com o uso de 16 estações pluviográficas, com as séries horárias preenchidas com as RNAs.

A partir dos parâmetros do modelo SWAT calibrados, foram realizadas simulações consideradas as situações de séries horárias preenchidas e com as séries originais (com dados faltantes) e para diferentes intervalos de tempo de medição (horária e diária).

Também são consideradas a quantidade de estações pluviométricas reduzidas, de 16 para 8, de 8 para 4, de 4 para 2 e de 2 para 1 para o preenchimento de falhas no modelo de RNAs. Nestas simulações procurou-se manter a melhor distribuição espacial possível das estações pluviométricas ao longo da bacia hidrográfica. Também foram levadas em consideração, na escolha das estações pluviométricas para entrada no modelo SWAT, aquelas com os menores números de dados horários preenchidos.

4.3.1 Calibração e verificação dos parâmetros do modelo

O processo de calibração foi iniciado com os valores dos parâmetros sugeridos no manual do modelo, para as características físicas da bacia do rio Taboão. Os primeiros resultados não representaram adequadamente a evolução temporal das vazões observadas. O modelo subestimou as vazões mínimas e não conseguiu representar as vazões máximas. Ajustes dos parâmetros do modelo foram efetuados, levando em consideração as recomendações contidas no manual do usuário e na literatura (ARNOLD et al., 1995; van GRIENSVEN et al., 2006; WINCHELL et al., 2007 e NEITSCH et al., 2009). Após cada modificação dos parâmetros foi realizada comparação visual dos hidrogramas observados e simulados e análise estatística dos resultados. Foi empregado o processo de calibração manual dos parâmetros de modo a garantir a representatividade física do fenômeno modelado. Na Tabela 13 são apresentados os valores ótimos obtidos para cada parâmetro empregado no processo de calibração do modelo, por meio da opção de “substituir valor”.

Tabela 13 – Parâmetros ajustados do modelo SWAT.

Parâmetro	Definição	valor inicial	valor sugerido	valor calibrado
Alpha_Bf	Constante de recessão do escoamento de base	0.048	0.28 - Ferrigo (2014) 1 - Baldissera (2005) 0.2 - Lubitz (2009)	1
Canmx	Interceptação máxima da vegetação	0	0 - 9.65 - Lubitz (2009)	40
Ch_N	Valor de Manning para o canal principal	0.014	0.01 - 0.2 - Baltokoski (2008)	0.06
Epc0	Fator de compensação para uso de	1	-	0.3

água pelas plantas				
Esco	Coeficiente de compensação da evaporação no solo	0,95	0,99 - Ferrigo (2014) 0,28 - 0,82 - Baltokoski (2008)	0,7
Gw_Delay	Tempo de recarga do aquífero	31	83 - Ferrigo (2014) 0 - 47 - Baltokoski (2008)	60
Gw_Revap	Coeficiente que controla o fluxo de água da zona saturada para não saturada	0,02	0,1 - Ferrigo (2014) 0,2 - Baldissera (2005)	0,2
Gwqmn	Profundidade do aquífero raso para escoamento de base	0	1068 - Ferrigo (2014) 5000 - Baldissera (2005)	2500
Rchrg_Dp	Fração de percolação para o aquífero profundo	0,05	0,01 - 1 - Baltokoski (2008)	0,9
Revapmn	Profundidade de água no aquífero para que ocorra percolação	1	0 - Baldissera (2005)	0,5
Surlag	Atraso do escoamento superficial	4	1- Lubitz (2009)	9
Slsoil	Comprimento da rampa lateral para o fluxo de sub-superfície	0	3 - Baldissera (2005)	3
Lat_time	Tempo de retorno do fluxo lateral	0	31- Baldissera (2005)	31

Fonte: a autora.

Outros parâmetros também foram alterados por meio da opção “multiplicação”, como SOL_AWC (Capacidade de água disponível) e SOL_K (Condutividade hidráulica saturada), cujos valores foram aumentados ou diminuídos em 10% em cada tentativa. Os parâmetros calibrados desta forma foram apresentados na Tabela 6. Eles variam em função do tipo e da profundidade do solo.

Segundo Neitsch et al. (2009), uma maneira de diminuir a vazão líquida simulada, é aumentar os valores dos parâmetros GWQMN (Profundidade do aquífero para escoamento de base) e GW_REVAP (Coeficiente que controla o fluxo de água da zona saturada para a não saturada), e diminuir o REVAPMN (Limite de água no aquífero raso para ocorrer percolação). Para corrigir possíveis deslocamentos nos hidrogramas de vazão observada e simulada, altera-se o fator ALPHA_BF (Constante de recessão do escoamento de base) para o máximo permitido pelo modelo. O parâmetro ALPHA BF tem relação direta com as recessões do hidrograma. O GW_REVAP, ao controlar o fluxo de água da zona saturada

(aquífero) para a zona não saturada do solo, influencia a dinâmica da água subterrânea na bacia e por consequência, também tem estreita relação com as vazões mínimas.

Outro parâmetro modificado, o ESCO (Coeficiente de compensação da evaporação no solo), está relacionado com o processo de evapotranspiração na bacia. É um coeficiente de compensação da evaporação no solo, que permite ao usuário controlar a distribuição desta demanda em diversas profundidades. Quanto menor o valor, o modelo será capaz de extrair mais da demanda evaporativa de camadas inferiores do solo. O parâmetro GW DELAY (Tempo de recarga do aquífero), responsável por controlar o tempo de recarga do aquífero, relaciona-se com o escoamento de base, influenciando a dinâmica da água subterrânea, este parâmetro tem alta sensibilidade na calibração de vazões mínimas.

A quantidade de água disponível nas camadas de solo para a extração das plantas é estimada pela diferença entre a capacidade de campo e o ponto de murcha, controlada pelo parâmetro SOL_AWC. Este parâmetro tem relação com os processos de percolação, evaporação e dinâmica da água subterrânea na bacia. A condutividade hidráulica influencia os processos de percolação, fluxo lateral e dinâmica da água subterrânea. A condutividade hidráulica saturada (SOL_K) é uma característica física do solo, possível de ser medida em campo, que traz informações sobre o movimento da água no solo. Ocorre que os solos têm uma distribuição espacial irregular, porém os mapeamentos, em virtude da escala, não conseguem representar essa heterogeneidade. Devido a este problema, não se obtêm o correto valor da condutividade hidráulica para toda a bacia, mas sim para pequenas porções. Desta forma, a estimativa/correção desta propriedade física por meio de parâmetros de modelos hidrológicos é comum.

Durante uma chuva qualquer, a interceptação do dossel reduz a energia erosiva das gotas e armazena uma parcela da precipitação no dossel. Portanto, a interceptação máxima da vegetação, dada pelo parâmetro CANMX (Interceptação máxima da vegetação), afeta significativamente a infiltração, o escoamento superficial e a evapotranspiração.

Os parâmetros SLSOIL e LAT_TIME também foram ajustados por serem fatores diretamente associados à área de drenagem, alterando significativamente os valores de vazão. Os valores destes parâmetros foram alterados gradativamente até que o modelo atinja um valor de NS considerado aceitável.

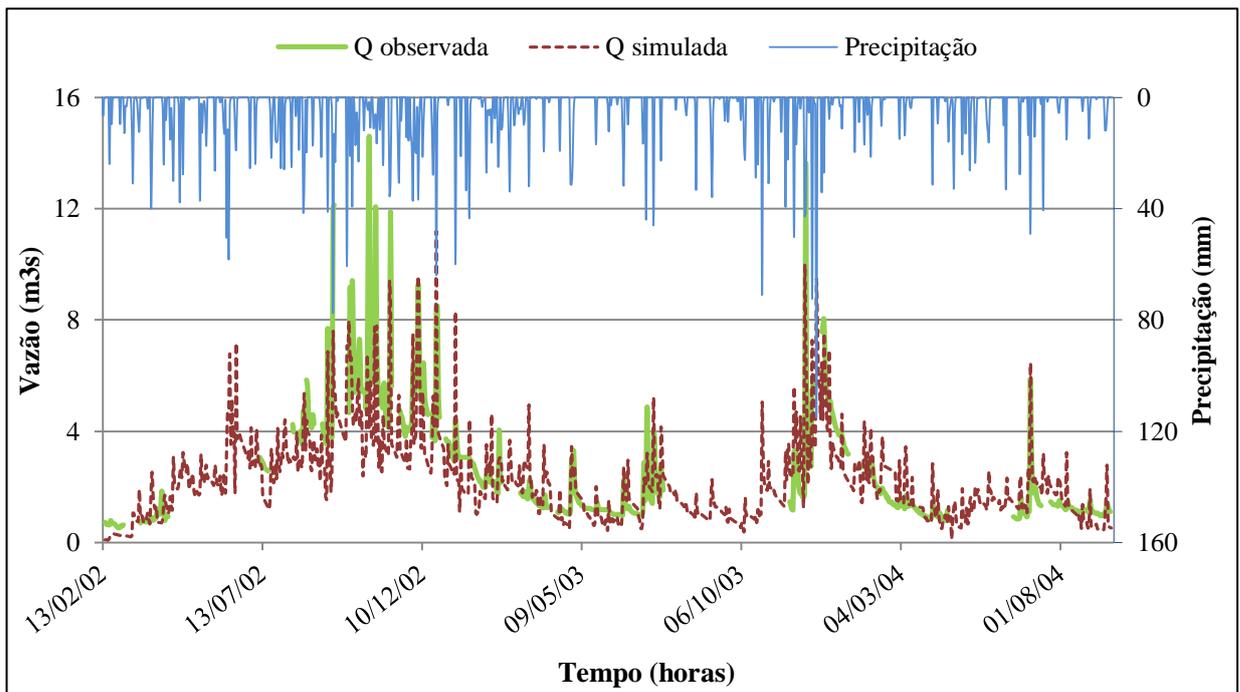
O parâmetro CN, Curva Número, é uma função da permeabilidade do solo, uso do solo e condições antecedentes de umidade no solo. O CN foi modificado apenas pela

alteração do grupo de saturação hidrológica, no banco de dados de solo inseridos no modelo, desta forma, alterando-o automaticamente.

Em trabalhos realizados no Brasil e no exterior também foi verificado que estes mesmos parâmetros (ver Tabela 13) são os mais sensíveis, destacando-se Baldissera (2005), Lino (2009), Lubitz, (2009), Bonumá et al. (2012), Griensven et al. (2006), Zhang e Arnold (2010).

