

Sistema especialista *fuzzy* aplicado à interrogação de sensores baseados em redes de período longo em fibra

Felipe Oliveira Barino

Departamento de Circuitos Elétricos
Universidade Federal de Juiz de Fora
Juiz de Fora, Brasil
felipe.barino@engenharia.ufjf.br

Alexandre Bessa dos Santos

Departamento de Circuitos Elétricos
Universidade Federal de Juiz de Fora
Juiz de Fora, Brasil

Resumo—Rede de período longo em fibra (LPFG) é tipo um importante de sensor a fibra óptica, possuindo diversas vantagens com relação a aplicabilidade e características metrolopáticas. No entanto, a interpretação do sinal das LPFGs pode ser complexa, devido à atenuação do sinal nas faixas de interesse e grande largura de banda. A interpretação deste sinal é chamada de interrogação do sensor e, geralmente, se dá pela detecção do(s) comprimento(s) de onda ressonante do sensor. Uma abordagem promissora é a utilização de filtros ópticos para aquisitar pontos do espectro de transmissão do sensor e correlacionar estes pontos ao comprimento de onda ressonante do sensor. Neste trabalho, propõe-se uma nova abordagem para a interrogação de LPFGs utilizando filtros ópticos. Um arranjo de redes de Bragg é utilizado para coletar dados do espectro, que são processados por um sistema especialista de inferência *fuzzy*. Esta proposta foi comparada a resultados prévios e a dois modelos base: modelo linear e rede neural artificial.

Keywords—processamento de sensores ópticos, interrogação, filtro óptico, redes de período longo, sistema de inferência *fuzzy*

I. INTRODUÇÃO

Sensores baseado em redes de período longo (LPFGs, do inglês *long-period fiber gratings*) têm sido utilizados nos mais diversos contextos desde monitoramento estrutural [1], [2] a bioquímica [3], [4]. Esta popularidade e grande aplicabilidade pode ser atribuída tanto às características intrínsecas dos sensores ópticos, como baixa atenuação e imunidade eletromagnética, quanto às características próprias das LPFGs, como sensibilidade direta ao índice de refração do meio externo e o complexo espectro de transmissão. Enquanto a primeira permite uma alta gama de aplicações [2]–[4], a segunda permite a utilização do sensor em esquemas de mensuração multi-parâmetro e auto-compensante [5]–[7].

Além da grande aplicabilidade e destas vantagens metrolopáticas, as LPFGs também são mais fáceis de serem fabricadas do que a contraparte de curto período (redes de Bragg, ou FBG). Note que o período de modulação de uma FBG é três ordens de magnitude menor que de uma LPFG, portanto, requer avançadas técnicas de manufatura. Por outro lado, estruturas LPFGs complexas podem ser fabricadas com técnicas e equipamentos relativamente simples [8].

O funcionamento de um sensor LPFG se baseia no acoplamento de energia entre o modo fundamental do núcleo de uma fibra monomodo e modos evanescentes da casca desta fibra. Este acoplamento ocorre em comprimentos de onda específicos, que atendem à condição de casamento de fase:

$$\lambda_{res}^m = (n_{eff,co} - n_{eff,cl}^m) \Lambda \quad (1)$$

onde $n_{eff,co}$ e $n_{eff,cl}$ são, respectivamente, o índice de refração efetivos do modo fundamental e do modo de casca, Λ é o período da LPFG, λ_{res} o comprimento de onda ressonante do sensor e m denota a ordem do modo de casca acoplado.

A energia acoplada para o m -ésimo modo de casca é rapidamente atenuada devido ao espalhamento da luz na interface entre a casca e o meio externo, logo a característica de transmissão das LPFGs é marcada por bandas de atenuação centradas em λ_{res}^m .

Do ponto de vista da instrumentação óptica, o comprimento de onda ressonante é a característica espectral mais importante de uma LPFG. De fato, ele varia com temperatura, deformação e índice externo e, portanto, é utilizado para calibrar o sensor com relação ao mensurando [9].

