



**ALBERTO CARLOS DE OLIVEIRA ANDRADE**

**USO DE SISTEMA NEURAL PARA PREVISÃO DO  
ESCOAMENTO NA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO  
MANUEL ALVES DA NATIVIDADE – TO**

**LAVRAS – MG**

**2019**

**ALBERTO CARLOS DE OLIVEIRA ANDRADE**

**USO DE SISTEMA NEURAL PARA PREVISÃO DO ESCOAMENTO NA BACIA  
HIDROGRÁFICA DO RIO MANUEL ALVES DA NATIVIDADE – TO**

Trabalho de Conclusão de Curso em forma de artigo apresentado à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Curso de Engenharia de Controle e Automação, para a obtenção do título de Bacharel.

Prof. Dr. Marcelo Ribeiro Viola

Orientador

Prof. Dr. Danton Diego Ferreira

Coorientador

**LAVRAS – MG**

**2019**

**ALBERTO CARLOS DE OLIVEIRA ANDRADE**

**USO DE SISTEMA NEURAL PARA PREVISÃO DO ESCOAMENTO NA BACIA  
HIDROGRÁFICA DO RIO MANUEL ALVES DA NATIVIDADE – TO  
NEURAL SYSTEM FOR STREAMFLOW FORECASTING IN THE MANUEL  
ALVES DA NATIVIDADE WATERSHED - TO**

Trabalho de Conclusão de Curso em forma de artigo apresentado à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Curso de Engenharia de Controle e Automação, para a obtenção do título de Bacharel.

APROVADA em 11 de junho de 2019.

Prof. Dr. Michael Silveira Thebaldi

Prof. Dr. Marcelo Ribeiro Viola

Orientador

Prof. Dr. Danton Diego Ferreira

Coorientador

**LAVRAS – MG**

**2019**

*À minha mãe, dona Tânia, pelo apoio e carinho nessa caminhada  
e por ter me incentivado a fazer essa segunda graduação.*

*Dedico*

## AGRADECIMENTOS

À Deus por mais essa etapa.

À minha família pelo apoio incondicional.

À Universidade Federal de Lavras, ao Departamento de Automática pela oportunidade de realização de mais uma graduação.

À FAPEMIG pela bolsa de iniciação científica.

Aos professores Marcelo Ribeiro Viola e Danton Diego Ferreira pela orientação, ensinamentos e amizade.

Ao professor Michael Silveira Thebaldi por aceitar participar da banca e pela amizade.

Aos amigos André, Yargo, Artur, Alisson Dominghetti, Alisson Ramos, Paulo Roberto, Raquel, Tailani, Giovanna, Ana Cristina, Bruna e Xisto pelos estudos e materiais emprestados. Sem a ajuda de vocês ainda estaria no meio curso da automação.

Aos meus companheiros de república ao longo desses anos: Vladimir, Du (Amém), Humberto (Betinho), Trotta, Henrique, Diego (Baiano), Gustavo (Gu Guedes/ Gustavo Hilbert), João Pedro (Esquisito) e a agregada Camilla. Obrigado pela amizade, paciência, risadas e convivência.

Ao Murilo Machado de Barros pela amizade e por ter formatado meu TCC da Engenharia Agrícola.

Aos demais amigos e colegas da Engenharia de Controle e Automação pelos momentos de felicidades e dificuldades vividos durante esses anos de graduação.

Aos demais amigos e colegas que, de uma forma ou de outra, me apoiaram.

**Muito obrigado!**

*“É importante que entendam. Eu não cheguei aqui sozinho. Se eu aceito isso, estou desmerecendo cada pessoa que me ajudou até hoje. Me deram conselhos, se esforçaram, me deram seu tempo e me levantaram quando eu estava por baixo. Passa uma impressão errada de que podemos vencer sozinhos. Nenhum de nós pode”.*  
(Arnold Schwarzenegger)

## SUMÁRIO

<b>PRIMEIRA PARTE</b>	<b>1</b>
<b>RESUMO</b>	<b>2</b>
<b>1. INTRODUÇÃO</b>	<b>3</b>
<b>2. REFERENCIAL TEÓRICO</b>	<b>4</b>
<b>2.1. Hidrologia</b>	<b>4</b>
<b>2.2. Bacias Hidrográficas</b>	<b>6</b>
<b>2.3. Ciclo Hidrológico</b>	<b>8</b>
<b>2.4. Redes Neurais Artificiais</b>	<b>9</b>
<b>2.4.1. Tipos de Redes Neurais Artificiais</b>	<b>10</b>
<b>3. CONSIDERAÇÕES GERAIS</b>	<b>13</b>
<b>4. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS</b>	<b>14</b>
<b>SEGUNDA PARTE – ARTIGO</b>	<b>15</b>
<b>ARTIGO 1 - USO DE SISTEMA NEURAL PARA PREVISÃO DO</b>	<b>16</b>
<b>ESCOAMENTO NA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO MANUEL</b>	
<b>ALVES DA NATIVIDADE, TOCANTINS</b>	
<b>RESUMO</b>	<b>17</b>
<b>1. INTRODUÇÃO</b>	<b>17</b>
<b>2. MATERIAL E MÉTODOS</b>	<b>19</b>
<b>2.1. ÁREA DE ESTUDO</b>	<b>19</b>
<b>2.2. CARACTERIZAÇÃO HIDROLÓGICA</b>	<b>20</b>
<b>2.3. REDE NEURAL ARTIFICIAL (RNA)</b>	<b>21</b>
<b>2.4. COEFICIENTE DE NASH-SUTCLIFFE (C<sub>NS</sub>)</b>	<b>22</b>
<b>3. RESULTADOS E DISCUSSÃO</b>	<b>22</b>
<b>4. CONCLUSÃO</b>	<b>24</b>
<b>5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS</b>	<b>25</b>

**PRIMEIRA PARTE**

## RESUMO

O objetivo deste trabalho foi utilizar uma rede neural Perceptron multicamadas para substituir modelos hidrológicos utilizados para previsão da vazão na bacia hidrográfica do rio Manuel Alves da Natividade, em Tocantins. Primeiramente caracterizou-se a bacia hidrográfica utilizando o *software* ArcGIS® a partir do posto fluviométrico denominado Fazenda Lobeira, obtendo-se uma área de drenagem de 14.457 km<sup>2</sup>, perímetro de 868 km e comprimento do curso d'água principal de 313 km. A bacia hidrográfica apresenta 8 postos pluviométricos (Almas, Conceição do Tocantins, Dianópolis, Fazenda Lobeira, Natividade, Nova Vida (montante), Pindorama do Tocantins e Porto Alegre), 1 posto fluviométrico (Fazenda Lobeira) e 1 estação meteorológica (Peixe). O balanço hídrico anual mostrou que a precipitação média é de 1.382 mm, sendo distribuída desigualmente durante o ano, caracterizado pela existência de verões chuvosos e invernos secos. Já na rede neural Perceptron multicamadas foram utilizados 17 nodos de entrada, referentes às variáveis chuva, temperatura máxima, temperatura mínima, insolação, evaporação de pichê, temperatura média, umidade relativa, velocidade do vento e vazão do dia anterior. Os neurônios na camada intermediária foram variados de 1 a 10 e 1 neurônio foi usado na camada de saída. A melhor configuração foi obtida com 6 neurônios na camada intermediária e um coeficiente de Nash-Sutcliffe ( $C_{NS}$ ) sempre acima de 0,90, mostrando-se uma rede neural eficiente, o que qualifica o modelo para simulação hidrológica que deveria possuir  $C_{NS}$  de no mínimo 0,65.

**Palavras-chaves:** Hidrologia. Sistemas de informações geográficas. Tecnologia de informação.

## 1. INTRODUÇÃO

A considerável expansão demográfica e o intenso e diversificado desenvolvimento ocorrido ao longo do planeta são responsáveis por modificações no ambiente das bacias hidrográficas. Questões relacionadas a problemas de falta de água, inundações e uso correto dos recursos hídricos estão entre os maiores desafios a serem enfrentados pela sociedade nas próximas décadas.

Com isso, a realização de estudos hidrológicos em bacias hidrográficas é necessária para se compreender os impactos de mudanças do uso da terra sobre a quantidade e qualidade da água. A área de uma bacia hidrográfica tem influência sobre a quantidade de água produzida e a forma e o relevo atuam sobre o regime desta produção.

Para isso, a modelagem hidrológica se apresenta como uma das principais ferramentas, já que é eficaz na análise de disponibilidade hídrica, efeitos de mudanças climáticas e uso do solo, previsões e entre outros. Neste sentido os modelos distribuídos de transformação chuva-vazão possuem grande relevância, já que representam os processos de transformação da precipitação em escoamento e a propagação deste em uma bacia hidrográfica.

