

PSI2672 – Prática em Reconhecimento de Padrões, Modelagem e Neurocomputação

■ Projetos:

Reconhecedor de Combustível Adulterado
Estimador RPM

■ Grupo:

Alexandre Yoshida Koda
André Masakazu Ferreira Soares



Roteiro

- Reconhecedor de Combustível Adulterado:
 - Contextualização
 - Problema Abordado
 - Solução Proposta
 - Análise



Contextualização

- Brasil em 2009:
 - 1.4% de amostras adulteradas de gasolina comum
 - Totaliza 25 milhões de m³
 - 2.3% de amostras adulteradas de álcool etílico hidratado combustível
 - Totaliza 16 milhões m³



Solução Abordada

- A Adulteração da Gasolina
 - Como adulterar?
 - Adicionar solventes (orgânicos ou não)
 - Álcool em excesso na mistura (25% v/v)
 - Hidrocarbonetos de cadeias maiores



Consequências

- Prejuízo ao consumidor, ao Estado e ao meio ambiente
 - Motor: detonamento precoce, partida desregulada, desgaste da câmara de combustão do motor, menor eficiência
 - Estado: deixa de recolher tributos (impostos corretos)
 - Meio ambiente: a combustão incompleta causa emissão de poluentes não desejáveis



Solução Proposta

- **Utilizar conjunto de sensores poliméricos (LE) + Rede RNA**
 - Seletividade global (combinação da sensibilidade de vários sensores)
- Espectrometria de infravermelho
 - Análise de espectros da mistura (FT + PCA)
- Cromatografia Gasosa (custosa e apresenta dificuldade de usabilidade)
 - Ensaio físico-químico (teor de álcool e massa específica)



Metodologia

- Coleta de dados:
 - Amostras coletadas de um mestrado, através dos sensores poliméricos e de testes realizados em laboratório (IPT)

- Pré-processamentos:
 - PCA (Principal Components Analysis)
 - Sub-sampling

- A Rede Neural Artificial:
 - Treinamento
 - Gráficos e resultados



PSI2672 – Prática em Reconhecimento de Padrões, Modelagem e Neurocomputação

- Software escolhido: Matlab
 - Permite fácil criação da RNA;
 - Gera código, esse pode ser modificado de acordo com a necessidade do usuário (projetista);
 - Apresenta diversos tipos de padrões de erros (Matriz de confusão, performance do aprendizado, gráficos de MSE e MAE...);
 - Permite usar diversas funções de aprendizado.



PSI2672 – Prática em Reconhecimento de Padrões, Modelagem e Neurocomputação

Dúvidas:

- Como a quantidade de nós influencia no aprendizado da RNA?
- Como a quantidade de amostras influencia no aprendizado da RNA?
- Qual a influencia da quantidade de iterações no treinamento da rede?

Respostas:

- Construir diversas redes, variando o número de nós (1 a 20);
- Construir diversas redes, variando a quantidade de amostras oferecidas para treino.
- Variar a quantidade de iterações para treinar a rede (100 a 2000 epochs).



PSI2672 – Prática em Reconhecimento de Padrões, Modelagem e Neurocomputação

Estrutura básica do programa:

Programa 1:

→ Loop testando cada quantidade de nós, usando todas as amostras. Para cada quantidade de nós o programa roda 5 vezes, para atenuar os efeitos da inicialização (pesos sinápticos) da RNA, dados divididos 50% treino, 50% teste.

Programa 2:

→ Loop para testar o desempenho da rede mudando a quantidade de dados usados para treino, no caso usamos 25% treino , 75% teste.

Em ambos os casos foram usadas 100 epochs e 1000 epochs para compararmos o desempenho. Para o programa 1 ainda utilizamos 2000 epochs para verificar se a rede poderia melhorar ainda mais.



PSI2672 – Prática em Reconhecimento de Padrões, Modelagem e Neurocomputação

O algoritmo de aprendizado utilizado foi o Gradiente Descendente (Gradient Decent) do Matlab, a taxa de aprendizado foi fixada em 0,05. A função de transferência usada foi a logsig (formato de “S” parecido com a tangente hiperbólica, mas limitada entre 0 e 1 – não temos valores negativos).

