

GRUPO DE ESTUDO DE SISTEMAS DE INFORMAÇÃO E TELECOMUNICAÇÃO PARA SISTEMAS ELÉTRICOS - GTL

REDE NEURAL RECORRENTE LEVE PARA DIAGNÓSTICO DE DESBALANCEAMENTO EM MÁQUINAS ROTATIVAS COMPLEMENTARES ÀS USINAS GERADORAS

LUCAS YUKI IMAMURA(1); SÉRGIO LUCIANO AVILA(1); FERNANDO SANTANA PACHECO (1);
MAURICIO BARBOSA DE CAMARGO SALLES(2); LEONARDO JABLON(3);
IFSC(1); USP(2); AQTECH(3)

RESUMO

Usinas geradoras são compostas por múltiplas máquinas rotativas. A manutenção da condição ótima de operação de todas as partes ajuda a estender a vida útil do conjunto. Este artigo é dedicado ao diagnóstico de desequilíbrio de rotores em máquinas rotativas leves e complementares, devido ao uso típico. O objetivo aqui é trabalhar diretamente com uma longa série temporal, a partir de sinais de vibração ou corrente elétrica, utilizando apenas uma Rede Neural Recorrente leve, dentro do conceito de computação na ponta (*edge-computing*) e Internet da Coisas Industrial (IIoT). Os resultados alcançados estão próximos de 100% de precisão nos diagnósticos.

PALAVRAS-CHAVE

Diagnóstico em tempo real; Redes Neurais Recorrentes; Internet das Coisas Industrial; Computação na Ponta; Desbalanceamento;

1. INTRODUÇÃO

Usinas geradores de energia elétrica são compostas por múltiplas máquinas rotativas. Além do gerador como principal elemento, existem inúmeros sistemas complementares, como por exemplo as bombas para lubrificação de mancal. A manutenção da condição ótima de operação de todas as partes ajuda a estender a vida útil do conjunto, garantindo o retorno do investimento e a lucratividade das empresas.

A Internet das Coisas Industrial (IIoT) é uma abordagem que busca auxiliar nessas questões. IIoT refere-se a um conjunto de sensores, instrumentos e outros dispositivos interconectados em uma rede, integrados ao controle do processo e também ao gerenciamento de energia (Langarica et al., 2020) (Liu et al., 2021). Essa conectividade permite a coleta, troca e análise de dados, possibilitando melhorias de produtividade e eficiência.

Um exemplo de aplicação do IIoT é a supervisão de uma usina geradora de energia elétrica. Trata-se de uma instalação eletromecânica equipada com sensores que monitorar a sua condição de operação, como por exemplo temperatura, vibração e corrente elétrica. Esses sensores estão continuamente coletando dados, gerando séries temporais. O reconhecimento de padrões dessas séries temporais permite a detecção de anomalias e a previsão de tendências para evitar falhas e defeitos de forma proativa. O acesso a uma grande quantidade de dados traz novos desafios e novas oportunidades para sistemas e equipamentos de monitoramento (Fink et al., 2020)(Rezamand et al. 2020).

Os processos de prognóstico e diagnóstico que usam séries temporais, como a média móvel auto-regressiva integrada, dependem dos parâmetros das séries históricas. Embora esses processos possam lidar com dados não estacionários, eles se limitam a memorizar vários estados para qualquer período. Uma rede neural recorrente (RNN) é uma classe de redes neurais artificiais em que os neurônios têm laços de retorno (Yu et al. 2019)(Sherstinsky, 2020). Tal estratégia permite representar um comportamento temporal dinâmico. Recentes revisões do uso de RNN para prognósticos de máquinas elétricas, em particular quanto a identificação de desbalanceamento, são (Zhang et al., 2020) e (Neupane and Seok, 2020).

