

XI-062 - SISTEMA INTELIGENTE PARA O CONTROLE DE PRESSÃO DE REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ÁGUA ABASTECIDAS POR BOMBAS ASSOCIADAS EM PARALELO

Emânuel Guerra de Barros Filho (1)

Engenheiro Mecânico pela Universidade Federal da Paraíba (UFPB), Mestre em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal do Rio Grande do Norte (UFRN) e Doutor em Engenharia Mecânica pela Universidade Federal da Paraíba. Professor do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia da Paraíba (IFPB).

Laís Regis Salvino

Bacharela em Física, Mestra e Doutoranda em Engenharia Mecânica pela Universidade Federal da Paraíba (UFPB).

Saulo de Tarso Marques Bezerra

Engenheiro Civil pela Universidade Federal da Paraíba (UFPB), Mestre em Engenharia Civil e Ambiental pela Universidade Federal de Campina Grande (UFCG) e Doutor em Engenharia Mecânica pela Universidade Federal da Paraíba. Professor da Universidade Federal de Pernambuco (UFPE).

Moisés Menezes Salvino

Engenheiro Civil, Bacharel em Ciências da Computação, Mestre e Doutor em Engenharia Mecânica pela Universidade Federal da Paraíba (UFPB). Diretor-Presidente da Hidrainfo Consultoria e Serviços.

Heber Pimentel Gomes

Engenheiro Civil pela Universidade Federal da Paraíba (UFPB), Mestre em Engenharia Civil pela Universidade Federal de Campina Grande (UFCG) e Doutor em Ingeniería Civil - Universidad Politécnica de Madrid. Professor Titular da Universidade Federal da Paraíba.

Endereço⁽¹⁾: Rua Osires de Belli, n. 120, Cabo Branco, João Pessoa - PB, CEP: 58045-200, Brasil, E-mail: manoguerra@gmail.com.

RESUMO

Apresenta-se, neste trabalho, um sistema inteligente baseado em redes neurais artificiais para sistemas de distribuição de água que operam com bombas associadas em paralelo. O sistema tem por finalidade a automação do processo e a definição do estado de funcionamento dos motores elétricos (ligado, desligado ou com velocidade de rotação parcial). O sistema inteligente desenvolvido é genérico, o que permite a aplicação da sua estrutura de controle em processos semelhantes, e foi aplicado em uma bancada experimental instrumentalizada que simula um sistema real de abastecimento de água. Testou-se, experimentalmente, o desempenho da rede em diferentes condições de operações, inclusive na presença de perturbações. O tempo de assentamento foi, em todos os experimentos, inferior a 30 segundos, os ensaios não apresentaram ultrapassagem do sinal de referência e o erro máximo nos experimentos foi de 2,9%. Os resultados mostraram que o desempenho da rede neural artificial é bastante satisfatório, e, espera-se que esta possa ser implementada com sucesso em outros sistemas de distribuição de água similares, a fim de proporcionar redução do consumo de água e energia elétrica, diminuição nos custos de manutenção e aumento do grau de confiabilidade dos procedimentos operacionais.

PALAVRAS-CHAVE: Abastecimento de Água, Sistemas de Bombeamento, Redes Neurais Artificiais, Eficiência Energética.



INTRODUÇÃO

Diante da saturação da matriz energética e da escassez hídrica é imprescindível adotar medidas que possam reduzir os desperdícios e aperfeiçoar os processos envolvidos na distribuição de água. As empresas de saneamento consomem de 2% a 10% do total da eletricidade utilizada em um país (PELLI; HITZ, 2000). No mundo, as companhias gastam com energia cerca de US\$ 14 bilhões por ano para bombear água (SENSUS, 2012). No Brasil, de acordo com o Programa Nacional de Conservação de Energia para o Setor de Saneamento (Procel Sanear) da Eletrobrás, o setor de saneamento básico consome entre 2 e 3% energia elétrica do país (CAMBOIM; SILVA; GOMES, 2014), o equivalente a cerca de 15 bilhões de kWh/ano, sendo que 90% dessa energia é consumida por conjuntos motor-bomba.

Os custos com energia em sistemas de bombeamento, na grande maioria das vezes, ultrapassam, ao longo da vida útil dos projetos, os custos de investimento das instalações. Esses estão entre as principais despesas das companhias de água (VIEIRA; RAMOS, 2008; COSTA *et al.*, 2016). Nos países em desenvolvimento, a energia elétrica é, geralmente, o custo mais elevado associado com o abastecimento de água (BARRY, 2007). Segundo Bezerra *et al.* (2015) é necessário, em média, 0,8 kWh para produzir um metro cúbico de água potável.