Características das amostras:

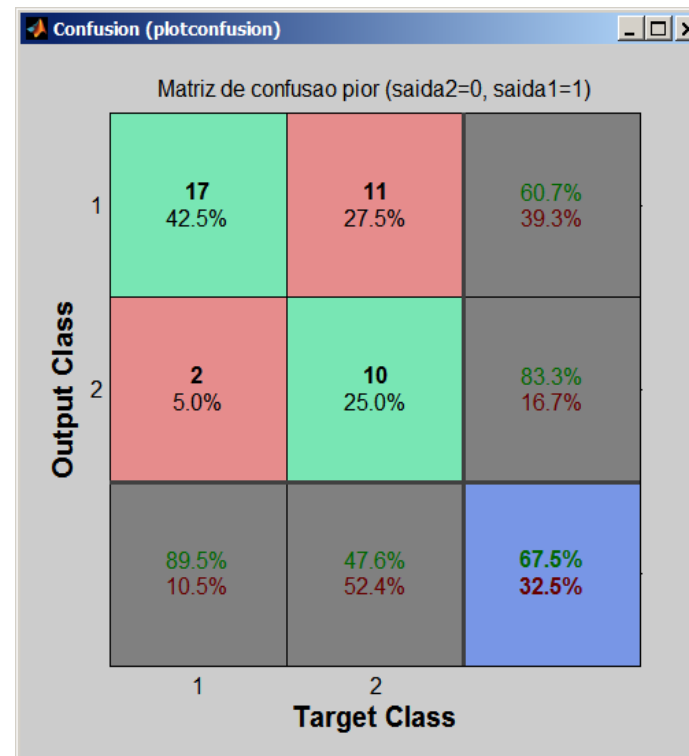
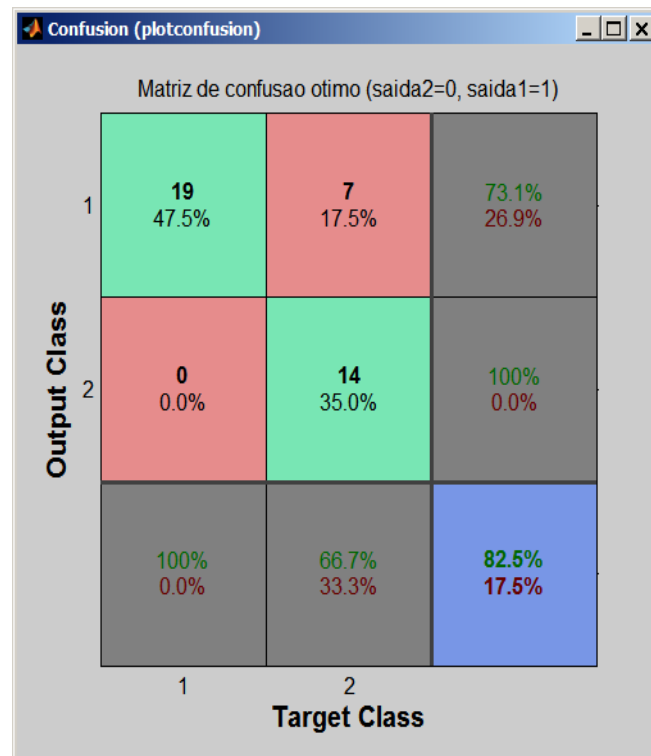
- T10, T50 e T90: Temperatura de evaporado, é a temperatura na qual a porcentagem está evaporada;
- PFE: Ponto final de ebulição;
- Resíduo: Quantidade de resíduo restante em porcentagem de volume;
- AEAC: Quantidade de Alcool Etílico Anidro Combustível, em porcentagem de volume.

Os dados são resultados de uma análise feita nos laboratórios do IPT.