No entanto, a RNN clássica tem alguma dificuldade em reconhecer informações relevantes quando o intervalo entre as ocorrências é grande (longo prazo). Através da introdução de funções de redundância específicas dentro da célula RNN clássica, como a memória *Constant Error Carousel* (CEC) e o controle de fluxo por três elementos de porta, a memória de longo prazo para o RNN é concebida. Essa variação é conhecida como *Long Short-Term Memory* (LSTM). As redes LSTM são adequadas para classificar, processar e fazer previsões com base em dados de séries temporais, mesmo quando elas têm uma grande lacuna entre eventos relevantes (Greff et al., 2017). Por meio da

operação dos elementos da porta é possível aprender uma estratégia para armazenar as informações úteis por um longo tempo e esquecer as informações inúteis. Para tal manobra, o LSTM requer cerca de quatro vezes o custo computacional do RNN padrão. Para reduzir essa carga foi concebida o *Just Another NETwork* (JANET) (Westhuizen and Lasenby, 2018). O mecanismo de três portas é redundante em alguns casos, então o JANET tem apenas uma porta de esquecimento. Isso torna o JANET cerca de duas vezes mais leve do que o LSTM e, em muitos testes, apresenta melhor desempenho.

Este artigo é dedicado a um dos problemas mais comuns em máquinas rotativas: o desequilíbrio do rotor devido ao uso típico (ISO 13373-1:2002 (2018) e ISO 21940-11:2016 (2016)). O objetivo aqui é trabalhar diretamente com uma longa série temporal, a partir de sinais de vibração ou corrente elétrica, aplicando diretamente RNN (sem filtros, transformadas ou pré-processamento dos sinais). É demonstrado que, apesar do fato de que algoritmos de aprendizado profundo requerem um grande conjunto de dados para treinamento, eles podem realizar extrações de características adaptativas automaticamente sem qualquer conhecimento prévio em frequências características de falha ou condições de operação, tornando-as candidatas promissoras para o diagnóstico em tempo real.

Além disso, é notável que a etapa de classificação da RNN pode ser embarcada em um dispositivo de baixo processamento computacional, sendo adequada a uma estratégia de computação de ponta (Zhang et al., 2020). Isto é especialmente relevante para as máquinas complementares nas usinas geradoras, pois fazendo o processamento matemático local evita-se o tráfego e a necessidade de armazenamento de grandes quantidades de dados, resguardando-o tais recursos para o monitoramento das máquinas principais.

O banco de dados de vibração da *Case Western Reserve University* (CWRU, 2021) foi empregado para validar as discussões, bem como uma bancada de laboratório própria. Os resultados alcançados beiram a precisão de 100% considerando vibração mecânica ou análise de corrente, mesmo para cenários ruidosos.

2. DESENVOLVIMENTO

O objetivo aqui é trabalhar diretamente com longas séries temporais, em específico os sinais de vibração mecânica ou correntes elétricas, aplicando unicamente RNN, sem filtros ou outras técnicas de pré-processamento. Recentes trabalhos sobre inteligência computacional aplicadas ao diagnóstico de desbalanceamento em máquinas rotativas são (Zhan et al., 2020) e (Neupane and Seok, 2020). Ficou demonstrado que técnicas de aprendizado profundo (*deep-learning*), entre elas as RNN, produzem ótimos resultados para diagnósticos em tempo real. RNN lidam bem com problemas multiclasse e não lineares, características do desbalanceamento.

Neste contexto, nós propusemos aqui a adoção de dados não tratados para o diagnóstico de desbalanceamento em máquinas rotativas leves usando RNN com conceitos de computação na ponta (*edge-computing*). Uma infraestrutura *edge-computing* consiste em dispositivos com limitado poder computacional, memória e largura de banda. Isto implica em desafios para técnicas que requeiram recursos intensos. Dentre as técnicas apresentadas por (Zhang et al., 2018)(Gutierrez-Torre et al., 2021)(Gao et al., 2020)(Liu et al., 2019), aqui serão discutidos o LSTM e a JANET, por apresentarem os melhores resultados – acurácia e desempenho computacional – segundo esses autores.