As séries temporais de vazão são o resultado da integração dos componentes do ciclo hidrológico e das influências antrópicas e naturais de uma determinada região. Essas séries são de fundamental importância, pois são utilizadas como subsídio para as tomadas de decisões em relação ao uso e preservação da água.

Utiliza-se cada vez mais modelos matemáticos associados a sistemas de informações geográficas (SIG), o que permite uma descrição espacial das características físicas da área de uma bacia hidrográfica, sendo a maior limitação para o uso de modelos hidrológicos é a necessidade de manipulação de grandes quantidades de dados relacionados as variáveis que descrevem a heterogeneidade do comportamento hidrológico.

Com o avanço da tecnologia da informação, a utilização de sistemas especialistas para predição de parâmetros torna-se cada vez mais importante como ferramenta para tomada de decisão. A aplicabilidade das redes neurais artificiais é crescente, principalmente pela popularização e redução no custo de implantação de ferramentas computacionais, que permitem novas técnicas de solução para problemas complexos.

As principais vantagens de utilização dessas redes são: aplicação em tempo real, capacidade de autoadaptação, tolerância a falhas, sem necessidade de definição de lista de regras. Uma importante característica da rede neural é a habilidade de aprender a partir de casos reais conhecidos, proporcionando o aprimoramento de seu desempenho.

Diante do exposto, este trabalho tem o objetivo de utilizar uma rede neural artificial para previsão de vazão em uma bacia hidrográfica.

## 2. REFERENCIAL TEÓRICO

### 2.1 Hidrologia

A ocorrência da água se dá em seus estados sólido, líquido e gasoso, por meio de sua contínua circulação e distribuição sobre a superfície terrestre, subsolo, oceanos e atmosfera. A Hidrologia é a ciência que estuda a água, suas propriedades físicas e químicas, distribuição e reação com o meio ambiente. Esta ciência tem se desenvolvido ao longo dos anos devido a problemas crescentes ao longo do globo, como ocupação das bacias hidrográficas, utilização da água, entre outros (TUCCI, 2009).

Como é uma área ampla, a hidrologia é subdividida em (TUCCI, 2009):

- **Hidrometeorologia:** trata do estudo da água na atmosfera;
- **Limnologia:** refere-se ao estudo dos lagos e reservatórios;
- **Potamologia:** trata do estudo dos arroios e rios;
- **Glaciologia:** refere-se ao estudo da neve e o gelo na natureza;
- **Hidrogeologia:** trata do estudo das águas subterrâneas.

A água é utilizada em várias atividades humanas, as quais se destacam: agricultura, produção de energia, transporte e abastecimento industrial. E como sua distribuição se dá de forma desigual tanto em termos espaciais quanto temporais, acaba se tornando um recurso cuja abundância ou escassez determina indicadores de progresso econômico e qualidade de vida (NAGHETTINI, 2012).

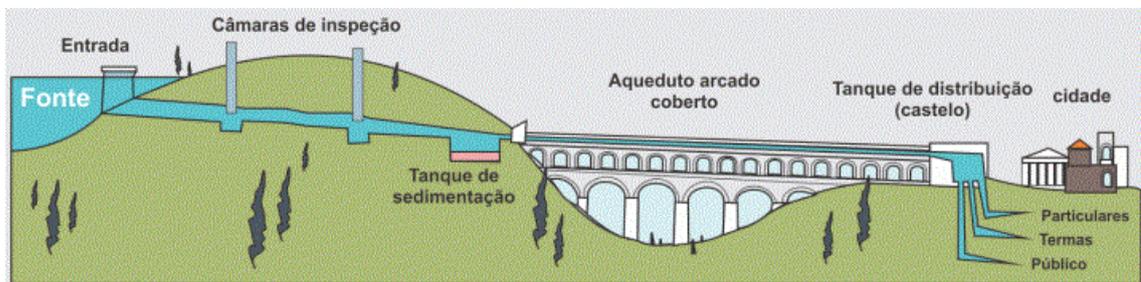
Com isso o homem adquiriu tecnologias para alterar essa distribuição com a construção de obras hidráulicas, tais como: reservatórios, canais de desvio, diques de proteção contra cheias e entre outros. Sendo assim, a Hidrologia torna-se importante, pois é essencial ao planejamento, projeto e operação de estruturas que visam aproveitar a água como um recurso ou visam atenuar os efeitos de seu excesso ou escassez (NAGHETTINI, 2012).

Em síntese, a Hidrologia desempenha papel fundamental no planejamento, projeto e operação de empreendimentos de engenharia, relacionados aos recursos hídricos.

Segundo VEN TE CHOW (1964) apud NAGHETTINI (2012), a história da Hidrologia é dividida em:

- **Período de Especulação (até 1400 DC):** As antigas civilizações construíram diversos aproveitamentos de recursos hídricos, entre os quais se destacam: os poços artesianos na Arábia, os canais e os complexos sistemas de abastecimento d'água de cidades da Pérsia, as obras de irrigação e controle de cheias na China, Egito, Índia e Mesopotâmia e os admiráveis aquedutos romanos (Figura 1). Apesar de terem sido capazes de construir essas obras, as civilizações antigas baseavam-se em concepções incorretas, e às vezes absurdas, do ciclo hidrológico. De forma geral, os filósofos antigos não acreditavam que a água proveniente da chuva fosse suficiente para realimentar os cursos d'água e os aquíferos.

Figura 1 – Aqueduto romano.



Fonte: Marcelo Albuquerque, 2017.

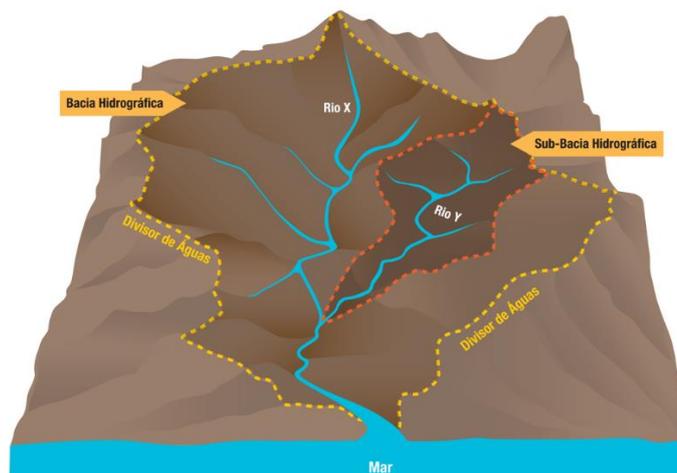
- **Período de Observação (1400-1600):** Embora sem nenhuma quantificação para as diversas variáveis envolvidas, Leonardo da Vinci (1425-1519) foi o primeiro a propor uma concepção pluvial do ciclo hidrológico, conforme a atual, e a realizar estudos sobre a salinidade dos oceanos. Posteriormente, o francês Bernard de Palissy (1580) escreveu livros sobre a teoria pluvial do ciclo hidrológico e a origem da água subterrânea.
- **Período de Medições (1600-1700):** Pierre Perrault (1674) usou instrumentos rudimentares para obter uma série de 3 anos de observações de chuva e vazão do rio Sena. Concluiu que a vazão do rio Sena na localidade de Aigny-le-Duc representava cerca de 1/6 da precipitação sobre a bacia. Edmé Mariotte (1620-1684) mediu a vazão do rio Sena, utilizando flutuadores. Edmund Halley (1687) estimou a evaporação do mar Mediterrâneo. Por isso, credita-se a Perrault, Mariotte e Halley o estabelecimento das bases para o desenvolvimento da hidrologia moderna.

- **Período de Experimentação (1700-1800):** Desenvolvimento da hidráulica dos escoamentos permanentes, equações de Bernoulli e Cezy, tubo de Pitot e medições de descarga pelo processo área-velocidade.
- **Período de Modernização (1800-1900):** Equação de Darcy e criação de redes hidrométricas em diversos países.
- **Período de Empirismo (1900-1930):** Utilização de fórmulas empíricas para explicar a variabilidade de precipitações e vazões.
- **Período de Racionalização (1930-1950):** Desenvolvimento do hidrograma unitário e de metodologias para a hidráulica de poços em regime não-permanente, análise sedimentológica e análise hidrometeorológica.
- **Período de Teorização (após 1950):** Desenvolvimento de modelos não-lineares para a transformação chuva-vazão. Modelos hidrológicos. Uso de computadores.

## 2.2 Bacias Hidrográficas

Bacias hidrográficas, também chamadas bacias de captação ou de drenagem, são áreas delimitadas espacialmente pelos divisores de água, constituídas por uma rede de drenagem interligada, cujo escoamento converge para uma seção comum, denominada de seção de controle ou exutório da bacia, conforme Figura 2. Portanto, consiste de uma área na qual ocorre captação da água proveniente da atmosfera e a drenagem de uma parte que é convertida em escoamento, a partir de limites geográficos, e direcionamento do fluxo para a seção de controle (MELO e SILVA, 2013).