Dessa forma, os valores calibrados levaram ao resultado apresentado na Figura 19, onde se observou que o modelo conseguiu reproduzir bem o hidrograma, fato esse comprovado pelo valor de NS (0,84), o que leva a considerar o desempenho do modelo calibrado como muito bom, segundo Moriasi et al. (2007) e van Liew et al. (2007).

Figura 19 – Hidrogramas observado e simulado na calibração do modelo na Bacia do rio Taboão (período 2002 a 2004), e precipitação preenchida por RNAs.



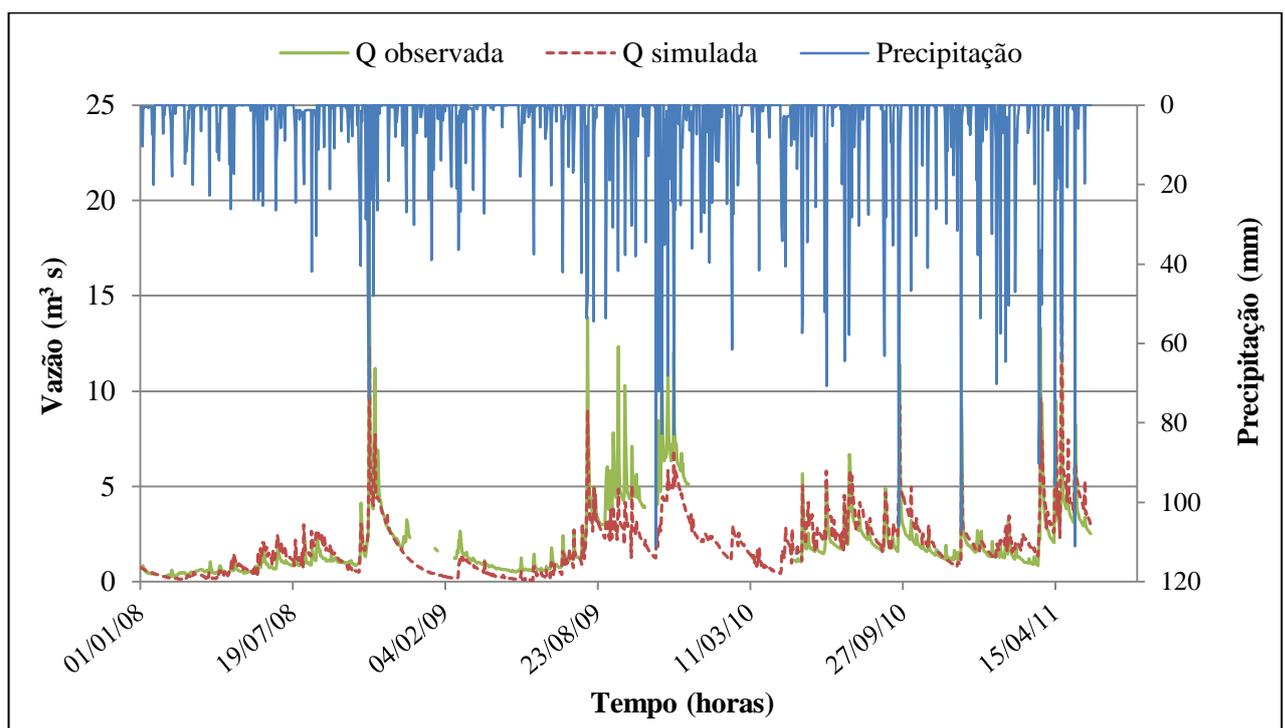
Fonte: a autora

Confessor e Whittaker (2007), trabalhando com vazões diárias em um rio do estado de Oregon – EUA obtiveram um NS de 0,86 para a calibração do modelo. Enquanto que Santos et al. (2010) e Schultz et al. (2010) obtiveram um coeficiente de NS de 0,73 e 0,71 respectivamente.

Desta forma, como o coeficiente de Nash-Sutcliffe é uma das estatísticas mais aplicadas à simulação hidrológica, pode-se concluir que o modelo poderá produzir bons resultados quando aplicado em diferentes períodos dos adotados na calibração.

Na Figura 20 são apresentados os hidrogramas, observado e simulados para o período de verificação. O coeficiente de Nash-Sutcliffe (NS) na verificação foi de 0,86, considerado por Moriasi et al. (2007) como um desempenho do modelo, para o período de validação muito bom. Entretanto, nota-se uma subestimativa da vazão em alguns eventos de chuva e em alguns períodos de recessão. Santos et al. (2010) trabalhando com vazões de saída diárias na bacia do rio Apucarantina obtiveram na verificação o valor de NS igual a 0,78. Por outro lado, Schultz et al. (2010) obtiveram na simulação diária da vazão o coeficiente de eficiência NS de 0,38.

Figura 20 – Hidrogramas observado e simulado para a Bacia do rio Taboão, no período de verificação, e precipitação preenchida por RNAs.



Fonte: a autora

Andrade et al. (2013) obtiveram valores do coeficiente Nash-Sutcliffe (NS) de 0,66 e 0,87 nas fases de calibração e verificação, respectivamente. Os autores constataram que o valor de NS relativo à fase de verificação foi notadamente maior que o valor obtido para calibração, aspecto este indicativo do bom ajuste do modelo. Neste trabalho, o mesmo fato

ocorreu, porém com uma diferença menor, onde o valor da validação foi superior ao NS encontrado na calibração.

Na Tabela 14 são apresentadas as estatísticas das vazões observadas e simuladas nos períodos de calibração e verificação. Os valores médios de vazão encontrados na simulação foram inferiores aos valores médios observados tanto no período da calibração quanto na verificação. O valor de Pbias, que diz respeito ao percentual de viés das vazões simuladas em relação às vazões observadas ficou dentro da faixa de $\pm 25\%$, comprovando que o modelo apresenta bom desempenho, segundo van Liew et al. (2007) e Moriasi et al. (2007). Valores positivos de Pbias indicam uma subestimativa dos valores simulados enquanto valores negativos indicam uma superestimação dos valores simulados. Quanto mais próximos de zero os valores, mais adequado é o modelo. Pelos valores obtidos do Pbias confirma-se que o modelo foi mais eficiente na verificação (Pbias 3,98%) comparado com a calibração (Pbias 10,39%), e que em ambos os casos, o modelo subestima as vazões (valor positivo do Pbias).

Tabela 14 – Estatística das vazões observadas e simuladas no período de calibração e validação.

Etapa	Série	Vazão (m^3s^{-1})				Pbias (%)
		Máximo	Mínimo	Média	desv pad	
Calibração	Observada	14,523	0,527	2,455	2,067	10,39
	Simulada	11,188	0,061	2,157	1,556	
Verificação	Observada	19,937	0,278	2,136	2,002	3,98
	Simulada	17,140	0,066	1,916	1,569	

Fonte: a autora

4.3.2. Influência da Precipitação no Desempenho do Modelo

A análise da influência da distribuição espacial e temporal da precipitação no desempenho da modelagem hidrológica foi realizada visando demonstrar o efeito provocado pelo preenchimento de falhas das séries de precipitações horárias com as RNAs. Também foram analisados os efeitos gerados no uso de intervalos de tempos diários em relação às séries horárias, assim como em relação ao não preenchimento das falhas.

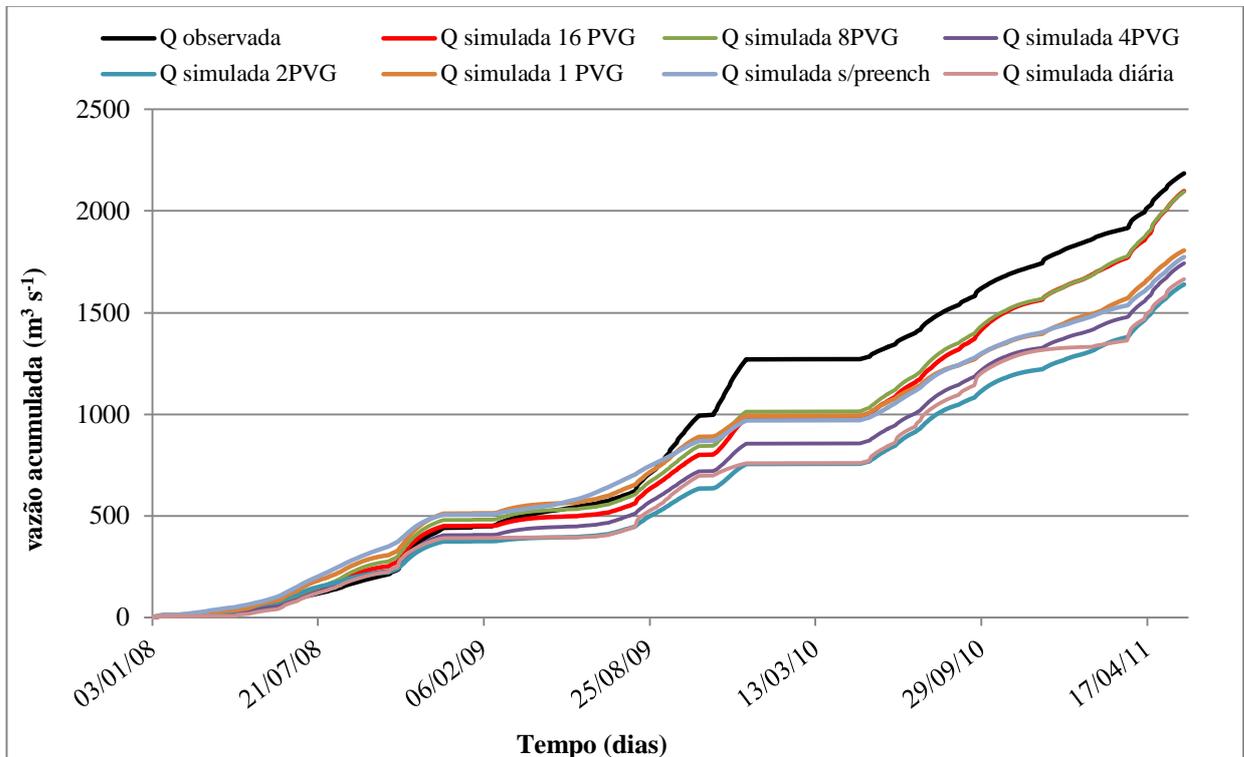
Na Figura 21 são apresentadas as vazões acumuladas de todas as simulações em relação à vazão observada. As estatísticas das verificações simuladas são apresentadas na

Tabela 15. Nota-se que as vazões simuladas foram subestimadas em relação às vazões observadas. Para as situações de simulação com os 16 pluviógrafos com dados as séries horárias preenchidas apresentaram evolução mais próxima dos valores observados, com valor de NS de 0,86 e diferença no total da ordem de 4,0 %. De forma similar, na redução para 8 pluviógrafos, a diferença no total acumulado da vazão foi da ordem de 4,1 %, gerando um coeficiente de NS de 0,82.