O processo de identificação de λ_{res} é chamado de interrogação e o dispositivo/sistema utilizado para tal recebe o nome de interrogador. O método mais intuitivo, e trivial, é mensurar o espectro de transmissão utilizando um analisador de espectros ópticos (OSA) para, em seguida, determinar a posição do vale de atenuação e estimar λ_{res} . No entanto, um OSA é grande, pesado, caro e lento para aplicações em campo. Por isso, pesquisadores vêm desenvolvendo diferentes soluções para interrogar LPFGs.

Ao invés de aquisitar todo o espectro de transmissão do sensor, filtros ópticos têm sido utilizados para aquisitar a potência óptica em pontos específicos do espectro e a correlacionar com o deslocamento da banda de atenuação da LPFG [10]–[12]. No entanto, estas abordagens são altamente dependentes da posição do filtro e da característica de transmissão da LPFG, por isso são limitadas a um único sensor ou a uma pequena faixa dinâmica (após recalibração para um sensor diferente).

Logo, pode-se dizer que interrogadores baseados em filtro óptica são otimizados para um sensor específico e, apesar de serem baratos e rápidos, tendem a possuir pouca capacidade de generalização. Para superar esta desvantagem, pode-se usar um conjunto maior de filtros ópticos. Ao realizar leituras de potência óptica em diferentes comprimentos de onda, estes interrogadores multi-filtro coletam mais informação sobre o espectro do sensor, ganhando capacidade de generalização. Em [13] o espectro de uma LPFG é estimado por meio de um denso conjunto de filtros e um algoritmo de ajuste. Já em [14] e [15] os autores propõe uma abordagem semelhante, mas usando fontes ópticas moduladas ao invés de bancos de filtros. Por outro lado, em [16] um esquema de filtragem mais esparsa, com FBGs, é utilizado em conjunto com aprendizado de máquinas para identificação apenas do comprimento de onda ressonante de LPFGs.

Neste trabalho, nós revisitamos o *setup* óptico proposto em [16], mas com uma nova técnica para o pré-processamento e interpretação dos dados. O novo método de pré-processamento reduz o impacto da fonte óptica na estimativa de λ_{res} , normaliza os dados e ainda provê um vetor de dados com interpretação intuitiva. Já com relação à estimativa de λ_{res} propriamente dita, nós apresentamos o uso de um sistema de inferência fuzzy.

II. MÉTODOS

A. O banco de dados

Foram utilizados os mesmos dados de [16], que foram aquisitados por um interrogador multi-filtro de 13 módulos, cada um composto por uma FBG centralizada em λ_{Bragg_i} , $i \in 1, \dots, 13$, conectada a um circulador e a um circuito de fotodetecção. O hardware está esquematizado na Fig. 1 e foi utilizado para coleta de 528 pares entrada-saída. Cada entrada é um vetor de contendo potências coletadas pelo arranjo de FBGs e a saída é o comprimento de onda ressonante da LPFG.

Os dados foram separados aleatoriamente em dois grupos: treino e teste, com 369 e 159 elementos, respectivamente. Tarefas como visualização e exploração dos dados, projeto, ajuste e otimização dos modelos foram feitas no grupo de treino. Enquanto grupo de teste foi utilizado somente para estimativa da performance do interrogador.

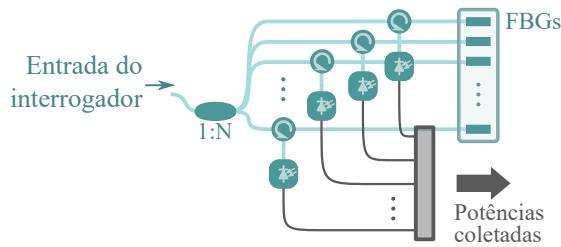


Figura 1. Esquema do hardware do interrogador.

B. Pré-processamento dos dados

Primeiro assume-se que a fonte óptica utilizada para iluminar a LPFG é conhecida pelo interrogador. Em outras palavras, a fonte é conectada ao interrogador para coleta da potência óptica pelo arranjo de FBGs.