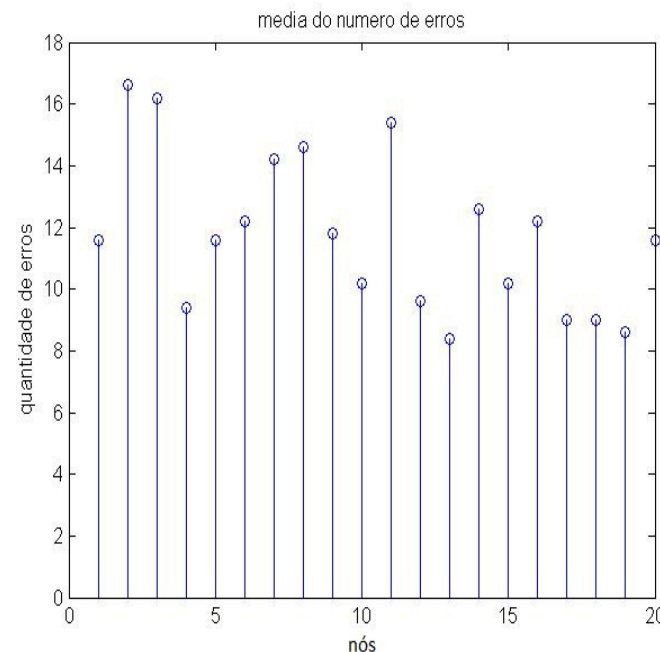
PSI2672 – Prática em Reconhecimento de Padrões, Modelagem e Neurocomputação

Matrizes de confusão para a 100 epochs, caso ótimo (13 nós) e pior caso (2 nós).



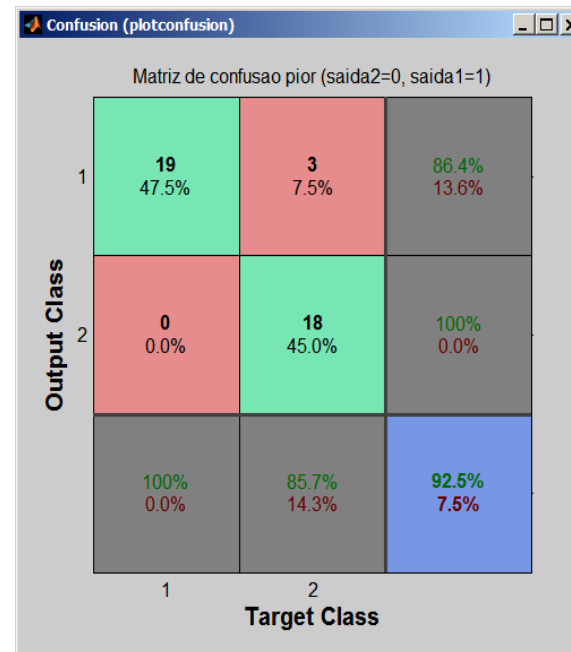
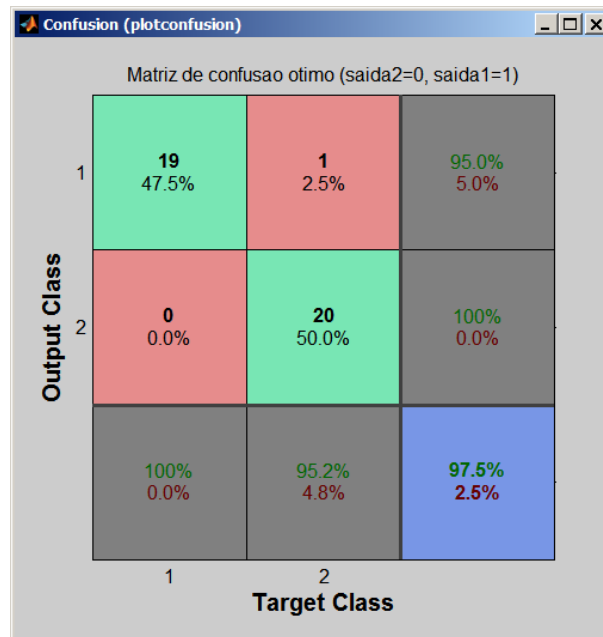
PSI2672 – Prática em Reconhecimento de Padrões, Modelagem e Neurocomputação

- A seguir temos a quantidade de erros por numero de nós na camada escondida, podemos ver que apesar das 5 inicializações ainda há grandes oscilações entre as diferentes quantidades de nós.