À medida que foram reduzidos as quantidades de pluviógrafos utilizados na simulação, as diferenças em relação às vazões observadas foram ampliadas e os coeficientes de NS foram reduzidos. Na simulação com um pluviógrafo com as séries horárias preenchidas, o Pbias obtido foi de 17,6% e coeficiente NS de 0,75. Para a simulação com dois pluviógrafos com as séries preenchidas apresentou o mesmo valor do NS, no entanto o Pbias foi superior, podendo ser devido à variabilidade espacial da precipitação, registrada pelo pluviógrafo utilizado. Na simulação com um pluviógrafo foi utilizado o PVG34 e com dois pluviógrafos foram utilizados os PVGs 34 e 37. O PVG34 apresentou a menor percentagem de preenchimento de falhas (12,0 %), enquanto o PVG37 teve a percentagem de falhas de 42,0 %. Além disto, o PVG37 apresentou precipitação média anual e intensidades máximas superiores àquelas do PVG34.

A simulação em que utilizou o maior número de pluviômetros como dados de entrada do modelo, foi a que obteve melhor coeficiente de eficiência de NS (0.86). Também obteve o menor valor de Pbias (3.98), que segundo van Liew et al. (2007) e Moriasi et al. (2007) representa um bom ajuste do modelo. Observa-se que à medida que se diminuem o número de pluviômetros inseridos no modelo como dado de entrada, diminuem-se também o coeficiente de eficiência do modelo, chegando a NS = 0.75 nas verificações 4 e 5, com dois e um pluviógrafos, respectivamente. Isto demonstra a importância da distribuição detalhada das chuvas mesmo em pequenas bacias, que tentem a apresentar certa homogeneidade.

Figura 21 – Vazões acumuladas de todas as verificações do modelo durante período de simulação.



Fonte: a autora.

Tabela 15 – Estatísticas das vazões simuladas no período de validação.

Cenários	Pluviometria	NS	P _{bias} (%)	Vazão (m ³ s ⁻¹)			
				mínimo	máximo	média	desv pad
1	SHP (16 pluviógrafos)	0,86	3,981	0,066	17,140	0,885	1,569
2	SHP (8 pluviógrafos)	0,82	4,128	0,069	13,780	1,904	1,447
3	SHP (4 pluviógrafos)	0,78	20,237	0,059	10,800	1,578	1,199
4	SHP (2 pluviógrafos)	0,75	24,998	0,028	8,615	1,469	1,149
5	SHP (1 pluviógrafo)	0,75	17,351	0,072	7,250	1,606	1,115
6	SHSP (16 pluviógrafos)	0,69	18,817	0,296	8,806	1,588	0,883
7	SDP (16 pluviógrafos)	0,61	23,820	0,001	19,130	1,425	1,843

SHP = série horária preenchida; SHSP = série horária sem preenchimento; SDP = série diária preenchida.

Fonte: a autora.

Kim e Pachepsky (2010), utilizando 39 séries de precipitações diárias preenchidas na simulação hidrológica com o modelo SWAT, em uma bacia com área de drenagem de 379 km², obtiveram melhorias nos hidrogramas simulados. Os coeficientes de determinação de

Pearson obtidos na simulação hidrológica com as séries preenchidas variaram entre 0,69 e 0,95.

Loitzenbauer e Adam (2009) observaram que a distribuição espacial das chuvas não é constante em todos os meses na bacia do rio Taboão. Em alguns meses, como outubro, novembro e abril, a precipitação se distribui de maneira bem homogênea, e em outros não. Na maioria dos casos, quando a média da precipitação é mais alta, a distribuição é mais homogênea, e vice versa. Nos meses de maior escassez hídrica, a parte sudeste da bacia concentra maior disponibilidade hídrica, enquanto a noroeste há maior escassez. Esta constatação dos autores corrobora com os resultados encontrados neste trabalho, sugerindo que uma rede de monitoramento bem distribuída e contínua melhora consideravelmente a modelagem de uma bacia.

Osborn et al. (1979) estudaram a variabilidade espacial da precipitação em duas bacias nos EUA, com 150 e 174 km², e concluíram que a correlação entre pluviômetros decresce rapidamente com a distância. Os autores obtiveram um índice de correlação de 0,4 entre pluviômetros com 5 km de distância na bacia menor e estimaram que para manter uma correlação de 0,9 o espaçamento entre pluviômetros deve ser de 300 metros.

Na simulação em que foram utilizados os dados dos pluviógrafos sem o preenchimento das falhas pelas redes neurais artificiais, o coeficiente de eficiência foi de NS de 0,69, o pior coeficiente entre as simulações feitas com os dados horários de precipitação.

Baltokoski et al. (2010) avaliaram a sensibilidade do modelo SWAT na predição da vazão e do fluxo de massa do P total, em duas pequenas bacias, com áreas de 24,11 e 28,86 km², no Paraná. A menor bacia dispõe de dados de vazão diários contínuos de 4/06/2004 até 24/06/2005, totalizando 445 registros, enquanto que a segunda bacia, e maior, constam apenas 23 registros de vazão no período de 4/11/2003 a 4/01/2006. Os autores concluíram que quando a calibração foi feita com dados com frequência de amostragem regular, o modelo realizou de forma aceitável as simulações de vazão, resultando em um coeficiente de eficiência de NS igual a 0,68, enquanto que quando a frequência de amostragem foi irregular e o número de dados pequeno, a calibração do modelo não foi satisfatória, apresentou NS de 0,70, porém, a curva de distribuição temporal simulada, comparada aos dados observados, não apresentou ajuste, indicando que, com base nos 21 dados observados, os procedimentos de análise de sensibilidade e autocalibração não se mostraram suficientemente confiáveis para simular a vazão.

Com relação à verificação 7, em que os dados horários preenchidos foram acumulados e convertidos em diários para serem inseridos no modelo, os resultados foram os piores obtidos, demonstrando que o desempenho do modelo SWAT com entrada de chuva diária é pior que quando comparada com entrada de chuva horária preenchida e até mesmo quando comparada com entrada de chuva horária não preenchida. Porém, ainda assim, de acordo com van Liew et al. (2007) e Moriasi et al. (2007), o NS desta verificação está dentro da faixa de variação de Pbias $\pm 25\%$ e coeficiente de eficiência de NS > 0.50 , demonstrando que o modelo é capaz de simular de forma adequada os valores observados.

5. Conclusões e Recomendações

Esta pesquisa teve por objetivo testar a utilização de séries pluviométricas preenchidas, em escala horária, a partir de redes neurais artificiais como entrada em um modelo hidrológico de base física, com parâmetros distribuídos.

Utilizando modelos de redes neurais artificiais de séries curtas de dados pluviométricos horários (de 12 a 30 dias, o que equivale a 300 a 800 valores) e com treinamento e preenchimento dentro da mesma estação climática, os resultados do desempenho do modelo foram muito satisfatórios, demonstrando a capacidade do método em produzir soluções regulares e consistentes, com 100% da série apresentando coeficientes de Nash-Sutcliffe que variaram de 0,80 a 0,99 para o treinamento e verificação dos modelos. É importante ressaltar que o conhecimento do padrão do comportamento da precipitação de uma região, bem como os episódios anômalos, sejam eles positivos ou negativos (chuvas convectivas, El Niño, etc.), é fundamental para relacioná-los com a realidade e obter resultados de preenchimento mais precisos. Além desta conclusão, a análise de incertezas do preenchimento de falhas com RNAs demonstrou que: o preenchimento das falhas com RNAs das alturas de precipitação horárias registradas nos pluviógrafos da bacia do rio Taboão mostrou semelhança estatística para as séries mensais, quando comparadas com as séries registradas nas estações pluviométricas convencionais (leituras manuais de acumulados diários), instaladas nas proximidades da bacia de estudo (distantes cerca de 18 e 26 km aproximadamente). Os testes foram efetuados para cada série de dados mensais das estações pluviométricas que apresentavam falhas nos registros horários, apresentando resultados similares. Já nas análises para a escala de tempo horário, a comparação das intensidades da chuva apresentou diferença em relação àquelas obtidas com curvas de intensidade-duração e frequência estabelecidas com estações pluviométricas da região. As séries horárias da bacia do rio Taboão apresentam valores mais baixos da relação entre a chuva de 1 h e de 24 h e das intensidades da chuva para curtas durações. Dois aspectos são importantes e devem ser considerados. Primeiro, os pluviógrafos apresentaram valores mais baixos da intensidade de chuva com a duração de 60 min, para os diferentes períodos de retorno. Isto indica que as heterogeneidades espaciais ao longo da bacia são pequenas, não interferindo de forma significativa nas intensidades da chuva de curta

duração. Segundo, os pluviógrafos são de bscula, com registro uniforme de cada basculhada, diferentes dos usados nas duas estaes convencionais, que so pluvimetros. Conforme foi abordado, este tipo de pluvigrafo pode subestimar as chuvas com maiores intensidades.

O emprego das sries de precipitaes horrias preenchidas por modelos de RNAs na modelizao hidrolgica com o SWAT resultou em coeficientes de eficincia NS elevados, sendo o melhor NS igual a 0,86. Valor este bem melhor que o NS obtido quando se utilizou sries pluviomtricas tambm horaria, porm sem preenchimento de falhas (NS = 0,69). Em pequenas bacias hidrogrficas, como a rea deste estudo, o tempo de resposta  curto, da ordem de horas, a simulao hidrolgica produz coeficientes de eficincia NS baixos, os quais somente so melhorados, quando os resultados so integrados e avaliados para a escala de tempo mensal. Neste caso, as diferenas temporais do hidrograma simulado em relao ao hidrograma observado so amortizadas.