Seja \mathbf{x}_{LPFG} e \mathbf{x}_{fonte} , respectivamente, os vetores de potência aquisitados pelo interrogador para um sensor LPFG e para a fonte óptica que o ilumina. O primeiro passo do pré-processamento é reduzir a interferência da fonte na aquisição dos dados da LPFG por meio de $\mathbf{x}_s = \mathbf{x}_{fonte} - \mathbf{x}_{LPFG}$. Note que ao invés de subtrair as potências da fonte das potências da LPFG, subtrai-se a LPFG da fonte. Portanto, ao invés de observarmos um vale ao redor de λ_{res} , observaremos um pico em \mathbf{x}_s próximo ao λ_{res} . Por último, \mathbf{x}_s é escalado pelo seu valor total, ou seja, sua soma. Sendo assim, o pré-processamento de \mathbf{x}_{LPFG} é dado por:

$$\mathbf{x} = \frac{\mathbf{x}_{fonte} - \mathbf{x}_{LPFG}}{\sum_{i=1}^{13} x_{i_{fonte}} - x_{i_{LPFG}}} \quad (2)$$

O pré-processamento de um espectro pode ser visto na Fig. 2. Observe que, antes desta etapa \mathbf{x}_{LPFG} representa pontos do espectro óptico da LPFG em λ_{Braggi} . Após pré-processar estes dados, obtém-se \mathbf{x} , que representa o quão próximo λ_{res} está de cada FBG do interrogador. Ou seja, se $x_i = 1$, λ_{res} coincidiria com λ_{Braggi} . Analogamente, se

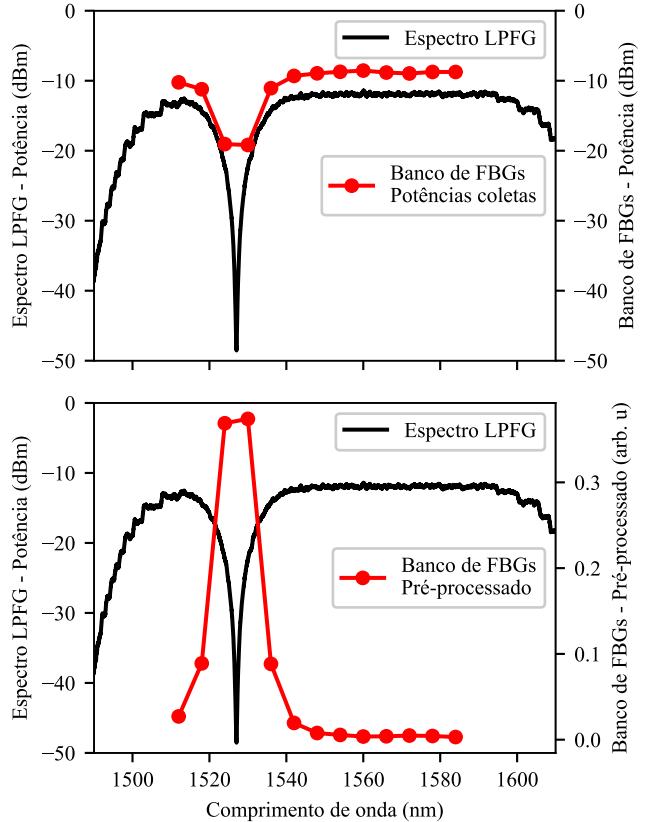


Figura 2. Pré-processamento dos dados

$x_i = x_{i+1} = 0,5$, λ_{res} estaria posicionado no ponto médio entre λ_{Bragg_i} e $\lambda_{Bragg_{i+1}}$. Apesar destes exemplos serem improváveis, devido à proximidade dos filtros FBG e à grande largura de banda das LPFGs, resultados práticos mostram o espalhamento das condições de igualdade entre elementos x_i simétricos à λ_{res} e a superposição dos dois casos.

C. O sistema de inferência fuzzy

A lógica fuzzy possui diversas aplicações [17]–[19] e neste trabalho ela será utilizada em um sistema de inferência fuzzy (FIS) do tipo Mamdani [20]. Lógica fuzzy já foi utilizada em sensoriamento óptico [21]–[24], mas ao melhor do nosso conhecimento, ainda não foi utilizada como mecanismo fundamental de um interrogador de LPFG.