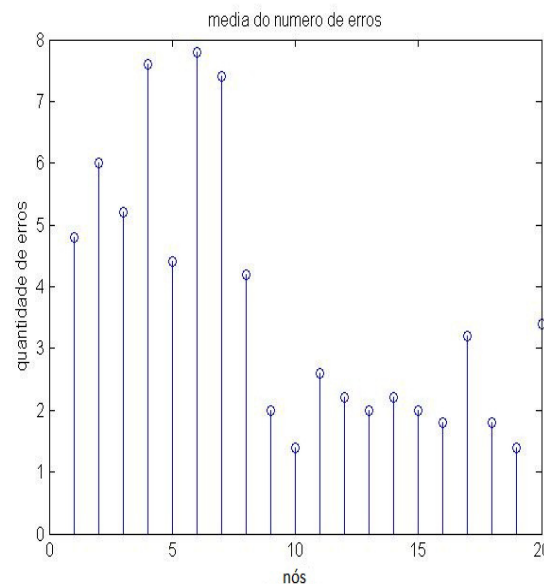
PSI2672 – Prática em Reconhecimento de Padrões, Modelagem e Neurocomputação

- Matrizes para 1000 epochs, pior (6 nós) e melhor (10 nós) caso:



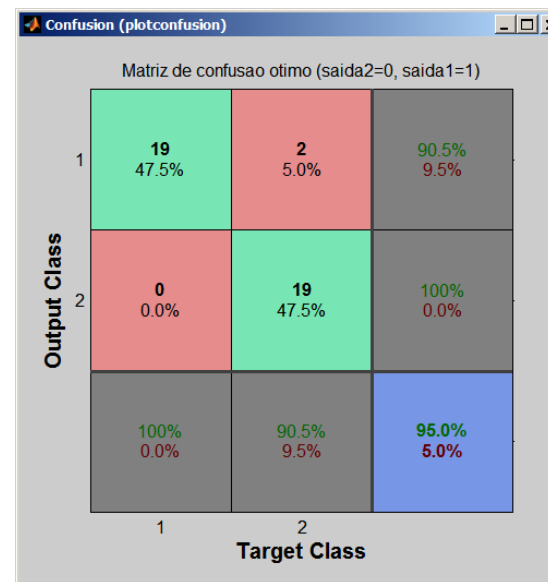
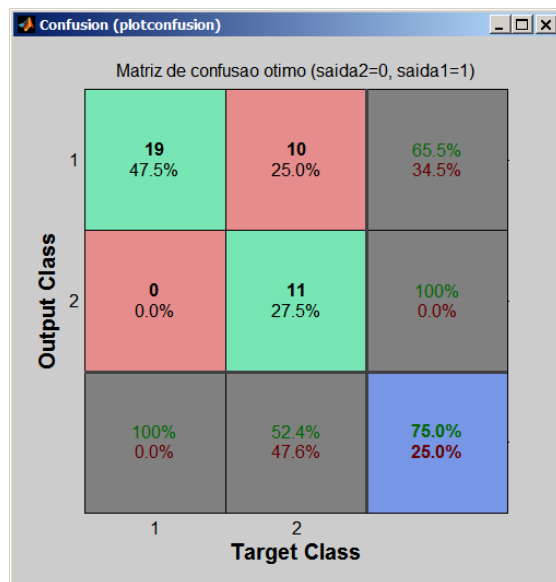
PSI2672 – Prática em Reconhecimento de Padrões, Modelagem e Neurocomputação

Nesse caso podemos ver que apesar das oscilações o número maior de epochs colaborou para diminuir o efeito da inicialização aleatória.



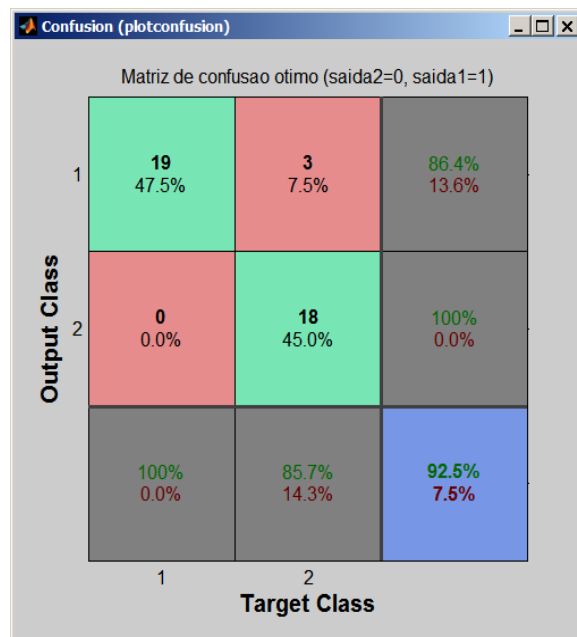
PSI2672 – Prática em Reconhecimento de Padrões, Modelagem e Neurocomputação

- Matrizes para comparação de melhor caso quando usadas apenas 25% das amostras para treino (esquerda) e 50% (direita), nota-se o decréscimo de desempenho com menos amostras para treino.