O preenchimento das falhas das sries de precipitaes horrias possibilitou o uso de todas as estaes pluviomtricas existentes, repercutindo em adequada distribuio espacial da precipitao. A simulao realizada com o maior nmero de estaes (16) com dados horrios preenchidos resultou em NS igual a 0,86 e Pbias de 3,98%, enquanto que o uso das sries de precipitaes horrias utilizando as mesmas 16 estaes, porm sem preenchimento das falhas, degradou a qualidade do hidrograma simulado, sendo obtido um NS de 0,69 e Pbias=18,82%. Na terceira situao testada, o uso de precipitaes dirias, mesmo utilizando as 16 estaes pluviogrficas com as falhas preenchidas, produziu a pior qualidade do hidrograma simulado (NS 0,61 e Pbias 23,82%).

Alm disto, foi possvel concluir, e deve-se ressaltar, que o desempenho do modelo SWAT foi diminuindo gradativamente conforme diminua o nmero de pluvigrafos utilizados (com preenchimento de falhas) como dado de entrada no modelo SWAT. Foram testados um nmero de 16, 8, 4, 2 e 1 pluvigrafos e os NS foram de respectivamente 0,86, 0,82, 0,78, 0,75, 0,75 e estes resultados foram diminuindo gradualmente (NS = 0,82, 0,78, 0,75, 0,75 e Pbias = 4,13, 20,24, 24,99 e 17,35%) quando foi considerado menor nmero de pluvigrafos com sries horrias preenchidas (8, 4, 2, 1 pluvigrafo), como entrada no modelo hidrolgico relao ao preenchimento de falhas.

Nota-se desta forma, que o preenchimento das falhas das precipitaes horrias proporcionou a maximizao do aproveitamento dos dados disponveis, com representao das variabilidades espaciais e, a realizao de simulaes para intervalos de tempo

compatíveis com o tempo de resposta da bacia. Na área de estudo, o tempo de resposta é curto, da ordem de horas, sendo adequado o uso de precipitações horárias para realização das simulações hidrológicas.

Este trabalho de pesquisa permite algumas variações e complementos que poderiam ser objetos de pesquisas futuras que possam minimizar as incertezas geradas a cerca do preenchimento. Recomenda-se que os seguintes tópicos poderiam ser investigados em pesquisas futuras:

- 1) Calibrar o modelo SWAT, proceder a verificação com uma série sem falhas, posteriormente inserir falhas propositais a esta série, preenchê-la com as RNAs, verificando o NS, e comparando os resultados.

- 2) Utilizar outras arquiteturas de RNA para verificar seu desempenho em função dos dados utilizados e verificar quais as vantagens.

- 3) Investigar a influência da utilização de outras variáveis climáticas no preenchimento visando melhorar a robustez do método.

6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ADRIOLO, M. V.; SANTOS, I.; GIBERTONI, R. C.; CAMARGO, A. S. G. Calibração do modelo SWAT para a produção e transporte de sedimentos. In: vi simpósio brasileiro sobre pequenas e médias centrais hidrelétricas, 2008, Belo Horizonte - MG. **Anais...** Belo Horizonte: A, 2008.
- ALLEN, R.G.; JENSEN, M.E.; WRIGHT, J.L.; BURMAN, R.D. Operational estimates of evapotranspiration. **Agronomy Journal**, Madison, v. 81, n. 4, p.650-662, 1989.
- ALLEN, R. G.. A Penman for all seasons. **J. Irrig. And Drain. Engr: ASCE**, Reston, v. 112, n. 4, p.348-368, 1986.
- ANDRADE, M. A.; MELLO, C. R.; BESCOW, S. Simulação hidrológica em uma bacia hidrográfica representativa dos Latossolos na região Alto Rio Grande, MG. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental** (on line), Campina Grande, v. 17, n. 1, p.69-76, 2013.
- ANMALA, J.; ZHANG, B.; GOVINDARAJU, R. S. Comparison of ANNs and empirical approaches for predicting watershed runoff. **Journal Of Water Resources Planning And Management**, Reston, v. 126, n. 3, p.156-166, 2000.
- ARNOLD, J.G.; SRINIVASAN, R., MUTTIAH, R.S. et al. Large area hydrologic modeling and assessment: Part I. Model Development. **Journal of the American Water Research Association**, Jawra, v. 34, n. 1, p.73-89, 1998.
- ARNOLD, J. G.; MORIASI, D. N.; GASSMAN, P. W.; ABBASPOUR, K. C.; WHITE, M. J.; SRINIVASAN, R.; SANTHI, C.; HARMEL, R. D.; VAN GRIENSVEN, A.; VAN LIEW, M. W.; KANNAN, N.; JHA, M. K. SWAT: Model use, calibration, and validation. **Trans. Asabe**, Michigan, v. 55, n. 4, p.1494-1508, 2012.
- ARNOLD, J. G.; ALLEN, P. M.; BERNHARDT, G.. A comprehensive surface-groundwater flow model. **Journal of Hydrology**, Amsterdam, v. 142, n. 1-4, p.47-69, 1993.
- ARNOLD, L. G.; FOHRER, N. SWAT 2000: current capabilities and research opportunities in applied watershed modeling. **Hydrological Processes**, Chichester, v. 19, n. 3, p.563-572, 2005.
- ASCE. Artificial neural networks in hydrology. In: Preliminary concepts. **Journal of Hydrologic Engineering**, Reston, v. 5, n. 2, p.115-123, 2000.
- ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 7181/84 - Solo – Análise granulométrica – procedimento**. Rio de Janeiro: ABNT, 1984. 13 p.

- ATAIDE, W. F.. **Modelagem do potencial matricial na frente de umedecimento**. 2005. 64 f. Tese (Doutorado) - Curso de Engenharia Agrícola, Universidade Federal de Viçosa, MG, 2005.
- BACK, A. J.; OLIVEIRA, J. R. L.; HENN, A.. Relações entre precipitações intensas de diferentes durações para desagregação da chuva diária em Santa Catarina. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 16, n. 4, p.391-398, 2012.
- BALDISSERA, G. C.. **Aplicabilidade do modelo de simulação hidrológica SWAT (Soil and Water Assessment Tool), para a bacia hidrográfica do rio Cuiabá/MT**. 2005. 120 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Física e Meio Ambiente, Departamento de Instituto de Ciências Exatas e da Terra. Universidade Federal do Mato Grosso, Cuiabá, 2005.
- BALTOKOSKI, V.; TAVARES, M. H. F.; MACHADO, R. E.; OLIVEIRA, M. P.. Calibração de modelo para a simulação de vazão e de fósforo total nas sub-bacias dos rios Conrado e Pinheiro – Pato Branco (PR). **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 34, n. 1, p.253-261, 2010.
- BALTOKOSKI, V.. **Modelo SWAT2005 aplicado às sub-bacias dos rios Conrado e Pinheiro - Pato Branco/PR**. 2008. 120 f. Dissertação (Mestrado) - Universidade Estadual do Oeste do Paraná, Cascavel, 2008.
- BARNETCHE, D.; KOBIYAMA, M.. Aplicação do hycymodel no preenchimento de falhas de monitoramento de vazões. **Geosul**, Florianópolis, v. 21, n. 42, p.185-194, 2006.
- BARSANTI, P.; DISPERATI, L.; MARRI, P.; MIONE, A.. Soil erosion evaluation and multitemporal analysis in two Brazilian basins. In: II INTERNATIONAL SWAT CONFERENCE, 2003, Bari. **Conf. proceedings**. Texas: TWRI, 2003. v. 1, p. 117 - 130.
- BEASLEY, D. B.; HUGGINS, L. F.; MONKE, E. J.. ANSWERS: A model for watershed planning. **Transactions of the ASAE**, Michigan, v. 23, n. 4, p.938-944, 1981.
- BELTRAME, L. F. de S. (Porto Alegre) (Org.). **Consistência de Dados Hidrológicos da Bacia Hidrográfica do Alto Uruguai, Sub-Bacia 75**. Porto Alegre: Instituto de Pesquisas Hidráulicas da UFRGS, 2000.
- BERNE, A.; DELRIEU, G.; CREUTIN, J.D.; OBLED, D.. Temporal and spatial resolution of rainfall measurements required for urban hydrology. **Journal of Hydrology**, Amsterdam, v. 299, n. 3, p.166-179, 2004.
- BERTONI, J. C.; TUCCI, C. E. M.. Precipitação. In: TUCCI, C. E. M. (Org.). **Hidrologia: Ciência e Aplicação**. 2. ed. Porto Alegre: ABRH, 2001. Cap. 5. p. 177-241.
- BETRIE, G. D.; MOHAMED, Y. A.; Van GRIENSVEN, A.; SRINIVASAN, R.. Sediment management modeling in the Blue Nile Basin using SWAT model. **Hydrology and Earth System**, EGU, v. 15, n. 1, p.807-818, 2011.