A Fig. 3 mostra o sistema proposto para realizar a interrogação de uma LPFG. Todas as entradas são processadas pelas mesmas funções de pertinência, que descrevem três conjuntos fuzzy: FORA (F), MEIO (M) e CENTRALIZADO (C). Estas variáveis linguísticas representam que o vale da LPFG está fora da região de influência daquela FBG de entrada (F), que o vale está entre esta FBG e uma outra (M) e que o vale está centralizado nesta FBG (C). As funções de pertinência são gaussianas assimétricas (duas variâncias, para valores menores e maiores que a média).

Os conjuntos fuzzy de saída são 25 e foram determinados com base no posicionamento das FBGs, suas variáveis linguísticas foram denominadas Λ_k e são do tipo trapezoidal. Todos possuem base superior igual 1,25 nm e inferior igual a 2,50 nm. Treze destes trapézios ($\Lambda_{2i}, \forall i \in 0, 1, \dots, 12$) foram centralizados coincidindo com as FBGs e os demais ($\Lambda_{2i+1}, \forall i \in 0, 1, \dots, 12$) entre estes. Utilizou-se a média ponderada para defuzificação.

A base de regras, por sua vez, foi formada por dois grupos, que abordam as duas situações principais: (i) quando o comprimento de onda ressonante coincide com o comprimento de Bragg de alguma FBG e (ii) quando o comprimento de onda ressonante está entre duas FBGs, ativando então os conjuntos de saída que coincidem ou não com as FBGs. Estas situações foram abordadas em II-B, as regras do grupo (i) são:

SE (x_i é C) e (x_j é F $\forall j \neq i$) ENTÃO (λ_{res} é Λ_{2i})
 $\forall i \in 0, 1, \dots, 12$

e as regras do grupo (ii) são:

SE (x_i é M) e (x_{i+1} é M) ENTÃO (λ_{res} é Λ_{2i+1})
 $\forall i \in 0, 1, \dots, 12$

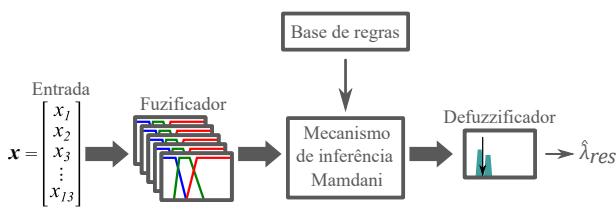


Figura 3. Diagrama de blocos do FIS proposto.

Foram utilizados os operadores $\min(\cdot)$ e $\max(\cdot)$ para as norma-t e norma-s, respectivamente.

D. Modelos base e métricas de comparação

O FIS proposto foi comparado com dois modelos base e com os resultados de [16]. Nós propomos um modelo linear baseado na premissa dos dados pré-processados. Dado λ_{Bragg} , vetor contendo a posição das FBGs, o produto interno $\mathbf{x} \cdot \lambda_{Bragg}$ permite uma primeira aproximação de λ_{res} , pois os dados pré-processados representam a contribuição percentual de cada FBG na detecção do comprimento de onda ressonante. Então define-se o modelo linear por:

$$\hat{\lambda}_{res,linear} = a(\mathbf{x} \cdot \lambda_{Bragg}) + b \quad (3)$$

onde a e b são constantes de calibração calculadas pelo método dos mínimos quadrados utilizando os dados de treinamento.

Outro modelo base foi o mesmo MLP proposto em [16], mas utilizando o novo método de pré-processamento, a fim de tornar a comparação mais justa caso este pré-processamento seja realmente mais eficiente.

Todos os modelos desenvolvidos neste trabalho foram testados e comparados com relação às métricas: erro quadrático médio (MSE), erro absoluto médio (MAE) e distribuição dos resíduos (média e desvio padrão).

III. RESULTADOS

Primeiramente, apresenta-se os resultados do treinamento do FIS, que foi realizado a partir da transferência do conhecimento do especialista para o modelo, uma das principais vantagens dos sistemas de inferência fuzzy. Note que a definição da base de regras e conjuntos de saída são pontos importantes dessa transferência de conhecimento. No entanto, para o caso apresentado, foi diretamente relacionada ao posicionamento das FBGs. Já para determinar os conjuntos fuzzy de entrada foi necessária uma análise mais minuciosa dos dados.