Figura 2 – Bacia hidrográfica



Fonte: Marcus Moraes, 2015.

Bacias hidrográficas geralmente apresentam dois formatos básicos aproximados: de um leque ou pera, influenciando no escoamento superficial. As formas têm importância especial no comportamento das cheias. As de formato de uma pera têm tendência de promover maior concentração do deflúvio num trecho menor do dreno principal da bacia, já as de formato de leque, produzem maior distribuição da enxurrada ao longo do canal principal, amenizando, portanto, a magnitude das vazões (GÓIS e MENDES, 2013).

Destacam-se os seguintes elementos fisiográficos em uma bacia hidrográfica (MELO e SILVA, 2013):

- **Divisores de água:** linha que representa os limites geográficos da bacia (pontos mais elevados da bacia), determinando a área de captação da bacia hidrográfica e o sentido de fluxo da rede de drenagem. Existem dois tipos de divisores: o topográfico e o geológico (ou freático). O primeiro diz respeito à linha que une o ponto mais elevados do terreno e o segundo, os pontos mais elevados do aquífero. O divisor geológico varia ao longo do ano em função das estações.
- **Seção de controle:** local por onde parte da água captada na bacia é drenada.
- **Rede de drenagem:** constitui-se de todos drenos da bacia, inclusive aqueles não necessariamente perenes (ou permanentes). São drenos perenes aqueles que sempre apresentam escoamento, mesmo na época mais seca do ano. São considerados intermitentes, os drenos que escoam água somente na época das chuvas, ou seja, quando os aquíferos estão

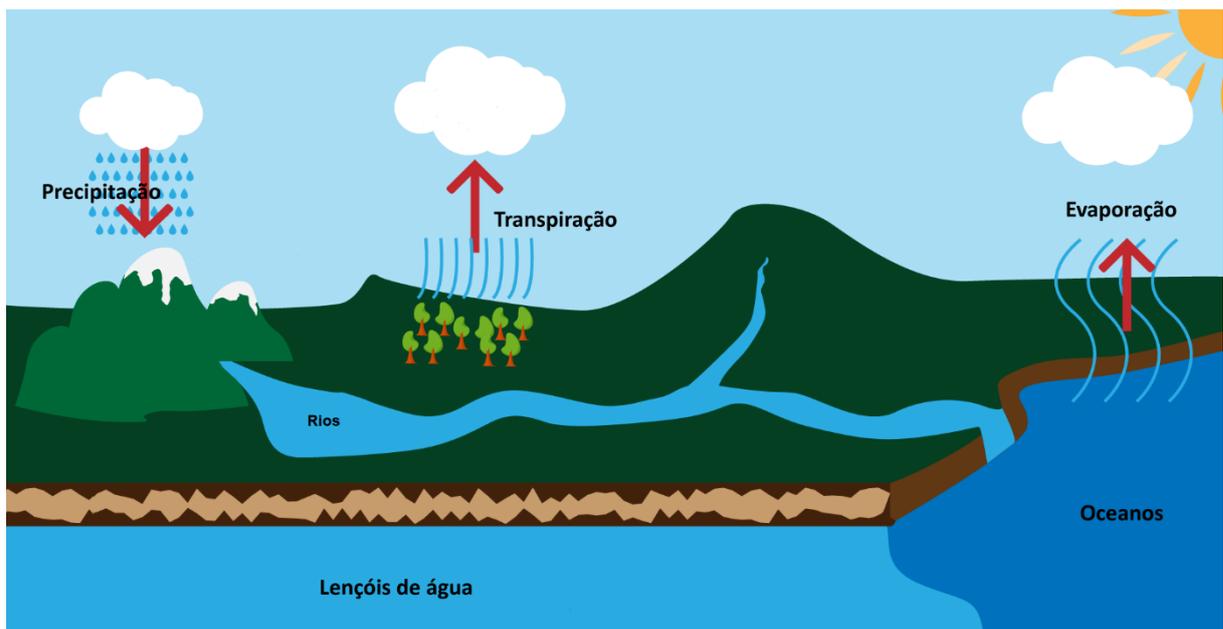
abastecidos. Com a estação de déficit hídrico, tais drenos podem vir a secar; e são efêmeros os drenos nos quais há escoamento somente durante ou logo após a ocorrência de precipitação, ou seja, somente o escoamento superficial direto (enxurrada). Quando a precipitação termina, o fluxo cessa em pouco tempo.

### 2.3 Ciclo Hidrológico

Ciclo hidrológico é o movimento da água entre os continentes, oceanos e a atmosfera. A água pode estar no estado gasoso, líquido ou sólido, distribuindo-se tanto na superfície quanto na subsuperfície da Terra, como na atmosfera. Esse ciclo tem o sol como principal fonte de energia (radiação) e o campo gravitacional terrestre como principal força atuante (NAGHETTINI, 2012).

Inicia-se o ciclo com a evaporação da água dos oceanos, rios, lagos e etc. O vapor d'água resultante é transportado pelo movimento das massas de ar, onde é condensado, formando as nuvens que resultam em precipitação. Esta precipitação ocorre sobre a Terra de diversas formas, sendo que a maior parte fica retida no solo, retornando para a atmosfera por meio da transpiração das plantas e evaporação, e uma parte da precipitação escoam sobre a superfície do solo para os rios, enquanto a outra parte penetra no solo, abastecendo o lençol d'água subterrâneo, conforme Figura 10 (TUCCI, 2009).

Figura 10 – Ciclo hidrológico



Fonte: do autor.

Embora possa parecer um ciclo contínuo, o movimento da água em cada fase do ciclo ocorre de forma aleatória. Ora provoca chuvas torrenciais, ultrapassando a capacidade dos cursos d'água, ocorrendo enchentes, ora parece que o ciclo hidrológico parou completamente, ocasionando secas (NAGHETTINI, 2012).

## **2.4 Redes Neurais Artificiais**

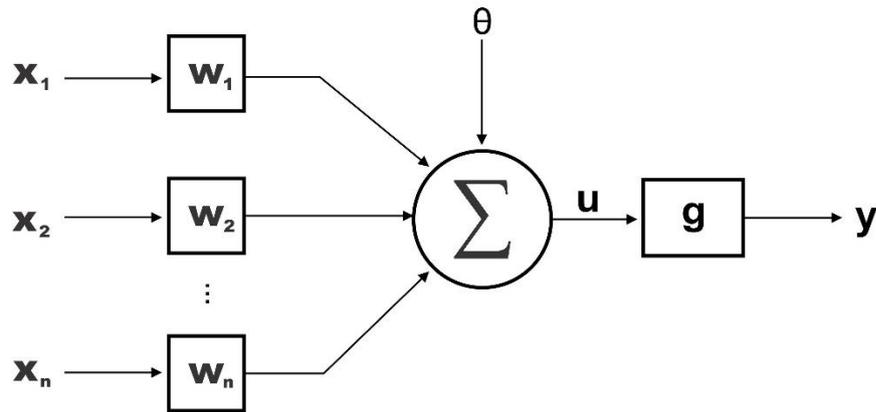
Redes neurais artificiais são modelos computacionais simplificados dos neurônios dos seres vivos, adquirindo conhecimento a partir da experiência. Possuem a capacidade de aquisição e manutenção do conhecimento por meio de modelagem de sistemas de circuitos que possam simular o sistema nervoso humano, aprendendo e agindo perante as mais adversas situações apresentadas (SILVA et al., 2010).

As características mais relevantes de uma rede neural artificial são (SILVA et al., 2010):

- Adaptação por experiência;
- Capacidade de aprendizado;
- Habilidade de generalização;
- Organização de dados;
- Tolerância a falhas;
- Armazenamento distribuído;
- Facilidade de prototipagem;

Os neurônios artificiais são não-lineares, fornecendo saídas tipicamente contínuas, realizando funções simples como coletar sinais de entrada, agregá-los de acordo com sua função operacional e produzindo uma resposta (saída). O modelo de neurônio artificial que utiliza as principais características de um sistema nervoso biológico foi proposto do McCulloch & Pitts em 1943, sendo utilizado até hoje em diferentes arquiteturas de redes neurais artificiais (SILVA et al., 2010).

Figura 11 – Exemplo de um neurônio artificial



Fonte: do autor.

