

## DESENVOLVIMENTO DE UMA REDE NEURAL PARA O CONTROLE DE ROTAÇÃO DE UM SISTEMA DE REPARO POR ATRITO

Dênis S. de Freitas, denissfreitas@hotmail.com  
Sinésio D. Franco, sdf franco@ufu.br  
Vera L. D. S. Franco, vlfranco@ufu.br

Universidade Federal de Uberlândia, Avenida João Naves de Ávila, 2121, Campus Santa Mônica, Bloco 5F, CEP 38400-902, Uberlândia – MG.

**Resumo:** O objetivo deste trabalho é desenvolver uma rede neural (RN) capaz de controlar a rotação de um sistema de reparo por atrito mesmo com as grandes variações de torque que ocorrem nesse tipo de processo. O sistema de rotação considerado é composto de um motor hidráulico cuja rotação é controlada por uma válvula direcional proporcional. Para isso, foram projetadas RNs com estruturas variadas, compostas de um, três, quatro e seis neurônios com funções de ativação, linear, quadrática, sigmoide e degrau. Foi criada ainda uma planta teórica que simula o comportamento do sistema de rotação de uma unidade de reparo por atrito, a qual foi utilizada no ajuste dos pesos das RNs através de um algoritmo genético (AG). Essa planta também foi utilizada na avaliação do desempenho das RNs no controle de rotação depois de ajustadas. A escolha da RN mais adequada foi feita levando em consideração não apenas o seu desempenho no controle, mas também o número de parâmetros que devem ser ajustados, já que quanto maior esse número, maior é a dificuldade enfrentada pelo AG no ajuste. Depois de escolhida a RN, o seu desempenho foi comparado ao de um controlador PID. Ao fim dos testes, a RN com o menor número de parâmetros que atingiu os requisitos de desempenho no controle foi a composta de apenas um neurônio e função de ativação linear, a qual apresentou ainda um desempenho bem superior ao do controlador PID.

**Palavras-chave:** Redes neurais, Controladores PID, Reparo por atrito, Algoritmos genéticos.

### 1. INTRODUÇÃO

Técnicas de reparo por atrito foram desenvolvidas como um método alternativo devido às necessidades de minimizar as paradas de produção e de obter práticas mais seguras e flexíveis de manutenção no reparo em ambientes hostis (áreas com risco de explosão e espaços confinados). Dentre essas técnicas, pode ser citado o processamento de pinos por atrito ou FHPP (*Friction Hydro Pillar Processing*), que foi desenvolvido em 1990 por Andrews e Mitchel (1990) e é baseado nos princípios da solda por atrito (MEYER, 2001).

O FHPP consiste basicamente no preenchimento de um furo não passante por intermédio da introdução de um pino (consumível), estando este submetido a uma velocidade de rotação e a esforços de compressão contra a cavidade do furo, como pode ser visto na Fig. 1.

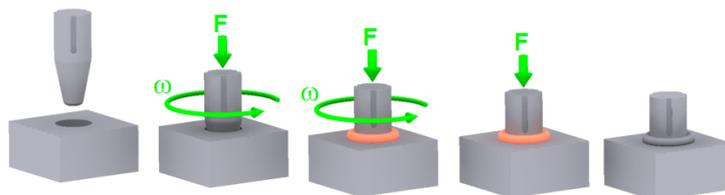


Figura 1. Esquema ilustrativo do FHPP

Um dos desafios no controle de rotação durante o processo de reparo por atrito é a grande variação no torque. No início do processo, quando há o primeiro contato entre pino e bloco, há um aumento elevado no torque, o que algumas vezes leva até mesmo ao travamento do sistema de rotação, impedindo a execução completa do reparo. Logo em seguida, a resistência mecânica do material diminui devido ao aquecimento gerado pelo atrito e, conseqüentemente, o torque diminui significativamente, o que provoca oscilações e instabilidade na rotação.

No Laboratório de Tecnologia em Atrito e Desgaste (LTAD) da Universidade Federal de Uberlândia (UFU) foram construídas quatro unidades de reparo por atrito, que utilizam sistemas hidráulicos para o controle de rotação. Cada uma dessas unidades possui um motor hidráulico, cuja rotação é controlada por uma válvula direcional proporcional.

A utilização de controladores PID no controle de rotação dessas unidades de reparo por atrito não apresentou bom desempenho de acordo com os trabalhos de Souza (2006), Pires (2007), Caixeta (2011), Borges (2011) e Formoso (2012), gerando, para determinados parâmetros de processo, travamentos e impedindo que fosse explorada toda a capacidade de força dos equipamentos desenvolvidos. Isso pode ser resultado de dificuldades no ajuste ou mesmo pelo fato de esse tipo de controlador não levar em consideração parâmetros importantes que modificam de forma significativa o comportamento do sistema, que é o caso dos efeitos provocados pela variação de torque.

Com o intuito de reduzir as chances de ocorrer o travamento durante o reparo por atrito e manter a estabilidade no controle de rotação, pretende-se, nesse trabalho, projetar um controlador do tipo rede neural (RN), que seja capaz de adaptar o seu comportamento através da análise das mudanças provocadas no sistema pelas variações no torque.

## 2. METODOLOGIA

Para realizar o teste e ajuste dos controladores, foi criada primeiramente uma planta teórica que simula um comportamento similar ao do sistema de rotação da terceira unidade de reparo por atrito construída no LTAD, denominada Unidade de Processamento de Pinos por Atrito 3 (UPPA3), que foi utilizada por Borges (2011) no desenvolvimento do seu trabalho. Considerando o sistema hidráulico de controle de rotação representado pela Fig. 2, com o aumento do torque no motor hidráulico durante o processo de reparo por atrito, a diferença de pressão no mesmo (“ $\Delta p_m$ ”) aumenta proporcionalmente. Continuando o raciocínio, para uma pressão de alimentação do sistema (“P”) constante e considerando a pressão do tanque (“T”) igual à zero, com esse aumento em “ $\Delta p_m$ ”, necessariamente a diferença de pressão por porta da válvula (“ $\Delta p$ ”) diminui.