- BEVEN, K. J. et al.. Topmodel. In: SINGH, V. P. (Ed.). **Computer Models of Watershed Hydrology**. Colorado: Water Resources Publications, Llc, 1995. p. 627-668.
- BITTENCOURT, S.; GOBBI, E. F.. Carga máxima de fósforo admissível ao reservatório Piraquara II, uma aplicação do processo TMDL: Nota. **Revista Brasileira de Ciências do Solo**, Viçosa, v. 30, n. 3, p.595-603, 2006.
- BLAINSKI, E.; GARBOSSA, L. H. P.. Estimativa do regime hidrológico em uma bacia hidrográfica com base na modelagem hidrológica dinâmica e distribuída. In: XVIII SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HÍDRICOS, 2009, Campo Grande. **Anais...** . Porto Alegre: ABRH, 2009. p. 268 - 281.
- BLAINSKI, E.; ARAUJO, I.; GOMES, P.. Modelagem e simulação do uso do solo e as alterações no ambiente. In: XXXIII CONGRESSO BRASILEIRO DE CIÊNCIA DO SOLO, 2011, Uberlândia. **Anais...** . Viçosa: SBCS, 2011.
- BONUMÁ, N. B.; REICHERT, J. M.; MINELLA, J. P.; BARROS, C. A. P.; RODRIGUES, M. F. BUARQUE, D. C.. Balanço hídrico e sua relação com a modelagem da produção de sedimentos em uma pequena bacia hidrográfica rural. In: IX ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE SEDIMENTOS, 2010. Brasília – D.F. **Anais...** . 2010.
- BORDAS, M.P.; BORGES, A.L. Escolha de bacias representativas e experimentais para estudo da erosão no planalto basáltico sulamericano. In: CONGRESSO BRASILEIRO E ENCONTRO NACIONAL DE PESQUISA SOBRE CONSERVAÇÃO DO SOLO, 1990, Porto Alegre, **Anais...** . Porto Alegre: IPH/UFRGS.1990.
- BOUWER, H. Infiltration of water into nonuniform soil. **Journal Irrigation and Drainage**, Reston. v.95, n.4, p. 451-462, 1969.
- BRAGA, S. M.; FERNANDES, C. V. S.. Performance de Sensores de Precipitação do Tipo “Tipping Bucket” (Báscula) — Um Alerta para a Ocorrência de Erros. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, Porto Alegre, v.12, n.1, p.197-204, 2007.
- BRAGA, A. P.; CARVALHO, A. P. L. F.; LUDEMIR, T. B.. **Redes neurais artificiais: Teoria e Aplicações**. Rio de Janeiro: Livros Técnicos e Científicos, 2000. 262 p.
- BRAVO, J. M., UVO, C. B., PEDROLLO, O. C., COLLISCHONN, W., PAZ, A. R. Previsões de curto prazo de vazão afluente ao reservatório de Furnas utilizando redes neurais artificiais. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v.13, p.97-107. 2008
- CARVALHO, A. C. A.. **Caracterização da rede pluviométrica do Estado de Sergipe e aplicação das redes neurais para preenchimento de falhas**. 2007. 117 p. Dissertação (Mestrado). Programa de Pós-graduação em Desenvolvimento e Meio Ambiente. Universidade Federal do Sergipe, 2007.
- CARVALHO, A. LUDEMIR, A. **Fundamentos de Redes Neurais Artificiais: 11ª Escola de Computação**. Imprinta Gráfica e Editora Ltda. 1998.

- CARVALHO, M.P.E.; LOMBARDI N, F.; VASQUES F, J.. Erosividade da chuva de Mococa (SP) analisada pelo índice EI_{30} . **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Campinas, v.13, n.2, p.243-249, 1989.
- CARVALHO, A. C. P. L. F.; BRAGA, A. P.; LUDEMIR, T. B. **Fundamentos de Redes Neurais Artificiais**. Rio de Janeiro: 11ª Escola de Computação. Imprinta Gráfica e Editora Ltda, 1998, 246 p.
- CASTRO, N. M. R.; CHEVALLIER, P.. Funcionamento hidrossedimentológico de uma Terra Roxa Estruturada. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HÍDRICOS, Gramado, 1993. **Anais...** . Porto Alegre: ABRH, v. 2, p. 456-465, 1993.
- CASTRO, N. M. R.; CHEVALLIER, P.; AUZET, V.; MIETTON, M.. Stratégie des agriculteurs face à l'érosion dans les grandes cultures du sud du Brésil.. In: **Xème Journée du Réseau Érosion**, 1995, Paris. Bulletin 15 - Réseau Érosion. Montpellier: ORSTOM, 1994. v. 1. p. 285-298.
- CASTRO, N. M. R.; AUZET, A.V.; CHEVALLIER, P.; LEPRUN, J. C.. Land use change effects on runoff and erosion from plot to catchment scale on the basaltic plateau of Southern Brazil. **Hydrological Processes**, Chichester, Inglaterra, v.13, n.11, p.1621-1628, 1999.
- CASTRO, N.M.; CHEVALIER, P.; GOLDENFUM, J.A.. **Projeto Potiribu, atualização 1989-1998: dados básicos de fluviometria e pluviometria**. Porto Alegre. Instituto de Pesquisas Hidráulicas da UFRGS. (Recursos Hídricos Publicação, n. 35). 2000.
- CASTRO, N.M.R., PINHEIRO, A., FERNANDES, C.V.S., PAIVA, E.M.C.D., MERTEN, G.H., MINELLA, J.P.G., PAIVA, J.B.D., GOLDENFUM, J.A., SILVA, M.R., GASTALDINI, M.C.C., BRAGA, S.M. 2010. **Relatório Final das atividades de março de 2007 a maio de 2010**. Relatório de pesquisa – IPH, UFRGS, Porto Alegre, Brasil, 2010.
- CASTRO, N.M. dos R. **Ruissellement et érosion sur des bassins versants de grande culture du plateau basaltique du sud du Brésil (Rio Grande do Sul)**. 224p. Tese (doutorado em Geografia Física Hidrologia e Geomorfologia) - Université Louis Pasteur, Strasbourg, 1996.
- CECÍLIO, R.A.; SILVA, D.D.; PRUSKI, F.F.; MARTINEZ, M.A.. Modelagem da infiltração de água no solo sob condições de estratificação utilizando-se a equação de Green-Ampt. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.7, n.3, p. 415-422, 2003.
- CHEVALLIER, P.; CASTRO, N. M. R.. As precipitações na região de Cruz Alta e Ijuí RS-Brasil. **Recursos Hídricos**, Porto Alegre, v.24, p.1-24, 1991.
- CHIBANA, E. Y.; FLUMIGNAN, D.; MOTA, R. G.; VIEIRA, A. S.; FARIA, R. T. Estimativa de falhas em dados meteorológicos. In: V CONGRESSO BRASILEIRO DE AGROINFORMÁTICA, Londrina, 2005, **Anais...** Londrina, SBI-Agro. 2005.

- CLARKE, R.T; DIAS, P.L.S. **As necessidades de observação e monitoramento dos ambientes brasileiros quanto aos recursos hídricos** (Position Paper). Brasília, CGEE – Centro de Gestão e Estudos Estratégicos. CTHidro – Fundo Setorial de Recursos Hídricos. 42p. 2002.
- COELHO, A. C. P.; HARDT, L. P. A.; FERNANDES, C. V. S.. Agregação de novas variáveis ao processo de planejamento urbano e regional sob a perspectiva de gestão dos recursos hídricos. In: XVI SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HÍDRICOS, João Pessoa, 2005, **Anais...** Porto Alegre, ABRH, 2005.
- CONAN, C. F.; BOURAOUI, N.; TURPIN, G.; DE MARSILY.; G. BIDOGLIO.. Modeling flow and nitrate fate at catchment scale in Brittany (France). **J. Environ. Qual.** v.32, n. 6, p. 2026-2032. 2003.
- CONFESSOR JUNIOR, R. B.; WHITTAKER, G.. Sensitivity analysis and interdependence of the SWAT model parameters. In: ASABE ANNUAL INTERNATIONAL MEETING, Minneapolis, 2007. **Proceedings...** Michigan: ASAE, 2007, 13p.
- CONTRELL, M.; GIRARD, B. T.; MANGUEAS, M.; MULLER, C.. Neural Modeling for time series: A statistical stepwise method for weight elimination. **IEEE Transaction on Neural Networks**, v.6, n.6, p.1355-1364. 1995.
- CORRAR L. J.; PAULO E.; FILHO, J. M. D. **Análise Multivariada para os cursos de Administração, Ciências Contábeis e Economia.** São Paulo: Atlas, 2007, 568 p.
- CORRÊA, L. G. **Memória Associativa em Redes Neurais Alimentadas.** 2004, 119 p. Dissertação (Mestrado). Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação. Universidade de São Paulo. São Paulo, 2004.
- COULIBALY; P.; EVORA; N. D. Comparison of neural network methods for infilling missing daily weather records. **Journal of Hydrology**, v. 341, p. 27-41. 2007.
- CRUCIANI, D. E.; MACHADO, R. E.; SENTELHAS, P. C.. Modelos da distribuição temporal de chuvas intensas em Piracicaba, SP. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.6, n.1, p.76-82, 2002.
- CYBENKO, G.; Continuous valued neural networks with two hidden layers are sufficient; **Tech.Rep.**, Tufts Univ., Medford, 1988.
- DEPINÉ, H.; CASTRO, N. M. dos R.; PEDROLLO, O.; PINHEIRO, A.; Preenchimento de falhas de dados horários de precipitação utilizando redes neurais artificiais. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 19 n.1, p. 51-63, 2014.
- DEPINÉ, H.; CASTRO, N. M. dos R.; PEDROLLO, O. Incertezas no preenchimento de falhas de chuvas horárias com redes neurais artificiais. **Revista de estudos ambientais (Online)** v.15, n. 2, p. 48-57, jul./dez. 2013.
- DI LUZIO, M. et al. **Arcview Interface for Swat2000: user's guide.** Temple: Blackland Research Center, Texas Agricultural Experiment Station, 345 p. 2002.

- DIAS, M. A. F. S. Complexos convectivos de mesoescala. In: **Climanálise Especial: edição comemorativa de 10 anos**. Cachoeira Paulista: INPE/CPTEC, 1996. p.173-182.
- DINIZ, L. S. **Regionalização de Parâmetros de modelo chuva-vazão usando redes neurais**. 2008, 213 p. Tese (Doutorado). Programa de Pós-graduação em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental do Instituto de Pesquisas Hidráulicas – UFRGS, Porto Alegre, 2008.
- ELSHORBAGY, A.; SIMONOVIC, S. P.; PANU, U. S.. Performance evaluation of artificial neural networks for runoff prediction. **Journal of Hydrologic Engineering**, v.5, n.4, p.424-427, 2000.
- EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA – EMBRAPA. **Manual de métodos de análise de solo**. 2.ed. Rio de Janeiro, 1997. 212p.
- FARACO, R. A. L.; COSTA JR.; P. P. da, CRUZ, F. R. B. da. Minimização do erro no algoritmo back-propagation aplicado ao problema de manutenção de motores. **Pesquisa Operacional**, v.18, n.1, 1998.
- FERNANDES, J. G.; GALVÍNIO, J. D.; FREIRE, M. B. G. dos S. O Modelo SWAT e suas Possibilidades de Aplicações em APL Agrícolas. **Revista Brasileira de Geografia Física**. v. 5, n. 1, p. 115 – 126, 2012.
- FERRIGO, S.. **Utilização do modelo SWAT na estimativa de produção de sedimentos na bacia do córrego capão comprido no Distrito Federal**. 2011. (Trabalho de Conclusão do Curso) Instituto de Agronomia, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 90 p. 2011.
- FERRIGO, S. **Análise de consistência dos parâmetros do modelo SWAT obtidos por calibração automática—estudo de caso da bacia do lago descoberto-DF**. 2014. Dissertação (Mestrado em Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos)—Universidade de Brasília, Brasília, 147 p. 2014.
- FILL, H. D. **Informações Hidrológicas**. In: Barth F. T.; Pompeu, C. T.; Fill, H. D.; Tucci, C. E. M.; Kelman, J.; Braga Junior, B. P. F. Modelos para gerenciamento de recursos hídricos. São Paulo. Nobel – ABRH. 1987. p. 95 – 202.
- FILHO, E.F.M.; CARVALHO, A. Evolutionary design of MLP neural network architectures. 1997. **Proceedings.**, IVth Brazilian Symposium on Neural Networks , vol.3, no.5, pp.58-65, 1997.
- FITZHUGH, T. W.; MACKAY, D. S.. Impacts of input parameter spatial aggregation on an agricultural nonpoint source pollution model. **Journal of Hydrology**, Amsterdam, v.236, p.35-53, 2000.
- FLANAGAN, D. C.; FRANKENBERGER, J. R. **Water Erosion Prediction Project (WEPP) Windows Interface Tutorial**. USDA-Agricultural Research Service & Purdue University National Soil Erosion Research Laboratory, Indiana, 2002, 75p.