Analisou-se a relação entre o comprimento de onda ressonante do sensor, os comprimentos de onda de Bragg e cada valor x_i . Esta análise permitiu visualizar as entradas e os conjuntos fuzzy a serem ativados. O gráfico utilizado pode ser visto na Fig. 4, onde o eixo-x representa o comprimento de onda ressonante (com valores iguais aos conjuntos fuzzy de saída), o eixo-y representa a posição das FBGs e a intensidade representa o valor médio de cada entrada para faixas de λ_{res} em cada conjunto Λ_k . Note que há picos centrados em λ_{Bragg_i} quando x_i coincide com λ_{res} e que estes são distribuídos entre x_i e x_{i+1} quando o comprimento de onda ressonante está entre λ_{Bragg_i} e $\lambda_{Bragg_{i+1}}$.

A partir dos resultados mostrados na Fig. 4 nota-se que x_i é geralmente maior que 0,5 quando λ_{res} coincide com λ_{Bragg_i} , enquanto as demais entradas têm valores menores que 0,2. Já quando λ_{res} está entre duas FBGs, as entradas são próximas de 0,3, mas tendem a valores ligeiramente maiores. Desta forma, pôde-se determinar as funções de pertinência mostradas na Fig. 5.

O treinamento do modelo linear é trivial, bastando ajustar a equação (3) aos dados de treinamento. O treinamento do MLP

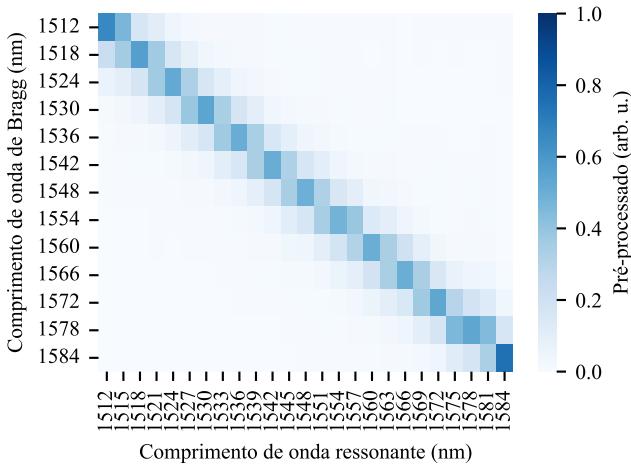


Figura 4. Valor médio de x em relação à posição do comprimento de onda ressonante.

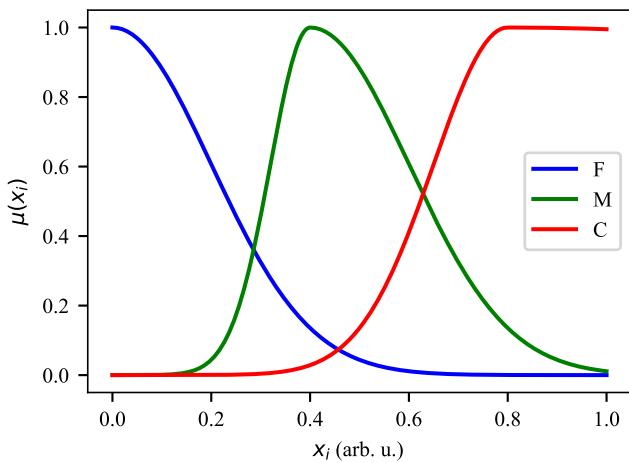


Figura 5. Função de pertinência dos conjuntos *fuzzy* de entrada.

também é simples e bem descrito em [16]. De posse dos modelos treinados, estes foram avaliados nos dados de teste, obtendo os resultados mostrados na Fig. 6. Estes resultados mostram que todos modelos explicam bem os dados observados (valores esperados), vide que seguem a reta do modelo ideal. Nota-se, no entanto, que cada modelo tem uma variância diferente, pois apesar de todos seguirem a reta, alguns a seguem com menor espalhamento.