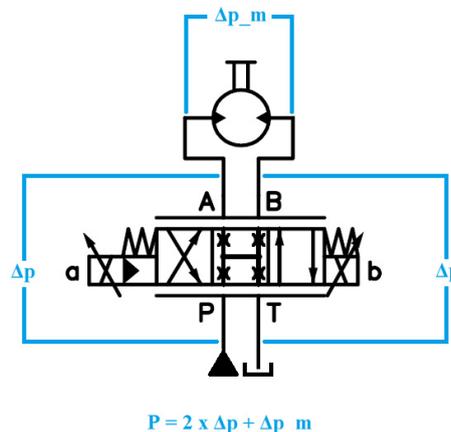


Figura 2. Sistema hidráulico de controle de rotação da UPPA3 com as respectivas perdas de carga

O controle de rotação do motor hidráulico nada mais é do que um controle de vazão. Isso porque a vazão de óleo que passa pela válvula é a mesma que passa pelo motor e esta é diretamente proporcional à sua rotação. A vazão nominal é equivalente à vazão da válvula quando a mesma está com abertura de 100%. A vazão nominal é proporcional à raiz quadrada da diferença de pressão por porta na válvula. Assim, o aumento de torque provoca uma redução na vazão nominal, alterando o comportamento do sistema.

Já a vazão na válvula, quando esta está fixa com uma determinada abertura, é proporcional à vazão nominal. Dessa forma, para que a rotação seja mantida, no caso de um aumento de torque é necessário abrir mais a válvula. Isso porque, nesse caso, há uma redução na vazão nominal e se a mesma abertura for mantida consequentemente a vazão será menor e, assim, a rotação também. O inverso ocorre quando o torque diminui, ou seja, é necessário fechar mais a válvula para manter a rotação num valor constante.

Considerando o raciocínio apresentado, foi desenvolvido um sistema de controle no Simulink®, estruturado conforme ilustrado na Fig. 3, para simular o comportamento do sistema real.

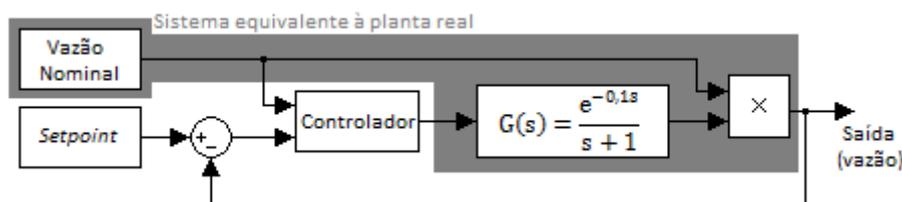
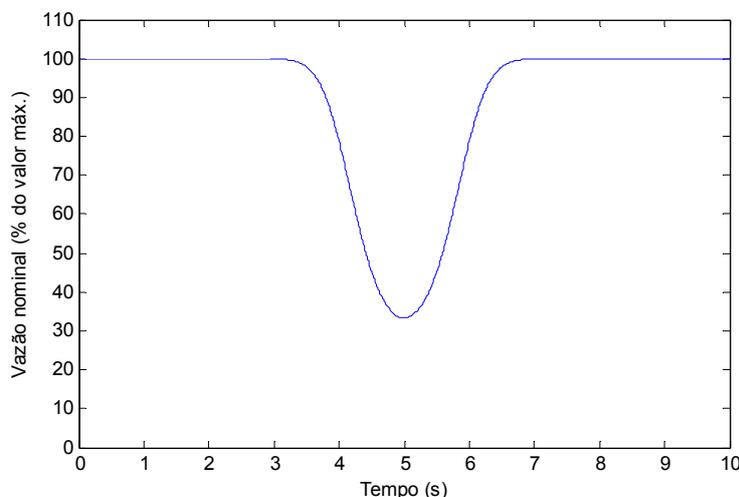


Figura 3. Sistema criado no Simulink® para o projeto do controlador do sistema de rotação

Pode ser observado na Fig. 3 que a saída da planta é multiplicada pela vazão nominal. Assim, considerando que vazão e rotação são sempre proporcionais, da mesma forma como acontece no sistema real, no modelo teórico a vazão da válvula é proporcional à sua vazão nominal e, conseqüentemente, a rotação também. O sinal de saída do controlador é enviado para a válvula e corresponde à sua abertura, ou seja, é um sinal na faixa de 0 a 1 que equivale à faixa de abertura de 0 a 100%. A saída da planta, antes de ocorrer a multiplicação pela vazão nominal, seria a proporcional à rotação para um torque sempre constante. Caso esse torque varie, quem muda é apenas a vazão nominal, e, assim, a vazão de saída do sistema e, conseqüentemente, a rotação final também.

No sistema real a vazão nominal é medida ao longo do processo de reparo por atrito. Já no modelo teórico, é definido um conjunto de valores de tal forma que ocorra uma variação significativa desse parâmetro durante o teste de um controlador. Dessa forma, o distúrbio gerado pela variação do torque, que provoca uma variação direta na vazão nominal, também é simulado no modelo matemático. Assim, o modelo teórico busca simular o comportamento do processo real em uma situação crítica, ou seja, com alta variação de torque, como acontece durante o reparo por atrito.

Para realizar ajuste e teste dos controladores, foi adotada uma variação da vazão nominal ao longo do tempo de teste conforme a mostrada na Fig. 4.