Conforme a Figura 11, o neurônio artificial é constituído de sete elementos básicos artificiais (SILVA et al., 2010):

- **Sinais de entrada ( $x_1, x_2, \dots, x_n$ ):** são os sinais advindos do meio externo, representando os valores das variáveis de uma aplicação específica.
- **Pesos sinápticos ( $w_1, w_2, \dots, w_n$ ):** são os valores que servirão para ponderar cada uma das variáveis de entrada.
- **Combinador linear ( $\Sigma$ ):** agrega todos os sinais de entrada, ponderados pelos pesos sinápticos, produzindo um valor de potencial de ativação.
- **Limiar de ativação ( $\theta$ ):** especifica qual será o patamar apropriado para que o resultado produzido pelo combinador linear possa gerar um valor em direção à saída do neurônio.
- **Potencial de ativação ( $u$ ):** é o resultado gerado pela diferença do valor produzido entre o combinador linear e o limiar de ativação.
- **Função de ativação ( $g$ ):** Limita a saída do neurônio dentro de um intervalo de valores razoáveis.
- **Sinal de saída ( $y$ ):** Valor final produzido pelo neurônio em relação a um determinado conjunto de sinais de entrada.

#### 2.4.1 Tipos de redes neurais artificiais

O tipo de uma rede neural artificial consiste na forma de como seus neurônios estão dispostos uns em relação aos outros. Já as suas diferentes formas de composições estruturais, consiste em sua topologia (HAYKIN, 2001).

Podem ser divididas em três camadas da seguinte forma (HAYKIN, 2001):

- **Camada de entrada:** responsável pelo recebimento de dados.
- **Camadas intermediárias (ocultas):** responsáveis por extrair as características associadas ao sistema ser utilizado. O processamento interno da rede é quase todo feito nessas camadas.
- **Camada de saída:** responsável pela apresentação dos resultados finais da rede.

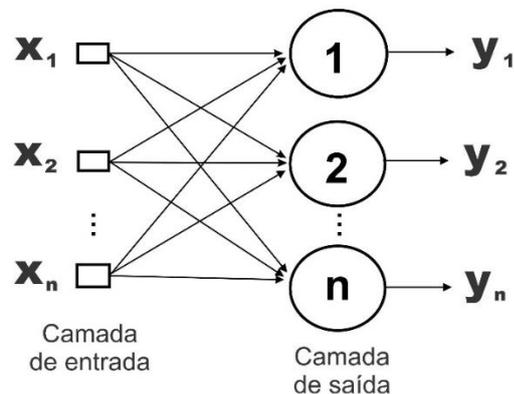
Um das particularidades das redes neurais artificiais está na capacidade de aprender a partir de amostras do sistema, onde o treinamento é de suma importância para seu desempenho. Ou seja, o treinamento consiste da aplicação de um algoritmo de aprendizagem necessário para a sintonização de seus neurônios, generalizando as soluções produzidas na camada de saída (HAYKIN, 2001).

A partir de um conjunto de amostras, o comportamento do sistema é dividido em dois subconjuntos: treinamento e teste. O subconjunto de treinamento consiste no processo de aprendizagem da rede, onde é utilizado cerca de 60 a 90% da amostra total. O subconjunto de teste consiste na verificação da generalização da solução. Se este estiver em patamares aceitáveis, pode-se validar a topologia utilizada. Neste subconjunto, utiliza-se de 10 a 40% da amostra total (HAYKIN, 2001).

As principais arquiteturas de redes neurais podem ser divididas em (SILVA et al., 2010):

- **Redes *feedforward* (alimentação à frente) de camada simples:** Esta rede tem apenas uma camada de entrada e uma camada de saída. As informações são unidirecionais, ou seja, da camada de entrada em direção à camada de saída, conforme Figura 12. São empregadas principalmente em problemas envolvendo filtragem linear e classificação de padrões. Entre os principais tipos de redes que utilizam esse tipo de arquitetura, temos as redes *Perceptron* e *Adaline* (*Adaptative Linear Neuron*).

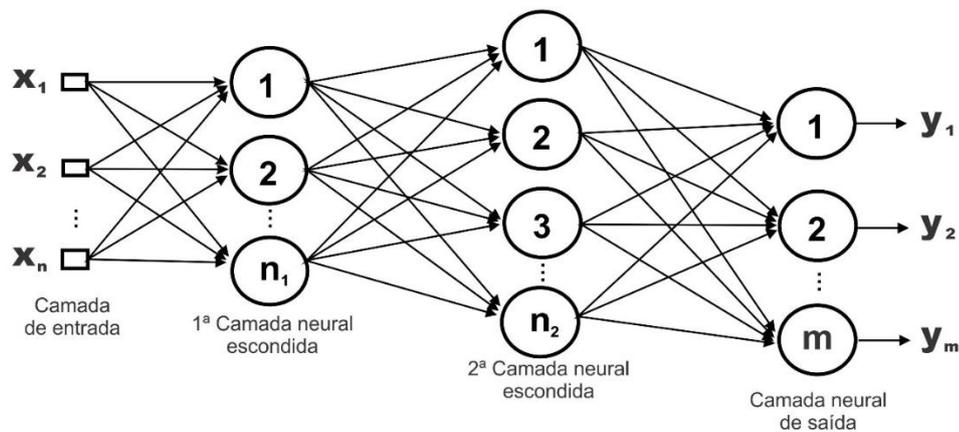
Figura 12 – Exemplo de rede *feedforward* de camada simples



Fonte: do autor.

- **Redes *feedforward* de camadas múltiplas:** Esta rede é constituída de uma ou mais camadas escondidas de neurônios, onde o número de camadas escondidas depende do tipo e da complexidade do problema a ser executado, conforme Figura 13. São empregadas principalmente em problemas de controle de processos, robótica, otimização, identificação de sistemas, etc. Entre os principais tipos de redes que utilizam esse tipo de arquitetura, temos as redes *Perceptron* multicamadas (MLP) e redes de base radial (RBF).

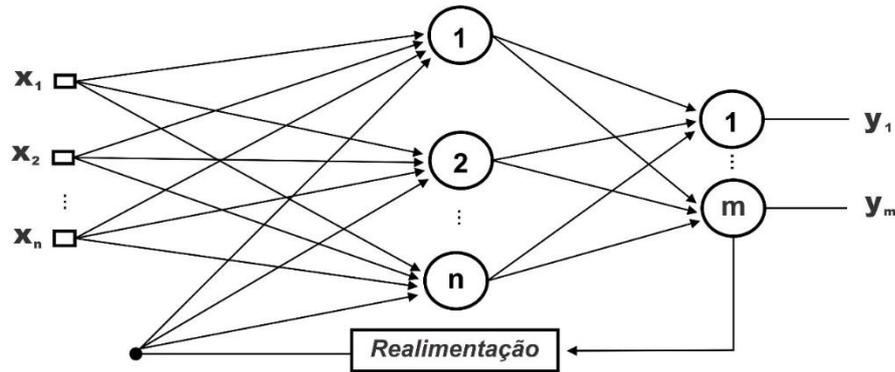
Figura 13 – Exemplo de rede *feedforward* de múltiplas camadas



Fonte: do autor.

- **Redes realimentadas (recorrentes):** As saídas dos neurônios são realimentadas como sinais de entradas para outros neurônios, conforme Figura 14. Por utilizar realimentação, esta arquitetura produz saídas atuais levando em consideração os valores das saídas anteriores. Podem ser utilizadas em processamento dinâmico de informações, como previsão de séries temporais, otimização de sistemas, etc. Entre os principais tipos de redes que utilizam esse tipo de arquitetura, temos as redes *Perceptron* multicamadas (MLP) e rede Hopfield.

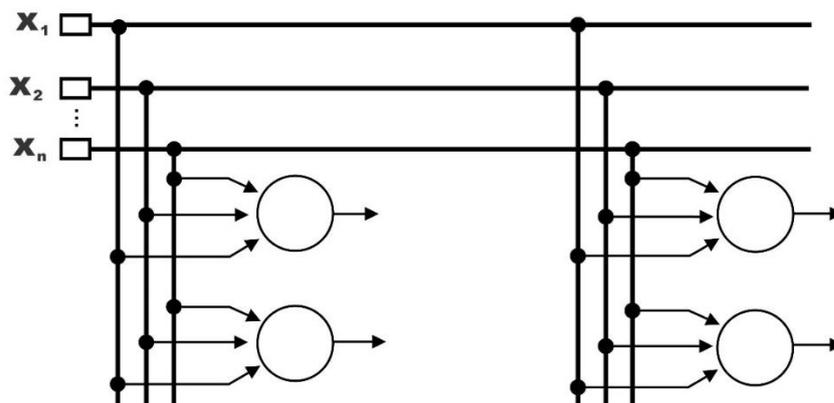
Figura 14 – Exemplo de rede realimentada



Fonte: do autor.

- **Redes reticuladas:** Esta rede leva em consideração a disposição espacial dos neurônios visando propósitos de extração de características, conforme Figura 15. São empregadas em diversas áreas como problemas de agrupamentos, reconhecimento de padrões, grafos, etc. A rede Kohonen é a principal representante desta arquitetura.

Figura 15 – Exemplo de rede reticulada



Fonte: do autor.