- FRAGOSO JR, C. R. Regionalização da vazão máxima instantânea com base na precipitação de projeto. **Revista eletrônica de Recursos Hídricos**, Porto Alegre, v. 1, n.1, p. 5-13, 2005.
- GARBOSSA, L.H.P.; VASCONCELOS, L.R.C.; LAPA, K.R.; BLAINSKI, E.; PINHEIRO, A. The use and results of the Soil and Water Assessment Tool in Brazil: A review from 1999 until 2010. In: 2011 INTERNATIONAL SWAT CONFERENCE & WORKSHOPS, Toledo – Espanha. 27 p. 2011.
- GARDNER, M. W.; DORLING, S. R. Artificial neural networks (the multilayer perceptron) – A review of applications in the Atmospheric Sciences. **Atmospheric Environment**, v. 32, n.14-15, p. 2627-2636. 1998.
- GARRIDO, J. M. **Aplicação de modelo matemático de simulação com utilização de SIG à bacia do rio Jiquiriçá – Bahia**. 2003, Tese (Doutorado), Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade de Brasília, DF. 2003.
- GASSMAN, P. W.; REYES, M. R.; GREEN, C. H.; ARNOLD, J. G.; The soil and water assessment tool: historical development, applications and future research directions. **Transactions of the American Society of Agricultural and Biological Engineers**, Michigan, v. 50, n.4, p. 1211–1250, 2007.
- GIBERTONI, R. F. C.; SANTOS, I.;MÜLLER, I. I.;PEREIRA, P. S. Modelagem da produção e transporte de sedimentos em bacias hidrográficas do litoral paranaense: o caso da bacia do rio Nhundiaquara. In: XVIII SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HÍDRICOS, Campo Grande **Anais...** Porto Alegre: ABRH, 2009.
- GOMES, L. F. C.; MONTENEGRO, S. M. G. L.; VALENÇA, M. J. S. Modelo baseado na técnica de redes neurais para previsão de vazões na bacia do rio São Francisco. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v.15 n.1, p.05-15, 2010.
- GONÇALVES, C. H. R. **Utilizando Redes Neurais Artificiais para predição de falhas em links de redes ópticas**. 2003, 148 p. Dissertação (Mestrado). Mestrado em Ciência da Computação. Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2003.
- GORNI, A. A. Redes Neurais Artificiais: Uma abordagem revolucionária em inteligência artificial. **Revista Micro Sistemas**. n. 133. p. 14 – 25, 1993.
- GREEN, W.H.; AMPT, G. A.. Studies on soil physics, part 1 - The flow of air and water through soils. **Journal of Agricultural Sciences**, v.4, p.1-24. 1911.
- GRIENSVEN, A.; MEIXNER, T.; GRUNWALD, S.; BISHOP, T.; DILUZIO, M.; SRINIVASAN, R. A global sensitivity analysis tool for the parameters of multi-variable catchment models. **Journal of hydrology**, Amsterdam, v.324, n.1 - 4, p. 10-23, 2006.
- GUIMARÃES, J. C. N.; LUNGUINHO, R. L.; SRINIVASAN, V. S.; RUFINO, I. A. A.; TAVEIRA, I. M. L. M. A influência dos métodos da interpolação na geração dos modelos numéricos de terreno e os resultados da simulação pelo modelo SWAT. In:

- IX ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE SEDIMENTOS. 2010, Brasília. **Anais...** . Porto Alegre: ABRH, 2010.
- HARGREAVES, G.L.; HARGREAVES, G.H.; RILEY, J.P.. Agricultural benefits for Senegal River Basin. **J. Irrig. And Drain. Engr.** v.111, n.2, p.113-124, 1985.
- HAYKIN, S. **Neural networks: a comprehensive foundation.** Ontario: Mc Master University, Prentice Hall International Inc, 1994.
- HAYKIN, S. **Redes neurais: princípios e prática.** 2ª ed. Bookman. 2001. 900 p.
- HECHT-NIELSEN, R.. **Neurocomputing.** Michigan: Addison-Wesley Publishing Company, 1990. 433p.
- HU, X.; MCISAAC, G. F.; DAVID, M. B.; LOUWERS, C. A. L.. Modeling riverine nitrate export from an East-Central Illinois watershed using SWAT. **J. Environ. Qual.**, v. 36, p. 996–1005, 2007.
- IBGE - **Levantamento de recursos naturais, 33.** Folhas SH 22, Porto Alegre e parte das folhas: SH 21 Uruguaiana e SI 22 Lagoa Mirim. Projeto Radam Brasil, 792p. 1986.
- JÁCOMO, C. A. **Modelos geoestatísticos espaço-tempo aplicados a dados pluviométricos no oeste do Estado de São Paulo.** 2011. 109 p. Dissertação (mestrado). Programa de Pós-graduação em Ciências Cartográficas. Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Ciências e Tecnologia. Presidente Prudente. 2011.
- KAJORNKIT, J.; WONG, K.W.; FUNG, C.C. Estimation of missing precipitation records using modular artificial neural networks. In: 19 INTERNATIONAL CONFERENCE ON NEURAL INFORMATION PROCESSING, 2012. Doha, Qatar. **Proceedings...** Part III. Springer, 722 p. 2012.
- KHALIL, M., U.S. PANU, W.C. LENNOX, Groups and neural networks based streamflow data infilling procedures. **J. Hydrol.**, v.241, p. 153-176. 2001.
- KIM, J.; PACHEPSKY, Y.A. Reconstructing missing daily precipitation data using regression trees and artificial neural networks. **Journal of Hydrology.** v.394, p.305-314, 2010.
- KNISEL, W. G. CREAMS: A field-scale model for chemicals, runoff, and erosion from agricultural management systems. **Conservation Research Report** Washington, D.C., n. 26, USDA, National Resources Conservation Service. 1980.
- LACHTERMARCHER, G.; FULLER, J. D. Backpropagation in time-series forecasting. **Journal of Forecasting**, vol.14, n.4, p.381-393, 1995.
- LELIS, T. A.; CALIJURI, M. L. Modelagem hidrossedimentológica de bacia hidrográfica na região sudeste do Brasil, utilizando o SWAT. **Revista Ambiente & Água – An Interdisciplinary Journal of Applied Science.** v.5, n. 2, p. 158-174. 2010.

- LELIS, T. A.; CALIJURI, M. L.; SANTIAGO, A. da F.; LIMA, D. C. de; ROCHA, E. de O. Análise de sensibilidade e calibração do modelo SWAT aplicado em bacia hidrográfica da região sudeste do Brasil. **Revista Brasileira de Ciência do Solo** (Impresso), v. 36, p. 623-634, 2012.
- LIMA, C. H. R.; FERREIRA FILHO, W. M. Análise de modelos de redes neurais aplicados ao processo chuva-deflúvio no semi-árido. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HÍDRICOS, 15, 2003, Curitiba, **Anais...** .Porto Alegre: ABRH, 2003.
- LIMA, H. V. C.; LIMA, L. C. T. M.; LIMA, C. H. R. Modelagens hidrológica conceitual e por redes neurais artificiais aplicadas ao processo chuva-vazão: uma análise comparativa. In: XVI SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HÍDRICOS, 2005, João Pessoa. **Anais...** .Porto Alegre: ABRH, 2005.
- LINO, J. L. F. **Análise da Dinâmica Hidrossedimentológica da Bacia Hidrográfica do Rio Preto (SC) com o modelo SWAT**. 2009, 150p. Dissertação (Mestrado) Engenharia Ambiental. Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2009.
- LINO, J. F. L.; CORSEUIL, C. W.; KOBIYAMA, M.; MALUTTA, S.; UDA, K.; BORTOLOTTI, N. L.; SANTOS, I. Análise da vazão da bacia hidrográfica do rio Preto com o modelo SWAT. In: XVIII SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HÍDRICOS, 2009, Campo Grande, **Anais...** . Porto Alegre: ABRH, 2009.
- LOITZENBAUER, E. W.; ADAM, K. N. Análise Espacial da Precipitação Média Mensal na Sub-Bacia do Taboão (RS), Durante os Anos de 2001 a 2008. In: XIX SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HÍDRICOS, 2011, Maceió, **Anais...** .Porto Alegre, 2011.
- LOPES, N. H. Y.; KOBIYAMA, M. Análise do equilíbrio hidrossedimentológico em uma microbacia experimental com o modelo SWAT e as características geomorfológicas. In: VII SIMPÓSIO NACIONAL DE GEOMORFOLOGIA E II ENCONTRO LATINO-AMERICANO DE GEOMORFOLOGIA, 2008, Belo Horizonte, **Anais...** . Porto Alegre: ABRH, 2008.
- LOPES, P. M. O.; VALERIANO, D. M. Validação do albedo da superfície terrestre obtido dos dados do sensor MODIS em regiões montanhosas. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13. 2007. Florianópolis. **Anais...** . Florianópolis: INPE, 2007, p. 2805 – 2812.
- LUBITZ, E. **Avaliação da aplicação do modelo hidrológico SWAT à bacia do ribeirão Concórdia – Lontras, SC**. 2009, Dissertação (Mestrado) Programa de Pós-graduação em Engenharia Ambiental. Universidade Regional de Blumenau, Blumenau, 2009.
- LUCIO, P. S.; CONDE, F. C.; CAVALCANTI, I. F. A.; RAMOS, A. M.; CARDOSO, A. O. Reconstrução de séries meteorológicas via redes neurais artificiais. In: XIV CBMET, 2006. Florianópolis. **Anais...** . SBMET, 2006.
- MACHADO, R. E. **Simulação de escoamento e de produção de sedimentos em uma bacia hidrográfica utilizando técnicas de modelagem e geoprocessamento**. 2002,

152 p. Tese (Doutorado), Escola Superior de Agronomia “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo. Piracicaba, 2002.