**Figura 4. Variação da vazão nominal adotada nos testes das redes neurais**

Para o gráfico da Fig. 4, foi considerado que a vazão nominal de 100% corresponde à vazão nominal máxima do sistema de reparo por atrito. No modelo do Simulink® trabalha-se com valores na faixa de 0 a 1 (0 a 100%) para vazão nominal. Para fins de comparação, considerando a UPPA3, cuja capacidade de torque é de 616 N.m, utilizando a variação da vazão nominal mostrada na Fig. 4 seria equivalente a obter uma variação de torque de 560 N.m.

Considerando a função de transferência apresentada na Fig. 3, por se tratar de um sistema hidráulico de controle de vazão a partir de uma válvula proporcional, espera-se que o modelo da planta real tenha pelo menos um atraso e um polo estável e que seu comportamento seja aproximadamente linear. Já que esse modelo teórico tem apenas o objetivo de comparar o desempenho dos controladores, esse foi o requisito mínimo estipulado para a planta a ser utilizada. Portanto, não foi estabelecido nenhum outro critério para a escolha dessa função de transferência, sendo que qualquer outra que obedecesse a esse critério mínimo seria válida também.

O ganho em malha aberta da função de transferência foi escolhido como sendo unitário porque, como existe a multiplicação da vazão nominal pela saída da planta, a vazão teórica máxima do modelo é a mesma do sistema real. Da mesma forma, o *setpoint* pode ser escolhido em função da porcentagem da vazão nominal máxima, a qual corresponde, teoricamente, à rotação máxima. Isso facilita a compreensão do funcionamento do modelo teórico construído.

Durante os testes dos controladores foi utilizado um *setpoint* 12,5%, o que equivale a uma vazão de 125,3 l/min e uma rotação de aproximadamente 1.000 rpm na UPPA3. A resposta do sistema em malha aberta, ou seja, sem o controlador, sem a realimentação e com o sinal de *setpoint* ligado diretamente à entrada da planta, é mostrada na Fig. 5.

Depois de definido o modelo do sistema implementado no Simulink®, foram desenvolvidas as estruturas das redes neurais. O primeiro passo nessa etapa foi a definição dos parâmetros de entrada dessas redes. Como mencionado anteriormente, quando há um aumento na vazão nominal, necessariamente houve uma redução no torque e, portanto, é necessário reduzir o nível do sinal de controle enviado para a válvula para manter a rotação constante. Assim, ao invés de utilizar diretamente o valor de vazão nominal como um dos parâmetros de entrada da rede neural, é utilizado o inverso disso, ou seja, (1 / vazão nominal).

A derivada do valor inverso da vazão nominal também é utilizada, procurando fazer com que a rede neural tenha a capacidade de se antecipar e fazer com que o sistema reaja rapidamente a uma variação de torque. Outras três entradas que também foram utilizadas são equivalentes aos parâmetros de um controlador PID (Proporcional, Integral e

Derivativo), ou seja, são definidas como as partes proporcional, integral e derivativa do erro de vazão. Por último, cada neurônio da rede deve conter o *bias*, que é equivalente a um valor de *offset* do mesmo. O *bias* é uma entrada com valor igual a 1 e também possui um peso associado em cada neurônio.

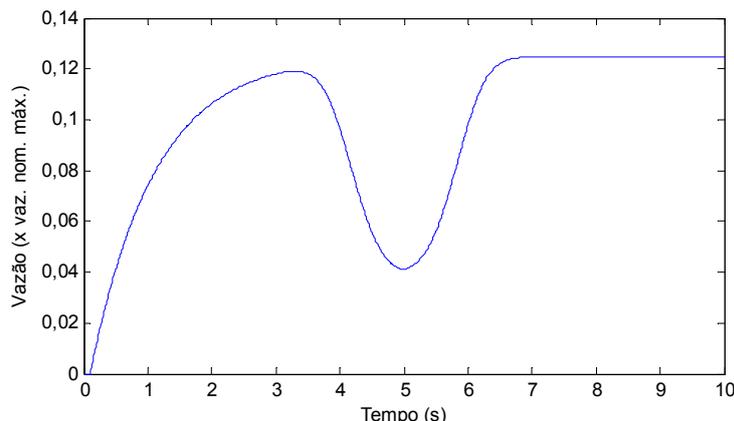


Figura 5. Resposta em malha aberta do sistema utilizado nos testes das redes neurais

Assim, o sistema de controle proposto pode ser representado conforme a Fig. 6, onde são mostrados os parâmetros de entrada da rede neural.

