

6 RESULTADOS

Este trabalho se baseou em agregar os conceitos Metrológicos às Redes Neurais Artificiais utilizando como estudo de caso uma rede treinada por (Barbosa, 2008), provocando perturbações nas variáveis de entrada da mesma com objetivo de análise da propagação da Incerteza ao longo da Rede e a influência desta perturbação no resultado final. Porém é necessário compreender qual o objetivo da rede utilizada, a importância do assunto e dos equipamentos monitorados, bem como a motivação para o desenvolvimento do tema.

Baseada na necessidade de monitoramento dos transformadores e no sistema de isolamento destes foram desenvolvidas redes neurais capaz de determinar possíveis falhas em condições normais de operação, sabendo-se da redução de capacidade na medida em que o equipamento envelhece, ressaltando que em caso de operação em condições críticas, esta redução na capacidade pode ser acelerada e a vida útil do equipamento se torna mais breve. Quando a capacidade do sistema é reduzida, vários processos podem ser desencadeados, acelerando o processo de incapacidade e descrença no sistema.

Os equipamentos designados para esse estudo foram transformadores de potência, com objetivo de análise do óleo e das condições de operação do isolamento e outras.

Os transformadores são revestidos internamente por um sistema de isolamento que normalmente utiliza o óleo. Quando este óleo não tem mais integridade para realizar sua função tem-se a falha do isolamento e possivelmente falha no equipamento. Estes processos que colaboram para a aceleração da incapacidade do sistema de isolamento, quando em fase inicial, são conhecidos como falhas incipientes (ZIRBES, et al., 2005).

Tais falhas podem ser monitoradas permitindo um diagnóstico prévio de possíveis falhas e uma gestão de manutenção preditiva com objetivo de preservar os ativos da empresa e elevar a confiabilidade no sistema, evitando desperdícios, indisponibilidades e prejuízos.

O diagnóstico de falhas em transformadores deve levar em consideração que estes fenômenos são caracterizados por imprecisões, incertezas nas

medidas e não-linearidades não modeladas. Dessa forma, métodos baseados em inteligência computacional e em especial, Redes Neurais Artificiais, podem ser empregados, em conjunto com métodos tradicionais, para se obter diagnósticos automáticos de falhas de modo satisfatório (Lima, et al., 2006).

Com base nos conceitos expressos nos capítulos anteriores, sabendo-se da importância da confiabilidade nos dados e que tal confiabilidade só poderá ser obtida quando da análise e inserção da Incerteza de Medição no sistema, buscou-se considerar os métodos disponíveis para esta análise. Sendo assim, foram levantadas as possibilidades de Incertezas e possíveis erros associados as medições obtidas.

O estudo analisou a propagação da incerteza através do método analítico e numérico, buscando na literatura disponível dados para balizar o conceito apresentado e utilizou as redes e variáveis selecionadas por (Barbosa, 2008).

O processo foi descrito nos capítulos anteriores e teve como base a investigação empírica das variáveis de entrada para a rede neural realizada (Barbosa, 2008). As variáveis mais significativas foram determinadas de forma a obter exatidão e elevar a confiabilidade nos resultados apresentados pela rede.

Para a escolha de variáveis de entrada da rede neural (Barbosa, 2008) utilizou uma metodologia de busca exaustiva baseada no algoritmo ANFIS (*Neuro Fuzzy Inference System*) (Altug, et al., 1999) determinando assim quais as variáveis de entrada deverão ser utilizadas.

Foram descritos os resultados obtidos durante os testes realizados para comparar a rede utilizada por (Barbosa, 2008) incrementado a estes dados a incerteza de medição apresentada durante a realização das medições.

Esse comparativo leva em consideração a incerteza de medição dos equipamentos usados em laboratório para a análise físico química, desprezando as demais fontes de incerteza de medição, uma vez que tais análises foram realizadas em laboratórios acreditados.

6.1 Redes Neurais para Estimação da Concentração de Gases

Conforme citado em (Barbosa, 2008) considerando os resultados obtidos por (Paraskevas, et al., 2006), foram definidas as características físico-químicas que influenciam na qualidade do óleo isolante. O vetor de entrada a ser aplicado às redes neurais é constituído pelos seguintes elementos: acidez, rigidez dielétrica, teor de água, tensão interfacial, densidade e fator de potência do óleo.

As variáveis de saída são obtidas da decomposição do óleo mineral isolante de um transformador de potência em operação, submetido a situações de falhas incipientes, surgindo os seguintes gases a serem considerados: hidrogênio (H_2), metano (CH_4), etano (C_2H_6), etileno (C_2H_4), acetileno (C_2H_2), monóxido de carbono (CO) e dióxido de carbono (CO_2).

A alteração e combinação desses gases permitem que sejam observadas falhas incipientes amplamente estudadas nos métodos de Duval (1989), Roger (1978), Dörnenburg (1967), IEEE (1991) e normas conhecidas na literatura. Essas variáveis de entrada e a incerteza de medição apresentada nos certificados de calibração de cada equipamento utilizado na medição dos gases são indicadas na tabela 9.

