



PROPOSTA DE MODELAGEM DE UMA BALANÇA ANALÍTICA UTILIZANDO REDES NEURAIIS

Sereno, H.R.S¹, Velasco, M. M. B. R²,

¹ IFRJ Campus Volta Redonda, Volta Redonda, Brasil, helton.sereno@ifrj.edu.br

² PUC-Rio, Rio de Janeiro, Brasil, marley@ele.puc-rio.br

Resumo: Na área da metrologia de massa, uma dificuldade para garantia da qualidade das calibrações de instrumentos de medição de massa (balanças), está nas comparações entre laboratórios devido à disponibilidade dos instrumentos e o custo do deslocamento de técnicos e padrões dos laboratórios até o local onde o instrumento está instalado, visto que estes instrumentos uma vez calibrados, não podem ser deslocados pois alteram suas características. Atualmente são realizadas comparações bi-laterais entre laboratórios ou comparações entre grupos de laboratórios organizados por redes metrológicas. Este trabalho mostra o início do estudo da modelagem de uma balança analítica utilizando redes neurais artificiais, como alternativas para comparações laboratoriais de forma virtual.

Palavras chave: Rede neural, metrologia em massa, balança, balança virtual.

1. GARANTIA DA QUALIDADE

Segundo a Cgcre, organismo brasileiro de acreditação, todos os laboratórios de calibração e/ou ensaios acreditados pela norma ABNT NBR ISO/IEC 17025 devem realizar periodicamente ações que garantam a confiabilidade de suas medições para atendimento da seção 5.9 [1] da referida norma e item 9 na NIT-DICLA-026 [2]. Essas ações são denominadas atividades de ensaio de proficiência.

Os ensaios de proficiência devem ser organizados pelos comitês técnicos da Cgcre ou por instituições denominadas provedores listadas no item 9.2.3 [2].

Para os ensaios são utilizando instrumentos ou padrões com características metrológicas bem definidas para que possa haver a comparabilidade entre os resultados, cabe ao provedor destes ensaios garantir que o instrumento ou padrão utilizado mantenha suas características durante a medição de todos os envolvidos.

Para os laboratórios de calibração a melhor maneira de garantir a confiabilidade das medições é através da comparação de resultados de calibrações [3] realizadas entre diferentes laboratórios. Em geral a comparação é feita com um valor de referência, determinado de forma estatística ou por um laboratório denominado referência.

2. MEDIÇÃO DE MASSA

A medição de massa é uma das mais antigas já realizadas. Desenhos egípcios já mostravam a utilização de

balanças de dois pratos, composta por uma alavanca de braços iguais [4]. Os instrumentos utilizados para medição da massa de um objeto (instrumentos de pesagem) são comumente chamados de balanças, possuem, em geral, um prato ou local próprio para que o objeto cuja massa se deseja medir, seja colocado.

Balanças contrariamente ao que muitos pensam não medem massa diretamente, medem a resultante das forças aplicadas sobre o prato de pesagem e expressa em seu mostrador o valor em unidade de massa.

A principal componente é a força gravitacional exercida pelo corpo que se deseja determinar a massa, todavia vários fatores externos, chamados grandeza de influência, criam efeitos que geram forças, em geral contrárias a força gravitacional, que se somam a resultante. Entre as grandezas de influência podemos destacar a temperatura local, que pode gerar movimentação da massa de ar em torno do padrão, e o efeito de empuxo do ar, que naturalmente gera uma força de sentido contrário a imersão no ar.

A combinação desses dois fatores altera significativamente o resultado da pesagem em instrumentos de alta precisão, pois apresentam forças contrárias à ação gravitacional que fazem com que a balança indique valores significativamente diferentes [5] [6].

Para a garantia da qualidade na determinação da massa de pesos-padrões, padrões com valor de massa determinado por um laboratório denominado referência são encaminhados aos laboratórios participantes para que esses determinem sua massa e então os resultados são comparados ao valor de referência.