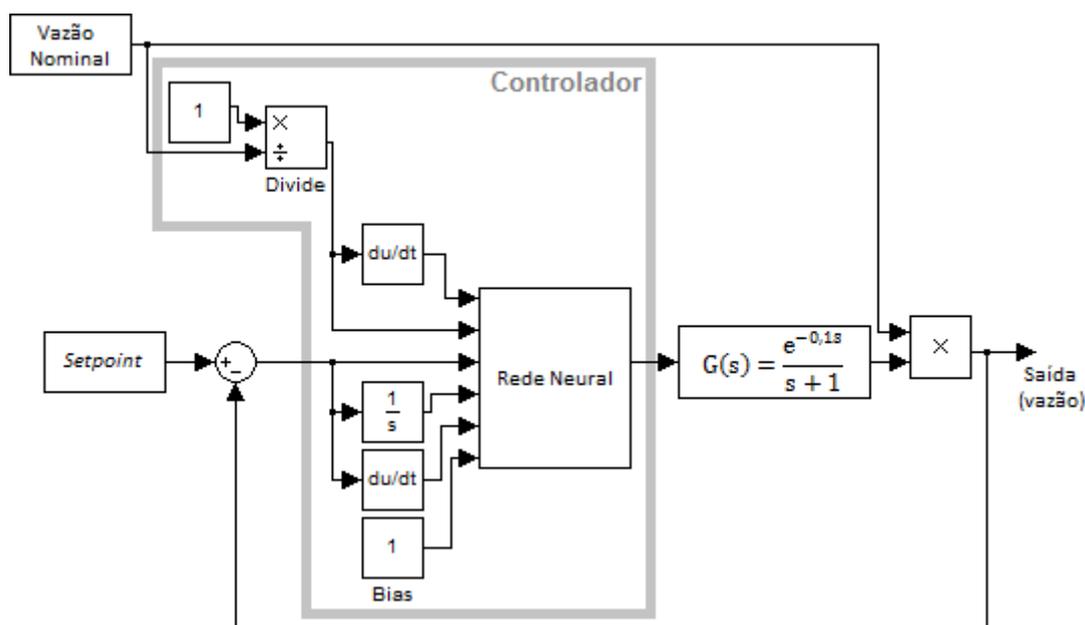


Figura 6. Sistema de controle criado no Simulink® para os testes das RNs

Depois de definidos os parâmetros de entrada das redes neurais, foram criadas as estruturas das mesmas com base na quantidade, no tipo e na disposição dos neurônios. Para isso, foram projetadas RNs com estruturas variadas, compostas de um, três, quatro e seis neurônios. Com relação às funções de ativação, foram utilizadas as do tipo linear, quadrática, sigmoide e degrau.

A Figura 7 mostra as estruturas das redes neurais testadas, onde  $x_1$ ,  $x_2$ ,  $x_3$ ,  $x_4$  e  $x_5$  são respectivamente: a derivada do inverso da vazão nominal, o inverso da vazão nominal, a parte proporcional ao sinal de erro, a integral do sinal de erro e a derivada do sinal de erro. Nessa mesma figura, as letras “L”, “S”, “Q” e “D” presentes nos neurônios correspondem às suas respectivas funções de ativação e, nessa ordem, significam: linear, sigmoide, quadrática e degrau.

Para realizar o ajuste das RNs de forma a obter o melhor desempenho no controle do sistema desenvolvido, foi utilizado um algoritmo genético (AG). Para cada RN, esse AG utiliza a lógica fuzzy para realizar o ajuste considerando a integral do erro absoluto, o *overshoot* e o *settling time* da resposta do sistema. Detalhes da construção desse AG podem ser encontrados no trabalho de Freitas (2011).

Depois de definidas as estruturas das RNs, elas foram implementadas no modelo criado no Simulink® (Fig. 6). Em seguida, foi realizado o ajuste dos pesos das redes neurais a partir do AG. Assim, foi feita a seleção da melhor RN para o controle de rotação da UPPA3. Essa seleção foi feita levando em consideração não apenas o seu desempenho no

controle, mas também o número de parâmetros que devem ser ajustados, já que quanto maior esse número, maior é a dificuldade enfrentada pelo AG no ajuste.

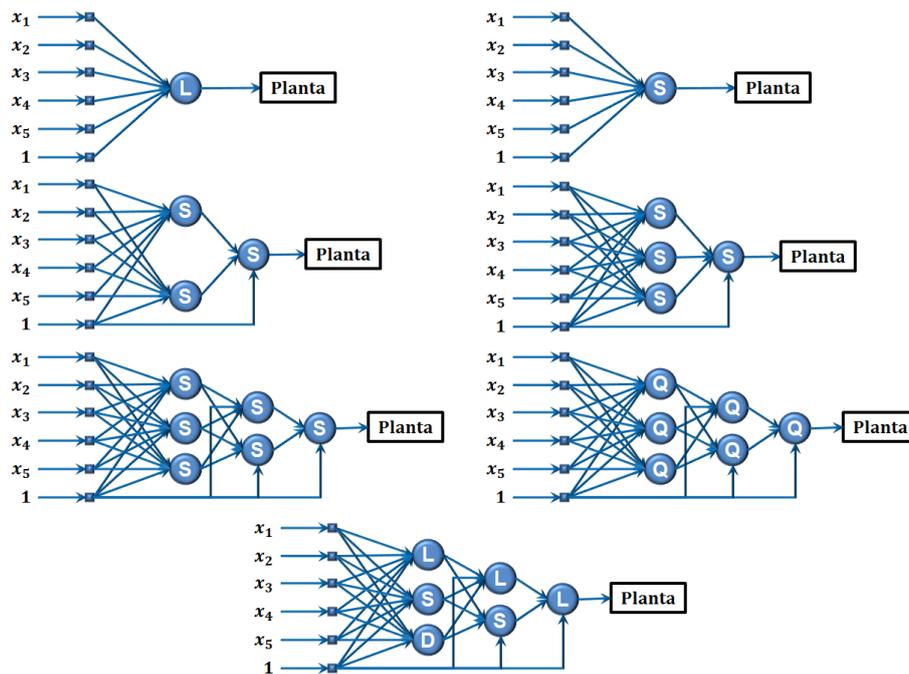


Figura 7. RNs projetadas para o sistema de controle de rotação

Por fim, foi inserido um controlador PID no lugar do controlador neural, visando fazer um comparativo entre os seus respectivos desempenhos. O ajuste do controlador PID foi realizado, primeiramente, sem variação da vazão nominal, ou seja, ela foi mantida em 100% durante todo o processo de ajuste pelo AG. Dessa forma, buscou-se seguir o procedimento que geralmente é executado em um ajuste PID comum, onde o controlador é ajustado em vazio, ou seja, sem distúrbio ou variação de torque. Em seguida, o controlador PID ajustado pelo AG foi inserido no sistema com distúrbio, visando, assim, avaliar o efeito da variação de torque no seu desempenho. Depois disso, foi feito um novo ajuste utilizando o AG onde, dessa vez, foi utilizada a mesma variação de vazão nominal que foi considerada no ajuste das RNs para que seus desempenhos pudessem ser comparados nas mesmas condições.

