

Técnica de Seleção de Variáveis em Redes Neurais Profundas para Prognóstico e Gestão da Saúde

Joaquín Figueroa Barraza, Prof. Dr. Marcelo Ramos Martins

LabRisco - Laboratório de Análise, Avaliação e Gerenciamento de Risco, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo – Departamento de Engenharia Naval e Oceânica.

Prof. Dr. Enrique López Droguett

Department of Civil and Environmental Engineering & The Garrick Institute for the Risk Sciences, University of California, Los Angeles.

ABSTRACT

Na área de prognóstico e gestão da saúde, as técnicas baseadas em deep learning têm tido uma grande evolução dentro dos últimos dez anos, obtendo resultados promissores tanto para diagnóstico como prognóstico de falhas. Apesar de serem promissoras, há uma resistência por parte da indústria para a implementação deste tipo de técnicas em grande escala. Parte dessa resistência tem relação com o fato de as redes neurais funcionarem como caixas pretas. Como as redes neurais estão compostas por várias camadas de operações não lineares, fazer uma interpretação dos resultados em função das variáveis de entrada é quase impossível na maioria dos casos. No contexto de prognóstico e gestão da saúde, é importante saber como as variáveis monitoradas se relacionam com o resultado para poder detectar vieses, gerar confiança e inclusive para ajudar na definição de ações de prevenção e mitigação. Neste contexto, este artigo utiliza uma técnica de seleção de variáveis para redes neurais profundas. Após treinamento, o modelo é capaz de entregar não só os valores relacionados com o desempenho, mas também o valor de importância de cada variável de entrada para a geração dos resultados. A técnica é aplicada em um caso de uma planta de remoção de CO₂ do gás natural em uma unidade de produção offshore. A técnica é comparada com outras duas técnicas presentes na literatura. Os resultados mostram que a utilização da técnica proposta melhora o desempenho da rede, que é capaz de fazer um ranqueamento das variáveis disponíveis de acordo com a sua importância, e que atinge níveis de desempenho maiores do que outras técnicas com menos variáveis.

1. INTRODUÇÃO

Nos últimos cinco anos, uma parte da pesquisa realizada em machine learning e deep learning tem relação com a interpretabilidade de modelos, especialmente redes neurais. Entender a dinâmica interna das redes neurais e o processo de geração de resultados é importante para validação, para geração de confiança, e inclusive aprender do modelo. Estes aspectos são relevantes na área de prognóstico e gestão da saúde [1]. Para que um modelo de diagnóstico ou prognóstico para um componente ou sistema seja implementado em produção, é necessário que, além de gerar bons resultados, haja a possibilidade de entender o seu funcionamento. Com isso, é possível avaliar o modelo em termos de vieses e generalização, para gerar confiança de que o modelo está obtendo os resultados da maneira correta. Dentro das técnicas de interpretabilidade, a seleção de variáveis entrega informação sobre a importância das variáveis de entrada do modelo. Com isso, é possível selecionar as mais importantes, reduzindo o espaço das variáveis de entrada e consequentemente aumentando a capacidade de generalização.

Neste trabalho, é utilizada uma técnica de seleção de variáveis em uma rede neural do tipo LSTM para previsão da quantidade de CO₂ no gás natural após tratamento em uma planta de remoção por meio de aminas. O objetivo é utilizar os registros anteriores de diferentes sensores da planta para fazer uma previsão da qualidade do gás natural após o processo de remoção de CO₂ nos próximos 20 minutos. Após treinamento, a

rede não só vai informar os valores associados ao seu desempenho, mas também a importância de cada uma das variáveis utilizadas. Assim, é possível determinar qual é a melhor combinação de variáveis para otimizar o desempenho da rede. O restante do artigo é organizado da seguinte forma: no capítulo 2 é apresentada uma descrição das técnicas utilizadas. No capítulo 3 o caso de estudo é descrito. No capítulo 4, são apresentados os resultados. Finalmente, no capítulo 5 são apresentadas as principais conclusões do estudo.

2. TÉCNICAS DE SELEÇÃO DE VARIÁVEIS

Neste trabalho são comparadas três técnicas de seleção de variáveis para uma rede neural do tipo LSTM [2]. A principal corresponde à técnica FS layer [3]. Nela, cada variável é multiplicada por um peso entre 0 e 1, que representa o valor de importância da variável. Para que cada valor de importância seja influenciado pela relação com o resto das variáveis, a camada tem um termo de regularização associado, da seguinte forma:

$$r(w) = \left| \sum_i w_i - 1 \right| \quad (1)$$

A técnica FS layer é comparada com outras duas: mutual information [4] e F-test [5]. Estas técnicas medem a relação entre cada uma das variáveis de entrada com a variável de saída. O valor obtido é utilizado como o valor de importância da variável.