Sistemas de bombeamento representam quase 20% da energia consumida por motores elétricos e de 25 a 50% da energia elétrica total necessária em algumas indústrias (EUROPUMP; THE HYDRAULIC INSTITUTE, 2004). Mesmo com a evolução de práticas de conservação, a preocupação com o uso de energia estimula a busca por soluções tecnológicas "inteligentes", que resultem em sistemas de bombeamento de água mais eficientes e sustentáveis (LEWIS; HENDRIX, 2012). Diversos estudos na Europa e nos Estados Unidos indicam que o setor industrial tem um potencial de redução de 30 a 50% do consumo em sistemas de bombeamento (HOVSTADIUS, 2007).

A otimização da operação de sistemas de bombeamento resulta em impactos econômicos significativos, podendo atingir uma economia de milhões de reais por ano em grandes sistemas. Segundo JAMES *et al.* (2002), o consumo de energia, na maioria dos sistemas de abastecimento de água em todo o mundo, poderia ser reduzido, em pelo menos 25%, por meio da implementação de medidas direcionadas ao aumento de eficiência energética e hidráulica, o que equivale à energia consumida na Tailândia.

Nos últimos anos, as companhias de saneamento brasileiras e a comunidade científica vêm tentando acompanhar o desenvolvimento tecnológico dos demais setores industriais. A necessidade de otimização e a complexidade encontrada na operação de sistemas de abastecimento de água apontam para a adoção de técnicas computacionais avançadas e equipamentos eletrônicos sofisticados. No atual cenário do setor de saneamento, é imprescindível que o fornecimento de água potável seja efetuado com confiabilidade e qualidade, de tal modo a satisfazer os anseios dos consumidores e atender satisfatoriamente às exigências ambientais.

A automação é uma importante ferramenta para os sistemas de abastecimento de água, pois permite o monitoramento, em tempo real, e o controle dos diversos setores do sistema, possibilitando, por exemplo, o controle de vazões e pressões. A gestão eficiente destas variáveis é a principal alternativa para reduzir o consumo de energia elétrica dos sistemas. O controle da pressão é imprescindível para a redução do consumo de água e do volume de perdas reais (físicas) em sistemas urbanos de distribuição de água (SIGNORETI *et al.*, 2016).

A influência da pressão nas perdas reais é conhecida há muito tempo pelos pesquisadores e técnicos das companhias de saneamento (BEZERRA *et al.*, 2015). Com frequência, controle da pressão é apontado na literatura como a principal ação de gestão de perdas em sistemas de abastecimento de água. No início dos anos 90 foi publicado no Reino Unido vários relatórios como resultado da National Leakage Initiative, destacando o Report G - Managing Water Pressure, que se tornou uma referência tradicional da relação entre pressão e volume de vazamento. De modo geral, uma diminuição de 10% na pressão em grandes sistemas implica em uma redução aproximada de 12% no volume perdido por vazamentos (BEZERRA; CHEUNG, 2013).



O controle de vazão/pressão é realizado por meio de válvulas de manobras (válvulas tipo globo, gaveta ou borboleta), by-pass ou variadores de velocidade de rotação de bombas. No Brasil, a maioria dos sistemas adota o controle de fluxo através de válvulas de manobras operadas de acordo com a demanda. Wood & Reddy (1994) definiram o controle através de válvulas afirmando ser o mesmo que "[..] conduzir um carro com o freio de mão acionado: o resultado é o desperdício desnecessário de energia". Ademais, as válvulas diminuem a vida útil do equipamento e a energia excedente gera vibrações nos conjuntos motor-bomba, provocando danos aos elementos do sistema (PEMBERTON, 2005).

Nesse contexto, os trabalhos relativos ao controle de pressão e vazão em sistemas de distribuição de água alimentados diretamente por conjuntos motor-bomba apontam, principalmente, para a implantação de inversores de frequência (CAMBOIM; SILVA; GOMES, 2014). Atualmente, um grande campo de pesquisas está aberto para a busca do desenvolvimento de sistemas inteligentes direcionados para a aplicação de inversores de frequência em sistemas de bombeamento que busquem o uso sustentável de água e energia, confiabilidade operacional, redução dos custos de produção e garantia da continuidade do abastecimento.

O objetivo geral da pesquisa é o desenvolvimento de um sistema de controle inteligente, baseado em redes neurais artificiais, para o controle de pressão de sistemas de distribuição de água abastecidos por bombas associadas em paralelo acionadas por inversores de frequência.

MATERIAIS E MÉTODOS

Sistema Experimental

O sistema experimental de distribuição de água (Figura 1) é composto de um reservatório, dois conjuntos motor-bomba (PUMP), dois inversores de frequência, uma válvula de controle (CV), cinco transdutores de pressão, dois transdutores de vazão (FT), uma fonte de alimentação, além das instalações elétricas e eletrônicas, e conexões e tubos de PVC da rede hidráulica.



Figura 1: Sistema experimental de distribuição de água.