### 3. RESULTADOS

O resultado obtido no ajuste da primeira RN pode ser visto na Fig. 8, onde o número de gerações executadas pelo AG foi de 500. Os valores obtidos de *settling time* (critério de 2%, considerando apenas a faixa antes do distúrbio), *overshoot* e amplitude de oscilação máxima durante o distúrbio foram, respectivamente, 0,42 s, 1,92% e 4,72%.

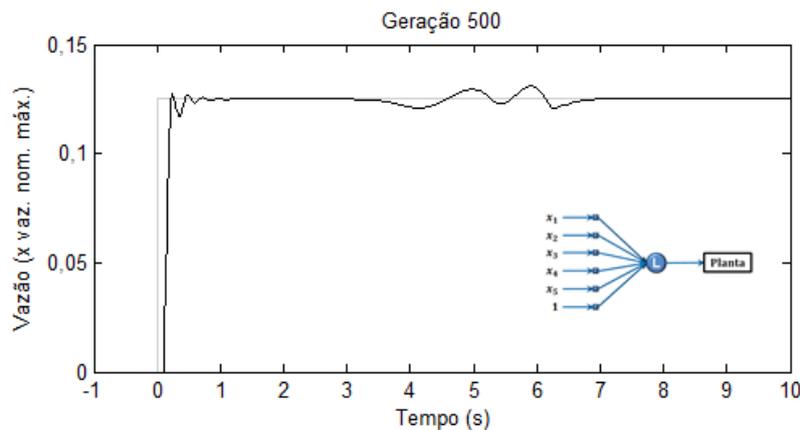


Figura 8. Resultado do ajuste da RN de um neurônio com função de ativação linear

Podem ser observados na Fig. 8 que, mesmo simulando uma variação de torque correspondente a 91% da capacidade do equipamento durante o ajuste, o neurônio com função de ativação linear conseguiu responder de forma rápida o suficiente para que não houvesse uma variação de vazão e, conseqüentemente, de rotação maior que 5% do *setpoint*.

O resultado obtido no ajuste da segunda RN pode ser visto na Fig. 9, onde o número de gerações executadas pelo AG foi de 1.000. Os valores obtidos de *settling time* (critério de 2%, considerando apenas a faixa antes do distúrbio), *overshoot* e amplitude de oscilação máxima durante o distúrbio foram, respectivamente, 0,42 s, 2,16% e 9,36%.

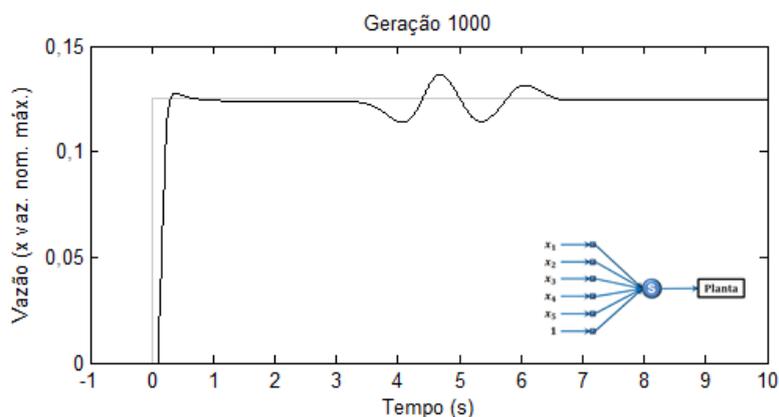


Figura 9. Resultado do ajuste da RN de um neurônio com função de ativação sigmoide

Pode ser observado na Fig. 9 que o neurônio com função de ativação sigmoide conseguiu responder de forma rápida o suficiente para que não houvesse uma variação de vazão superior a 10% do *setpoint*. Porém, mesmo com o ajuste sendo feito com o dobro do número de gerações, esse neurônio foi menos efetivo que o neurônio com função de ativação linear, já que este último conseguiu manter uma variação da vazão inferior a 5% do *setpoint*.

O resultado obtido no ajuste da terceira RN pode ser visto na Fig. 10, onde o número de gerações executadas pelo AG foi de 1.000. Os valores obtidos de *settling time* (critério de 2%, considerando apenas a faixa antes do distúrbio), *overshoot* e amplitude de oscilação máxima durante o distúrbio foram, respectivamente, 1,06 s, 1,76% e 10,4%.