Tabela 9 – Variáveis de Entrada Disponíveis para as Redes Neurais, Juntamente com suas Unidades de Medida e Incertezas de Medição

Variáveis de Entrada	Unidade de Medida	Incerteza (U)
Rigidez Dielétrica	Kv/0,1	0,58
Fator de Potência	%	1
Densidade	g/cm ³	0,0003
Tensão Interfacial	dynas/cm	0,2
Teor de água	µg H ₂ O	0,1
Acidez	mgKOH/g	0,00366

Na Tabela 10, é apresentada a composição do conjunto de dados de entrada disponíveis para treinamento das redes neurais. São apresentadas as variáveis de entrada e os valores mínimos e máximos que compõem o conjunto de 251 dados extraídos de transformadores em operação, tendo sido também calculados a média e o desvio padrão de tais variáveis de entrada.

Tabela 10 – Composição do Conjunto de Variáveis de Entrada Disponíveis

Variáveis de Entrada	Unidade de Medida	Valor Máximo	Valor Mínimo	Valor Médio	Desvio Padrão
Rigidez Dielétrica	(Kv/0,1)	92,3	15,5	69,056	20,1138
Fator de Potência	%	26,56	0,144	2,3791	3,0695
Densidade	(g/cm ³)	0,8996	0,8652	0,8803	0,009
Tensão Interfacial	dynas/cm	75,3	19,3	36,1737	7,6115

Teor de água	($\mu\text{g H}_2\text{O}$)	82,9	4,4	20,070	11,439
Acidez	(mgKOH/g)	0,6	0,005	0,0398	0,0493

Na rede selecionada para o estudo de caso, cada rede neural possui apenas um neurônio de saída, correspondendo à concentração de um gás. Os valores identificados na análise físico-química são consideradas as variáveis de entrada, porém nem todos contribuíram para análise e caracterização das falhas. Sendo assim é necessário identificar quais são as variáveis mais significativas para que o diagnóstico de falhas incipientes em transformadores fosse obtido.

Para realizar esta tarefa (Barbosa, 2008) utilizou o algoritmo conhecido por busca exaustiva que seleciona os atributos de melhor potencial de predição relacionado a um sistema adaptativo de inferência ANFIS (*Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems*).

Este sistema de inferência usa a série de dados de entrada e saída para construir um sistema nebuloso, onde as funções de pertinência são ajustadas por um algoritmo *back-propagation* e este combinado com método dos mínimos quadrados, permitindo que o sistema aprenda os próprios dados de modelagem.

As redes neurais empregadas são do tipo *Multi-Layer Perceptron* com treinamento pelo algoritmo de *Levenberg-Marquardt*, tendo sido implementadas em Matlab e possuindo funções de ativação do tipo tangente hiperbólica. A análise de propagação de incerteza foi avaliada para as sete redes desenvolvidas, uma para cada tipo de gás (Barbosa, 2008).

Durante uma análise prévia das redes desenvolvidas por (Barbosa, 2008), observou-se que os resultados obtidos e concluídos apresentaram respostas favoráveis, mesmo em casos que (Barbosa, 2008) considerou como insatisfatórios chegando o mesmo a desconsiderar tais resultados para uma análise mais detalhada da rede.

Sendo assim, foi observado que os dados estavam coerentes com a literatura disponível e em análise considerando as perturbações imputadas a rede, os resultados apresentados possuíram respostas melhores.

Todas as redes foram reavaliadas e possuem três variáveis de entrada, uma camada escondida e uma saída. Vale ressaltar a importância do processo de normalização dos dados redimensionando o domínio das entradas da rede para os limites que garantam a convergência. Este processo de normalização dos dados se dá de forma a obter média igual a 0 e desvio padrão igual a 1.

Além disso, os 251 padrões de entrada foram divididos conforme o seguinte critério demonstrado na tabela 11.

Tabela 11 – Dados da Rede Neural Desenvolvida para o Experimento

Parâmetros da Rede	Dados
Neurônios de Entrada	3
Neurônios da Camada Escondida	5, 15 e 25
Neurônios de Saída	1
Função de Ativação	TangHiperbólica
Quantidade de Dados	251
Quantidade de Dados de Treinamento	140
Quantidade de Dados de Validação	60
Quantidade de Dados de Testes	51

Durante o estudo foi elaborado uma tabela comparativa respeitando as rede desenvolvida por (Barbosa, 2008), onde as variáveis de saída foram relacionadas de maneira a facilitar a análise, sendo assim a Tabela 12 apresenta a análise do conjunto de variáveis de saída utilizadas no experimento, explicitando seus respectivos valores mínimos, máximos, médios e desvios padrão. Esta Tabela, também, apresenta as respectivas quantidades de neurônios na camada escondida, para cada uma das redes desenvolvidas.

É importante que a análise realizada compare os valores mínimo e máximos obtidos durante a coleta amostral de maneira a observar discrepâncias e *outliers* do conjunto.

