

Como a Interpretabilidade Linguística Fuzzy Melhora o Processo de Tomada de Decisão de Diagnóstico de Desempenho de Turbomáquinas

Tairo Teixeira¹

¹GT2 Tecnologia – Tel.: +55 (21) 3733-4167

Rua Hélio de Almeida, s/n, Incubadora da COPPE, Cidade Universitária UFRJ, Rio de Janeiro, RJ - Brasil – 21941-614

tairo.teixeira@gt2.com.br

Resumo. Estratégias de manutenção eficientes são cada vez mais desejáveis no mercado competitivo atual, pois há a necessidade crescente de atender a critérios exigentes de confiabilidade e disponibilidade de instalações industriais. Este trabalho aborda a interpretabilidade linguística fuzzy aplicada ao diagnóstico automático de falhas em turbomáquinas, defendendo aspectos de como a interpretabilidade de um algoritmo tende a contribuir positivamente no processo de tomada de decisão no contexto de manutenção, em especial, quando o especialista humano é o último responsável pela tomada de decisão.

Palavras-Chave. Manutenção, Diagnóstico de Falhas, Turbomáquina, Lógica Fuzzy, Turbina a Gás, Interpretabilidade, Confiabilidade.

1 Introdução

No mercado competitivo atual, é fundamental que equipamentos e instalações industriais atendam a critérios exigentes de confiabilidade e disponibilidade, logo, estratégias modernas de manutenção, como Manutenção Baseada em Condição de Máquina (do inglês *Condition-Based Maintenance* – CBM), surgem como uma maneira eficiente de atender a tais critérios de uma forma custo efetiva. Enquanto as primeiras estratégias de manutenção adotadas pela indústria eram corretivas, i.e., a correção ocorria quando o equipamento parava devido a uma falha ou pane em um ou mais de seus componentes, as segundas estratégias de manutenção eram preventivas, consistindo em uma intervenção programada antes da data provável do aparecimento de uma anomalia, visando diminuir a probabilidade de surgimento da falha. Por outro lado, CBM, baseada em um monitoramento contínuo de um ativo (ou equipamento), usa indicadores para o propósito de detectar qualquer deterioração e recomendar ações de manutenção, cuja vantagem clara é intervir no equipamento somente quando

necessário, diminuindo, assim, custos e aumentando a disponibilidade [1]–[3]. Dentro de um sistema CBM, tem-se três estágios:

- Aquisição de dados: dados oriundos de sensores são coletados e armazenados;
- Processamento de dados: os dados coletados são analisados objetivando extrair informações relevantes;
- Tomada de decisão: considerada a fase mais relevante, consiste em recomendações de ações eficientes de manutenção.

Dentro da fase de tomada de decisão, este artigo irá explorar a interpretabilidade linguística fuzzy aplicada ao diagnóstico de desempenho de turbomáquinas, tais como turbinas a gás e a vapor, bombas e ventiladores, mostrando como tal característica pode contribuir positivamente para uma ferramenta que auxilie a tomada de decisão de manutenção, em especial quando o especialista humano é o último responsável pela tomada de decisão.

2 Interpretabilidade Fuzzy

Interpretabilidade pode ser entendida como a representação do conhecimento de forma similar aos conceitos compreendidos por seres humanos [4], sendo um modelo fuzzy interpretável aquele fácil de ser compreendido, explicado ou descrito por uma pessoa, relacionando o modelo ao seu domínio de conhecimento.

Sistemas de Inferência Fuzzy (SIF) são ferramentas convenientes para modelagem de fenômenos complexos, pois são capazes de conjugar comportamento não linear por meio de uma descrição transparente de conhecimento em termos de regras linguísticas [5], em outras palavras, o uso de linguagem natural para expressar os termos envolvidos nas regras fuzzy, de fato, é um ponto chave para conjugar o formalismo matemático e a inferência lógica em interpretabilidade centrada no analista humano, o que torna tal abordagem desejável em aplicações em que pessoas são encarregadas de decisões críticas como, por exemplo, parar ou não uma turbomáquina.

O processo de tomada de decisão, por meio de um SIF, é uma modelagem determinística que estabelece relações entre entradas (conhecimento sobre o sistema) e saída (a decisão a ser tomada), expressas por regras fuzzy.