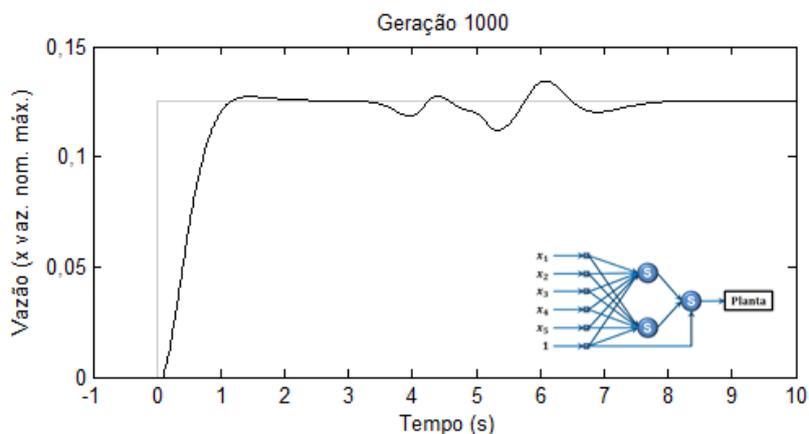


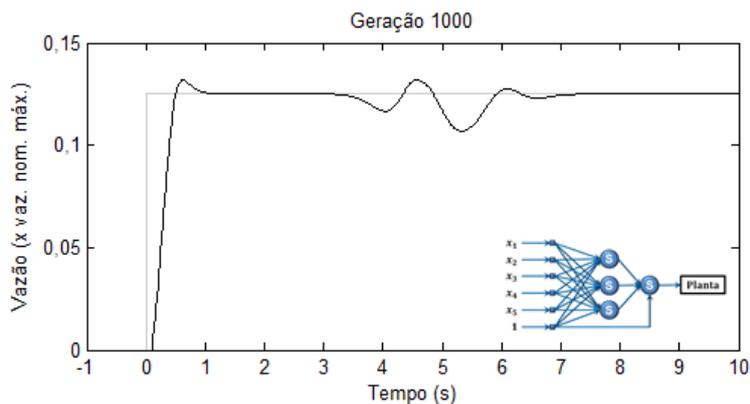
Figura 10. Resultado do ajuste da RN de três neurônios com funções de ativação sigmoide

Na Figura 10, pode ser observado que a RN de três neurônios com funções de ativação sigmoide conseguiu minimizar o efeito do torque que foi simulado, porém, mesmo com o ajuste sendo feito com o dobro do número de gerações, ela foi bem menos efetiva que a RN de um neurônio com função de ativação linear.

Quanto maior o número de parâmetros a serem ajustados, maior é a dificuldade enfrentada pelo AG no seu ajuste. Assim, como a RN de três neurônios possui uma maior quantidade de pesos que devem ser ajustados do que a RN de um neurônio, talvez com um número maior de gerações ou um tamanho maior da população do AG a RN de três neurônios pudesse conseguir um desempenho melhor. Porém, é também importante o número de testes na planta durante o ajuste, já que, no sistema real, para a execução de um número muito elevado de testes, pode-se necessitar de um tempo que seja inviável.

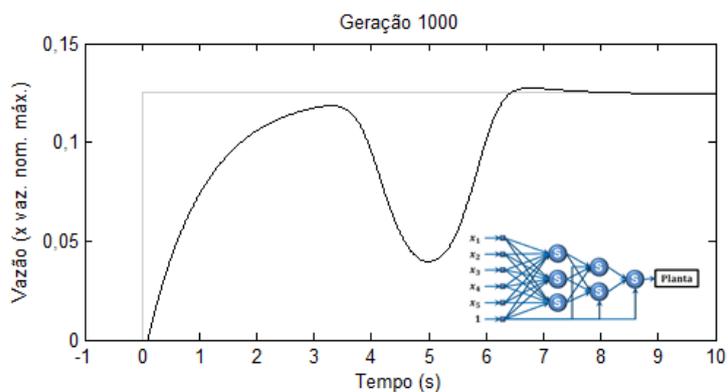
O resultado obtido no ajuste da quarta RN pode ser visto na Fig. 11, onde o número de gerações executadas pelo AG foi de 1.000. Os valores obtidos de *settling time* (critério de 2%, considerando apenas a faixa antes do distúrbio), *overshoot* e amplitude de oscilação máxima durante o distúrbio foram, respectivamente, 0,85 s, 5,44% e 14,56%.

Na Figura 11, pode ser observado que a RN de quatro neurônios com funções de ativação sigmoide também conseguiu minimizar o efeito do torque que foi simulado, porém, mesmo com o ajuste sendo feito com 1.000 gerações, ela foi bem menos efetiva que a RN de um neurônio com função de ativação linear.



**Figura 11. Resultado do ajuste da RN de quatro neurônios com funções de ativação sigmoide**

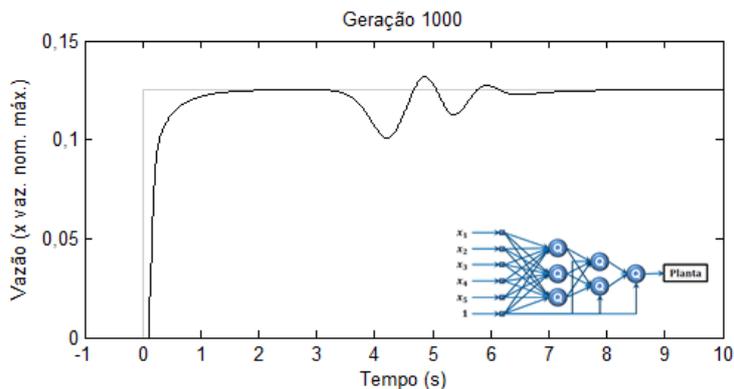
O resultado obtido no ajuste da quinta RN pode ser visto na Fig. 12, onde o número de gerações executadas pelo AG foi de 1.000. Nesse ajuste não foi obtido *settling time*. O valor obtido da amplitude de oscilação máxima durante o distúrbio foi de 68,32%.



**Figura 12. Resultado do ajuste da RN de seis neurônios com funções de ativação sigmoide**

A Figura 12 mostra que a RN de seis neurônios com funções de ativação sigmoide não conseguiu minimizar o efeito do torque que foi simulado.

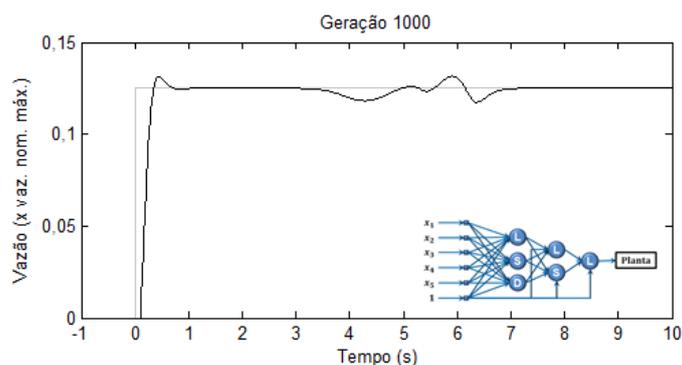
O resultado obtido no ajuste da sexta RN pode ser visto na Fig. 13, onde o número de gerações executadas pelo AG foi de 1.000. Os valores obtidos de *settling time* (critério de 2%, considerando apenas a faixa antes do distúrbio), *overshoot* e amplitude de oscilação máxima durante o distúrbio foram, respectivamente, 1,11 s, 0,24% e 19,36%.