Este espelhamento pode ser visto numericamente na Tabela I, pelo MSE e desvio padrão dos resíduos (σ). Além das métricas que descrevem os modelos vistos na Fig. 6, esta tabela também mostra os resultados de [16]. Note que o modelo base mais simples (Linear) que utiliza o novo método de pré-processamento obteve resultados superiores ao MLP de [16], indicando que o método de pré-processamento proposto é mais eficaz. De fato, um MLP com a mesma topologia de [16] treinado com dados tratados por este novo método obteve

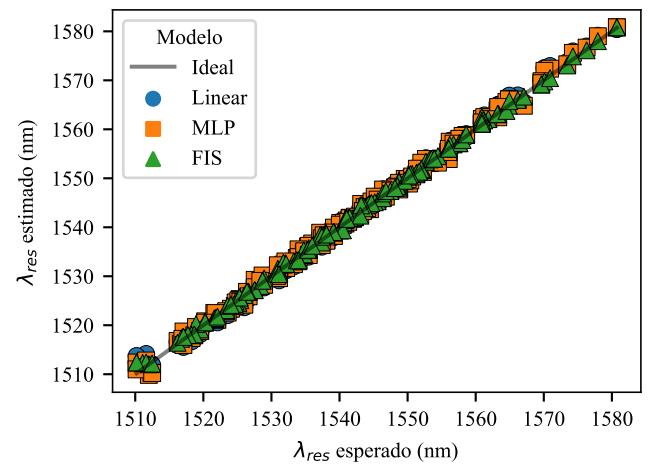


Figura 6. Comparação entre saída esperada e estimada para o FIS e modelos base.

Tabela I
COMPARAÇÃO ENTRE OS MODELOS BASE E O MODELO PROPOSTO.

Model	MAE (nm)	MSE (nm ²)	μ (nm)	σ (nm)	R ²
Ref. [28]	1.00	1.98	-0.033	1.41	0.993
Linear	0.762	0.979	-0.031	0.992	0.996
MLP	0.668	0.737	-0.083	0.857	0.997
FIS	0.443	0.317	-0.124	0.551	0.999

resultados significativamente melhores.

Já com relação ao modelo FIS, as métricas são superiores às métricas estimadas para todos os outros utilizados, exceto para a média da distribuição dos resíduos, indicando maior viés do modelo. No entanto, em termos absolutos, ainda são significativamente menores (veja o MAE). Este erro sistemático, no entanto, pode ser reduzido com uma calibração semelhante à realizada para o modelo linear, que obteve o menor viés. Ou seja, o erro aleatório do interrogador é significativamente reduzido ao utilizar o FIS.

IV. CONCLUSÕES

Este trabalho apresenta duas melhorias para um interrogador baseado em bancos de filtros: 1) pré-processamento mais robusto dos dados e 2) interpretação deste por meio de um sistema de inferência fuzzy.

Os resultados obtidos para estas propostas superaram os resultados encontrados na literatura. Um modelo de regressão simples foi capaz de obter ótimas métricas quando o novo método de pré-processamento foi utilizado, superando um modelo robusto (MLP) apresentado previamente. Com modelos mais complexos o aumento de performance foi ainda maior, com o mesmo modelo, a variância do MLP utilizando o novo método foi apenas 60% daquela que utilizou normalização simples. Já com relação ao FIS, a variância é 64% da variância do MLP com o novo método e 39% da variância previamente reportada em [16].

Portanto, pôde-se concluir que o método de pré-processamento proposto provê dados mais fáceis de processar e que o FIS é um ótimo candidato ao processamento destes dados. Além do mais, tal sistema pode ser otimizado, para reduzir a interferência e o viés do projetista. Este trabalho demonstra também a escalabilidade deste tipo de interrogador, uma vez que significativas melhorias foram alcançadas apenas com mudanças no *software* de processamento, com mais melhorias ainda em aberto.

AGRADECIMENTOS

Este trabalho recebeu suporte do Inerge-UFJF, CNPq, CAPES e Ambev.