Diferente de outras áreas da metrologia, o deslocamento do instrumento de medição de massa invalida sua calibração impedindo desta forma a comparação dos resultados. Com isso, em uma comparação de balanças, os laboratórios participantes devem se deslocar até o local onde se encontra o instrumento com seus respectivos técnicos e padrões para execução do serviço de calibração

Para o atendimento dos critérios de acreditação referente à garantia da qualidade são realizadas comparações dos resultados obtidos nas calibrações entre dois laboratórios (chamadas bi-laterais) ou entre grupos de laboratórios organizados por redes metrológicas regionais onde demandam um menor deslocamento de padrões e técnicos. Essas atividades em geral demandam um gasto financeiro devido ao deslocamento dos técnicos e padrões até o local da calibração. Estas comparações ocorrem em geral para

balanças do tipo analítica e de precisão deixando de fora alguns instrumentos de maior capacidade.

3. PROPOSTA

Em substituição a calibração de *in loco* de uma balança por diversos laboratórios propõem-se a criação de um instrumento virtual que possua comportamento equivalente ao de um instrumento real.

Uma das etapas do desenvolvimento deste instrumento virtual é a modelagem que deve ser feita de forma que o comportamento do sistema virtual represente o instrumento real satisfazendo as necessidades de comparabilidade de resultado exigida para a correta análise dos resultados e utilização para garantia da qualidade das calibrações.

Inicialmente pode-se considerar a resposta da balança como um efeito linear a carga aplicada, porém, sabe-se que a indicação da balança está ligada com outros fatores como a posição da colocação do padrão de referência utilizado, a velocidade de aplicação da carga e outros efeitos.

Com isso a modelagem matemática da indicação torna-se complexa devido à necessidade de se considerar, além dos efeitos mencionados, características estatísticas de variação como a incerteza do padrão utilizado na calibração, a dispersão da medição além das grandezas de influência, como temperatura e umidade.

Este trabalho propõe uma primeira abordagem para a modelagem desses instrumentos utilizando redes neurais artificiais de modo que o resultado possa ser utilizado em comparações interlaboratórias.

4. REDES NEURAIS

Redes Neurais Artificiais são sistemas inspirados nos neurônios biológicos e na estrutura massivamente paralela do cérebro, com capacidade de adquirir, armazenar e utilizar conhecimento experimental.

Sistemas neurais, são compostos de diversas unidades simples denominadas neurônios artificiais ligadas de maneira apropriada, podendo gerar comportamentos interessantes, complexos e não-lineares.

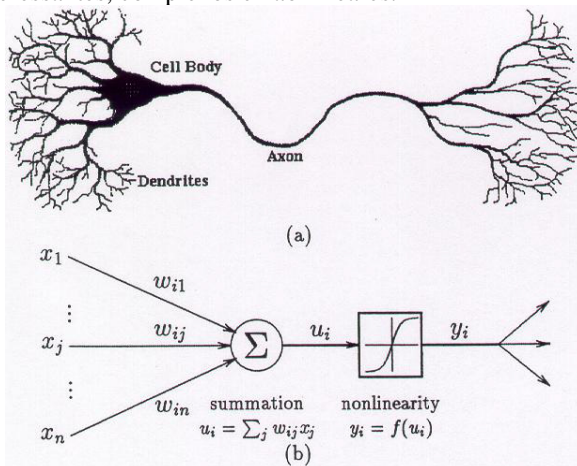


Figura 1 – Elemento processador inspirado no neurônio biológico

Devido à similaridade com a estrutura do cérebro, as Redes Neurais exibem características similares ao do comportamento humano [7], tais como: procura paralela e

endereçamento pelo conteúdo; aprendizado; associação e generalização.

Cada elemento processador ou neurônio é composto por um conjunto de entradas x_n que se liga ao neurônio com um dado peso sináptico w_{in} , cada entrada é multiplicada pelo seu respectivo peso e somado (equação 1).

$$net_i = \sum_j w_{ij} x_j \quad (1)$$

Este resultado é aplicado a função de ativação do neurônio que nos fornece a saída y_i (equação 2).

$$y_i = f(net_i) \quad (2)$$

A função de ativação pode assumir várias formas como degrau, tangente, logarítmica, linear, ou até mesmo funções discretas como mostrado abaixo:

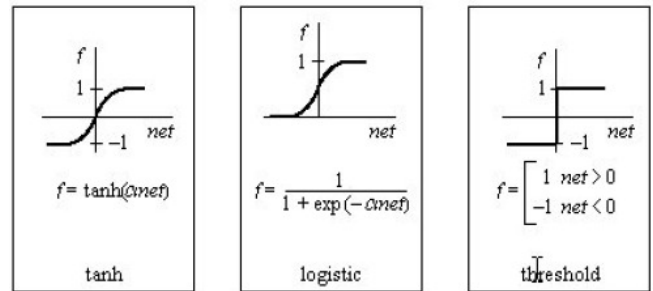


Figura 2– Exemplo de funções de ativação

O comportamento da rede neural é determinado pela estrutura das ligações (topologia) e pelos valores das conexões entre os neurônios.