Historicamente, a modelagem de sistemas fuzzy, em muitos casos, era realizada de forma manual: um especialista expressa seu conhecimento por meio de linguagem natural para então ser embutido em regras fuzzy de forma a modelar o comportamento desejado – para ilustrar tal situação, imagine o exemplo simples a seguir: um especialista em controle de temperatura da água de um chuveiro elétrico diz: “quando a água estiver quente, aumente a vazão de água”. Tal conhecimento pode ser traduzido em uma regra fuzzy do tipo: “Se Temperatura é QUENTE, Então IncrementoAbertura-Registro é ALTO”. A seção 2.1 explica melhor a estrutura das regras e como interpretá-las). Outra forma de se obter tais regras é aprendendo a partir de exemplos salvos em uma base de dados, desta forma, foram desenvolvidos diversos algoritmos, como método de Wang-Mendel [6], capazes de extrair conhecimento (expressos na forma

de regras fuzzy) automaticamente a partir de dados. A seguir é apresentada uma explicação de como as regras fuzzy são formadas.

2.1 Entendendo as regras fuzzy

Os seres humanos se baseiam em regras para tomar decisões coerentes. Embora isso possa se dar de forma inconsciente, as decisões são estruturadas na forma de uma declaração condicional do tipo SE-ENTÃO. Resumindo, decisões são tomadas através de um processo inferencial, como no caso: se o clima está bom, então é uma boa oportunidade para ir à praia. Assim, é possível perceber que regras associam ideias e relacionam um evento a outro.

Sistemas fuzzy, que tendem a imitar o comportamento humano, funcionam de forma semelhante à lógica inferencial de um ser humano. No entanto, a decisão e os meios de escolhê-la são substituídos por conjuntos fuzzy e as regras são substituídas por regras fuzzy. Não é intenção deste artigo abordar formalmente e detalhadamente os conceitos de Lógica Fuzzy, pois tal conhecimento, para o leitor que se interessar em aprofundar no assunto, pode ser obtido na literatura aberta em várias referências [7]–[9].

Uma regra fuzzy basicamente é formada por meio da estrutura “SE (), ENTÃO []” em que os termos entre parêntesis são os antecedentes ou premissas da regra e o termo entre colchetes é o conseqüente ou conclusão da regra. Abaixo, tem-se a forma como um sistema de regras fuzzy pode ser descrito [10]:

$$\text{SE } (a_1 \text{ é } A_{i,1} \oplus a_2 \text{ é } A_{i,2} \oplus \dots \oplus a_k \text{ é } A_{i,k}), \text{ ENTÃO } [B_i] \text{ para } i = 1, \dots, I$$

Onde (a_1, a_2, \dots, a_k) é o conjunto de premissas, $A_{i,k}$ são os argumentos fuzzy com funções de pertinência $\mu_{A_{i,k}}$, B_i o conseqüente (respostas) fuzzy com funções de pertinência μ_{B_i} e \oplus representa os operadores lógicos AND, OR ou XOR.

Voltando ao exemplo do chuveiro, tem-se esta outra regra:

Se Temperatura é QUENTE AND Chuveiro é INVERNO, Então PosiçãoChuveiro é VERÃO.

Note que, neste caso, tem-se dois antecedentes conectados pelo operador AND e tal regra pode ser entendida da seguinte forma: deve-se mudar a posição do chuveiro para verão, caso a temperatura da água esteja alta e a posição do chuveiro esteja na posição inverno. A seguir será apresentado outro exemplo de interpretabilidade fuzzy, mas aplicado ao diagnóstico de uma turbina a gás industrial.