2.1. LSTM e JANET, comparação e validação

Nós reproduzimos o experimento usado por (Liu et al., 2019) no banco de dados de vibração mecânica do CWRU. O caso de estudo é um motor de indução trifásico de 2HP, 1800RPM e taxa de aquisição dos sinais em 12 kHz. Existem 10 classes de dados: saudável e faltas em mancais internos e externos, bem como nos rolamentos. As faltas tem 3 severidades: 7, 14 e 21 mils. Os dados foram extraídos com o motor funcionando com 4 diferentes cargas: 0, 1, 2 e 3 HP. Cada série de dados foi dividido em 1024 amostras, um pouco mais que duas voltas completas do motor, consistindo em 16 janelas de 64 pontos cada.

A Tabela 1 mostra as configurações das redes LSTM e JANET e os resultados obtidos, os quais são levemente melhores, mesmo com as mesmas configurações de (Liu et al., 2019). Essas variações são provavelmente devidas a diferenças na forma de treinamento dos hiperparâmetros, não informados no trabalho referência. Apesar da similaridade dos resultados, é notável que o desempenho da JANET seja melhor do que do LSTM, mesmo a JANET sendo duas vezes mais leve que as configurações do LSTM.

Em aplicações industriais, como hidrogeradores, é comum ter múltiplas fontes de ruído, tais como vibrações de outras fontes mecânicas ou harmônicos da alimentação de outras máquinas. Para avaliar o impacto dessas influências externas, foi adicionado ruído gaussiano no conjunto dos dados. A Tabela 1 mostra boa acurácia mesmo com ruídos em 0 dB.

TABELA I
RESULTADOS EXPERIMENTAIS – CWRU DATASET
LSTM E JANET COM DIFERENTES QUANTIDADES DE CAMADAS, CÉLULAS E CÉLULAS POR BLOCOS

#	n_h	n_{cells}	n_{CpB}	P*	FLOPs	Accuracy (%)							
				(10^3)	(10^6)	Load 0 HP	Load 1 HP	Load 2 HP	Load 3 HP	w/o ruído	10 dB	5 dB	0 dB
GRU**	1	128	1			99,2	99,2	99,5	99,6	99,38	99,32	98,68	92,00
LSTM**	1	128	1	100,1	3,17	99,7	99,7	99,8	99,8	99,75	99,55	99,20	92,55
GRU**	1	100	1			99,2	99,1	99,2	99,4	99,22	98,82	97,85	90,47
LSTM**	1	84	1	50,9	1,61	99,2	99,4	99,7	99,6	99,47	98,95	98,02	90,62
GRU**	2	64	1			99,3	99,3	99,6	99,6	99,45	99,20	98,38	92,03
LSTM**	2	53	1	48,2	1,53	99,4	99,5	99,7	99,7	99,58	99,27	98,53	92,48
JANET	1	128	1	50,7	1,59	99,98	99,37	100	100	99,84	99,83	99,74	98,42
JANET	1	128	2	38,3	1,20	99,93	99,27	99,94	100	99,78	99,75	99,64	97,83
JANET	1	128	4	32,2	1,00	99,87	99,23	99,96	100	99,77	99,71	99,57	97,49
JANET	1	128	8	29,1	0,90	99,89	99,11	99,89	99,94	99,71	99,65	99,49	97,18
JANET	1	128	16	27,5	0,85	99,63	98,61	99,86	99,87	99,49	99,44	99,15	96,08
JANET	1	128	32	26,8	0,82	99,15	98,62	99,87	99,15	99,20	99,13	98,79	95,01
JANET	2	64	1	33,7	1,07	99,95	99,24	99,96	100	99,79	99,76	99,60	97,72
JANET	2	64	2	25,4	0,80	99,97	99,25	99,95	100	99,79	99,77	99,60	97,23
JANET	2	64	4	21,3	0,67	99,94	98,98	99,94	99,93	99,70	99,66	99,33	95,79
JANET	2	64	8	19,2	0,60	99,85	98,75	99,87	99,67	99,54	99,48	99,04	94,44
JANET	2	64	16	18,2	0,57	99,50	98,44	99,80	99,40	99,28	99,15	98,39	92,21
JANET	2	64	32	17,7	0,55	98,87	97,23	99,44	97,65	98,30	98,24	97,17	90,00
LSTM	1	128	1	100,1	3,17	99,92	99,28	99,98	99,87	99,76	99,74	99,59	96,82
LSTM	1	128	2	63,0	1,99	99,90	99,09	99,94	99,97	99,72	99,70	99,53	96,91
LSTM	1	128	4	44,5	1,39	99,86	98,92	99,86	99,91	99,64	99,62	99,37	95,91
LSTM	1	128	8	35,3	1,10	99,84	98,76	99,88	99,76	99,56	99,53	99,21	95,41
LSTM	1	128	16	30,6	0,95	99,60	98,91	99,92	99,61	99,51	99,46	99,11	95,04
LSTM	1	128	32	28,3	0,88	98,80	98,34	99,77	98,98	98,99	98,99	98,28	93,42
LSTM	2	64	1	66,7	2,12	99,97	99,40	99,98	99,97	99,83	99,81	99,65	97,11
LSTM	2	64	2	41,9	1,33	100	99,27	99,98	99,64	99,72	99,71	99,47	96,18
LSTM	2	64	4	29,5	0,93	99,99	99,25	99,96	99,63	99,71	99,68	99,31	95,15
LSTM	2	64	8	23,4	0,74	99,98	99,16	99,97	99,67	99,69	99,63	98,98	93,80
LSTM	2	64	16	20,3	0,64	99,75	98,64	99,94	99,08	99,35	99,26	98,47	92,97
LSTM	2	64	32	18,7	0,59	99,41	98,02	99,85	98,02	98,82	98,66	97,22	89,41