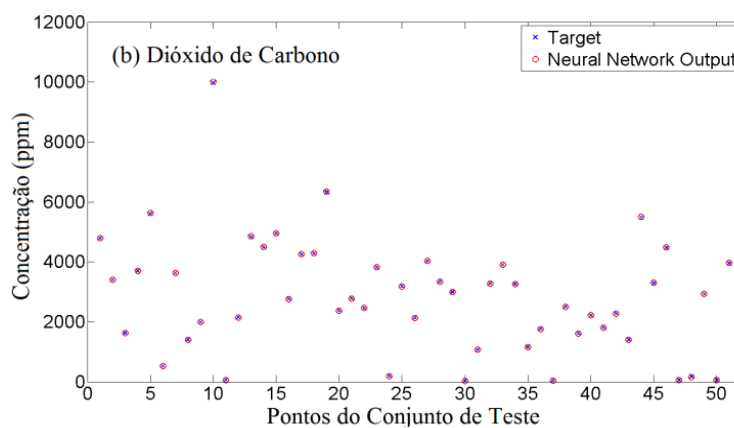
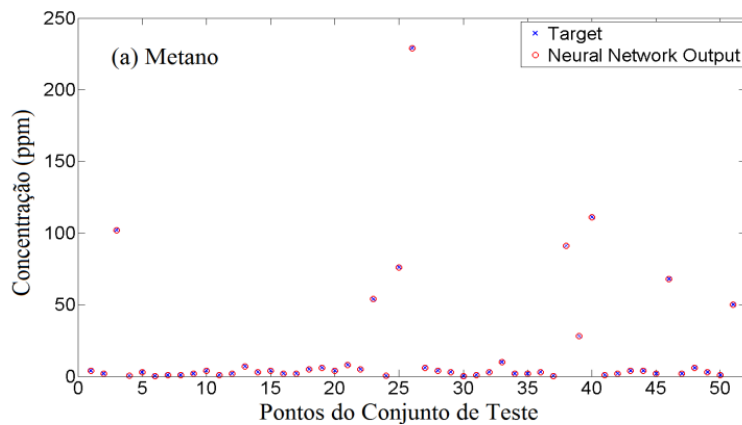
Tabela 12 – Composição do Conjunto de Variáveis de Saída Disponíveis

Variáveis de Saída	Unidade de Medida	Neurônios Camada Escondida	Valor Mínimo	Valor Máximo	Valor Médio	Desvio Padrão
H ₂ (Hidrogênio)	ppm	25	0	1533	49,18	158,52
CH ₄ (Metano)		5	0	243	16,22	37,55
CO (Monóxido carbono)		15	0,3	1325	308,47	254,39
CO ₂ (Dióxido Carbono)		25	24	9973	2880,96	2182,22
C ₂ H ₄ (Etileno)		25	0	325	31,245	51,80
C ₂ H ₆ (Etano)		15	0	382	16,09	53,80
C ₂ H ₂ (Acetileno)		5	0	2215	32,70	229,84

Observou-se que o conjunto de dados apresentados para o gás acetileno foi considerado por (Barbosa, 2008) como inconsistente para análise, porém durante a reavaliação da rede, observou-se que os valores apresentados (no caso zero) estão coerentes com as condições de operação dos equipamentos,

não havendo discrepâncias. Nesse caso foram encontrados 6 valores considerados *outliers*.

As Figuras 20 e 21 apresentam gráficos comparativos, para dados do conjunto de teste, entre as saídas de cada uma das sete redes desenvolvidas e seus respectivos valores desejados. A Figura 20(a) retrata a rede desenvolvida para estimar a concentração de metano, 20(b) dióxido de carbono, 20(c) acetileno, 20(d) etileno; por sua vez, a Figura 21(a) retrata a rede desenvolvida para estimar a concentração de hidrogênio, 21(b) etano e 21(c) monóxido de carbono.