2.2 Interpretabilidade fuzzy aplicada ao diagnóstico de falhas em turbina a gás industrial

A Figura 1 ilustra uma turbina a gás industrial sendo monitorada por um sistema CBM de arquitetura típica. O primeiro módulo captura os dados dos sensores da turbina (pressão, temperatura, rotação...) e os salva em uma base de dados; o segundo

módulo usa os dados aquisitados e os analisa a fim de obter informações relevantes, no exemplo em questão, tem-se: (i) correção dos parâmetros da turbina para possibilitar a comparação, em pontos de operação diferentes, dos dados que serão usados pelo módulo seguinte [11]; (ii) envelope de operação que normalmente é usado para determinar regiões de operação em que se deseja realizar diagnóstico, por exemplo, em carga base ou em regime permanente [12]; (iii) cálculo de indicadores de desempenho, tais como eficiência dos componentes (compressor, turbina, combustor...) e potência; (iv) comparação com a referência saudável para detectar possíveis desvios de normalidade [13]; e, por último, o módulo de tomada de decisão que usa um Sistema de Inferência Fuzzy para detectar e isolar falhas na turbina.

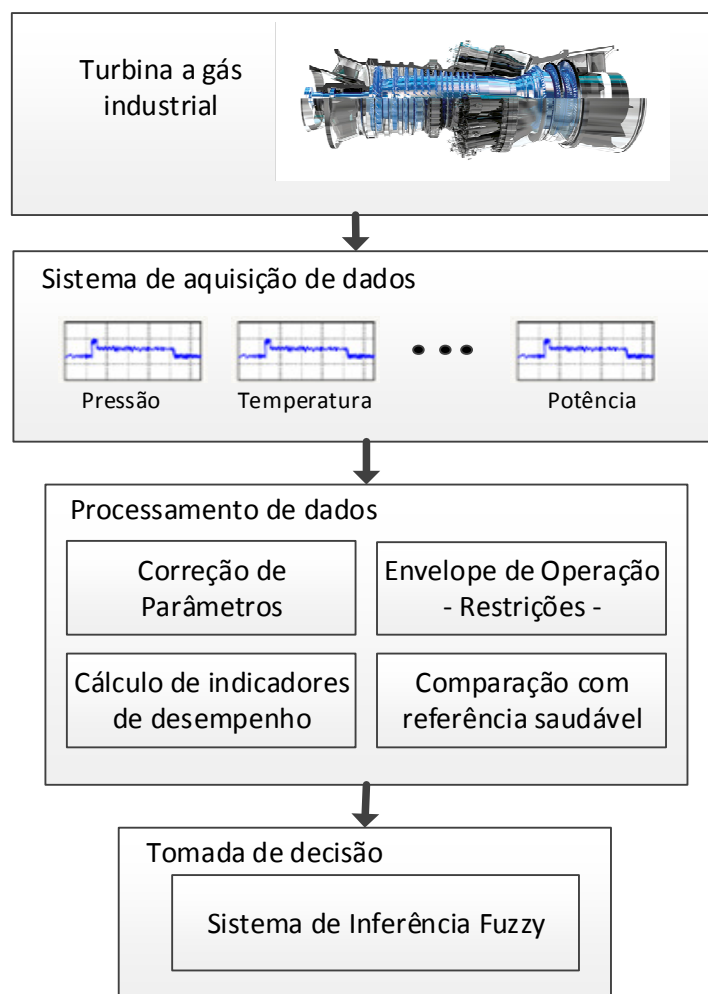


Figura 1 – Sistema CBM para monitoramento e detecção de falha em turbina a gás industrial usando Sistema de Inferência Fuzzy.

A Tabela 2 representa a Análise dos Modos de Falha e Seus Efeitos (FMEA – do inglês *Failure Mode and Effects Analysis*) para o compressor de uma turbina a gás de acordo com Boyce e Giampaolo. FMEA é um método formal que considera todos os componentes, suas funções, modos de falhas e falhas de sistemas causais.

O método FMEA foi desenvolvido nos anos de 1960 e usado pela NASA para o projeto Apollo, mais tarde para a indústria aeroespacial e centrais nucleares. Atualmente é um método padrão também na indústria automotiva [14], tendo como função identificar os principais modos de falha do equipamento, para, na etapa seguinte, determinar a melhor estratégia de manutenção para cada modo de falha.

O exemplo de diagnóstico abordado nesta seção usa como base a FMEA do compressor para obtenção das regras fuzzy do sistema CBM da Figura 1.

De forma a demonstrar o potencial de interpretabilidade fuzzy, suponha que o sistema CBM apontou que a turbina está com falha “*Fouling* no Compressor” através da ativação da regra da Tabela 1.

Tabela 1 – Regra fuzzy ativada durante a detecção e isolamento da “Falha *Fouling*”.