*Parameters ** Tabela 6 de Liu et al., 2019,

n_{cell} é o número de células por camada, n_{CpB} é o número de células por bloco, e n_{blocks} é o número de blocos.

2,2, Bancada para estudos sobre desbalanceamento em máquinas rotativas leves do IFSC

Pode-se expressar o desbalanceamento de uma máquina rotativa como um produto $m \cdot e$, onde m é a massa equivalente e e é a excentricidade, desta forma:

$$F_{eq} = m \cdot e \cdot \omega^2 \sin(\omega t - \theta), \quad (1)$$

onde w é a velocidade angular e F_{eq} é a força resultante do desbalanceamento do sistema. Existem três tipos prevalentes de desbalanceamento: estático, acoplado e dinâmico. Esta classificação considera a posição relativa entre o eixo de rotação e a massa (ISO 13373-1:2018).

A Fig. 1 mostra a bancada de estudos experimentais (Jablon et al., 2020). As dimensões mecânicas principais são: diâmetro dos discos de inércia é 250 mm, comprimento total do eixo é 760 mm, distância entre os discos é de 166,2 mm, e a massa total estimada é de 38,78 kg. Com estas características, e seguindo a ISO 21940-11:2016, calcula-se o desbalanceamento máximo recomendado. Optou-se por trabalhar com três níveis de severidade da falha. Fig. 1 mostra o nível 3, o mais severo, o qual ainda respeita o limite da norma.

As principais características desta bancada são: sua forma foi desenvolvida de maneira a não acarretar desalinhamento no sistema (A); rolamentos com base rígida para minimizar o desalinhamento; três discos de inércia divididos em passos de 15° para possibilitar a introdução de massas; maior diâmetro do eixo para deslocamento do

sensor nele, próximo aos mancais; sensor de fase (B); dois sensores acelerômetros (C) a 45°; quatro sensores de deslocamento (D) a 0° e 90°; e dois acoplamentos elásticos (E),

O motor de indução trifásico 1HP é alimentado por um sistema de acionamento industrial convencional, diretamente conectado à rede sem quaisquer preocupações com a qualidade da energia. Os dados elétricos e mecânicos foram coletados ao mesmo tempo com o motor operando a 300 RPM, amostrado a 50 kHz.