A topologia de uma rede neural é descrita como uma camada de entrada formada por um número de neurônios iguais ao número de dados de entradas, uma ou mais camadas, em alguns casos de redes simples pode não ser necessário, intermediárias denominadas escondidas, podendo conter diferentes números de neurônios e uma camada de saída dos dados (figura 3), todos neurônios da rede são interconectados. A topologia da rede é determinante para que o treinamento seja bem sucedido e comportamento desejado alcançado.

O fluxo neural é definido como o sentido pelo qual os dados percorrem a rede neural, dos neurônios de entrada para os de saída.

A escolha do número de camadas e neurônios é baseada no número de variáveis de entradas e o número de dados existentes para treinamento.

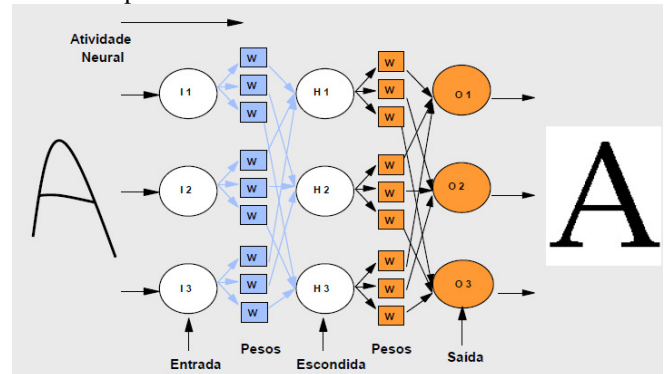


Figura 2 – Topologia de uma rede neural

Os valores dos pesos de ligação entre os neurônios podem ser definidos de forma aleatória ou baseados em valores pré estabelecidos.

Uma vez definida a topologia da rede definida, inicia-se o aprendizado.

Aprendizado é o processo pelo qual os parâmetros livres, pesos sinápticos, de uma rede neural são adaptados através de um processo contínuo de estimulação pelo ambiente.

Existem 3 tipos básicos de aprendizado:

- Treinamento Supervisionado (TS);
- Treinamento Não-Supervisionado;
- “Reinforcement Learning”.

No treinamento supervisionado a rede é treinada através do fornecimento dos valores de entrada e de seus respectivos valores desejados de saída, geralmente o treinamento é efetuado através do processo de minimização do erro calculado na saída.

O treinamento não supervisionado conhecido como *self organization* não requer o valor desejado de saída da rede. O sistema extrai as características do conjunto de padrões, agrupando-os em classes inerentes aos dados, em geral esse tipo de treinamento é utilizado para problemas de clusterização.

O treinamento por reforço ou “Reinforcement Learning” é semelhante ao treinamento supervisionado onde não existe um sinal de saída, o que existe é uma realimentação (sinal de reforço) que avalia a resposta como boa ou ruim e tem como objetivo maximizar a quantidade de reforço positivo.

Durante o treinamento os dados do conjunto de treinamento são apresentados à rede e o erro contabilizado para todos os valores do conjunto e esse erro é utilizado para a correção dos pesos da rede neural em sentido contrário ao do fluxo neural, cada ciclo de treinamento é denominada época.

As épocas são repetidas até que o valor do erro esteja dentro do valor especificado pelo projeto ou quando o número de repetições torna-se grande. Caso o erro não tenha alcançado o valor desejado os pesos da rede são reiniciados de forma aleatória e o treinamento da rede é reiniciado.

Para a modelagem, treino e testes da rede neural foi utilizado o software matemático MatLab®.

4.1. Metodologia proposta

Foi escolhido um dado instrumento e realizaram-se diversas medições. As medições foram feitas em diversas condições e com diversos padrões de massa de diversos valores nominais. Escolheu-se também vários operadores visando possibilitar a rede neural generalizar o comportamento para diversos graus de experiência.