PSI2672 – Prática em Reconhecimento de Padrões, Modelagem e Neurocomputação

- Matriz de confusão para 2000 epochs, 50% de amostras para treino



O programa foi executado 4 vezes com 2000 epochs e 10 nós (melhor caso com 1000 epochs), o resultado não melhorou, pelo contrário decaiu um pouco.



PSI2672 – Prática em Reconhecimento de Padrões, Modelagem e Neurocomputação

- Conclusão: um número grande de epochs (iterações), não melhorou o desempenho da rede, pelo contrário, diminui a capacidade de generalização da rede. Podemos dizer que ocorreu o sobre-treino da rede.
- Por outro lado um número pequeno de epochs também não é eficaz para o treinamento da rede, obteve um desempenho mais baixo do que para um treinamento longo demais. O treino com 1000 epochs é o que se mostrou mais confiável.
- A maior quantidade de amostras mostrou ser mais eficaz para o aprendizado da rede, quando usamos apenas 25% para treino obtivemos menor desempenho.
- A media de 5 rodadas ajudou a suavizar a curva de quantidade de erros (apesar de ainda oscilar bastante), assim temos maior segurança que certa rede não foi bem ou mal devido a aleatoriedade na inicialização.



PSI2672 – Prática em Reconhecimento de Padrões, Modelagem e Neurocomputação

Conclusões:

- Autor do mestrado, utilizando sensores, classificou as 40 amostras em 4 grupos PCA, resultando em um erro de 3 amostras → (7,5% de erro falso negativo);
- Na RNA para classificação de Gasolina, autor dividiu amostras em 3 grupos, cada um com uma característica fora da especificação: T90, AEAC, PFE e mais um grupo com amostras conformes;
- Conseguiu taxas de erros variando entre 4% e 10%, conseguiu maior precisão identificando combustível adulterado do que não adulterado;
- A rede desse exercício conseguiu acertar até 97,5% no melhor caso, identificando melhor amostras ruins (possui um falso-positivo no melhor caso, a rede diz que amostra é boa, mas na verdade é ruim);
- As amostras que a rede classificou como ruins realmente o são, ela não errou para esse tipo (ainda no melhor caso).



PSI2672 – Prática em Reconhecimento de Padrões, Modelagem e Neurocomputação

Estimador de Torque:

- Parâmetros utilizados:
 - porcentagem de acionamento do pedal acelerador;
 - adiantamento da ignição;
 - tempo de injeção;
 - velocidade do motor (RPM);
 - curva de torque, usada para treinamento.
- Objetivo: estimar o torque gerado por um motor Chevrolet 1.8, do qual os parâmetros acima foram extraídos, com auxílio da Fatec de Santo André., com exceção da curva de torque, adquirida em “bestcars.uol.com.br”, já que é um parâmetro que necessita de mais equipamentos para medição.