**Figura 13. Resultado do ajuste da RN de seis neurônios com funções de ativação quadrática**

Na Figura 13, pode ser observado que a RN de seis neurônios com funções de ativação quadrática conseguiu minimizar o efeito do torque que foi simulado, porém, mesmo com um número elevado de gerações, ela foi bem menos efetiva que a RN de um neurônio com função de ativação linear.

O resultado obtido no ajuste da última RN pode ser visto na Fig. 14, onde o número de gerações executadas pelo AG foi de 1.000. Os valores obtidos de *settling time* (critério de 2%, considerando apenas a faixa antes do distúrbio), *overshoot* e amplitude de oscilação máxima durante o distúrbio foram, respectivamente, 0,6 s, 5,12% e 6,08%.

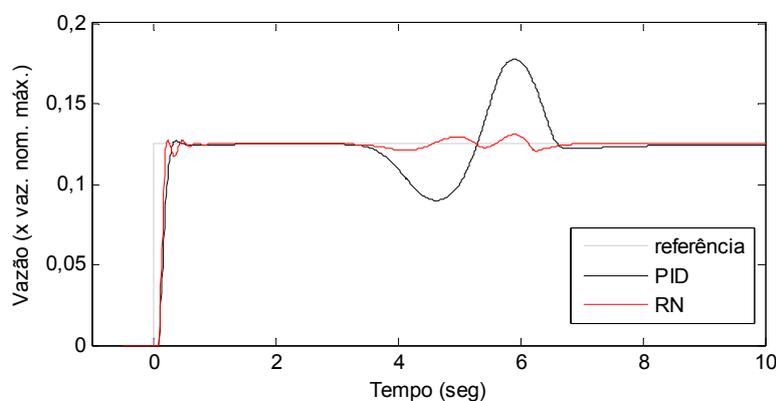


**Figura 14. Resultado do ajuste da RN de quatro neurônios com funções de ativação linear, sigmoide e degrau**

A Figura 14 mostra que a RN de seis neurônios com funções de ativação linear, sigmoide e degrau, conseguiu minimizar o efeito do torque que foi simulado e quase conseguiu obter o mesmo desempenho da RN de um neurônio com função de ativação linear. Porém, mesmo com o dobro do número de gerações para o seu ajuste, a RN de seis neurônios foi menos efetiva que a RN de um neurônio.

A partir dos resultados obtidos pode ser observado que a RN de um neurônio com função de ativação linear foi a que obteve o melhor desempenho no controle de vazão, sendo, portanto, a mais adequada para o controle de rotação. Além disso, ela também é uma das que possui o menor número de parâmetros que devem ser ajustados dentre as RNs testadas, resultando em menos dificuldades para o processo de ajuste. Assim, a RN de um neurônio foi selecionada para que fosse feita a comparação do seu desempenho com o do controlador PID.

O resultado obtido pelo controlador PID ajustado sem distúrbio, comparado com o resultado obtido pela RN selecionada, pode ser visto na Fig. 15. Depois de 500 gerações, o controlador PID ajustado sem distúrbio obteve um *settling time* de 0,31 s e um *overshoot* de 1,44%. Com distúrbio, a variação máxima da saída da planta utilizando o controlador PID foi de 42%. As constantes de multiplicação das partes proporcional, integral e derivativa do erro de vazão, obtidas no ajuste do controlador PID, foram respectivamente: 6,5261; 5,3604 e 0,1656. Já os pesos da RN para as entradas  $x_1$ ,  $x_2$ ,  $x_3$ ,  $x_4$ ,  $x_5$  e *bias* foram respectivamente: 0,2028; 0,0724; 9,1148; 2,6073; 0,5512 e zero.



**Figura 15. Resultados obtidos pela RN selecionada e pelo controlador PID ajustado sem distúrbio**

Pelo resultado apresentado na Fig. 15 pode-se perceber que o controlador PID não conseguiu impedir uma variação da saída da planta maior que 40% do *setpoint* durante a simulação de variação de torque. A RN conseguiu manter a variação de vazão inferior a 5% do *setpoint*, apresentando, assim, um desempenho superior no controle quando comparada com o controlador PID. Isso mostra que um ajuste em vazio, ou seja, sem considerar a variação de torque, como geralmente é realizado no caso do controlador PID, não é suficiente para garantir um bom desempenho no controle de rotação no processo de reparo por atrito, já que nele ocorrem variações significativas de torque e, consequentemente, mudanças consideráveis no comportamento do sistema em um curto espaço de tempo.

O resultado obtido pelo controlador PID ajustado com distúrbio, comparado com o resultado obtido pela RN selecionada, pode ser visto na Fig. 16. Depois de 500 gerações, o controlador PID ajustado com distúrbio obteve um *settling time* de 2,64 s e um *overshoot* de 21,6%. A variação máxima da saída da planta utilizando o controlador PID foi de 27,3%. Nesse caso, as constantes de multiplicação das partes proporcional, integral e derivativa do erro de vazão, obtidas no ajuste do controlador PID, foram respectivamente: 11,0338; 4,1745 e 0,4155.