Para o controle do sistema experimental descrito foi desenvolvido um software supervisório no LabVIEW[®]. O programa de gerenciamento adota um conceito de linguagem de programação gráfica desenvolvida pela National Instruments, denominada de Linguagem G. Foram desenvolvidas aplicações que agrupam tarefas como aquisição de dados, análise e operações lógicas, além do acompanhamento on-line dos dados. A linguagem possui um fluxo de dados cujos nós (operações ou funções) operam sobre os dados assim que eles estejam disponíveis, o que é considerado mais eficiente para o controle de processos do que a programação tradicional por linhas de código. A distribuição do "fluxo" de dados graficamente é realizada por meio das



ligações que conectam a saída de um nó à entrada de outro nó. O *software* supervisório permitiu a aquisição e o salvamento dos dados dos ensaios, a alteração das condições de operação da bancada (e.g., ativação ou não de atuadores) e o ajuste dos parâmetros neurais do controlador.

O sistema supervisório possui oito entradas e três saídas analógicas. As entradas analógicas recebem o sinal dos cinco transdutores de pressão, dos dois medidores de vazão e da retroalimentação da válvula proporcional. As saídas analógicas são utilizadas para variar a abertura da válvula e a frequência da tensão de alimentação dos motores elétricos.

Para avaliar a eficiência energética do sistema experimental, com e sem a atuação do controlador, foi medido on-line a potência consumida e calculado o índice de Consumo Específico de Energia Elétrica (CE). Esse indicador é amplamente utilizado na literatura, pois permite ponderar o impacto de ações de eficiência na qualidade dos sistemas (BEZERRA *et al.*, 2015). O CE é definido como a relação entre o consumo de energia (kWh) do sistema de bombeamento e o volume bombeado (m³), em um determinado tempo.

Modelagem da RNA

Devido à complexidade da operação de sistemas de abastecimento de água e a ampla pesquisa na área de sistemas de controle utilizando redes neurais artificiais (RNA), esse foi o tipo de controlador adotado para automatizar a bancada experimental em estudo. Esta permitiu o desenvolvimento do controlador sem o conhecimento prévio do modelo matemático da planta. O controlador atua na definição e controle das ações referentes à frequência de alimentação de tensão (velocidade de rotação) dos conjuntos motor-bomba e a determinação de quantos motores deve operar, simultaneamente, ao longo dos ensaios.

A rede de neurônios artificiais (RNA) adotada possui arquitetura *feedforward* multicamadas, denominada de Rede Perceptron Multicamadas (PMC). O método de aprendizagem adotado na pesquisa é baseado na metodologia da Propagação Retroativa do Erro, que possui uma aprendizagem dinâmica.

A configuração recorrente permite que a RNA recupere respostas passadas a partir da retroalimentação dos sinais produzidos em instantes anteriores. A arquitetura adotada nesta pesquisa é conhecida como Rede de Elman, onde apenas os sinais de saída da rede são retroalimentados às suas entradas. Esse tipo de RNA foi selecionado como estimador do comportamento da planta porque possui boa aplicabilidade na área de sistemas de controle.

O procedimento para o desenvolvimento da rede PMC resume-se:

- Definição do número de camadas intermediárias.
- Definição do número de neurônios da camada intermediária.
- Geração de dados aleatórios para os pesos da rede neural.
- Execução do algoritmo de operação com aprendizagem em tempo real.
- Verificação do índice de desempenho. Se esse for superior a zero, aplica-se uma metodologia de cálculo para a atualização das matrizes de peso, denominada de Propagação Retroativa do Erro.

Na Figura 2, apresenta-se a arquitetura final da RNA. Adotou-se uma única camada intermediária para a rede neural, que foi capaz de uma boa aproximação universal. Como o objetivo da rede PMC é controlar a pressão em redes de distribuição de água, os sinais de entrada empregados foram: a própria variável de controle – pressão (PT) – e as variáveis que influenciam diretamente a variável controlada – vazão bombeada (FT), ângulo da válvula proporcional (CV), que controla a demanda, e o atraso das frequências de alimentação dos motores (PUMP-01 e PUMP-02). Desse modo, a arquitetura da rede neural PMC desta investigação é composta por cinco entradas e duas saídas.

O bias Θ da RNA foi 1 (um), e a função de ativação escolhida foi a tangente hiperbólica para os neurônios da camada intermediária e função linear para os neurônios das camadas de entrada e de saída. Essas funções de ativação foram atribuídas com base em diversas pesquisas da literatura, que apontam para um baixo tempo de aprendizagem e bons índices de desempenho.



 $\mathbf{x}_{\mathbf{b}} = \sum \mathbf{y}_{\mathbf{a}} \cdot \mathbf{W}_{\mathbf{ab}}$



Figura 2: Arquitetura da rede PMC.