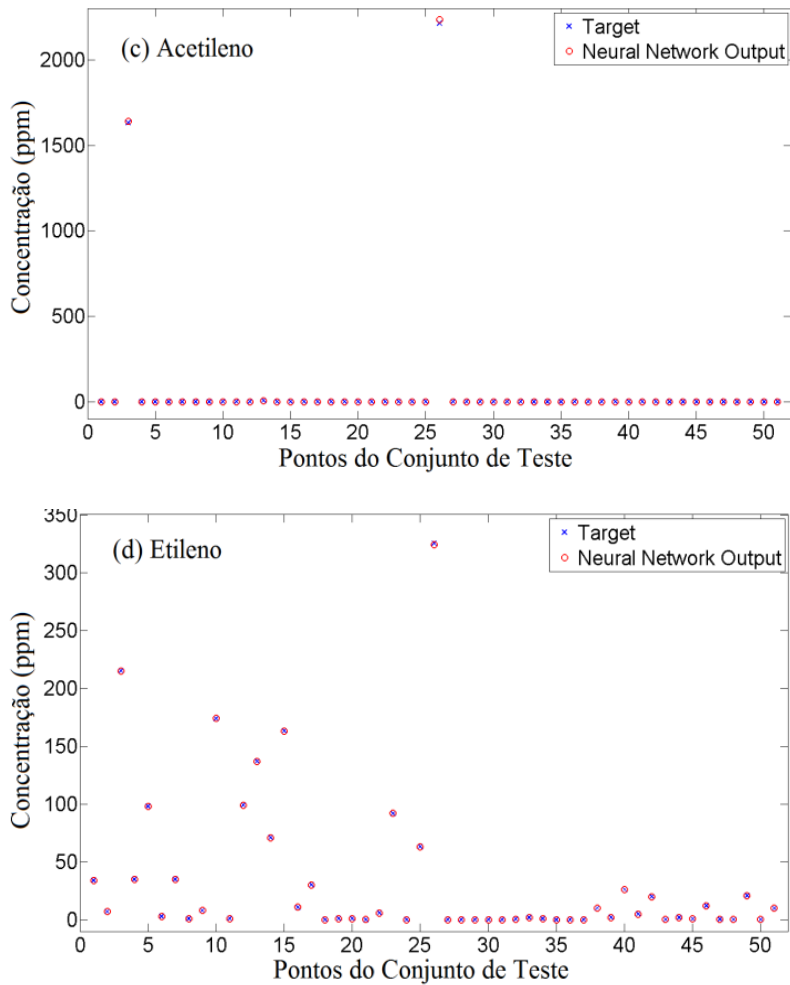
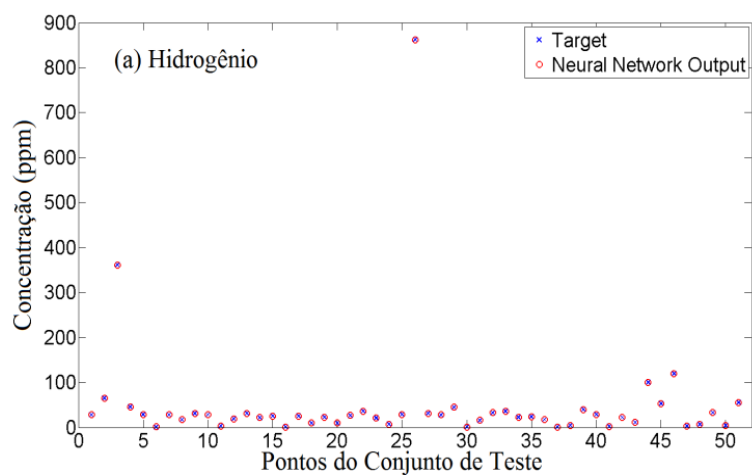


Figura 20– Comparação entre as Saídas das Redes Neurais, Utilizadas para Modelar a Concentração dos Gases, e seus Respective *Targets*. (a) Metano, (b) Dióxido de Carbono, (c) Acetileno e (d) Etileno.



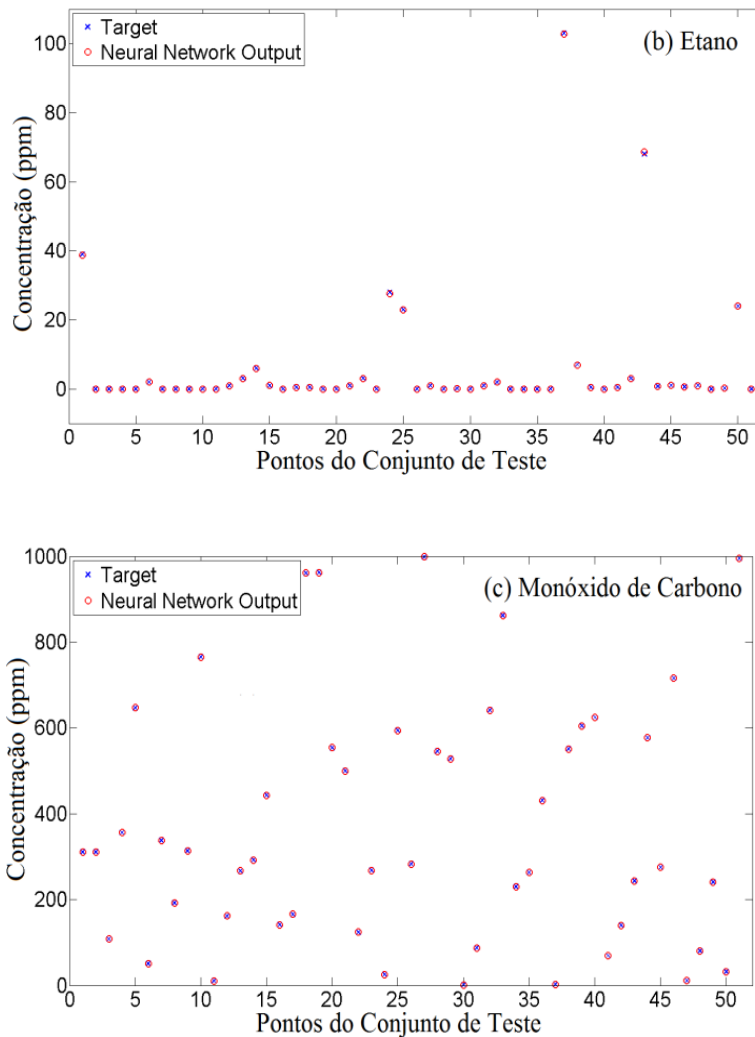


Figura 21 – Comparação entre as Saídas das Redes Neurais, Utilizadas para Modelar a Concentração dos Gases, e seus Respectivos Targets. (a) Hidrogênio, (b) Etano, (c) Monóxido de Carbono.