- MACHADO, R.E.; VETTORAZZI, C.A. Simulação da produção de sedimentos para a microbacia hidrográfica do ribeirão dos Marins (SP). **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 27, p.735-741, 2003.
- MACHADO, R. E.; VETTORAZZI, C. A.; CRUCIANI, D. E. Simulação de escoamento em uma Microbacia Hidrográfica Utilizando Técnicas de Modelagem e Geoprocessamento. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**. v.8, n.1, p.147-155, 2003.
- MAIDMENT, D. R. **GIS and hydrologic modeling**. In: GOODCHILD, M. F.; Parks, B.O.; Steyaert, L.T; ed. Environmental modeling with GIS. New York, Oxford University Press, p.147-167. 1993.
- MAIER, H.; DANDY, G. Neural networks for the predictions and forecasting of water resources variables: review of modeling issues and applications. **Environmental Modelling & Software**, v.15, n.1, p.101-124, 2000.
- MALUTTA, S.; KOBAYAMA, M.; CORSEUIL, C. W. Aplicação do modelo SWAT no gerenciamento de bacias hidrográficas: Bacias-escola na região norte catarinense. In: ENCONTRO NACIONAL DOS ESTUDANTES DE ENGENHARIA AMBIENTAL, 7, Viçosa, 2009.
- MEDEIROS, J. D. F.; GOLDENFUM, J. A.; CASTRO, N. M. R. Problemas operacionais observados no monitoramento hidrológico de pequenas bacias rurais embutidas. In: 15º SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HÍDRICOS, 2003, Curitiba. **Anais...**.Porto Alegre: ABRH, 2003.
- MEIN, R. G.; LARSON, C.L., Modeling infiltration during a steady rains. **Water Resources Research**, v.9, n.2, p.384-394, 1973.
- MESQUITA, M.G.B.F.; MORAES, S.O. A dependência entre a condutividade hidráulica saturada e atributos físicos do solo. **Ciência Rural**, v.34, n.3, p.963-969, 2004.
- MINOTI, R.T. **Abordagens qualitativa e quantitativa de microbacias hidrográficas e áreas alagáveis de um compartimento do Médio Mogi-Superior-SP**, 2006, 231 p. Tese (Doutorado), Universidade de São Paulo, São Carlos. 2006.
- MINUZZI, R. B.; SEDIYAMA, G. C.; RIBEIRO, A.; COSTA, J. M. N.. El Niño: ocorrência e duração dos veranicos do Estado de Minas Gerais. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.9, n.3, p.364-371, 2005.
- MONBET, B.; AILLIOT, P.; PREVOSTO, M. Survey of stochastic models for wind and sea statetime series. **Probabilistic Engineering Mechanics**. v. 22. p. 113 – 126. 2007.
- MONTEITH, J.L. **Evaporation and the environment**. In: The state and movement of water in living organisms. 19 SYMPOSIA OF THE SOCIETY FOR

- EXPERIMENTAL BIOLOGY. Universidade de Cambridge. Londres: Press, p.205-234. 1965.
- MORIASI, D.N.; ARNOLD, J.G.; van LIEW, M.W.; BINGNER, R.L.; HARMEL, R.D. & VEITH, T.L. Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. **Trans. ASABE**, v.50, p. 885-900, 2007.
- MURANAKA, R. S. **Análise e interpretação hidrológica de um modelo de redes neurais artificiais**. Plano de dissertação (documento interno). IPH, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2012.
- NAGHETTINI, M.; PINTO, E.J.A. **Hidrologia estatística**. Belo Horizonte. CPRM - Serviço Geológico do Brasil, 2007.
- NEITSCH, S. L. et al. **Soil and water assessment tool: theoretical documentation version 2009**. Temple: Blackland Research Center, Texas Agricultural Experiment Station, 647 p. 2011a.
- NEITSCH, S. L. et al. **Soil and water assessment tool: user's manual version 2009**. Temple: Blackland Research Center, Texas Agricultural Experiment Station, 437 p. 2011b.
- NERY, J. T. Dinâmica climática da Região Sul do Brasil. **Revista Brasileira de Climatologia**, v.1, n.1, p.61-75, 2005.
- NEVES, J.; CORTEZ, P. An artificial neural network – Genetic based approach for time series forecasting. In: BRAZILIAN SYMPOSIUM ON NEURAL NETWORKS, 1997, (SBNR) IEEE. p. 9 – 13.
- NEVES, F. F.; SILVA, F. G. B.; CRESTANA, S. Comparação entre três métodos de evapotranspiração potencial aplicados a duas sub-bacias hidrográficas de Descalvado – SP. In: XVI SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HÍDRICOS. 2005, João Pessoa, **Anais...** .Porto Alegre: ABRH. 2005.
- NKUNA, T. R.; ODIYO, J. O. Filling of missing rainfall data in Luvuvhu River Catchment using artificial neural networks. **Physics and Chemistry of the Earth**, v. 36, p. 830-835. 2011.
- NOURANI, V.; BAGHANAM, A. H.; ADAMOWSKI, J.; GEBREMICHAEL, M. Using self-organizing maps and wavelet transforms for space–time pre-processing of satellite precipitation and runoff data in neural network based rainfall–runoff modeling, **Journal of Hydrology**, v. 476, n. 7 , 2013, p. 228-243.
- OLIVEIRA, M. Q. C., MEDEIROS, Y. D. P. Aplicação do modelo SWAT na avaliação de impactos decorrentes da modificação no uso do solo em bacias hidrográficas. In XIII SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HÍDRICOS. 1999, Belo Horizonte, **Anais...** .Porto Alegre:ABRH, 1999.

- OLSON, D. A.; JUNKER, N.; KORTY, B.. Evaluation of 33 years of quantitative precipitation forecasting at the NMC. **Weather and Forecasting**, v.10, n.3, p.498-511. 1995.
- OOBA, M.; HIRANO, T.; MOGAMI, J.-I.; HIRATA, R.; FUJINUMA, Y. Comparisons of gap-filling methods for carbon flux dataset: A combination of a genetic algorithm and an artificial neural network. *Ecological Modelling*, v. 198, n. 3-4, p. 473 – 486, 2006.
- OSBORN, H. B., et al. Dense network to measure convective rainfall in the southwestern United States. **Water Resources Res.** v.15, p. 1701 – 1711, 1979.
- PAIVA, C. F. E. et al. Estimativa das perdas de solo por erosão hídrica na bacia do Rio Una Taubaté-SP com o emprego de sensoriamento remoto. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 11., 2003, Belo Horizonte. **Anais...** Belo Horizonte: INPE, p. 1407-1414. 2003.
- PAIVA, R. C. D.; PAIVA, E. M. C. D. Simulação hidrológica com modelo SWAT na Bacia Menino Deus I, representativa da Mata Atlântica. In: I SIMPÓSIO DE RECURSOS HÍDRICOS DO SUL-SUDESTE. 2006, Curitiba, **Anais...** .Porto Alegre: ABRH, 2006.
- PESSOA, M.C.P.Y.; LUCHIARI, A.J.; FERNANDES, E.N.S. et al. **Principais modelos matemáticos e simuladores utilizados para análise de impactos ambientais das atividades agrícolas.** São Paulo: Embrapa/Centro Nacional de Pesquisa em Meio Ambiente, 83p. 1997.
- PETERSON, J. R.; HAMLETT, J. M. Hydrologic calibration of the SWAT model in a watershed containing fragipan soils. **Journal of the American Water Resources Association**, *Jawra*, n.34, p.531-544, 1998.
- PERAZZOLI, M. **Avaliação das Mudanças Climáticas e do Uso do Solo nas Vazões e nos Sedimentos da Bacia do Ribeirão Concórdia, Lontras – SC.** 2012. 85 p. Dissertação (Mestrado) Engenharia Ambiental, Universidade Regional de Blumenau, Blumenau, 2012.
- PEREIRA, M. A. F.; KOBAYAMA, M.; CASTRO, N. M. R.. Análise de Variâncias Pluviométricas na Bacia Hidrográfica do Rio Taboão – RS. **Revista Brasileira de Meteorologia.** v. 29, n° 3, p. 409 – 419, 2014.
- POGGIO, T.; GIROSI, F. Networks for approximation and learning. **Proceedings of the IEEE**, vol.78, no.9, p.1481-1497, 1990.
- PRADO, T. B. G.; MORAES, J. F. L.; ADAMI, S. F. Evolução do uso das terras e produção de sedimentos na bacia hidrográfica do rio Jundiá-Mirim. In: XVI SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HÍDRICOS, 2005, João Pessoa, **Anais...** .Porto Alegre: ABRH, 2005.
- PRIESTLEY, C.H.B.; TAYLOR, R.J. On the assessment of surface heat flux and evaporation using large-scale parameters. **Mon. Weather Rev.** v.100, p.81-92, 1972.