O problema proposto trata da classificação de três tipos de desequilíbrio e da identificação de três níveis de severidade para cada classe, além da classe de condição saudável, considerando que cada classe possui 60 séries de 200k pontos.

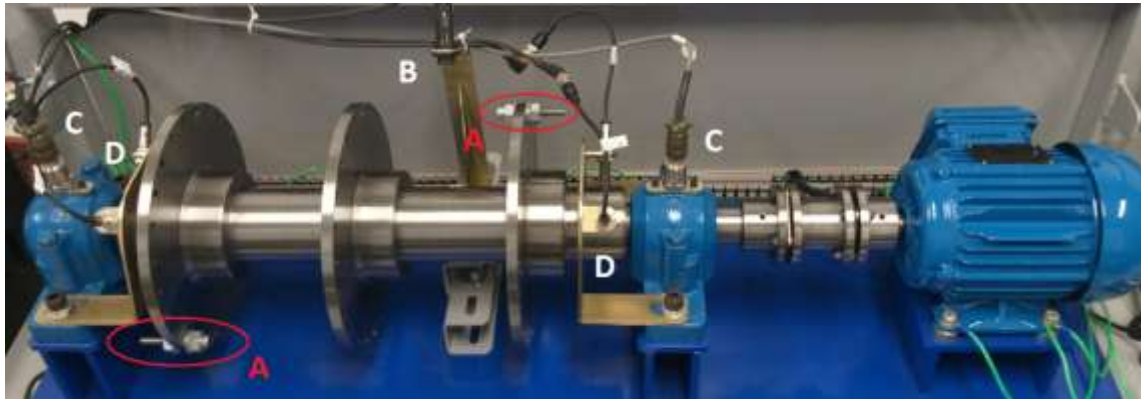


FIGURA 1. Bancada para estudos sobre desbalanceamento em máquinas rotativas leves do IFSC

A. Análise dos dados de vibração mecânica

A Tabela 2 mostra os resultados com diversas configurações de esforço da RNN. A notação é $Mxyz$, onde x é o mancal (1 ou 2), y é o tipo de medição (a para acelerômetro e d para proxímetro), e z é a localização do sensor em graus.

Com os canais M2d0 e M2d90 foi possível obter resultados com acurácia acima de 90% utilizando números de células por camada em 64, 128 e 256. Redes mais leves (32) ou mais pesadas (512) tiveram resultados inferiores.

A razão para essa perda é a divisão do sinal em três partes: saudável, ruído gaussiano centralizado 0 e falha. Quando o sinal é multiplicado pelo vetor de pesos, se o comprimento da janela de tempo for grande o suficiente, a parte do ruído será próxima de 0, mas se a janela de tempo for muito grande, a parte da falha também será 0 por causa de a natureza periódica do sinal.

TABELA II
RESULTADOS EXPERIMENTAIS DE CADA CANAL DE DADOS DE VIBRAÇÃO MECÂNICA
NA BANCADA DE DESEQUILÍBRIO DO IFSC

Canal	Esforço	Acurácia (%)			
		w/o ruído	SNR		
			10 dB	5 dB	0 dB
M1d0	32	62,50	56,41	48,05	32,65
M1d0	64	68,25	58,84	48,97	35,84
M1d0	128	69,08	59,55	49,04	35,47
M1d0	256	66,47	58,52	47,92	35,27
M1d0	512	55,58	49,96	43,11	33,15
M1a45	32	82,85	78,85	67,18	39,10
M1a45	64	81,78	77,59	65,71	39,50
M1a45	128	80,93	76,75	66,39	42,84
M1a45	256	72,92	69,40	62,77	48,22
M1a45	512	64,42	60,73	55,28	43,55
M1d90	32	58,85	60,56	62,64	58,64
M1d90	64	59,92	61,25	62,08	59,30
M1d90	128	60,77	61,11	60,81	57,96
M1d90	256	60,23	59,99	59,02	55,30