A RNA proposta foi treinada a partir de dados de entrada e saída medidos diretamente na bancada experimental. O treinamento foi realizado ativando-se a RNA e operando a planta de forma manual, ou seja, tanto as bombas como a válvula de controle sofreram alterações pré-definidas de modo que esses dados fossem assimilados pelo algoritmo de aprendizado. O tempo de treinamento foi de, aproximadamente, 30 segundos. Basicamente, os valores de saída da rede neural foram comparados, em tempo real, com os valores desejados. Os pesos sinápticos foram atribuídos aleatoriamente e ajustados por meio do algoritmo de aprendizagem pela RNA.

O número de neurônios da camada intermediária e o coeficiente de aprendizado, α , foram 10 e 0,1, respectivamente. Ambos os valores foram determinados experimentalmente por tentativa e erro. A primeira fase do algoritmo de Propagação Retroativa do Erro, propriamente dita, é denominada de *Forward* (propagação para frente) e é responsável pela definição da saída da rede neural. Esta fase envolve os passos seguintes.

Cada neurônio da camada de entrada (Figura 2) possui uma função de ativação linear descrita pela Equação 1.

$$\mathbf{y}_{\mathbf{a}} = \mathbf{x}_{\mathbf{a}}$$
 equação (1)

A variável de entrada dos neurônios da camada intermediária (Figura 2) é resultante da Equação 2, enquanto o valor de saída de cada neurônio da camada intermediária é calculado por meio da Equação 3.

$\mathbf{y}_{\mathbf{b}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{\mathbf{b}}) + \mathbf{\theta}$	equação (3)

Onde Wab é a matriz de pesos entre a camada de entrada e a camada intermediária; f(.) é a função de ativação do tipo tangente hiperbólica definida pela Equação 4 e θ é o bias cujo valor foi definido como 1.

$\mathbf{f}(\mathbf{x}_{b}) = \frac{1 - \exp(-\beta \mathbf{x}_{b})}{1 + \exp(-\beta \mathbf{x}_{b})}$	equação (4)
--	-------------

A entrada da camada de saída (Figura 2) é resultante da Equação 5, enquanto o sinal de saída da RNA é dado pela Equação 6.

 $\mathbf{x}_{c} = \sum \mathbf{y}_{b} \cdot \mathbf{W}_{bc}$ equação (5) $\mathbf{y}_{c} = \mathbf{x}_{c}$ equação (6)

ABES - Associação Brasileira de Engenharia Sanitária e Ambiental AESABESP - Associação dos Engenheiros da Sabesp

equação (2)

6

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Nesta seção são apresentados os resultados dos experimentos realizados para validar o sistema de controle proposto. Por se tratarem de dados experimentais, os resultados não foram submetidos a tratamentos estatísticos. Portanto, os valores apresentados correspondem aos coletados pelos equipamentos (medidores). Os experimentos foram:

- Experimentos Tipo 1 Ensaio em malha fechada com entrada tipo degrau igual a 15, 25 e 35 mca para o sistema experimental operando com a vazão mínima.
- . Experimentos Tipo 2 - Ensaio em malha fechada com uma entrada tipo degrau igual a 10 mca para o sistema experimental operando com vazão máxima.
- Experimento Tipo 3 - Ensaio em malha aberta com a válvula proporcional variando sua abertura de forma a simular a variação de demanda de sistemas de distribuição de água.
- Experimento Tipo 4 Ensaio em malha fechada com a válvula proporcional variando sua abertura de forma • a simular a variação de demanda de sistemas de distribuição de água.

A segunda etapa do algoritmo é chamada de Backpropagation. É nesta fase que são atualizadas as matrizes de pesos Wbc e Wab. O método de cálculo utilizado nesta etapa foi o método do Gradiente Descendente. Após a comparação entre a resposta calculada pela rede neural e a resposta desejada, atualiza-se a matriz de pesos

Onde Wbc é a matriz de pesos sinápticos que ligam os neurônios da camada intermediária aos neurônios da

Ao final desta fase, existe uma comparação entre o sinal de saída calculado pela rede neural vc e o valor

$$(\mathbf{W}_{bc})_{t+1} = (\mathbf{W}_{bc})_t + \alpha \cdot \left[\mathbf{E} \cdot \mathbf{W}_{bc} \cdot \mathbf{y}_b \right]$$
equação (8)

Wbc)t+1 é a matriz de peso a ser calculada; (Wbc)t é a matriz de peso atual e α é a taxa de aprendizagem igual a 0,1.