Os dados foram coletados no laboratório do IFRJ campus Volta Redonda que possui diversas balanças analíticas. Para este estudo utilizou-se a balança marca Shimadzu modelo AY220 de capacidade máxima 220 g resolução 0,0001 g, e pesos-padrão calibrados classe E₂, que são adequados para a calibração desses equipamentos. As medições foram realizadas por técnicos, alunos e bolsistas do laboratório e foram coletados os dados de temperatura e umidade para cada medição gerando um banco de dados inicial de 670 medições cada uma contendo as seguintes informações:

- Dados do padrão;
- Temperatura no momento da medição;
- Experiência do técnico executor;
- Leitura do instrumento;

Para alimentar a rede neural, a experiência do técnico executor foi normalizada da seguinte forma, 1 para Baixa, 2 para Média e 3 para Alta.

A metodologia de aprendizado utilizada foi a treinamento supervisionado, pois conhece-se as saídas desejadas. Como parâmetro para avaliação da rede foi utilizado o parâmetro erro médio quadrático (*Mean Square Error – MSE*) que mede a diferença quadrática entre os dados reais da medição e os valores obtidos pela rede.

Os dados das medições foram organizados por valor nominal para apresentação à rede, aleatoriamente, foram selecionados 30% do banco de dados para verificação do treinamento. O conjunto com 70% dos dados é denominado conjunto de treinamento e o outro denominado conjunto de validação.

5. RESULTADOS

O modelo neural inicialmente testado considera as entradas mostradas abaixo e como saída as leituras da balança em gramas

- Valor nominal (g);
- Erro (mg)
- U – Incerteza (mg)
- K – Fator de abrangência
- Temperatura (°C)
- Experiência do Operador

Na primeira topologia inicialmente testada foram utilizados 10 neurônios na cama escondida, 500 épocas de treino, e buscando MSE igual a 0,00001 que corresponderia a 10% da resolução da balança.

Com essa topologia os melhores resultados alcançados foram da ordem de $8 \cdot 10^{-2}$ que está muito abaixo do valor desejado.

Alternativamente aumentou-se o número de camadas escondidas e o número de neurônios na camada, o que não apresentou resultados melhores que o teste anterior.

Após os testes, foram feitas algumas modificações na topologia da rede neural onde foram considerados 1000 épocas de treinamento com 6 neurônios na camada escondida e reduzindo o MSE para 0.0001.

Mesmo com as modificações da rede os valores encontrados não foram satisfatórios.

Optou-se por reduzir a entrada da rede para o valor de massa (g) já somando valor nominal e erro, Incerteza expandida (mg) e temperatura (°C), como mostrado abaixo, mantendo como saída as leituras da balança em gramas.

Com essas novas entradas o desempenho está mostrado na tabela 1

Tabela 1. Valores de MSE para uma única camada escondida

No. de neurônios nas camadas escondida	MSE
6	0,0044
10	0,0041

Apesar da redução do MSE o valor encontrado estava acima do proposto, modificou-se a topologia para duas camadas escondidas obtendo os resultados mostrados na tabela 2.

Tabela 2. Valores de MSE para duas camadas escondida

No. de neurônios nas camadas escondida	MSE
6 na 1ª camada e 6 na 2ª camada	0,0034
10 na 1ª camada e 6 na 2ª camada	$7,827 \cdot 10^{-4}$

Apesar da substancial redução do valor do MSE para utilização de 2 camadas escondidas sendo a primeira com 10 neurônios e a segunda com 6 neurônios o valor encontrado permanecia acima do MSE desejado.

Após análises do comportamento das redes neurais utilizadas e pesquisas bibliográficas [7], conclui-se que a rede poderia apresentar melhor desempenho se fosse treinada para um único valor nominal.

Para este teste, foi buscado dentro do banco de dados de 670 informações o valor nominal com o maior número de repetições encontrando o valor nominal de 2 mg que apresentava o número de 71 repetições.

Após alguns ciclos de treinamentos os melhores resultados encontrado estão apresentados na tabela 3.

Tabela 3. Valores de MSE para 2 mg

No. de neurônios nas camadas escondida	MSE
6 na 1ª camada e 6 na 2ª camada	$8,1010 \cdot 10^{-9}$
10 na 1ª camada e 6 na 2ª camada	$4,6771 \cdot 10^{-9}$

Durante os testes foi observado que o gradiente do erro, medição da variação do erro, apresentava uma oscilação o que indicava que a convergência poderia estar sendo em um mínimo local, para eliminar esse efeito, o algoritmo de treinamento foi adaptado para fazer uma verificação de mínimo local garantindo que o treinamento alcance o melhor desempenho.