Observando-se as Figuras 20 e 21, verifica-se que todas as sete redes desenvolvidas modelam satisfatoriamente bem as concentrações gasosas, visto que as saídas das redes são muito próximas de seus respectivos valores-alvo.

Também observa-se que os padrões de saída das redes utilizados para modelar as concentrações de dióxido de carbono e monóxido de carbono são os mais homogeneamente distribuídos. Por outro lado, os padrões de saída da rede utilizada para modelar o acetileno apresentam grande concentração em torno de 0 ppm. Destaca-se que redes neurais treinadas com padrões mal distribuídos pelo espaço amostral tendem a apresentar dificuldades de generalização.

Os resultados apresentados nas Figuras 20 e 21 foram cuidadosamente analisados uma vez que foram considerados por (Barbosa, 2008) como insatisfatórios, mas conforme citado anteriormente, esses resultados estão

próximos de seus respectivos alvos não permitindo que se verifique visualmente o erro de aproximação das redes, pois a nova modelagem apresentou resultados extremamente próximos do conjunto de dados. Dessa forma, a fim de se permitir a visualização do erro de ajuste, apresenta-se por exemplo na Figura 22 a rede que modela a concentração de acetileno, com destaque na região entre $\pm 0,2$ ppm.

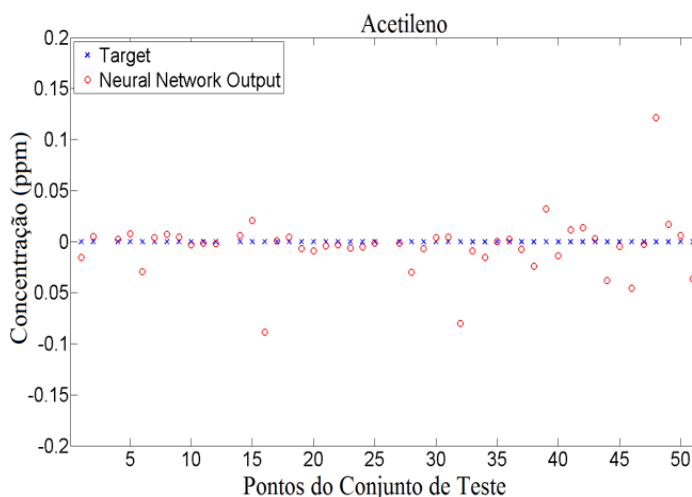


Figura 22 – Comparação entre a Saída da Rede Neural, Utilizada para Modelar a Concentração de Acetileno e seus Respectivos *Targets*. Zoom na Vizinhança de 0 ppm.

A Figura 22 evidencia o quão pequeno é o erro residual desta rede, o qual em geral é inferior a 0,1 ppm. Este fato se repete para as demais redes analisadas, sendo que, para que o erro entre a saída das redes e os alvos seja efetivamente visualizado deve-se dar um zoom em torno da região de interesse.

Esta aparente inconsistência deve-se à métrica de erro empregada por (Barbosa, 2008), estabeleceu uma relação entre os atributos físico-químicos e cromatográficos para os gases dissolvidos. Foram considerados os treinamentos *Levenberg-Marquardt* e *Back-Propagation* para análise das redes. Os resultados das análises indicaram comprometimento dos diagnósticos dos gases Etano e Acetileno considerando que os dados disponíveis não eram suficientes para análise. Em sugestão de trabalhos futuros (Barbosa, 2008) cita a obtenção de dados mais completos que permitam uma boa estimativa dos gases.

Este trabalho fez uma reanálise da rede definida por (Barbosa, 2008) com base na literatura existente e observou que os melhores resultados obtidos foram os apresentados durante o treinamento e validação, as condições apresentadas são favoráveis e o erro apresentado está próximo de zero. Durante

o desenvolvimento deste estudo, utilizou-se a métrica mais tradicionalmente empregada para redes neurais de aproximação de funções, que é a RMSE, definida por:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_{1,i} - x_{2,i})^2}{n}} \quad (A.42)$$

Calculando-se o RMSE para as sete redes treinadas, obtiveram-se os resultados apresentados na Tabela 13 a seguir. Ressaltando que não houve validação cruzada dos resultados apresentados.

**Tabela 13 – Cálculo do RMSE das Redes Treinadas por
(Barbosa, 2008)**

Gás	Variáveis de Entrada	RMSE
Metano	Rigidez Dielétrica	0,0065
	Fator de Potência	
	Densidade	
Acetileno	Rigidez Dielétrica	0,5775
	Tensão Interfacial	
	Densidade	
Hidrogênio	Rigidez Dielétrica	0,077
	Teor de água	
	Tensão Interfacial	
Monóxido de Carbono	Tensão Interfacial dynas/cm	0,0084
	Densidade	
	Fator de Potência	
Dióxido de Carbono	Rigidez Dielétrica	9,3659
	Tensão Interfacial	
	Densidade	
Etileno	Rigidez Dielétrica	0,0035
	Tensão Interfacial	
	Fator de Potência	
Etano	Acidez	0,0151
	Rigidez Dielétrica	
	Fator de Potência	

6.2 Propagação da Incerteza de Medição nas Redes Neurais para Estimação da Concentração de Gases

Após a reanálise e validação dos resultados apresentados por (Barbosa, 2008), empregou-se o método numérico descrito na seção 5.3.2 para levar em consideração a propagação da Incerteza de Medição extraída dos certificados de calibração dos equipamentos utilizados para a realização dos ensaios. Esses certificados foram tornados disponíveis pelo laboratório contratado para a análise físico química das amostras extraídas em campo.