O ajuste do valor do bias é dado pela Equação 9.

$$\boldsymbol{\theta}_{t+1} = \boldsymbol{\theta}_{t} + \boldsymbol{\alpha} \cdot \left[\mathbf{E} \cdot \mathbf{W}_{bc} \cdot \frac{\mathbf{x}_{b}}{2} (1 - \mathbf{y}_{b}^{2}) \right]$$
equação (9)

A ma quação 10. nediária e a camada de entrada é ajustada através da .

$$(\mathbf{W}_{ab})_{t+1} = (\mathbf{W}_{ab})_t + \alpha \cdot \left[\mathbf{E} \cdot \mathbf{W}_{bc} \cdot \frac{\theta_t}{2} (1 - \mathbf{y}_b^2) \cdot \mathbf{x}_a \right]$$
equação (10)

Após a finalização do ajuste da matriz de pesos sinápticos, acaba a primeira iteração (época). Se, após o ajuste, o valor de saída divergir do valor desejado, esse será inserido como entrada na próxima iteração. Isso fará com que os pesos sejam reajustados, e essa diferença será reduzida a cada época.

Como citado anteriormente, no final de cada iteração da rede neural, a informação de frequência do conjunto motor-bomba é armazenada e torna-se a entrada na iteração seguinte. Desse modo, o método de aprendizado minimizou o fluxo corrente de erros de todos os elementos em processamento. Essa redução global de erros modificou continuamente os pesos até que a RNA alcançou o critério de parada, ou seja, o treinamento foi

considerado completo quando a rede neural alcançou um determinado nível de desempenho.

$$(\mathbf{W}_{bc})_{t+1} = (\mathbf{W}_{bc})_t + \alpha \cdot \left[\mathbf{E} \cdot \mathbf{W}_{bc} \cdot \mathbf{y}_b \right]$$

Onde (Whc)t+1 é a matriz de peso a ser calculada: (Whc)t é a m

desejado yd, resultado esse que gera o valor do erro, E, dado pela Equação 7.

camada de saída.

 $\mathbf{E} = \mathbf{y}_{\mathbf{c}} - \mathbf{y}_{\mathbf{d}}$

Wbc utilizando a Equação 8.

equação (7)



Experimentos Tipo 1

Os Experimentos Tipo 1 demonstram a atuação da rede neural artificial quando a vazão aduzida pelo sistema experimental é mínima. A fim de verificar a eficiência do controlador desenvolvido, foram realizados três ensaios com diferentes valores de degrau na entrada de referência (setpoint) e de distúrbios. Os valores de referência para a variável de controle (pressão) dos Ensaios 1, 2 e 3 foram iguais a 15, 25 e 35 mca, respectivamente.

A RNA definiu a frequência de alimentação dos motores e determinou quantos motores devem operar, simultaneamente, ao longo dos ensaios. O processo de tomada de decisão do algoritmo foi baseado, prioritariamente, no controle das pressões e, em seguida, na eficiência energética do sistema (Consumo Específico de Energia Elétrica).

Os ensaios foram realizados com o conjunto motor-bomba partindo do repouso (frequência igual a zero) e com ângulo de abertura da válvula proporcional igual a 30°, que corresponde à demanda mínima. Com esse procedimento, foram obtidos os critérios de avaliação do sistema de controle - tempo de subida, tempo de assentamento, sobressinal e erro de regime permanente - que são apresentados resumidamente na Tabela 1. O tempo de assentamento considerou uma faixa de acomodação de $\pm 3\%$ da amplitude do sinal de referência. Os resultados demonstram a robustez do sistema, que apresentou resultados satisfatórios para os diversos setpoints. Na Figura 3 apresenta-se o comportamento da pressão para os Ensaios 1, 2 e 3.

l'adeia 1: Criterios de avaliação do sistema de controle.					
ID	Tempo de subida	Tempo de	Sobressinal	Erro médio	
Ensaio	(s)	assentamento (s)	(mca)	(%)	
1	4,6	4,6	-	2,00	
2	4,2	4,2	-	2,00	
3	3,0	3,0	-	1,71	

Fabela 1: Critérios de avaliaç	ão do sistema de controle.
---------------------------------------	----------------------------



Figura 3: Comportamento da variável de controle pressão - Experimento Tipo 1.

O sistema de controle apresentou uma resposta bastante satisfatória. Observa-se nos gráficos da Figura 3 que as respostas do sistema de controle não apresentaram sobressinal e que o tempo de subida de 0 a 100% da amplitude do sinal de referência foi inferior a 9 segundos em todos os ensaios.

Nos Ensaios 1 e 2, apenas o conjunto motor-bomba 1 esteve em operação, pois a pressão de referência imposta ao controlador é, relativamente, baixa. No Ensaio 3, o controlador determinou o acionamento do conjunto motor-bomba 2, pois uma única bomba não é suficiente para atingir a pressão predeterminada igual a 35 mca. Os ensaios demonstraram que quando maior a pressão requerida maior a frequência de acionamento dos motores, conforme o esperado. No sistema em regime permanente, as duas variáveis de saída - frequências permaneceram constantes, tendo em vista a não existência de perturbações no sistema. O erro de regime máximo foi de 2,9% (0,45 mca), sem transitórios.