3. CASO DE ESTUDO

O caso analisado corresponde a uma planta de remoção de CO₂ do gás natural proveniente da extração de petróleo. Na planta, uma solução de aminas é utilizada para remover o CO₂. Uma representação gráfica do sistema é apresentada na Figura 1. Na imagem, os equipamentos que compõem o sistema são apresentados, junto com o fluxo dos diferentes fluidos do sistema. Além disso, as variáveis monitoradas estão indicadas na imagem com as letras A-K. A descrição das variáveis é apresentada na Tabela 1. As variáveis A-J correspondem às variáveis de entrada do modelo, e são utilizadas para determinar a quantidade de CO₂ no gás tratado. A variável K é utilizada para treinar o modelo e para medir o desempenho após treinamento.

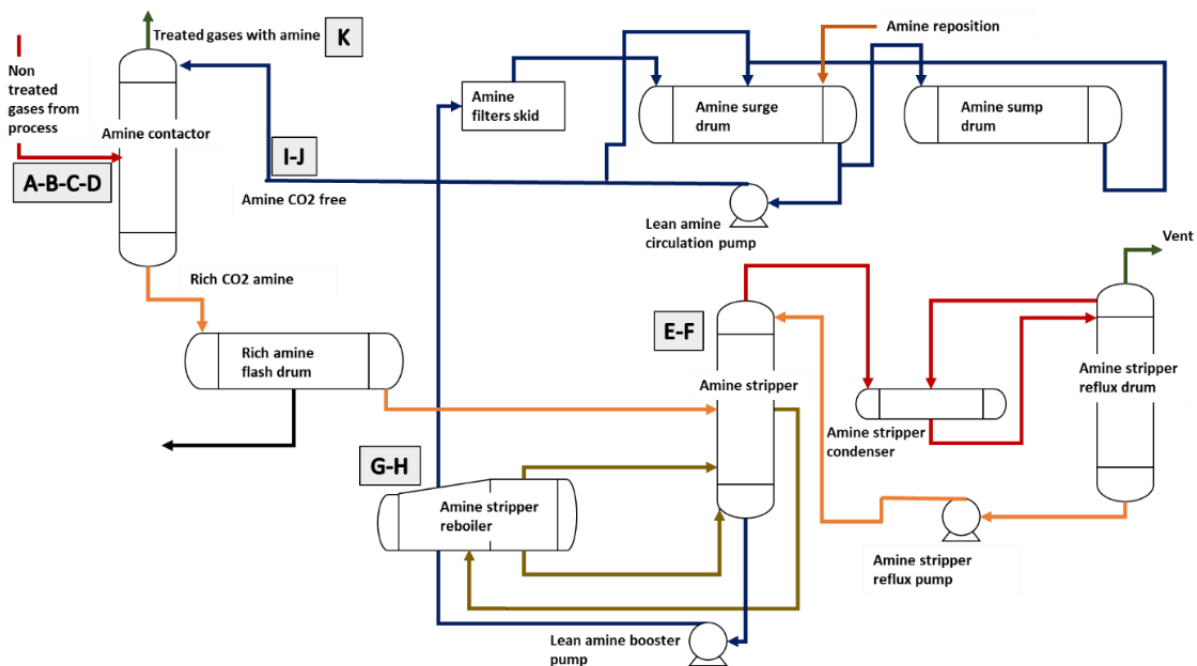


Figura 1 – Descrição gráfica do sistema e seus componentes. Fonte: [6]

Tabela 1 – Descrição das variáveis monitoradas no sistema. Fonte: [6]

Sensor	Descrição	Unidade de Medida
A	Vazão do gás não tratado	kg/h
B	Temperatura do gás não tratado	°C
C	Pressão na torre de contato	kPa
D	Diferença de temperatura entre a amina e o gás entrando na torre de contato	°C
E	Temperatura do stripper	°C
F	Pressão do stripper	kPa
G	Temperatura de amina no reboiler	°C
H	Pressão de amina no reboiler	kPa
I	Vazão de amina	kg/h
J	Temperatura de amina entrando na torre de contato	°C
K	Quantidade de CO ₂ no gás tratado	ppm

O modelo utilizado para avaliar as diferentes técnicas propostas é uma rede com uma camada LSTM de 128 neurônios e uma camada fully connected com 64 neurônios. Janelas de tempo de uma hora de dados são utilizadas para prever a quantidade de CO₂ no gás tratado nos seguintes 20 minutos. Para as técnicas utilizando mutual information e F-test, a importância das variáveis é calculada fora do modelo. Após treinamento da rede, o modelo é testado com uma quantidade crescente de variáveis, de acordo com o ranqueamento obtido por cada técnica. Para a técnica FS layer, é treinada uma rede idêntica à anterior, mas com uma camada de seleção de variáveis entre a camada de entrada e a LSTM. Após treinamento, a importância de cada variável é utilizada para obter o ranqueamento das variáveis e testar de acordo com essa ordem.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Na Figura 2 e na Tabela 2 são apresentados os resultados do estudo. De acordo com a Figura 2, a técnica FS layer atinge o melhor desempenho entre as três técnicas avaliadas, atingindo seu máximo valor com três das dez variáveis. Usando mutual information e F-test, quatro e duas variáveis são necessárias, respectivamente. Porém, os valores atingidos são piores que os da técnica FS layer. Para as três técnicas, o máximo valor de performance é superior ao valor atingido quando nenhuma técnica de seleção de variáveis é utilizada.