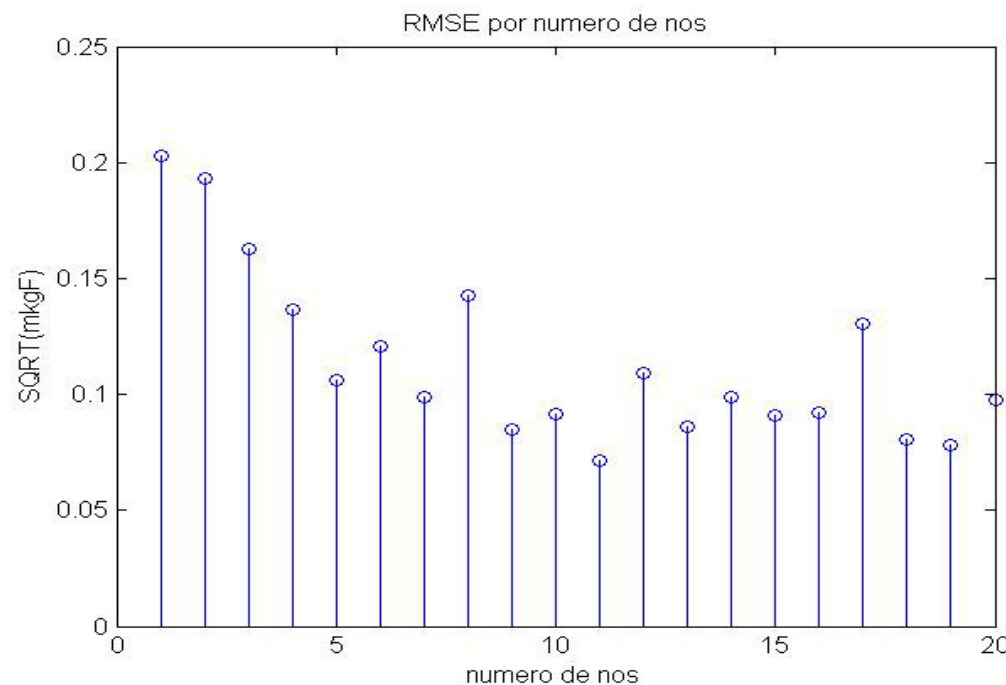
PSI2672 – Prática em Reconhecimento de Padrões, Modelagem e Neurocomputação

- O modelamento de um motor a combustão interna é complexo e trabalhoso. Exigiria muitas medidas e equipamentos, consequentemente mão de obra e apreciável tempo de trabalho.
- A rede neural pode modelar o motor, pelo menos em certo regime de operação. Isso porque seria difícil coletar os dados para cada regime de operação.
- De modo semelhante ao reconhecedor de padrões foi usado um laço para variar o número de nós (1 a 20) para podermos descobrir qual a quantidade ótima.
- O programa também é rodado diversas vezes (8 vezes) para tentar diminuir a influência da aleatoriedade na inicialização.



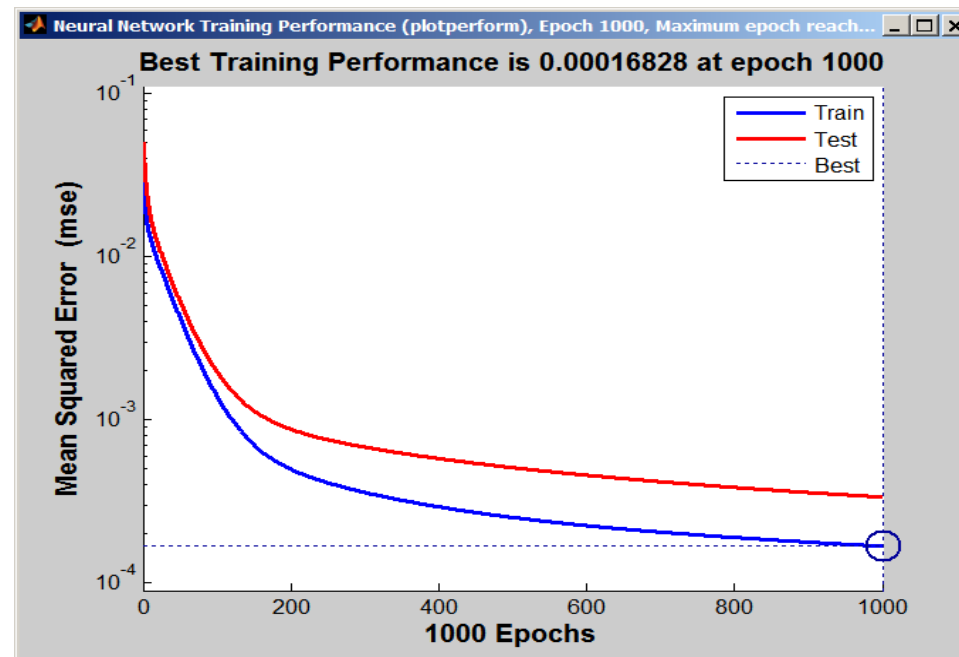
PSI2672 – Prática em Reconhecimento de Padrões, Modelagem e Neurocomputação

Abaixo temos a RMSE por número de nós na camada escondida, ainda há oscilação apesar da média de 8 execuções.