Um sistema de controle é considerado robusto quando é capaz de manter a estabilidade do sistema mesmo quando submetido a distúrbios. Para promover distúrbios no sistema experimental foi fechado bruscamente o registro tipo globo localizado a jusante da válvula proporcional. Observa-se na Figura 4 a influência da perturbação no sistema e que o controlador manteve as mesmas condições operacionais anteriores, restabelecendo rapidamente a pressão ao valor desejado.





Figura 4: Resposta do controlador RNA a distúrbios - Experimento Tipo 1.

Experimentos Tipo 2

O Experimento Tipo 2 foi realizado para verificar a eficiência da RNA em atuação quando a vazão aduzida pelo sistema experimental for máxima. O valor de referência (*setpoint*) para a variável de controle (pressão) do ensaio igual a 10 mca. Não foi possível realizar ensaios com valores de referência maiores devido às limitações de altura manométrica das bombas.

O ensaio foi realizado com o conjunto motor-bomba partindo do repouso (frequência igual a zero) e com ângulo de abertura da válvula proporcional igual a 90°, que corresponde à demanda máxima. O sistema de controle apresentou uma resposta bastante satisfatória, pois conseguiu atingir o valor de pressão desejado com um tempo de assentamento, relativamente, baixo. O sobressinal foi de 1,45 mca, com um tempo de subida de 19 segundos. O tempo de assentamento foi 37 segundos, considerando-se uma faixa de acomodação de $\pm 3\%$ da amplitude do sinal de referência. Na Figura 5, mostra-se o comportamento da variável de controle (pressão) para o ensaio realizado. O erro de regime permanente máximo do Ensaio 4 foi de 2,9% (0,29 mca), sem transitórios.



Figura 5: Comportamento da variável de controle pressão - Ensaio 4.

No Ensaio 4, o conjunto do motor-bomba 2 atua com um atraso em relação ao conjunto 1, porque este somente é acionado quando a RNA "percebe" que uma única bomba não foi suficiente para atender a condição imposta. A partir do instante 45 segundos, as duas variáveis de saída, velocidade de rotação da bomba, permanecem constantes, tendo em vista a não existência de perturbações no sistema.

De forma semelhante aos ensaios dos Experimentos Tipo 1, para promover distúrbios no sistema experimental, foi fechado bruscamente o registro tipo globo localizado a jusante da válvula proporcional. Observa-se na Figura 6 a influência da perturbação no sistema e que o controlador manteve as mesmas condições operacionais anteriores, restabelecendo rapidamente a pressão ao valor desejado. A Figura 7 apresenta o comportamento das variáveis de saída – frequências de alimentação de tensão dos motores.





Figura 6: Resposta do controlador RNA a um distúrbio - Ensaio 4.



Figura 7: Comportamento das frequências de alimentação a um distúrbio - Ensaio 4.

Experimentos Tipo 3

O Experimento Tipo 3 foi realizado com o sistema em malha aberta. O experimento simula a operação de um sistema de abastecimento urbano de água. Destarte, foi desenvolvido no LabVIEW[®] um instrumento virtual para provocar a variação de demanda por meio da operação remota da válvula proporcional. Os resultados desse experimento foram comparados com o sistema em malha fechada (Experimento Tipo 4).

A Figura 8 mostra a curva de abertura da válvula proporcional. Incialmente, o ângulo de abertura da válvula foi 30°, representando a demanda mínima, e a cada 30 segundos foi imposta uma variação de 2° graus no ângulo até atingir a demanda máxima (90°). Em seguida, a posição de abertura da válvula retornou para a posição de demanda mínima seguindo a mesma metodologia.



Figura 8: Curva de abertura da válvula proporcional - Experimento 4.

O comportamento da vazão do Experimento 3 é apresentado na Figura 9, cujo valor médio foi de 11,65 m³/h. Como se esperava, a vazão do sistema acompanha o mesmo padrão da curva de abertura da válvula de controle. A válvula tem a função de simular consumidores. Logo, à medida que a válvula abre, a vazão aumenta. Conforme se observa na figura, o comportamento da pressão segue um padrão inverso ao da vazão, ou seja, quanto maior a vazão, menor a pressão. A Figura 10 mostra o comportamento da potência e do CE.





Figura 9: Comportamento da vazão e pressão - Experimento 3.



Figura 10: Comportamento da potência e do CE - Experimento 3.

Experimentos Tipo 4

O Experimento 4 foi realizado em malha fechada com as mesmas condições de operação do Experimento 3. Foi estabelecida uma excitação tipo degrau, igual a 10 m, a fim de analisar o consumo de energia elétrica e a resposta da RNA à alteração nas condições de operação do sistema experimental. A RNA definiu a frequência de alimentação dos motores e determinou quantos motores devem operar, simultaneamente, ao longo dos ensaios. O tempo do ensaio foi de 30 minutos e seguiu as mesmas condições de operação (abertura da CV) do Experimento 3. O comportamento da vazão é apresentado na Figura 11, cujo valor médio foi de 8,19 m³/h. Como se esperava, a vazão do sistema acompanha o mesmo padrão da curva de abertura da válvula de controle.