Eficiência	Razão de Pressão	Razão de Temperatura	Vazão de Ar	Vibração	Consequente	Operador
Baixa	Baixa	Alta	Baixa	Alta	Falha Fouling	AND

Como um SIF tem a propriedade de fornecer uma interpretabilidade linguística por meio das regras ativadas no processo de diagnóstico de falhas, a descrição linguística é importante, permitindo concluir que houve, efetivamente, a Falha *Fouling*, pois os valores de Eficiência, Razão de Pressão e Vazão de Ar estavam abaixo do normal (Baixa) e os valores de Razão de Temperatura e Vibração estavam acima do normal (Alta).

Desse modo, um modelo baseado em regras fuzzy interpretáveis é dotado da capacidade de explicar seu processo de inferência [15], logo, um especialista em turbina a gás tende a se sentir mais confiante em entender como o algoritmo produz sua saída, sendo possível, inclusive, descartar a sugestão com maior propriedade, caso a explicação seja considerada inconsistente. Na próxima seção são apresentadas outras vantagens relacionadas à interpretabilidade linguística.

Tabela 2 – Representação de modos de falha típicos de compressores de turbinas a gás industriais [16], [17].

Compressor	Eficiência	Razão de Pressão	Razão de Temperatura	Vazão de Ar	Vibração	Variação de Temperatura no Mancal	Pressão no Mancal	Pressão na Linha de Extração do Compressor
Filtro Sujo		↓		↓				
<i>Surge</i>	↑	↑ ou ↓		↓	↑ ou ↓	↑	↑	↑ ou ↓
<i>Fouling</i>	↓	↓	↑	↓	↑			
Danos nas Palhetas	↓	↓	↑	↓	↑			
Falha no Mancal					↑	↑	↓	

2.3 Por que interpretabilidade é importante?

Existem um grande número de modelos capazes de adquirir conhecimento a partir de exemplos, no entanto, tais modelos (por exemplo, Redes Neurais e SVM) são considerados **caixa-preta**, i.e., modelos cujo comportamento não pode ser facilmente explicado. Logo, interpretabilidade linguística constitui uma das vantagens de sistemas fuzzy frente a outros métodos. Abaixo são mostradas diversas razões que justificam sua escolha quando a interpretabilidade é um requisito:

- **Integração:** num modelo interpretável e baseado em regras fuzzy, o conhecimento adquirido pode ser facilmente verificado e relacionado ao conhecimento do domínio de um especialista humano. Em particular, é fácil verificar se os conhecimentos adquiridos expressam novas e interessantes relações sobre os dados, além disso, o conhecimento adquirido pode ser refinado e integrado com conhecimento especializado.
- **Interação:** o uso da linguagem natural como meio para a comunicação do conhecimento possibilita a interação entre o usuário e o modelo. A interatividade destina-se a explorar o conhecimento adquirido. Na prática, pode ser feito em nível simbólico (adicionando novas regras ou modificando as existentes) e/ou ao nível numérico (modificando os conjuntos fuzzy indicados por termos linguísticos ou adicionando novos termos linguísticos que denotem novos conjuntos fuzzy).
- **Validação:** o conhecimento adquirido pode ser facilmente validado em relação ao conhecimento de senso comum e ao conhecimento de domínio específico de um especialista. Esta capacidade permite a detecção de inconsistências semânticas que podem ter causas diferentes (dados espúrios envolvidos no processo indutivo, mínimo local em que o processo indutivo pode ter sido preso, excesso de dados, etc.). Esse tipo de detecção de anomalias é importante para impulsionar o processo indutivo para uma melhoria qualitativa do conhecimento adquirido.
- **Confiança:** o motivo mais importante para adotar modelos fuzzy interpretáveis é a sua capacidade inerente de convencer os usuários finais sobre a confiabilidade de um modelo (especialmente aqueles usuários que não estão envolvidos com técnicas de aquisição de conhecimento). Um modelo interpretável baseado em regras fuzzy é dotado da capacidade de explicar seu processo de inferência para que os usuários possam ter certeza de como ele produz seus resultados. Isto é particularmente importante em domínios como o diagnóstico de falhas em equipamentos e diagnóstico médico, no qual o perito humano é o último responsável pela tomada de decisão.