Assim, o estudo de caso apresentado nesta seção tem como objetivo demonstrar a importância de se considerar a incerteza de medição das variáveis de entrada de redes neurais por meio de um exemplo real, verificando o comportamento e propagação da mesma ao longo da rede.

Inicialmente, foram analisadas a correlação das variáveis de entrada, observando que as mesmas se comportam de maneira aleatória, observando-se que as mesmas são variáveis independentes entre si, ou seja, qualquer fator que influencie no dado obtido em uma variável não causará perturbação as demais variáveis.

Assim, ao se empregar o método numérico descrito anteriormente, obtiveram-se os resultados apresentados na Tabela 14 a seguir:

A tabela 14 apresenta os valores de perturbação introduzidos em cada variável de entrada, e os valores resultantes na variável de saída e os próprios coeficientes de sensibilidade calculados pelo método descrito na seção 5.3.2.

Tabela 14 – Perturbação da Rede

Gás	Variáveis Entrada Mais Significativas	Perturbação Entrada	Saída Rede após Perturbação	Sensibilidade (C)
Metano	Rigidez Dielétrica (Kv/0,1)	0,58	0,5989	-1,0326
		-0,58	0,5993	
	Fator de Potência %	0,144	0,1427	-0,9899
		-0,144	0,1428	
	Densidade (g/cm ³)	0,0003	0,0065	-0,9834
		-0,0003	0,0065	
Acetileno	Rigidez Dielétrica (Kv/0,1)	0,58	0,6022	-0,3016
		-0,58	0,614	
	Tensão Interfacial	0,2	0,5923	-0,6264

	dynas/cm	-0,2	0,5962	
	Densidade (g/cm ³)	0,0003	0,5775	0,9506
		-0,0003	0,5775	
Hidrogênio	Rigidez Dielétrica (Kv/0,1)	0,58	0,5342	-0,9192
		-0,58	0,5374	
	Teor de água (µg H ₂ O)	0,1	0,096	-0,9553
		-0,1	0,0979	
	Tensão Interfacial dynas/cm	0,2	0,1875	-0,9349
		-0,2	0,1894	
Monóxido de Carbono	Tensão Interfacial dynas/cm	0,2	0,1925	-0,9638
		-0,2	0,1936	
	Densidade (g/cm ³)	0,0003	0,0084	-0,9515
		-0,0003	0,0085	
	Fator de Potência %	0,144	0,1359	-0,9437
		-0,144	0,1373	
Dióxido de Carbono	Rigidez Dielétrica (Kv/0,1)	0,58	9,3231	-0,3354
		-0,58	9,4151	
	Tensão Interfacial dynas/cm	0,2	9,2614	-0,8024
		-0,2	9,4726	
	Densidade (g/cm ³)	0,0003	9,366	-0,1564
		-0,0003	9,3659	
Etileno	Rigidez Dielétrica (Kv/0,1)	0,58	0,5420	-0,9310
		-0,58	0,5449	
	Tensão Interfacial dynas/cm	0,2	0,1907	-0,9476
		-0,2	0,1909	
	Fator de Potência %	0,144	0,1421	-0,9822
		-0,144	0,1420	
Etano	Acidez (mgKOH/g)	0,00366	0,0181	-0,9465
		-0,00366	0,0123	
	Rigidez Dielétrica (Kv/0,1)	0,58	0,4676	-0,7921
		-0,58	0,4614	
	Fator de Potência %	0,144	0,1522	-0,9513
		-0,144	0,1275	

Os valores expressos na coluna sensibilidade, da Tabela 14, retratam o quão sensível a saída da rede é em relação à respectiva entrada. Por exemplo, a

rede utilizada para modelar o acetileno tem como variáveis de entrada: rigidez dielétrica, tensão interfacial e densidade; cujas sensibilidades, em módulo, são respectivamente: 0,30; 0,63 e 0,95. Dessa forma, verifica-se que a variável de entrada que mais influencia a saída desta rede é a densidade, seguida pela tensão interfacial e, por último, a rigidez dielétrica. No entanto, o termo mais significativo da incerteza combinada, equação (A.22), será aquele que apresentar o maior produto entre a sensibilidade e sua respectiva incerteza, conforme apresentado na Tabela 15 a seguir:

Tabela 15 – Cálculo da Incerteza da Rede

Gás	Variáveis Entrada Mais Significativas	Incerteza Expandida(U)	Sensibilidade (C)	Incerteza Padrão ($\mu = U \cdot C$)
Metano	Rigidez Dielétrica (Kv/0,1)	0,58	-1,0326	-0,598908
	Fator de Potência %	1	-0,9899	-0,9899
	Densidade (g/cm ³)	0,0003	-0,9834	-0,000295
Acetileno	Rigidez Dielétrica (Kv/0,1)	0,58	-0,3016	-0,174928
	Tensão Interfacial dynas/cm	0,2	-0,6264	-0,12528
	Densidade (g/cm ³)	0,0003	0,9506	0,0002852
Hidrogênio	Rigidez Dielétrica (Kv/0,1)	0,58	-0,9192	-0,533136
	Teor de água (µg H ₂ O)	0,1	-0,9553	-0,09553
	Tensão Interfacial dynas/cm	0,2	-0,9349	-0,18698
Monóxido de Carbono	Tensão Interfacial dynas/cm	0,2	-0,9638	-0,19276
	Densidade (g/cm ³)	0,0003	-0,9437	-0,9437
	Fator de	1	-0,9508	-0,9508

	Potência %			
Dióxido de Carbono	Rigidez Dielétrica (Kv/0,1)	0,58	-0,3354	-0,194532
	Tensão Interfacial dynas/cm	0,2	-0,8024	-0,16048
	Densidade (g/cm ³)	0,0003	-0,1564	-4,692E-05
Etileno	Rigidez Dielétrica (Kv/0,1)	0,58	0,9310	0,53998
	Tensão Interfacial dynas/cm	0,2	-0,9476	-0,18952
	Fator de Potência %	1	-0,9822	-0,9822
Etano	Acidez (mgKOH/g)	0,00366	-0,9465	-0,00346419
	Rigidez Dielétrica (Kv/0,1)	0,58	-0,7921	-0,459418
	Fator de Potência %	1	-0,9513	-0,9513

Desta forma, ainda para a rede do acetileno, tem-se que o termo mais significativo da incerteza combinada será relacionado à rigidez dielétrica, seguido daquele associado à tensão interfacial, e por último o da densidade, cujos produtos sensibilidade vezes incerteza valem respectivamente: 0,175; 0,125 e 0,000285. Ou seja, um ordenamento inverso aos valores de sensibilidade. Este fato é explicado pela incerteza da variável densidade, variável à qual a saída da rede é mais sensível, ser muito menor que as demais, fazendo com que o seu produto sensibilidade vezes incerteza torne-se menor do que aqueles obtidos para tensão interfacial e rigidez dielétrica.

No caso do monóxido de carbono, verifica-se que a sensibilidade da saída da rede em relação às três variáveis de entrada é quase igual, sendo que pode-se inferir que o termo mais significativo da incerteza combinada será aquele relacionado à variável de entrada que possuir a maior incerteza, no caso a tensão interfacial.

Finalmente, a Tabela 16 apresenta os valores da incerteza combinada na variável de saída, obtidos empregando-se (3), sabendo-se que as variáveis de

entrada das redes analisadas são aleatoriamente independentes entre si. Estes valores representam a contribuição da incerteza das variáveis de entrada para a incerteza total de saída da rede. Assim como indicado na Tabela 14, a Figura 21 apresenta as incertezas combinadas dos gases metano, etileno, etano e monóxido de carbono.

Tabela 16 – Incerteza Combinada das Variáveis de Entrada

Gás	Variáveis Entrada Mais Significativas	Incerteza Expandida(U)	Sensibilidade (C)	Incerteza Padrão ($\mu = U \cdot C$)	Incerteza Combinada
Metano	Rigidez Dielétrica (Kv/0,1)	0,58	-1,0326	-0,598908	1,1570
	Fator de Potência %	1	-0,9899	-0,9899	
	Densidade (g/cm ³)	0,0003	-0,9834	-0,00029502	
Acetileno	Rigidez Dielétrica (Kv/0,1)	0,58	-0,3016	-0,174928	0,2152
	Tensão Interfacial dynas/cm	0,2	-0,6264	-0,12528	
	Densidade (g/cm ³)	0,0003	0,9506	0,00028518	
Hidrogênio	Rigidez Dielétrica (Kv/0,1)	0,58	-0,9192	-0,533136	0,573
	Teor de água ($\mu\text{g H}_2\text{O}$)	0,1	-0,9553	-0,09553	
	Tensão Interfacial dynas/cm	0,2	-0,9349	-0,18698	
Monóxido de Carbono	Tensão Interfacial dynas/cm	0,2	-0,9638	-0,19276	0,9630
	Densidade (g/cm ³)	0,0003	-0,9515	-0,00028545	
	Fator de Potência %	1	-0,9437	-0,9437	
Dióxido de Carbono	Rigidez Dielétrica (Kv/0,1)	0,58	-0,3354	-0,194532	0,2522
	Tensão Interfacial dynas/cm	0,2	-0,8024	-0,16048	

	Densidade (g/cm ³)	0,0003	-0,1564	-0,00004692	
Etileno	Rigidez Dielétrica (Kv/0,1)	0,58	0,9310	0,53998	1,1367
	Tensão Interfacial dynas/cm	0,2	-0,9476	-0,18952	
	Fator de Potência %	1	-0,9822	-0,9822	
Etano	Acidez (mgKOH/g)	0,00366	-0,9465	-0,00346419	1,0565
	Rigidez Dielétrica (Kv/0,1)	0,58	-0,7921	-0,459418	
	Fator de Potência %	0,0003	-0,9513	-0,9513	

Conforme explicitado na Tabela 16, as redes neurais desenvolvidas para modelar a concentração destes gases possuem o fator de potência como uma de suas variáveis de entrada. Dentre as seis possíveis variáveis de entrada, a única que não possui um valor de incerteza fixo ao longo de toda a sua faixa de valores é o fator de potência, para o qual o valor da incerteza é expresso em termos percentuais.