- PRUSKI, F. F.; PEREIRA, S. B.; NOVAES, L. F.; SILVA, D. D.; RAMOS, M. M. Precipitação média anual e vazão específica média de longa duração na Bacia do Rio São Francisco. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**. v. 8, n. 2/3. P. 247 – 253. 2004.
- RENNÓ, C. D.; SOARES, J. V. Conceitos básicos de modelagem hidrológica. São José dos Campos: INPE, cap. 2. 2010. Disponível em: http://www.dpi.inpe.br/cursos/tutoriais/modelagem/cap2_modelos_hidrologicos.pdf.
- ROLOFF, G., BLEY JR, C., SOUZA, M. L. P. Modelo SWAT: Potencial de uso como auxiliar na gestão de pequenas bacias hidrográficas sem dados históricos. In: XVII SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HÍDRICOS. 2007, São Paulo, **Anais...** Porto Alegre: ABRH, 2007.
- RUMELHART, D.E.; HINTON, G.E.; WILLIAMS, R.J. Learning representations by back-propagating errors. **Nature**, v. 323, p.533-536, 1986.
- SANTANA, M.O.; RIBEIRO, A.; SEDIYAMA, G. C. Sistema de geoespacialização da demanda de irrigação suplementar para o Estado de Minas Gerais I: Descrição. **Rev. bras. eng. agríc. ambient.** Campina Grande, v.7, n.1, 2003.
- SANTHI, C.; SRINIVASAN, R.; ARNOLD, J.G.; WILLIAMS, J. R. A modeling approach to evaluate the impacts of water quality management plans implemented in a watershed in Texas. **Environ Model Softw**, v.21, n. 8, p.1141–1157. 2006.
- SANTOS, G. G.; FIGUEIREDO, C. C. DE.; OLIVEIRA, L. F. C. DE.; GRIEBELER, N. P. Intensidade-duração-frequência de chuvas para o Estado de Mato Grosso do Sul. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.13, p.899-905, 2009.
- SANTOS, I.; ANDRIOLO, M. V.; GIBERTONI, R. C.; PEREIRA FILHO, D. L.; NISHIDA, E.; SILVA, R. C. Simulação com modelo SWAT das condições hidrológicas e de produção e transporte de sedimentos na bacia do rio Apucarantina – PR. In: VI SIMPÓSIO NACIONAL DE GEOMORFOLOGIA – GEOMORFOLOGIA TROPICAL E SUBTROPICAL: PROCESSOS, MÉTODOS E TÉCNICAS. Goiania, 2006.
- SANTOS, I.; ANDRIOLO, M.V.; GIBERTONI, R.C.; KOBIYAMA, M. Use of the SWAT model to evaluate the impact of different land use scenarios on discharge and sediment transport in the Apucarantina River watershed, southern Brazil. In: BANASIK, K.; HOROWITZ, A. J.; OWENS, P. N.; STONE, M.; WALLING, D. E.. (Org.). **Sediment Dynamics for a Changing Future**. 1ª ed. Wallingford: IAHS Press, 2010, v. 1, p. 322-328.
- SETEGN, S.G., SRINIVASAN, R., DARGAHI, B. Hydrological Modeling in the Lake Tana Basin, Ethiopia using SWAT model. **The Open Hydrology Journal**, v.2, 2008.
- SCHILLING, W. Rainfall data for urban hydrology: what do we need? **Atmospheric Research**, 27. Elsevier Science Publishers B.V., Amsterdam. p.5-21, 1991.

- SCHULTZ, G. B., SOUZA, R. M., SANTOS, I. Simulação da produção e transporte de sedimentos na bacia do Altíssimo rio Negro com o modelo SWAT. In: IX ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE SEDIMENTOS, 2010, Brasília, **Anais...** .2010.
- SILVA, A. M.; VALERIANO, D. M. Georreferenciamento e análise da correção atmosférica para o cálculo de albedo usando sensor Landsat ETM+. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 11, 2003. Belo Horizonte, **Anais...**Belo Horizonte: INPE, 2003. p. 2143 – 2150.
- SILVA, V. S. V. **Estimativa de precipitação pontual em diferentes escalas para uso em modelo concentrado chuva-vazão**. 2011, Dissertação (Mestrado), Programa Pós-graduação em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental. UFRGS. Porto Alegre. 2011.
- SILVA, V. S. V.; PEDROLLO, O. C.; CASTRO, N. M. dos R. Avaliação do desempenho de métodos de interpolação para o preenchimento de falhas de séries temporais de precipitações. 2013. In: XXSIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HÍDRICOS. Bento Gonçalves. **Anais...** Porto Alegre:ABRH, 2013.
- SILVA, C.L.; KATO, E. Avaliação de modelos para previsão da infiltração de água em solos sob cerrado. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v.33, n.7, p.1149-1158, 1998.
- SILVA, P.M.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. Agric. Amb.**, v.12, p.258-265, 2008.
- SILVA, A. F.; COSTA, L. C.; SEDIYAMA, G. C. Previsão da Evapotranspiração de referência utilizando redes neurais. **Engenharia na Agricultura**, v.14, p.93-99, 2006.
- SINGH, V.P. Computer models of watershed hydrology. **Water resources publications**, Colorado, cap. 1, p.1 – 22, 1995.
- SLOAN, P. G. et al. **Modeling surface and subsurface stormflow on steeply-sloping forested watersheds**. Lexington: University Kentucky, (Technical report 142). 1983.
- SLOAN, P. G.; MOORE, I. D. Modeling subsurface stormflow on steeply sloping forested watersheds. **Water Resources Research**, Washington, DC, v.20, n.12, p.1815-1822, 1984.
- SOARES, P. A.; PINHEIRO, A.; SOARES, K.H.; ZUCCO, E. Estimativa da disponibilidade hídrica em pequenas bacias hidrográficas com escassez de dados fluviométricos. **Revista de estudos ambientais** (Online), v.12, n.1, p.29-38, 2010.
- SOUSA, A. M. L. **Estimativa dos fluxos de calor a partir de imagens orbitais para aplicação em modelagem hidrológica**. Tese (Doutorado) Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental – IPH, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2010.

- SOUSA, W. dos S.; SOUSA, F. de A. S. Rede neural artificial aplicada à previsão de vazão da Bacia Hidrográfica do Rio Piancó. **Revista Bras. de Eng. Agrícola e Ambiental** v.14, n.2, p.173–180, 2010.
- SOUZA, R. M. et al. O Modelo SWAT como Ferramenta para a Gestão de Recursos Hídricos: avaliação de vazões de outorga na bacia hidrográfica do Altíssimo Rio Negro. In: XVII SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HÍDRICOS. 2009, Campo Grande, **Anais...** . Porto Alegre: ABRH, 2009.
- TAE-WOONG, K., AHN, H. Spatial rainfall model using a pattern classifier for estimating missing daily rainfall data. **Stochastic Environmental Research and Risk Assessment**, v. 23, n. 3, p. 367-376, 2009.
- TEEGAVARAPU, R. S. V.; CHANDRAMOULI V. Improved weighting methods, deterministic and stochastic data-driven models for estimation of missing precipitation records. **Journal of Hydrology**, v. 312, p. 191-206. 2005.
- TEEGAVARAPU, R. S. V.; TUFAIL, M.; ORMSBEE, L. Optimal functional forms for estimation of missing precipitation records. **Journal of Hydrology**, v. 374, p.106-115. 2009.
- TUCCI, C. E. M. **Modelos hidrológicos**. Porto Alegre: Editora da UFRGS; ABRH, 669 p. 1998.
- TUCCI, C.E.M., CLARKE, R.T. **Regionalização hidrológica**. In: PAIVA, J. B. D; PAIVA, E. M.C.D. Hidrologia aplicada à gestão de pequenas bacias hidrográficas. Porto Alegre: ABRH, p.169-222, 2001.
- USDA SOIL CONSERVATION SERVICE. National Engineering **Handbook Section 4 Hydrology**, cap. 4-10, 1972.
- UZEIKA, T. **Aplicabilidade do modelo SWAT (Soil and Water Assessment Tool) na simulação da produção de sedimentos em uma pequena bacia hidrográfica rural**. 2009, 130 p. Dissertação (Mestrado), Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2009.
- UZEIKA, T.; MERTEN, G. H.; MINELLA, J. P.G.; MORO, M. Use of the swat model for hydro-sedimentologic simulation in a small rural watershed. **Rev. Bras. Ciênc. Solo**. v.36, n.2, 2012.
- VAN LIEW, M. W. et al. Suitability of SWAT for the conservation effects assessment project: a comparison on USDA-ARS watersheds. **Journal of Hydrological Research**, London, v. 12, n. 2, p. 173 – 189, 2007.
- VIERO, A.C. **Análise da geologia, geomorfologia e solos no processo de erosão por voçorocas: bacia do Taboão/RS**. 2004, 119p. Dissertação (Mestrado) Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental – Instituto de Pesquisas Hidráulicas, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2004.

- VON ZUBEN, F. J. Uma Caricatura Funcional de Redes Neurais Artificiais, Learning and Nonlinear Models. n. 1, v.2. p. 77–87. 2003.
- WANDERLEY, H. S.; AMORIM, R. S. C.; CARVALHO, F. O. Variabilidade espacial e preenchimento de falhas de dados pluviométricos para o estado de Alagoas. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v.27, p. 347-354, 2012.
- WANG, X.; BENSON, C.H. Infiltration and saturated hydraulic conductivity of compacted clay. **Journal of Geotechnical Engineering**, v. 121, n.10, p.713-722. 1995.
- WILLIAMS, J. R. Flood routing with variable travel time or variable storage coefficients. **Trans. ASAE** , v.12, n.1. p.100-103, 1969.
- WINCHELL, M. J. et al. **ArcSWAT interface for SWAT 2005: user's guide**. Temple: Blackland Research Center, 2007. 431p.
- WEIGEND, A. S.; RUMERLHART, D.; HUBERMAN, B. A. Predicting the future: A connectionist approach. **International Journal Neural System**, v.1, n.3, 1990.
- WOOLHISER, D. A.; SMITH, R. E.; GOODRISH, D. C. **KINEROS: A kinematic runoff and erosion model: Documentation and user manual**. Rep. n° ARS-77, USDA, Washington, D.C., 2008.
- YOUNG, R. A.; ONSTAD, C. A.; BOSH, D. D.; ANDERSON, W. P. AGNPS: A nonpoint-source pollution model for evaluating agricultural watersheds. **Journal of Soil and Water Conservation**. v.44. n. 2, p. 168 – 173, 1989.
- YU, Z. Assessing the response of subgrid hydrologic processes to atmospheric forcing with a hydrologic model system. **Global Planet Change**, v. 38, p. 175–189, 2000.
- ZHANG, G., PATUWO, B. E.; HU, M. Y. Forecasting with artificial neural networks: the state of the art. **International Journal of Forecasting**, v.14, n.1, p.35-62, 1998.
- ZHANG, X. H.; ZHANG, H. W.; CHEN, B.; CHEN, G. Q.; ZHAO, X. H. Water resources planning based on complex system dynamics: A case study of Tianjin city. **Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation**. v. 13, p. 2328-2336, 2008.