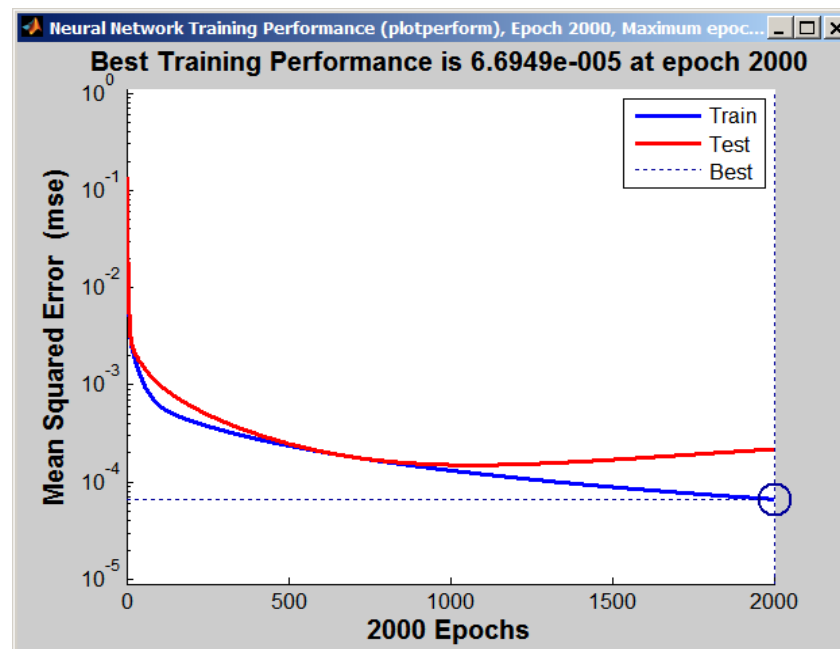
PSI2672 – Prática em Reconhecimento de Padrões, Modelagem e Neurocomputação

Abaixo a performance do treino e teste para 1000 epochs, 11 nós (quantidade ótima com menores RMSE e MAE).



PSI2672 – Prática em Reconhecimento de Padrões, Modelagem e Neurocomputação

Abaixo a performance do treino e teste para 2000 epochs, 11 nós na tentativa de refinar o resultado, observamos que começou a ocorrer o sobre-treino da rede – o erro do teste começou a aumentar.



PSI2672 – Prática em Reconhecimento de Padrões, Modelagem e Neurocomputação

Conclusões: Novamente, semelhante ao reconhecedor, a maior quantidade de epochs não garante o melhor desempenho, o sobre-treino pode acabar piorando o erro, além de aumentar o tempo de processamento, já que mais iterações são realizadas.

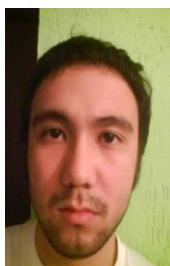
Apesar do sobre-treinamento ocorreu algo curioso, o RMSE para 2000 epochs foi menor do que para 1000 epochs (0,0523, contra 0,0717 [mkgF^{0,5}]). O MAE também teve uma melhora (0.0028 contra 0.0053 [mkgF]).

A ordem de grandeza do torque para o motor em questão é de 15 mkgF, com isso um erro da ordem de $< 0,1$ mkgF é muito pequeno (ordem de 10^{-2}).

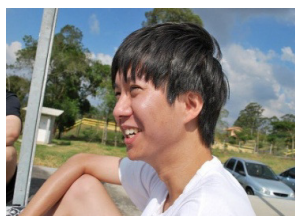


PSI2672 – Prática em Reconhecimento de Padrões, Modelagem e Neurocomputação

Grupo:



André Masakazu Ferreira Soares



Alexandre Yoshida Koda



PSI2672 – Prática em Reconhecimento de Padrões, Modelagem e Neurocomputação

Bibliografia:

<http://www.anp.gov.br/> Guia do Combustível

Mestrado de Sérgio Ozaki – Detecção de Adulteração de Combustíveis com Sensores Poliméricos Eletrodepositados e Redes Neurais Artificiais

Artigo *Quim. Nova*, Vol. 32, No. 9

Slides/notas de aulas PSI2672