Pode ser observado na Fig. 16 que, mesmo sendo ajustado com o distúrbio, o controlador PID não conseguiu impedir uma variação superior a 25% do *setpoint* na saída da planta, apesar de ter conseguido reduzir em aproximadamente 15% essa variação quando comparado com o ajuste em vazio. Dessa forma, esse controlador também

apresentou um desempenho inferior à RN em termos de desempenho no controle. Isso mostra que o controlador PID realmente não é adequado para o controle de rotação durante o processo de reparo por atrito.

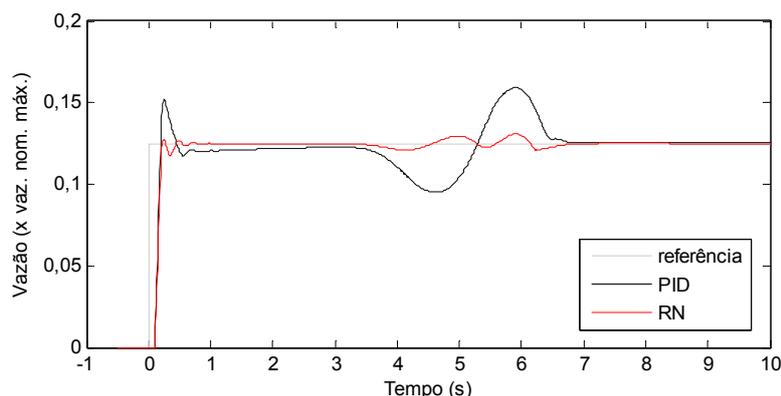


Figura 16. Resultados obtidos pela RN selecionada e pelo controlador PID ajustado com distúrbio

#### 4. CONCLUSÕES

De todos os controladores testados, o que obteve o melhor desempenho no controle de vazão e, conseqüentemente, de rotação foi o de um neurônio com função de ativação linear. Esse controlador conseguiu atingir os requisitos de desempenho mesmo havendo uma variação de torque de 91% da capacidade do equipamento.

A RN com um neurônio e função de ativação linear mostrou ainda um desempenho muito superior ao do controlador PID, que obteve variações superiores a 25% do *setpoint* no controle de rotação quando foi simulada a variação de torque, enquanto que com a RN as variações foram inferiores a 5%. Isso leva à conclusão de que a RN é mais adequada para o controle de rotação da unidade de reparo por atrito.

Para dar continuidade a esse trabalho pode ser sugerida a aplicação da RN no sistema de controle real de uma unidade de reparo por atrito.

#### 5. AGRADECIMENTOS

Ao CNPQ e à CAPES pelo apoio financeiro.

#### 6. REFERÊNCIAS

- Andrews, R.E.; Mitchell, S.J. Underwater Repair by Friction Stitch Welding. "Metals and Materials". p. 796-797, Dec. 1990.
- Borges, B. M. "Instrumentação, Controle e Operacionalização de uma Unidade de Reparo por Atrito com Capacidade de Carga Axial de 500 kN". 2011. 97p. Dissertação de Mestrado em Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia-MG.
- Caixeta, L. A. "Otimização de Parâmetros de Processamento de Pinos por Atrito em Unidade com Capacidade de 245 KN". 2011. 122 f. Dissertação de Mestrado em Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia-MG.
- Freitas, D. S. "Sintonia de Controladores PID para Controle de Força e Velocidade em um Tribômetro de Grandes Dimensões". Monografia de conclusão de curso, Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia (MG), 134p, 2011.
- Formoso, C. M., "Projeto e Desenvolvimento de um Sistema de Instrumentação e Controle para uma Unidade de Processamento de Pinos por Atrito Portátil". 2012. 88p. Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia-MG.
- Meyer, A.; Roos, A.; Santos, J. F.; Gibson D.; Blakemore G.; Hammerin R. "Subsea Robotic Friction-Welding-Repair System". Offshore Technology Conference. 30.4. - 3.5.2001, Houston: OTC, 2001.
- Pires, R. R. "Efeitos da Geometria, da Força Axial e da Rotação no Reparo por Atrito". 2007. 68 f. Dissertação de Mestrado em Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia-MG.
- Souza, R. J. "Desenvolvimento, Projeto, Construção e Validação de um Equipamento de Reparo de Trincas por Atrito". 2006. 101 f. Dissertação de Mestrado em Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia-MG.

#### 7. RESPONSABILIDADE AUTORMAL

Os autores são os únicos responsáveis pelo conteúdo deste trabalho.

## DESIGN OF A NEURAL NETWORK TO ROTATION CONTROL OF A FRICTION HYDRO PILLAR PROCESSING (FHPP) MACHINE

Dênis S. de Freitas, denissfreitas@hotmail.com

Sinésio D. Franco, sdf franco@ufu.br

Vera L. D. S. Franco, vlfranco@ufu.br

Institution a Federal University of Uberlândia, Avenida João Naves de Ávila, 2121, Campus Santa Mônica, Bloco 5F, CEP 38400-902.

***Abstract.** The purpose of this work is design a neural network (NN) to control the rotation of a FHPP (Friction Hydro Pillar Processing) machine. The challenge is the large torque variations that occur in this type of process. NNs with varied structures and composed of one, three, four and six neurons with linear, quadratic, sigmoid and step activation functions were designed. The considered rotation system consists of a hydraulic motor whose rotation is controlled by a proportional valve. A mathematic model that simulates the behavior of the considered rotation system was used to adjust the weights of NNs through a genetic algorithm (GA). This model was also used to evaluate the performance of adjusted NNs in the rotation control. The choice of appropriate NN was made taking into account its control performance. Once chosen the NN, their performance was compared to the PID controller. After the tests, the NN composed of only one neuron and a linear activation function reached the control requirements and showed a much better performance than the PID controller.*

***Keywords:** Neural networks, PID controller, FHPP, Genetic algorithms.*