### 3. CONSIDERAÇÕES GERAIS

A utilização de redes neurais em hidrologia é relativamente recente, com poucos estudos desenvolvidos, sobretudo para bacias inseridas no bioma Cerrado. Como na perspectiva de tempo computacional e a capacidade de generalização, a metodologia de redes neurais apresenta vantagens importantes sobre os modelos hidrológicos, considera-se que avaliar a aplicabilidade da referida metodologia para a predição do escoamento é altamente relevante.

Embora se reconheça que as redes neurais são uma metodologia do tipo “caixa preta”, ou seja, capazes de solucionar variados tipos de problemas de elevada complexidade sem entender a evolução do processo adaptativo que levou à obtenção da solução, vislumbra-se

aplicações potenciais, como por exemplo, para a emissão de alertas de risco de inundação pela defesa civil.

Desta forma, o sistema computacional desenvolvido pode ser adaptado para funcionar em outros tipos de situações. Essa flexibilidade é inerente às redes neurais artificiais, sendo necessária apenas uma base de dados referente à nova situação. Caso a nova situação se caracterize por condições mais específicas, outras variáveis de entrada podem ser adicionadas à rede.

#### **4. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS**

BRAZ, R. L.; DAMASCENO, C. A.; FERREIRA, D. S.; CECÍLIO, R. A – **Uso de séries históricas e técnicas de SIG no estudo da distribuição temporal e espacial da pluviosidade na bacia Barra Seca localizada ao norte do estado do Espírito Santo.** XI Encontro Latino Americano de Iniciação Científica e VII Encontro Latino Americano de Pós-Graduação – Universidade do Vale do Paraíba. São José dos Campos, 2013.

HAYKIN, S. – **Redes neurais: princípios e prática.** Editora Bookman, 2ª edição. Porto Alegre, RS, 2001.

MELLO, C. R.; SILVA, A. M. **Hidrologia: princípios e aplicações em sistemas agrícolas.** Lavras, MG: Ed. UFLA, 2013. 455 p.

NAGHETTINI, M. **Introdução à Hidrologia Aplicada.** Departamento de Engenharia Hidráulica e Recursos Hídricos da Universidade Federal de Minas Gerais. Belo Horizonte, MG, 2012.

SILVA, I. N.; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. **Redes neurais artificiais para engenharia e ciências aplicadas.** Editora Artliber. São Paulo, SP, 2010.

TUCCI, C. E. M. **Hidrologia: ciência e aplicação.** Editora Universidade/UFRGS, 4ª edição. Porto Alegre, RS, 2009.

**SEGUNDA PARTE – ARTIGO**

**ARTIGO 1**

**USO DE SISTEMA NEURAL PARA PREVISÃO DO ESCOAMENTO NA BACIA  
HIDROGRÁFICA DO RIO MANUEL ALVES DA NATIVIDADE, TOCANTINS**

## **USO DE SISTEMA NEURAL PARA PREVISÃO DO ESCOAMENTO NA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO MANUEL ALVES DA NATIVIDADE, TOCANTINS**

### **RESUMO**

Objetivou-se neste trabalho realizar o treinamento de uma rede neural Perceptron multicamadas para prever o escoamento na bacia hidrográfica do rio Manuel Alves da Natividade – TO. Inicialmente caracterizou-se a bacia hidrográfica com o auxílio de um Sistema de Informações Geográficas e delimitação da bacia hidrográfica a partir do posto fluviométrico denominado Fazenda Lobeira, onde os resultados mostraram que a área de drenagem é de 14.457 km<sup>2</sup>. A bacia apresenta 8 postos pluviométricos, 1 posto fluviométrico e 1 estação meteorológica. O balanço hídrico anual mostrou que a precipitação média é de 1.382 mm, com 427 e 956 mm de deflúvio e evapotranspiração, respectivamente. Para a rede neural Perceptron multicamadas, utilizou-se 1 neurônio na camada de saída, referente ao valor de vazão diária estimada, 16 nodos de entrada, referentes às variáveis chuva, temperatura máxima, temperatura mínima, insolação, evaporação de pichê, temperatura média, umidade relativa e velocidade do vento. Os neurônios na camada intermediária foram variados de 1 a 10. A melhor configuração foi obtida com 2 neurônios na camada intermediária, em que um bom ajuste à série de vazões observadas com valor do coeficiente de Nash-Sutcliffe ( $C_{NS}$ ) de 0,82 foi alcançado. Este valor é considerado satisfatório, qualificando o modelo para simulação do escoamento na bacia hidrográfica.

### **1. INTRODUÇÃO**

Com o intuito de solucionar questões relativas à escassez e à qualidade dos recursos hídricos, faz-se necessário o estudo do comportamento hidrológico das bacias hidrográficas.

A região em estudo está totalmente inserida no bioma Cerrado. Esse bioma ocupa 24% da superfície terrestre brasileira e oito regiões hidrográficas (LIMA e SILVA, 2007). É reconhecido como o “berço das águas do Brasil” devido a presença da área de recarga de vários aquíferos, inclusive o Guarani, e de importantes rios (LIMA, 2011). Especificamente para a maior bacia hidrográfica totalmente brasileira (Tocantins-Araguaia), aproximadamente 60% da produção hídrica superficial tem origem no Cerrado (LIMA e SILVA, 2007).

O estudo do comportamento hidrológico do bioma Cerrado é importante para auxiliar a gestão de recursos hídricos, e também, para corroborar com pesquisas ambientais multidisciplinares. Nesse bioma ocorre reconhecida diversidade biológica e endemismo

(MYERS et al., 2000). Está entre os 34 *hotspots* mundiais para a preservação da biodiversidade, com grande número de espécies ameaçadas de extinção (MYERS et al., 2000; MITTERMEIER et al., 2005).

A área de estudo está localizada no alto curso do rio Tocantins e corresponde à bacia hidrográfica do rio Manuel Alves da Natividade (BH<sub>MAN</sub>). A seção de controle para delimitação da bacia foi definida no posto fluviométrico Fazenda Lobeira, no município de São Valério da Natividade, TO, perfazendo 14.344 km<sup>2</sup> de área de drenagem.

Modelos hidrológicos chuva-vazão proporcionam a representação dos fenômenos do ciclo hidrológico na bacia hidrográfica. Requerem parametrização dos solos, vegetação, uso do solo e relevo, e possibilitam a simulação do escoamento como resposta aos estímulos meteorológicos e ambientais. No que concerne especificamente aos modelos conceituais, estes apresentam a vantagem de possibilitarem a simulação de cenários exploratórios de mudanças climáticas e de uso do solo, podem ser aplicados em bacias não monitoradas, entre outras. Entretanto, sua estruturação e aplicação envolve dispendiosas etapas de preparação de mapas base, parametrização e estruturação que demanda extensivo processamento computacional.

As redes neurais artificiais (RNA) apresentam-se como uma alternativa para modelagem em hidrologia (Govindaraju, 2000), com bons resultados em diversos estudos (Dawson e Wilby, 2001; Aichouri et al., 2015). RNAs são sistemas computacionais com processamento paralelo e distribuído e com capacidade de aprender e armazenar conhecimento experimental (Haykin, 2001). Uma de suas principais vantagens é a facilidade de aplicação e a baixa demanda computacional. As RNAs utilizam neurônios artificiais interconectados que recebem informações de entrada ( $x_1, x_2, \dots, x_n$ ), executam operações e fornecem uma saída ( $y$ ). Cada conexão entre neurônios (ou sinapse) possui uma intensidade associada, expressa por um peso ( $w_1, w_2, \dots, w_n$ ). Cada neurônio determina um valor de entrada (net) por meio da soma dos produtos dos valores de entrada pelos valores de peso. Os pesos são os valores que representam o grau de importância de cada entrada para o neurônio, obtidos no momento do treinamento da rede neural. Uma vez determinado o peso, ele se transforma no valor de ativação do respectivo neurônio. Este valor é uma função decorrente da entrada ( $y = f(\text{net})$ ). Uma função de ativação antecede a função de transferência e tem como atribuição repassar o sinal obtido por meio das entradas à função de transferência (Haykin, 2001).

Em uma RNA os neurônios são agrupados em camadas. Os neurônios da camada de entrada tem a função de armazenar a informação de entrada para ser repassada aos neurônios da próxima camada. A RNA pode possuir camadas ocultas ou intermediárias, que se situam entre a camada de entrada e a camada de saída, tendo como objetivo melhorar o desempenho

da rede. A camada de saída realiza o processamento por meio de seus neurônios produzindo o resultado da RNA. As diferentes organizações de camadas distinguem os tipos de arquitetura de RNAs (Haykin, 2001).