3 Conclusões

Este trabalho focou em explorar a interpretabilidade linguística aplicada ao problema de diagnóstico de desempenho de turbomáquinas. Assim, após uma breve introdução

conceitual sobre o que é interpretabilidade e como isto é feito usando sistemas fuzzy, foi apresentado um exemplo de como tal metodologia pode ser aplicada ao diagnóstico de turbina a gás e, principalmente, como explorar o uso da interpretabilidade conjuntamente com o conhecimento de um especialista humano, melhorando e tornando mais transparente o processo de tomada de decisão. Por fim, foi resumida as principais vantagens da interpretabilidade, em especial, o aumento da confiança, visto que modelos fuzzy interpretáveis, por oferecem uma explicação de sua recomendação, tendem a convencer os usuários finais mais facilmente sobre sua confiabilidade.

4 Referências

- [1] M.-A. Mortada and S. Yacout, “cbmLAD-using logical analysis of data in condition based maintenance,” in *Computer Research and Development (ICCRD), 2011 3rd International Conference on*, 2011, vol. 4, pp. 30–34.
- [2] K. F. Martin, “A review by discussion of condition monitoring and fault diagnosis in machine tools,” *Int. J. Mach. Tools Manuf.*, vol. 34, no. 4, pp. 527–551, 1994.
- [3] A. K. S. Jardine, D. Lin, and D. Banjevic, “A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 20, no. 7, pp. 1483–1510, Oct. 2006.
- [4] C. Mencar, C. Castiello, R. Cannone, and A. M. Fanelli, “Interpretability assessment of fuzzy knowledge bases: A cointension based approach,” *Int. J. Approx. Reason.*, vol. 52, no. 4, pp. 501–518, 2011.
- [5] F. Masulli, G. Pasi, and R. Yager, “Fuzzy logic and applications,” 2009.
- [6] L.-X. Wang and J. M. Mendel, “Generating fuzzy rules by learning from examples,” *Syst. Man Cybern. IEEE Trans.*, vol. 22, no. 6, pp. 1414–1427, 1992.
- [7] T. J. Ross, *Fuzzy logic with engineering applications*. John Wiley & Sons, 2009.
- [8] J. J. Buckley and E. Eslami, *An introduction to fuzzy logic and fuzzy sets*, vol. 13. Springer Science & Business Media, 2002.
- [9] E. Cox, M. O’Hagan, R. Taber, and M. O’Hagen, *The fuzzy systems handbook with cdrom*. Academic Press, Inc., 1998.
- [10] L. C. F. Silva, “GERAÇÃO DE BASE DE CONHECIMENTO DE REGRAS FUZZY EM PROBLEMAS DE ENGENHARIA.” Universidade Federal do Rio de Janeiro, 1999.
- [11] A. J. Volponi, “Gas turbine parameter corrections,” in *ASME 1998 International Gas Turbine and Aeroengine Congress and Exhibition*, 1998, p. V005T15A026-V005T15A026.
- [12] C. Celis, É. Xavier, T. Teixeira, and G. R. S. Pinto, “Steady State Detection in Industrial Gas Turbines for Condition Monitoring and Diagnostics Applications,” in *ASME Turbo Expo 2014: Turbine Technical Conference and Exposition*, 2014, p. V006T06A001-V006T06A001.
- [13] T. Teixeira, R. Tanscheit, and M. Vellasco, “Sistema de Inferência Fuzzy para Diagnóstico de Desempenho de Turbinas a Gás Aeronáuticas,” *IV CBSF*, 2016.
- [14] R. Isermann, *Fault-diagnosis systems: an introduction from fault detection to fault tolerance*. Springer Science & Business Media, 2006.

- [15] J. M. Alonso, C. Castiello, and C. Mencar, “Interpretability of fuzzy systems: Current research trends and prospects,” in *Springer Handbook of Computational Intelligence*, Springer, 2015, pp. 219–237.
- [16] M. P. Boyce, *Gas turbine engineering handbook*. Elsevier, 2011.
- [17] T. Giampaolo, *The gas turbine handbook: Principles and practices*. The Fairmont Press, Inc., 2003.