REFERÊNCIAS

- [1] F. O. Barino, R. Faraco-Filho, D. Campos, V. N. H. Silva, A. P. Lopez-Barbero, L. de Mello Honorio, and A. B. dos Santos, "Loading Condition Estimation Using Long-Period Fiber Grating Array," *IEEE Sensors Journal*, vol. 21, no. 5, pp. 6202–6208, mar 2021. [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9284525/>
- [2] Y. Huang, F. Tang, X. Liang, G. Chen, H. Xiao, and F. Azarmi, "Steel bar corrosion monitoring with long-period fiber grating sensors coated with nano iron/silica particles and polyurethane," *Structural Health Monitoring: An International Journal*, vol. 14, no. 2, pp. 178–189, mar 2015. [Online]. Available: <http://journals.sagepub.com/doi/10.1177/1475921714560070>
- [3] F. Esposito, L. Sansone, A. Srivastava, F. Baldini, S. Campopiano, F. E. Chiavaioli, M. Giordano, A. E. Giannetti, and A. Iadicicco, "Real time and label-free detection of C-reactive protein in serum by long period grating in double cladding fiber," in *Optical Sensors 2021*, R. A. Lieberman, F. Baldini, and J. Homola, Eds. SPIE, apr 2021, p. 23. [Online]. Available: <https://www.spiedigitallibrary.org/conference-proceedings-of-spie/11772/2589969/Real-time-and-label-free-detection-of-C-reactive-protein/10.1117/12.2589969.full>
- [4] M. Janczuk-Richter, M. Dominik, E. Roźniecka, M. Koba, P. Mikulic, W. J. Bock, M. Łoś, M. Śmiertana, and J. Niedziółka-Jönsson, "Long-period fiber grating sensor for detection of viruses," *Sensors and Actuators B: Chemical*, vol. 250, pp. 32–38, oct 2017. [Online]. Available: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S092540051730758X>
- [5] F. O. Barino, G. Ébias, J. Bittencourt, D. Discini, and A. B. Santos, "Two-dimensional long-period fiber grating sensor for touch applications," *Microwave and Optical Technology Letters*, vol. 63, no. 2, pp. 647–652, feb 2021. [Online]. Available: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/mop.32599>
- [6] F. S. Delgado and A. B. dos Santos, "Multi-measurement scheme for a fiber-optic sensor based on a single long-period grating," *Journal of Modern Optics*, vol. 64, no. 21, pp. 2428–2432, nov 2017. [Online]. Available: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/09500340.2017.1367854>
- [7] J. Hromadka, N. N. Mohd Hazlan, F. U. Hernandez, R. Correia, A. Norris, S. P. Morgan, and S. Korposh, "Simultaneous in situ temperature and relative humidity monitoring in mechanical ventilators using an array of functionalised optical fibre long period grating sensors," *Sensors and Actuators B: Chemical*, vol. 286, pp. 306–314, may 2019. [Online]. Available: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0925400519301492>
- [8] C. Du, Q. Wang, S. Hu, and Y. Zhao, "Simultaneous measurement of refractive index and temperature based on a long period fiber grating inscribed in a photonic crystal fiber with an electric-arc discharge," *Instrumentation Science & Technology*, vol. 47, no. 2, pp. 185–194, mar 2019. [Online]. Available: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/10739149.2018.1508033>
- [9] G. R. C. Possetti, R. C. Kamiakawachi, M. Muller, and J. L. Fabris, "Metrological Evaluation of Optical Fiber Grating-Based Sensors: An Approach Towards the Standardization," *Journal of Lightwave Technology*, vol. 30, no. 8, pp. 1042–1052, apr 2012. [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6015513/>
- [10] H. Patrick, G. Williams, A. Kersey, J. Pedrazzani, and A. Vengsarkar, "Hybrid fiber Bragg grating/long period fiber grating sensor for strain/temperature discrimination," *IEEE Photonics Technology Letters*, vol. 8, no. 9, pp. 1223–1225, sep 1996. [Online]. Available: <http://ieeexplore.ieee.org/document/531843/>
- [11] T. Allsop, T. Earthrowl, R. Reeves, D. J. Webb, and I. Bennion, "The interrogation and multiplexing of long period grating curvature sensors using a Bragg grating based, derivative spectroscopy technique," *Measurement Science and Technology*, vol. 15, no. 1, p. 44, 2003.