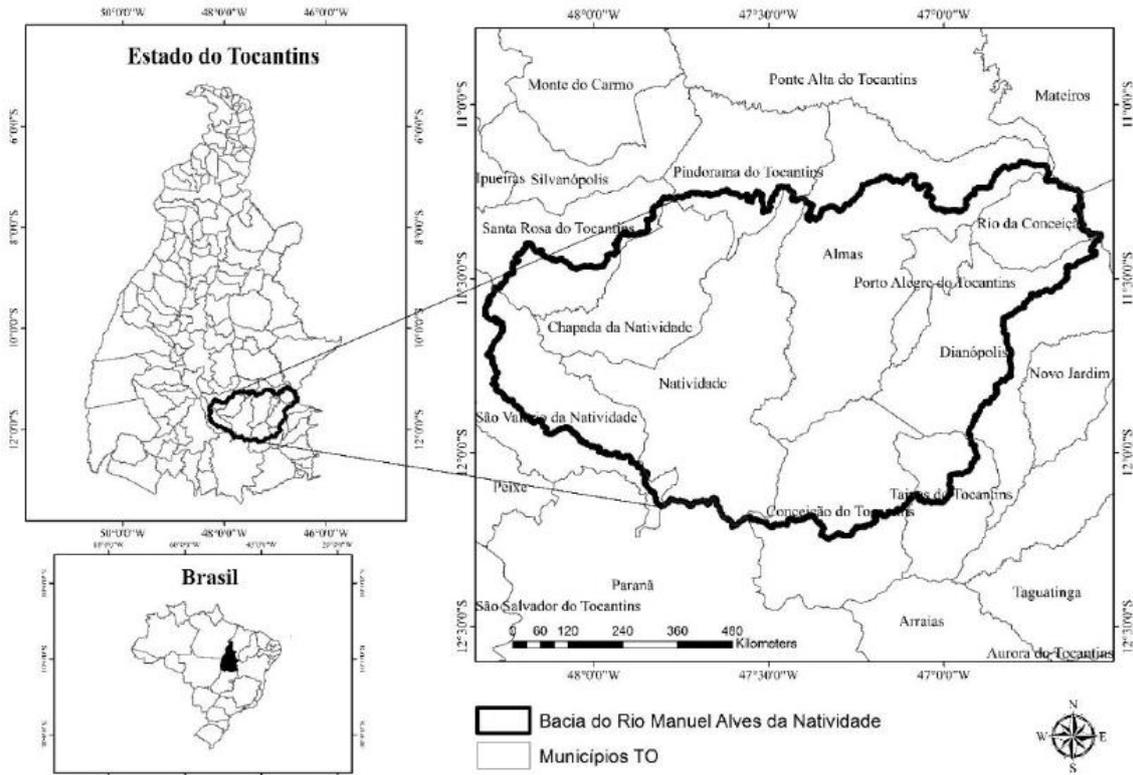
Redes Perceptron Multicamadas (MLP) apresentam camadas ocultas e de acordo com Haykin (2001) apresentam três características principais: a) o modelo de cada neurônio possui uma função de ativação não-linear; b) a rede possui pelo menos uma camada oculta e c) a rede possui alto grau de conectividade entre seus elementos processadores. Para treinar as redes MLP existem vários algoritmos de aprendizado, sendo o mais conhecido o da retropropagação do gradiente do erro observado. É um algoritmo supervisionado que usa a saída desejada para cada entrada fornecida para ajustar os pesos da rede. O treinamento ocorre em duas fases. Na primeira (*forward*) um conjunto de saída é produzido como resposta da rede e, na segunda (*backward*), os pesos sinápticos são atualizados com o objetivo de otimizar a resposta da rede.

Objetivou-se no presente trabalho desenvolver uma rede neural artificial Perceptron multicamadas para o escoamento na bacia hidrográfica do rio Manuel Alves da Natividade.

## **2. MATERIAL E MÉTODOS**

### **2.1 ÁREA DE ESTUDO**

A pesquisa foi realizada na bacia hidrográfica do Rio Manuel Alves da Natividade, localizada na região sudeste do estado do Tocantins, limitada pelas bacias do Rio Palma (ao sul), Balsas (ao norte), Tocantins (a oeste) e São Francisco (a leste). Está localizada entre as coordenadas geográficas 11°09'45" e 12°14'54" de latitude Sul e 46°33'04" e 48°18'40" de longitude Oeste. A bacia abrange 11 municípios e sua localização está apresentada na Figura 1.



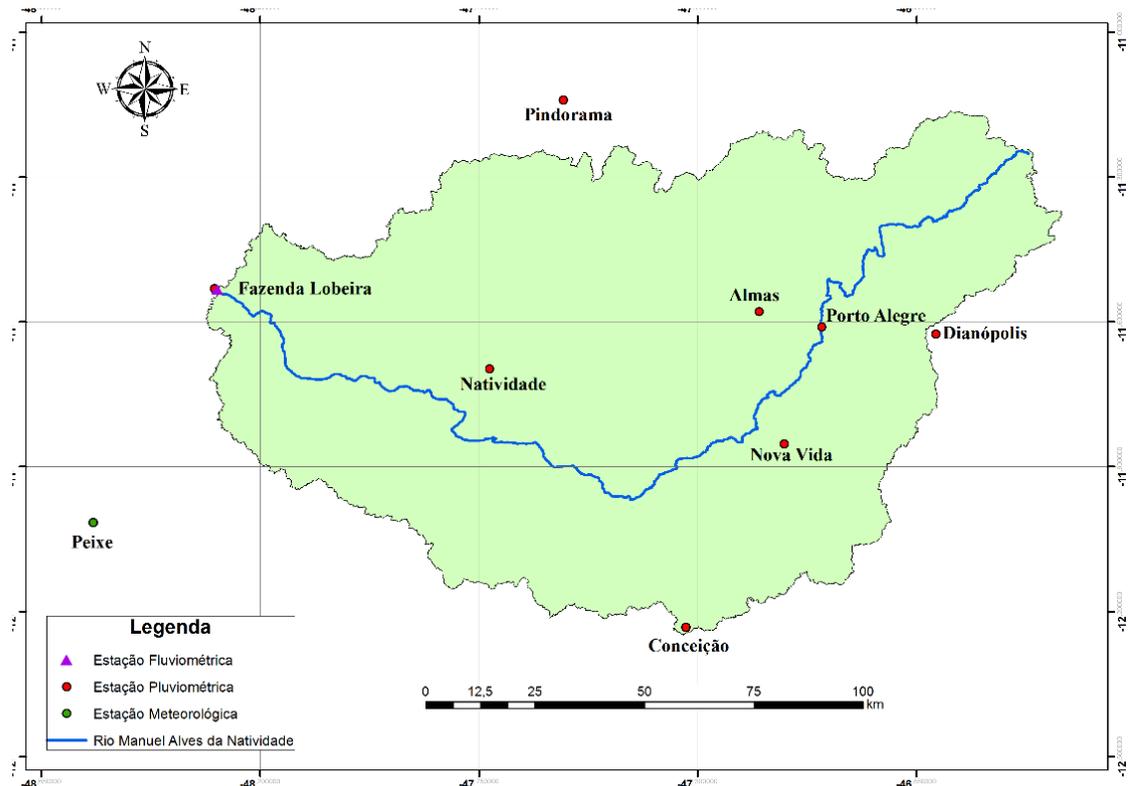
**Figura 1** – Localização da bacia hidrográfica do rio Manuel Alves da Natividade no território brasileiro e sua abrangência intermunicipal.

## 2.2 CARACTERIZAÇÃO HIDROLÓGICA

A caracterização hidrológica foi realizada considerando estações com séries históricas disponíveis junto ao Sistema de Informações Hidrológicas (Hidroweb) da Agência Nacional de Águas (ANA) e estação meteorológica do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET). Foi padronizado o período de 1975 a 2005 para a quantificação dos indicadores hidrológicos.

A área de drenagem da bacia é de 14.456,7 km<sup>2</sup>, com perímetro de 868,1 km e comprimento axial de 185,2 km. A altitude na seção de controle é de 235 m e na nascente de 700 m. Considerando os resultados obtidos, pôde-se classificar a bacia hidrográfica do rio Manuel Alves da Natividade como de menor propensão a grandes enchentes, como reflexo de seu formato alongado. Quanto à rede de drenagem, o curso d'água principal tem extensão de 312,7 km e um comprimento total da hidrografia de 11.456,6 km com 9.209 drenos.

Para a rede neural artificial Perceptron multicamadas (MLP) foram utilizados dados de 8 estações pluviométricas, 1 estação fluviométrica e 1 estação meteorológica entre os anos de 1982 a 1987, conforme Figura 2, sendo utilizado para a sua execução o *software* MatLab®.



**Figura 2** – Estações pluviométricas, fluviométrica e meteorológica da bacia hidrográfica do rio Manuel Alves da Natividade.

### 2.3 REDE NEURAL ARTIFICIAL (RNA)

Para a rede neural artificial Perceptron multicamadas (MLP) foram utilizados dados de 8 estações pluviométricas, 1 estação fluviométrica e 1 estação meteorológica dos anos de 1982 a 1987, sendo 70% dos dados para treinamento e 30% para validação. O treinamento e aplicação da RNA tomou como variáveis de entrada dados diários (considerando nove precipitações, temperatura (média, mínima e máxima), insolação, evaporação potencial (Pichê), umidade relativa, velocidade do vento e vazão do dia anterior).