Com esta adaptação os novos valores encontrados estão apresentados na tabela 4

Tabela 4. Valores de MSE para 2 mg

No. de neurônios nas camadas escondida	MSE
6 na 1ª camada e 6 na 2ª camada	$6,4736 \cdot 10^{-9}$
10 na 1ª camada e 6 na 2ª camada	$2,2391 \cdot 10^{-9}$

Apesar dos valores de MSE encontrados estarem abaixo que os valores desejados o número de elementos utilizados para treinar a rede não é o adequado para o número de neurônios utilizados, para isso foi necessário a realização de novas medições para poder melhor avaliar o resultado.

As novas medições forma realizadas somente com pesos padrão de valor nominal 2 mg para completar o banco de dados já existente. O novo banco gerado possui 201 dados coletados obedecendo aos mesmos critérios do banco anterior.

Os novos valores encontrados com o novo banco estão relatados na tabela 5.

Tabela 5. Valores de MSE para 2 mg com 201 dados

No. de neurônios nas camadas escondida	MSE
1 camada com 6 neurônios	$1,8686 \cdot 10^{-8}$
1 camada com 10 neurônios	$1,7949 \cdot 10^{-8}$
6 na 1ª camada e 6 na 2ª camada	$1,5444 \cdot 10^{-8}$
6 na 1ª camada e 10 na 2ª camada	$1,4719 \cdot 10^{-8}$
10 na 1ª camada e 6 na 2ª camada	$1,3789 \cdot 10^{-8}$
10 na 1ª camada e 10 na 2ª camada	$1,2193 \cdot 10^{-8}$

O mesmo problema de mínimo local identificado no treinamento anterior foi identificado no treinamento com o novo banco de dados. A mesma estratégia de fuga de mínimo local foi empregada para o treinamento da topologia com 10 neurônios em cada camada.

Apesar do valor absoluto do MSE apresentando pelo novo banco ser superior ao anterior, o novo resultado é mais significativo pois a rede foi treinada com um número maior de elementos.

6. CONCLUSÃO

Considerando o número de elementos utilizados para treinar a rede neural, os valores apresentados pela rede apontam para um modelo satisfatório, porém um maior número de dados deve ser coletado para que a topologia da rede possa ser melhor definida.

A utilização de uma rede neural para cada valor nominal aponta como solução de generalização pois, os primeiros resultados mostram um erro menor quando a rede é treinada para um único valor nominal.

Este trabalho apresenta uma possibilidade de modelagem que permite a criação de um instrumento para ser utilizado em comparações virtuais, auxiliando na garantia da qualidade para laboratórios acreditados.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a todos que direta ou indiretamente contribuíram para a confecção deste trabalho, ao apoio financeiro do IFRJ e aos amigos da PUC-Rio e do Inmetro.

REFERÊNCIAS

- [1] ABNT NBR ISO/IEC 17025 *Requisitos gerais para a competência de laboratórios de ensaio e calibração*, Rio de Janeiro, 2005.
- [2] INMETRO, NIT-DICLA-026 *Requisitos sobre a participação dos laboratórios de ensaio e de calibração em atividades de ensaio de proficiência*, Rio de Janeiro, Rev. 06, Jan/2010
- [3] SERENO, H.R.S, SHEREMETIEFF Jr. A., *Guia para elaboração de um plano de manutenção da confiabilidade metrológica de instrumentos de medição – escolha dos instrumentos*, V Congresso Latino Americano de Metrologia, Curitiba, 2007
- [4] SERENO, H.R.S, *Metrologia em Massa*, Apostila do Curso Técnico em Metrologia INMETRO, Duque de Caxias, 2008
- [5] EUROPEAN CO-OPERATION FOR ACCREDITATION *EA-10/18 EA Guidelines on the calibration of non-automatic weighing instruments*, Suíça, 2008

- [6] A. J. MENDONÇA, F. L. CACAIS, V. M. LOAYZA, “Determinação da massa específica de pesos-padrão utilizando o princípio do picnômetro”, V Congresso Brasileiro de Metrologia, Salvador, Bahia, Novembro, 2009.
- [7] VELLASCO, M. M. B. R. *Notas de aula da disciplina Redes Neurais I*, PUC-Rio, Departamento de Engenharia Elétrica, 2010