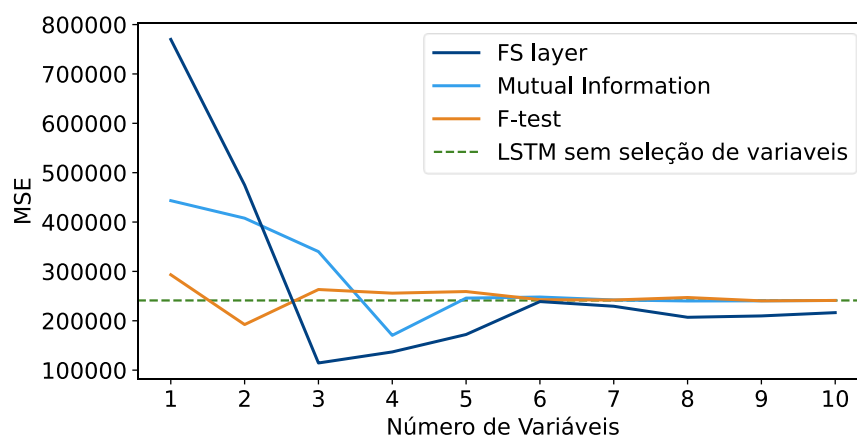


Figura 2 – Variação do mean squared error (MSE) para diferentes quantidades de variáveis de entrada.

As variáveis com as que o modelo consegue atingir seu máximo desempenho usando a FS layer são: Temperatura do gás não tratado (B), vazão do gás não tratado (A), e temperatura de amina no reboiler (G). O resto das variáveis pode ser descartado. Isso significa que durante o treinamento, o modelo consegue identificar

as relações entre as variáveis de entrada e descartar aquelas que não entregam informação relevante ou que cuja informação pode ser obtida por outras variáveis.

Tabela 2 – Mínimo MSE atingido e número de variáveis necessárias para atingir esse valor.

Técnica	MSE mínimo	Número de variáveis
FS layer	114.499	3
Mutual information	170.494	4
F-test	192.333	2

5. CONCLUSÕES

O trabalho apresenta uma comparação de técnicas de seleção de variáveis em uma rede neural LSTM para previsão da quantidade de CO₂ no gás após tratamento com aminas. Isto é importante para entender como funciona internamente a rede, o que gera confiança nos usuários. Além disso, a seleção de variáveis permite a redução do espaço das variáveis de entrada, o que eleva a capacidade de generalização do modelo. Os resultados mostram que a técnica FS layer atinge o melhor desempenho das três técnicas analisadas, com três das dez variáveis de entrada. Inclusive, com essa quantidade de variáveis, o modelo consegue atingir um desempenho melhor do que o cenário onde nenhuma técnica de seleção de variáveis é utilizada. Com os resultados obtidos, é possível implementar um modelo de previsão da qualidade do processo de remoção de CO₂ com só três variáveis sendo monitoradas no sistema. Trabalhos futuros estão ligados à avaliação do modelo para previsões mais extensas no tempo (por exemplo, varias horas), e para outro tipo de redes, como por exemplo, redes neurais convolucionais (CNN).

6. REFERENCIAS:

- [1] B. Rezaeianjouybari and Y. Shang, “Deep learning for prognostics and health management: State of the art, challenges, and opportunities,” *Meas. J. Int. Meas. Confed.*, vol. 163, p. 107929, 2020, doi: 10.1016/j.measurement.2020.107929.
- [2] S. Hochreiter and J. Uger Schmidhuber, “Long Short-Term Memory,” *Neural Comput.*, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, 1997, doi: 10.1162/neco.1997.9.8.1735.
- [3] J. F. Barraza, E. L. Drogue, and M. R. Martins, “Towards Interpretable Deep Learning: A Feature Selection Framework for Prognostics and Health Management Using Deep Neural Networks,” *Sensors*, vol. 21, no. 17, p. 5888, Sep. 2021, doi: 10.3390/S21175888.
- [4] J. R. Vergara and P. A. Estévez, “A review of feature selection methods based on mutual information,” *Neural Comput. Appl.* 2013 241, vol. 24, no. 1, pp. 175–186, Mar. 2013, doi: 10.1007/S00521-013-1368-0.
- [5] A. Golugula, G. Lee, and A. Madabhushi, “Evaluating feature selection strategies for high dimensional, small sample size datasets,” *Proc. Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. EMBS*, pp. 949–952, 2011, doi: 10.1109/IEMBS.2011.6090214.
- [6] J. Figueroa Barraza, L. Guarda Bräuning, R. Benites Perez, C. B. Morais, M. R. Martins, and E. L. Drogue, “Deep learning health state prognostics of physical assets in the Oil and Gas industry,” *Proc. Inst. Mech. Eng. Part O J. Risk Reliab.*, 2020, doi: 10.1177/1748006X20976817.