As variáveis de entrada foram normalizadas entre -1 e 1 para evitar polarização da rede neural e atrasos no processo de aprendizagem. Para isso, cada variável foi dividida pelo valor máximo absoluto do conjunto de variáveis correspondentes.

Para a execução da RNA utilizou-se o software MatLab®, tendo sido definida a rede neural *feedforward* com três camadas: de entrada, camada interna (ou oculta) e de saída. Este tipo de rede é muito utilizada em filtragem de sinal, compressão de dados, reconhecimento de padrões e intercomparação de padrões. Para esta rede neural, utilizou-se a função de ativação tangente hiperbólica (“*tansig*”) nos neurônios da camada intermediária, a função de ativação

linear (“*purelin*”) no neurônio de saída e o algoritmo de aproximação Bayesiana (“*trainbr*”) para o treinamento da rede (Haykin, 2001). Como o objetivo da rede foi o de modelar o escoamento da bacia hidrográfica do rio Manuel Alves da Natividade, apenas um neurônio foi utilizado na camada de saída. Em cada configuração, variou-se a camada intermediária de 1 a 10 neurônios, sendo que para cada neurônio gerou-se 30 repetições.

Para comparar os resultados dos diversos modelos neurais obtidos, o teste de Tukey (TSD – *Tukey Significant Difference*) foi aplicado para verificar se há diferença estatística (nível de confiança de 95%) entre as médias dos coeficientes de Nash-Sutcliffe ( $C_{NS}$ ) obtidos.

## 2.4 COEFICIENTE DE NASH-SUTCLIFFE ( $C_{NS}$ )

Para avaliar o desempenho do modelo hidrológico SWAT e da RNA, tanto nos períodos de calibração/treinamento quanto de validação, foi utilizado o coeficiente Nash-Sutcliffe ( $C_{NS}$ ) (Nash & Sutcliffe, 1970), o qual indica o ajuste dos dados simulados aos observados, podendo variar de  $-\infty$  a 1. Quanto maior a eficiência, melhores serão as previsões (Krause et al, 2005). O coeficiente de eficiência de Nash-Sutcliffe é obtido com a seguinte equação:

$$C_{NS} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{obsi} - Q_{simi})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{obsi} - \overline{Q_{obs}})^2} \quad (1)$$

Sendo:  $Q_{obs}$  é a vazão observada,  $m^3.s^{-1}$ ,  $Q_{sim}$  é a vazão simulada,  $m^3.s^{-1}$ ,  $\overline{Q_{obs}}$  é a média da vazão observada,  $m^3.s^{-1}$ , e  $n$  é o número de dados.

Moriasi et al. (2007) apresentam a seguinte classificação para o  $C_{NS}$ , utilizando passo diário de simulação:  $C_{NS} > 0,65$  o modelo é considerado muito bom;  $0,54 < C_{NS} < 0,65$  o modelo é considerado bom e  $0,5 < C_{NS} < 0,54$  o modelo é considerado satisfatório.

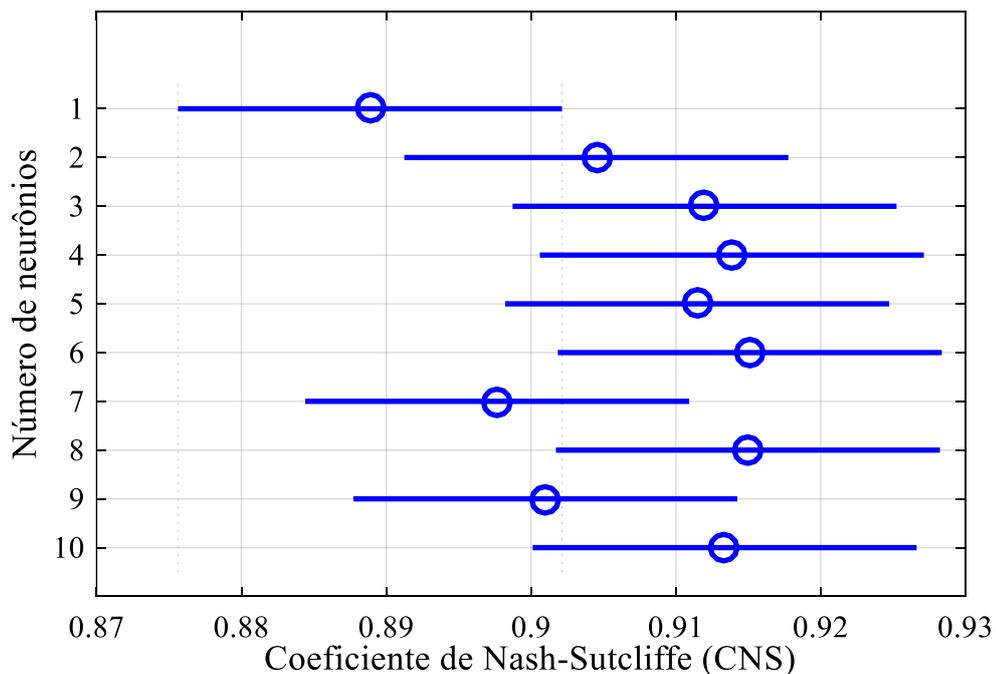
## 3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os resultados do  $C_{NS}$  para diferentes arquiteturas da RNA estão apresentados na Tabela 2. Nota-se que a melhor configuração foi de 6 neurônios na camada intermediária e que aumentando o número de neurônios, estes não melhoram o desempenho da rede. Pela classificação de Moriasi, o modelo é considerado muito bom ( $C_{NS} > 0,65$ ).

Tabela 2. Média do coeficiente de Nash-Sutcliffe para o treinamento e validação

Nº de Neurônios	Treinamento	Validação
<b>1</b>	0,92 ± 0,00	0,89 ± 0,00
<b>2</b>	0,94 ± 0,01	0,90 ± 0,01
<b>3</b>	0,94 ± 0,00	0,91 ± 0,01
<b>4</b>	0,94 ± 0,00	0,91 ± 0,01
<b>5</b>	0,94 ± 0,00	0,91 ± 0,01
<b>6</b>	0,94 ± 0,00	0,92 ± 0,01
<b>7</b>	0,94 ± 0,05	0,90 ± 0,09
<b>8</b>	0,94 ± 0,00	0,91 ± 0,01
<b>9</b>	0,94 ± 0,03	0,90 ± 0,05
<b>10</b>	0,94 ± 0,00	0,91 ± 0,00

A Figura 3 mostra os resultados do teste estatístico de Tukey a 5% de significância para as RNAs. Observa-se, que estatisticamente não tiveram significância entre eles, mas analisando o gráfico, percebe-se que a melhor configuração está entre 6 e 8 neurônios, sendo 6 neurônios ligeiramente melhor.

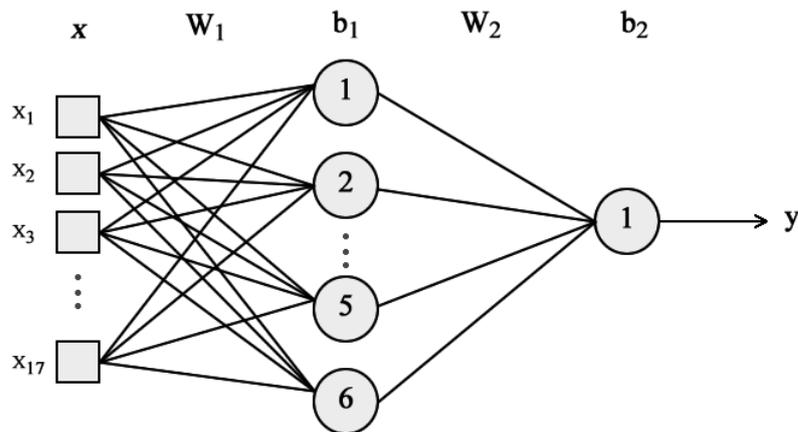


**Figura 3** - Resultado de diferentes arquiteturas da RNA baseado no teste estatístico de Tukey a 5% de significância.

A Figura 4 mostra a arquitetura da rede neural Perceptron multicamadas proposta que alcançou o melhor desempenho. Em geral, para as arquiteturas propostas neste trabalho, a Equação 2 implementa a saída da rede  $y$ , ou seja, o valor de vazão estimado, para o conjunto de entradas com 17 variáveis, representado pelo vetor  $\mathbf{x} = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ \dots \ x_{17}]$ .

$$y = (\tanh(\mathbf{x}^T \cdot \mathbf{W}_1 + \mathbf{b}_1) \cdot \mathbf{W}_2 + \mathbf{b}_2) \quad (2)$$

Sendo:  $\mathbf{W}_1$  a matriz de pesos da camada de entrada;  $\mathbf{b}_1$  é o vetor bias dos neurônios da camada oculta (intermediária);  $\mathbf{W}_2$  é a matriz de pesos da camada oculta;  $b_2$  é o bias do neurônio da camada de saída. Considerando a arquitetura da Figura 6,  $\mathbf{W}_1$  é da ordem de  $17 \times 6$ ,  $\mathbf{b}_1$  é da ordem de  $1 \times 6$  e  $\mathbf{W}_2$  da ordem de  $6 \times 1$ .