- [12] J. P. Carvalho, L. Coelho, M. J. Pontes, A. P. Barbero, M. A. Martinez, R. M. Ribeiro, J. Weyl, J. M. Baptista, M. T. R. Giraldi, I. Dias, J. L. Santos, O. Frazao, and Others, "Long-Period Gratings Dynamic Interrogation With Modulated Fiber Bragg Gratings and Optical Amplification," *IEEE Sensors Journal*, vol. 12, no. 1, pp. 179–183, jan 2012. [Online]. Available: <http://ieeexplore.ieee.org/document/5732659/>
- [13] H. Guo, G. Xiao, and J. Yao, "Interrogation of a Long Period Grating Fiber Sensor With an Arrayed-Waveguide-Grating-Based Demultiplexer Through Curve Fitting," *IEEE Sensors Journal*, vol. 8, no. 11, pp. 1771–1775, nov 2008. [Online]. Available: <http://ieeexplore.ieee.org/document/4655537/>
- [14] P. dos Santos, P. Jorge, J. de Almeida, and L. Coelho, "Low-Cost Interrogation System for Long-Period Fiber Gratings Applied to Remote Sensing," *Sensors*, vol. 19, no. 7, p. 1500, mar 2019. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/1424-8220/19/7/1500>
- [15] L. H. Silva, P. Santos, L. C. C. Coelho, P. Jorge, and J. M. Baptista, "Development of a Long Period Fiber Grating Interrogation System Using a Multimode Laser Diode," *Sensors*, vol. 21, no. 3, p. 749, jan 2021. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/1424-8220/21/3/749>
- [16] F. O. Barino, A. B. d. Santos, and A. B. dos Santos, "LPG Interrogator Based on FBG Array and Artificial Neural Network," *IEEE Sensors Journal*, vol. 20, no. 23, pp. 14 187–14 194, dec 2020. [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9136757/>
- [17] A. Geramian and A. Abraham, "Customer classification: A Mamdani fuzzy inference system standpoint for modifying the failure mode and effect analysis based three dimensional approach," *Expert Systems with Applications*, vol. 186, p. 115753, dec 2021. [Online]. Available: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0957417421011295>
- [18] P. Nayak and B. Vathsavai, "Energy Efficient Clustering Algorithm for Multi-Hop Wireless Sensor Network Using Type-2 Fuzzy Logic," *IEEE Sensors Journal*, vol. 17, no. 14, pp. 4492–4499, jul 2017. [Online]. Available: <http://ieeexplore.ieee.org/document/7938335/>
- [19] M. Á. López Medina, M. Espinilla, C. Pagetti, and J. Medina Quero, "Activity Recognition for IoT Devices Using Fuzzy Spatio-Temporal Features as Environmental Sensor Fusion," *Sensors*, vol. 19, no. 16, p. 3512, aug 2019. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/1424-8220/19/16/3512>
- [20] E. Mamdani and S. Assilian, "An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller," *International Journal of Man-Machine Studies*, vol. 7, no. 1, pp. 1–13, jan 1975. [Online]. Available: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0020737375800022>
- [21] H. Li, Z. Wang, J. Y.-L. Forrest, and W. Jiang, "Low-Velocity Impact Localization on Composites Under Sensor Damage by Interpolation Reference Database and Fuzzy Evidence Theory," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 31 157–31 168, 2018. [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8374415/>
- [22] M. Qian, Y. Yu, N. Ren, J. Wang, and X. Jin, "Sliding sensor using fiber Bragg grating for mechanical fingers," *Optics Express*, vol. 26, no. 1, p. 254, jan 2018. [Online]. Available: <https://www.osapublishing.org/abstract.cfm?URI=oe-26-1-254>
- [23] Z. Fu, Y. Zhao, H. Bao, and F. Zhao, "Dynamic Deformation Reconstruction of Variable Section WING with Fiber Bragg Grating Sensors," *Sensors*, vol. 19, no. 15, p. 3350, jul 2019. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/1424-8220/19/15/3350>
- [24] X. Hu, H. Si, H. Shen, and Z. Yu, "A fuzzy neural network model to determine axial strain measured by a long-period fiber grating sensor," *Measurement and Control*, vol. 53, no. 3-4, pp. 704–710, mar 2020. [Online]. Available: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/0020294019901307>