Figura 11: Comportamento da vazão e pressão - Experimento 4.

Na Figura 12, apresenta-se o comportamento das variáveis de saída - frequências de alimentação de tensão dos motores. Os ensaios apresentaram o mesmo padrão de comportamento, com o acionamento do segundo conjunto motor-bomba somente quando a demanda atingiu o valor de 13 m³/h. De forma semelhante aos ensaios anteriores, a frequência de alimentação dos motores permanece igual. Esse fato corrobora com a literatura, que indica que bombas em paralelo devem funcionar nas mesmas condições operacionais. No instante 1358 s, com a redução da vazão demandada, o sistema de controle decidiu por desligar um dos conjuntos motor-bomba 1 funcionou durante todo o período do experimento, oscilando sua rotação entre 30 Hz (menor vazão) e 58 Hz no momento do pico da vazão. O conjunto motor-bomba 2 foi acionado no instante 642 s e desligado no instante 1358 s, com variação de rotação entre 70% e 97% da sua rotação nominal.





Figura 12: Comportamento das variáveis de saída - Frequências - Experimento 4.

Para avaliar a eficiência energética do sistema experimental, com e sem o controlador RNA (Experimentos 3 e 4), também foi medida a potência consumida e calculado o índice de Consumo Específico de Energia Elétrica (ver Figura 13) do Experimento 4.



Figura 13: Comportamento da Potência e do CE - Experimento 4.

A Tabela 2 apresenta os valores dos parâmetros de avaliação energética. Apesar de o inversor de frequência consumir cerca de 5% da energia total e ocasionar um decréscimo de rendimento do conjunto motor-bomba (BEZERRA *et al.*, 2015), verificou-se que o controle de rotação proporcionou uma redução no consumo de energia elétrica de 4,14 kWh para 1,40 kWh, resultando numa economia de 66,18%, com uma diminuição de 73,66% no indicador CE. A redução no CE expressa a melhoria da eficiência do sistema. Como se trata de um sistema com uma demanda variável no tempo e com bombeamento direto na rede, a redução significativa no consumo energético era esperada, sendo esse estudo mais uma pesquisa que comprova a viabilidade do uso de inversores nesses casos.

Tabela 2. Indicadores dos Experimentos 5 e 4.					
	Experimento 3	Experimento 4	Diferença (%)		
Vazão (m ³ /h)	11,65	8,19	29,7		
Consumo de energia (kWh/ano)	36.293	12.273	66,2		
CE (kWh/m ³)	0,5167	0,1361	73,7		

Tabela 2: Indicadores dos Experimentos 3 e 4

O consumo específico de energia é um indicador de desempenho operacional bastante utilizado no setor de saneamento em estações elevatórias de água bruta ou tratada. Esse indicador representa a quantidade média de energia requerida para elevar um metro cúbico de água. Esse indicador possui limitações quando é adotado para comparar dois sistemas elevatórios distintos, mas, no caso desta pesquisa, o indicador é recomendado, tendo em vista que se está comparando a mesma elevatória em condições operacionais diferentes.

CONCLUSÕES

Nesta pesquisa foi desenvolvido um sistema de controle inteligente baseado em uma rede neural artificial (RNA) com arquitetura *feedforward* multicamadas, denominada de Rede Perceptron Multicamadas (PMC) com saídas recorrentes às entradas. A PMC foi proposta para a operação de sistemas de bombeamento com conjuntos motor-bomba associados em paralelo e acionados por inversores de frequência. As PMC já foram utilizadas com sucesso em diversas aplicações na Engenharia, porém é desconhecida a aplicação delas no caso específico deste trabalho.



A principal conclusão da pesquisa é que a arquitetura da RNA proposta é adequada para essa aplicação, e possui um desempenho robusto para a gama de operações do arranjo experimental. O controlador respondeu satisfatoriamente à imposição de diversos valores de entrada tipo degrau e aos distúrbios. O sistema inteligente foi aplicado a uma bancada experimental que simula um sistema real de abastecimento de água. Testou-se, experimentalmente, o desempenho da RNA em diferentes condições de operações, inclusive na presença de perturbações. Este proporcionou uma partida suave e manteve satisfatoriamente a pressão de serviço dentro dos limites preestabelecidos. O tempo de assentamento foi, em todos os experimentos, inferior a 30 segundos e o erro máximo no regime permanente foi de 2.9%.