**Figura 4.** Arquitetura da rede neural Perceptron multicamadas com melhor desempenho.

#### 4. CONCLUSÃO

Neste estudo, utilizou-se uma RNA para modelagem do escoamento da bacia hidrográfica do rio Manuel Alves da Natividade a partir de dados pluviométricos, fluviométricos e meteorológicos. A melhor configuração encontrada foi com 6 neurônios na camada intermediária. Os resultados do coeficiente de Nash-Sutcliffe mostraram performance adequada da RNA para a modelagem do escoamento, podendo ser recomendada para situações nas quais não é preciso a análise dos processos hidrológicos na bacia hidrográfica relacionados com o escoamento, como por exemplo para a previsão de vazões pela vigilância civil.

## 5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AICHOURI, I.; HANI, A.; BOUGHERIRA, N.; DJABRI, L.; CHAFFAI, H.; LALLAHEM, S. **River flow model using artificial neural networks**. Energy Procedia 74 (2015) 1007 – 1014.

ALVES, M. F.; LOTUFO, A. D. P.; LOPES, M. L. M. **Seleção de variáveis *stepwise* aplicadas em redes neurais artificiais para previsão de demanda de cargas elétricas**. Sociedade Brasileira de Matemática Aplicada e Computacional, vol. 1, N. 1, 2013.

AQUINO, S.; LATRUBESSE, E. M.; FILHO, E. E. S. **Relações entre o regime hidrológico e os ecossistemas aquáticos da planície aluvial do rio Araguaia**. Acta Scientiarum. Biological Sciences, v.30, n.4, p.361-369, 2008.

BRAZ, R. L.; DAMASCENO, C. A.; FERREIRA, D. S.; CECÍLIO, R. A – **Uso de séries históricas e técnicas de SIG no estudo da distribuição temporal e espacial da pluviosidade na bacia Barra Seca localizada ao norte do estado do Espírito Santo**. XI Encontro Latino Americano de Iniciação Científica e VII Encontro Latino Americano de Pós-Graduação – Universidade do Vale do Paraíba. São José dos Campos, 2013.

BRIGHENTI, T. M.; BONUMÁ, N. B.; CHAFFE, P. L. B. Calibração hierárquica do modelo SWAT em uma bacia hidrográfica Catarinense. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 21, n. 1, p. 53-64, 2016.

CHAVES, H. M. L.; ROSA, J. W. C.; VADAS, R. G.; OLIVEIRA, R. V. T. – **Regionalização de vazões mínimas em bacias através de interpolação em sistemas de informação geográfica**. Revista Brasileira de Recursos Hídricos, vol. 7, num. 3, 2002.

CUNHA, G. B.; LUITGRADS-MOURA, J. F.; NAVES, E. L. M.; ANDRADE, A. O.; PEREIRA, A. A.; MILAGRE, S. T. **A utilização de uma rede neural artificial para previsão da incidência da malária no município de Cantá, Estado de Roraima**. Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical, 2010.

DAWSON, C. W.; WILBY, R. L. **Hydrological modelling using artificial neural networks**. Progress in Physical Geography 25, 1 (2001) pp. 80-108.

GOVINDARAJU, R. S. **Artificial neural networks in hydrology. I: Preliminary Concepts.** Journal of Hydrologic Engineering, Vol. 5, No. 2, April, 2000.

HAYKIN, S. – **Redes neurais: princípios e prática.** Editora Bookman, 2ª edição. Porto Alegre, RS, 2001.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Mapa dos biomas do Brasil.** Escala 1: 5.000.000. 2004. Disponível em: <<http://mapas.ibge.gov.br/biomas2/viewer.htm>>. Acesso em: 23 nov. 2016.

JUNIOR, P. P. A.; MAUAD, F. F. Simulação dos Impactos das Mudanças Climáticas na Vazão da Bacia do Ribeirão do Feijão – SP. RBRH- **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 20, p. 741–751, 2015.

KRAUSE, P.; BOYLE, D. P.; BÄSE, F. **Comparison of different efficiency criteria for hydrological model assessment.** Advances in Geosciences, 5, 89-97, 2005.

LIMA, J. E. F. W. Situação e Perspectivas Sobre as Águas do Cerrado. **Ciência e Cultura**, v. 63, n. 3, p. 27-29, jul. 2011.

LIMA, J. E. F. W.; SILVA, E. M. **Estimativa da contribuição hídrica superficial do Cerrado para as grandes regiões hidrográficas brasileiras.** In: Anais do XVII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, 2007, São Paulo: ABRH, 2007.

LIU, Y. L. A. et al. **Uso de rede neural perceptron multi-camadas na classificação das patologias cardíacas.** Revista TEMA – Tendências em Matemática Aplicada e Computacional, 9, No. 2 (2008), 255-264.

MAROSTEGA, G. B.; SOUZA, C. A.; PIERANGELI, M. A. P. – **Indicadores hidrológicos da bacia hidrográfica do rio Jauru.** Enciclopédia Biosfera, Centro Científico Conhecer. Goiânia, GO, v.10, n.18, p. 1963, 2014.

MELLO, C. R.; SILVA, A. M. **Hidrologia: princípios e aplicações em sistemas agrícolas.** Lavras, MG: Ed. UFLA, 2013. 455 p.

- MITTERMEIER, R. A.; FONSECA, G. A. B.; RYLANDS, A. B.; BRANDON, K. A brief history of biodiversity conservation in Brazil. **Conservation Biology**, v. 19, n. 3, p. 601-611, jun. 2005.
- MONTEIRO, J. A. et al. Accuracy of grid precipitation data for Brazil: application in river discharge modelling of the Tocantins catchment. **Hydrological Processes**, Chichester, v.30, n.9, p.1419-1430, 2015.
- MYERS, N.; MITTERMEIER, R. A.; MITTERMEIER, C. G.; FONSECA, G. A.; KENT, J. Biodiversity hotspots for conservation priorities. **Nature**, v. 403, n. 6772, p. 853–858, fev. 2000.
- PANDORFI, H.; SILVA, I. J. O.; SARNIGHAUSEN, V. C. R.; VIEIRA, F. M. C.; NASCIMENTO, S. T.; GUISELINI, C. **Uso de redes neurais artificiais para predição de índices zootécnicos nas fases de gestação e maternidade na suinocultura**. Revista Brasileira de Zootecnia, v.40, n.3, p.676-681, 2011.
- PEREIRA, D. R. et al. Hydrological simulation in a basin of typical tropical climate and soil using the SWAT model part I: Calibration and validation tests. **Journal of Hydrology: Regional Studies** 7, p. 14–37, 2016.
- Plano da Bacia Hidrográfica do Rio Manuel Alves: Relatório Síntese.**
- PONTES, L. M. et al. Hydrological Modeling of Tributaries of Cantareira System, Southeast Brazil, with the Swat Model. **Engenharia Agrícola**, v. 36, n. 6, p. 1037-1049, 2016.
- ROCHA, J. C.; MATOS, F. D.; FREI, F. **Utilização de redes neurais artificiais para a determinação do número de refeições diárias de um restaurante universitário**. Revista Nutrição, Campinas, set/out, 2011.
- RODRIGUES, J. A. M.; ANDRADE, A. C. O.; VIOLA, M. R.; MORAIS, M. A. V. **Indicadores hidrológicos para a gestão de recursos hídricos na bacia hidrográfica do rio Manuel Alves da Natividade, Tocantins**. Revista Scientia Agraria (AS), 2015, Nº 4, Vol 16, página 58-79.

SANTOS, G. G.; GRIEBELER, N. P.; OLIVEIRA, L. F. C. **Chuvas intensas relacionadas à erosão hídrica**. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental, v.14, n.2, p.115-123, 2010.

VIOLA, M. R. **Simulação hidrológica na cabeceira da bacia hidrográfica do rio Grande de cenários de usos do solo e mudança climática A1B**. 2011. 286p. Tese (Doutorado em Recursos Hídricos em Sistemas Agrícolas) – Universidade Federal de Lavras, Lavras.

ZAAPA, M. **Multiple-response verification of a distributed hydrological model at different spatial scales**. 167 p. Thesis (Ph.D. in Natural Science) at Swiss Federal Institute of Technology, Zurich, 2002.