Dessa forma, sabendo que a incerteza do fator de potência é 1%, e que as medidas do mesmo apresentaram valores entre 0,144 e 26,56, pode-se inferir que, em valores absolutos, a incerteza do valor de potência assume valores entre 0,00144 e 0,2656. Como a incerteza combinada da saída da rede, utiliza a incerteza de todas as variáveis de entrada da rede, percebe-se que, para casos nos quais a incerteza de uma ou mais variáveis de entrada não seja constante, a incerteza combinada da saída será função desta(s) variável(eis), como é o caso das redes que possuem o fator de potência como variável de entrada.

Outra análise de interesse está apresentada na Tabela 17. A coluna denominada RMSE sem perturbação apresenta novamente o RMSE obtido após o treinamento das redes. Por outro lado, a coluna RMSE com perturbação apresenta os valores obtidos ao se aplicar as perturbações nas variáveis de entrada. Nesta análise verificou-se a variação do RMSE tanto para perturbações positivas ($x_i + U_i$) quanto negativas ($x_i - U_i$) em torno de cada uma das variáveis de entrada (x_i). Comparando-se os valores destas duas colunas pode-se verificar de forma direta como uma perturbação (estimada pela incerteza de

medição) de cada uma das variáveis de entrada afetaria a saída de sua respectiva rede.

Tabela 17- Apresenta os Resultados da Aplicação do Método de Propagação das Incertezas, Introduzido na Seção 3, a cada uma das Sete Redes Neurais Apresentadas acima - Metano, Dióxido de Carbono, Acetileno, Etileno, Hidrogênio, Etano, Monóxido de Carbono.

Gás	Variáveis Entrada Mais Significativas	Incerteza (UxC)	RMSE s/ considerando a Incerteza perturbação	RMSE considerando a Incerteza (perturbação)	
				+ U	- U
Metano	Rigidez Dielétrica	-0,598908	0,0065	+ U	0,5989
				- U	0,5993
	Fator de Potência	-0,009899		+ U	0,0395
				- U	0,0407
	Densidade	-0,000295		+ U	0,0065
				- U	0,0065
Acetileno	Rigidez Dielétrica	-0,174928	0,5775	+ U	0,6022
				- U	0,614
	Tensão Interfacial	-0,12528		+ U	0,5923
				- U	0,5962
	Densidade	0,0002852		+ U	0,5775
				- U	0,5775
Hidrogênio	Rigidez Dielétrica	-0,533136	0,077	+ U	0,5342
				- U	0,5374
	Teor de água	-0,09553		+ U	0,096
				- U	0,0979
	Tensão Interfacial	-0,18698		+ U	0,1875
				- U	0,1894
Monóxido de Carbono	Tensão Interfacial	-0,19276	0,0084	+ U	0,1925
				- U	0,1936
	Densidade	0,0002855		+ U	0,0084
				- U	0,0085
	Fator de Potência	-0,9508		+ U	0,0382
				- U	0,0413
Dióxido de Carbono	Rigidez Dielétrica	-0,194532	9,3659	+ U	9,3231
				- U	9,4151
	Tensão Interfacial	-0,16048		+ U	9,2614

				- U	9,4726
	Densidade	-4,692E-05		+ U	9,366
				- U	9,3659
Etileno	Rigidez Dielétrica	0,517766	0,0038	+ U	0,5169
				- U	0,5214
	Tensão Interfacial	-0,18766		+ U	0,1879
				- U	0,1884
	Fator de Potência	-0,9684		+ U	0,0351
				- U	0,0358
Etano	Acidez	- 0,0036446	0,0041	+ U	0,0054
				- U	0,0055
	Rigidez Dielétrica	-0,34452		+ U	0,3498
				- U	0,3612
	Fator de Potência	- 0,0002975		+ U	0,0325
				- U	0,0328

Pode-se inferir que, para uma dada rede, o RMSE será mais afetado por perturbações naquelas variáveis de entrada que apresentarem o maior produto: coeficiente de sensibilidade (c) vezes incerteza de medição (U).

Observando-se a Tabela 17 percebe-se que os valores de RMSE obtidos para o dióxido de carbono foram muito superiores àqueles obtidos para os demais gases. Este fato é atribuído aos valores de concentração, em ppm, do dióxido serem muito maiores do que os verificados para os demais gases, e a observação dos valores expressos na coluna *valor médio* da Tabela 12 reforça esta constatação. Ou seja, apesar de em termos absolutos os valores do RMSE obtidos para o dióxido aparentarem elevados, em termos percentuais o RMSE do dióxido é equivalentes aos dos demais gases.