Pesquisas científicas, como as apresentadas neste trabalho, apresentam maior probabilidade de sucesso e viabilidade em sistemas reais, uma vez que são flexíveis e permitem as adaptações necessárias. Espera-se que o controlador proposto possa ser aplicado em outros sistemas de distribuição de água similares sem a necessidade de modelagem do sistema a ser controlado. A atuação em sistemas reais poderá proporcionar: o aumento da eficiência hidráulica e energética da operação dos sistemas de bombeamento por meio do controle de pressões na rede de distribuição, a redução do consumo de energia, a diminuição do volume de água consumido e do perdido por vazamentos, a melhora do acionamento das motores (redução da corrente de partida), a minimização dos transientes hidráulicos, o aumento da confiabilidade dos procedimentos operacionais e a modernização das plantas.

Ressalte-se que o uso de inversores de frequência é indicado para sistemas de bombeamento com injeção direta na rede de distribuição de água. Apesar de o inversor de frequência consumir energia e ocasionar um decréscimo de rendimento do conjunto motor-bomba, verificou-se que, para o arranjo experimental e para as condições operacionais adotadas, o controle de velocidade de rotação proporcionou uma redução no consumo de energia elétrica de 4,14 para 1,40 kWh, resultando numa economia de 66,2%, com uma diminuição de 73,7% no Consumo Específico de Energia Elétrica.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BARRY, J.A. Watergy: Energy and Water Efficiency in Municipal Water Supply and Wastewater Treatment - Cost-Effective Savings of Water and Energy. Washington, USA: Alliance to Save Energy, 39p., 2007.
- 2. BEZERRA, S.T.M., CHEUNG, P.B. Perdas de Água: Tecnologias de Controle. 1 ed. João Pessoa: Editora Universitária UFPB, 220p., 2013.
- 3. BEZERRA, S.T.M., SILVA, S.A., GOMES, H.P., SALVINO, M.M. Energy savings in pumping systems: application of a fuzzy system. Science & Engineering Journal, v.24, n.1, p.71-78, 2015.
- 4. CAMBOIM, W.L.L., SILVA, S.A., GOMES, H.P. Aplicação de técnicas fuzzy no controle de pressão em sistemas de abastecimento de água. Engenharia Sanitária e Ambiental, v.19, n.1, p.67-77, 2014.
- 5. COSTA, L.H.M., DE ATHAYDE PRATA, B., RAMOS, H.M., CASTRO, M.A.H. A branch-and-bound algorithm for optimal pump scheduling in water distribution networks. Water Resources Management, v.30, n.3, p.1037-1052, 2016.
- 6. DAI, P.D., LI, P.Optimal pressure regulation in water distribution systems based on an extended model for pressure reducing valves. Water Resources Management, v.30, n.3, p.1239-1254, 2016.
- 7. EUROPUMP, THE HYDRAULIC INSTITUTE. Variable Speed Pumping A Guide to Successful Applications. Elsevier, 2004.
- 8. GUPTA, R., NAIR, A., ORMSBEE, L. Leakage as pressure-driven demand in design of water distribution networks. Journal of Water Resources Planning and Management, v.142, n.6, p.04016005, 2016.
- 9. HOVSTADIUS, G. Tackling soaring energy costs in North America. World Pumps, v.2007, n.492, p.38-40, 2007.
- 10. JAMES, K., CAMPBELL, S.L., GODLOVE, C.E. Água e Energia Aproveitando As Oportunidades de Eficientização de Água e Energia não Exploradas nos Sistemas Municipais. Washington, USA: Alliance Aliança para Conservação de Energia, 2002.
- 11. LEWIS, C., HENDRIX, M. Smart grid and AMI for water utilities. Journal American Water Works Association, v.104, n.9, p.58-61, 2012.



- 12. PELLI, T., HITZ, H.U. Energy indicators, savings in water supply. Journal American Water Works Association, v.92, n.6, p.55-62, 2000.
- 13. PEMBERTON, M. Variable speed pumping: Myths, legends. World Pumps, v.2005, n.460, p.22-24.
- 14. SENSUS. Water 20/20: Bringing Smart Water Networks Into Focus. Report by Sensus, 2012.
- 15. SIGNORETI, R.O.S., CAMARGO, R.Z., CANNO, L.M., PIRES, M.S.G., RIBEIRO, L.C.L.J. Importance of pressure reducing valves (PRVs) in water supply networks. Journal of Physics: Conference Series, v.738, n.1, p.1-4, 2016.
- 16. VIEIRA, F., RAMOS, H. M. Hybrid solution, pump-storage optimization in water supply system optimization: A case study. Energy Policy, v.36, p.4142-4148, 2008.
- 17. VITKOVSKY, J.P., SIMPSON, A.R., LAMBERTET, M.F. Leak detection, calibration using transients and genetic algorithms. Journal of Water Resources Planning, Management, v.126, n.4, p.262-265, 2000.
- 18. WOOD, D.J., REDDY, L.S. 1994. Control de bombas de velocidad variable y modelos en tiempo real para minimizar fugas y costes energéticos. In: Curso Dictado en la UIMP: Mejora del Rendimiento y de la Fiabilidad en Sistemas de Distribución de Agua, Valencia, España, p.173-207.