Canal	Esforço	Acurácia (%)			
		w/o ruído	SNR		
			10 dB	5 dB	0 dB
M2d0	32	73,33	69,75	62,64	52,41
M2d0	64	99,77	98,77	86,16	48,21
M2d0	128	99,08	97,96	80,18	59,89
M2d0	256	94,65	93,67	85,25	56,37
M2d0	512	79,88	77,30	71,44	57,08
M2a45	32	53,45	48,09	38,99	25,18
M2a45	64	55,17	49,05	37,26	23,01
M2a45	128	49,27	44,25	34,73	22,35
M2a45	256	45,52	41,31	34,03	23,69
M2a45	512	33,98	30,99	26,64	20,43
M2d90	32	59,52	56,66	51,21	41,28
M2d90	64	97,47	95,79	89,01	58,34
M2d90	128	98,30	96,66	85,20	50,67

M2d90	256	97,25	95,64	89,59	61,25	M2d90	512	95,13	92,18	85,44	63,67
-------	-----	-------	-------	-------	-------	-------	-----	-------	-------	-------	-------

B. Análise dos dados de corrente elétrica

As condições de trabalho na indústria podem ser mais complicadas e mutáveis do que no CWRU ou em nossa bancada de vibração mecânica, portanto, um conjunto de dados mais complexo deve ser empregado para validar as RNN. Os dados elétricos possuem três canais, que são as correntes coletadas nas três fases do motor. Eles foram divididos em amostras de 16.384 pontos, um pouco menos de duas voltas do motor. Este valor corresponde ao dobro do comprimento da amostra do sinal mecânico, pois o sinal elétrico é mais difícil de classificar, devido aos quatro fatores a seguir:

- (i) existem dois acoplamentos elásticos entre os discos e o eixo do motor;
- (ii) o motor é controlado por um sistema de acionamento que pode produzir muitos harmônicos;
- (iii) a bancada é alimentada por uma rede sem quaisquer preocupações com a qualidade da energia; e
- (iv) a transformação da vibração mecânica em ruído elétrico,

Esses fatores atenuam e/ou distorcem os sinais elétricos. Existe uma diferença entre um ambiente de laboratório e uma indústria, e isso deve ser levado em consideração na análise dos resultados.

A Tabela 3 apresenta os resultados alcançados. É possível afirmar que a corrente 3 é o melhor canal para fazer a previsão, com uma taxa de acerto maior que 86%. Para explicar isso, usamos o conceito de menor intensidade de diferença de sinal, que é a menor diferença entre a média normalizada do sinal considerando todas as classes de falha. Quanto menor for esse valor, mais semelhantes são os sinais, portanto mais difícil é classificar o sinal. Acredita-se que o sistema de acionamento do motor causa esse desequilíbrio nas correntes.

TABELA III
RESULTADOS EXPERIMENTAIS DE CADA CANAL DE DADOS DE CORRENTE ELÉTRICA
NA BANCADA DE DESEQUILÍBRIO DO IFSC

Canal	Menor intensidade do sinal	Acurácia (%)			
		w/o ruído	SNR		
			10 dB	5 dB	0 dB
Corrente 1	0,0074	79,60	62,02	39,03	17,42
Corrente 2	0,0093	84,69	63,11	40,59	21,40
Corrente 3	0,0209	86,94	68,65	44,90	21,94

3, CONCLUSÃO

Soluções de diagnóstico de falhas baseadas em inteligência computacional são necessárias para uma manufatura dita inteligente, principalmente usando o conceito de computação de ponta. Para contribuir nesta área, discutiu-se aqui uma estratégia precisa e leve para a identificação de desbalanceamentos trabalhando com dados brutos de vibração mecânica e corrente elétrica.

Também se mostrou como configurar as células LSTM e JANET para minimizar o custo computacional RNN, bem outros aspectos relevantes que podem melhorar a precisão e o desempenho. As discussões sobre o RNN usando poucas células por bloco de memória são relevantes e adequadas aos objetivos pretendidos. Os resultados nas Tabelas I e II mostram que é preferível usar blocos de memória com uma célula cada para manter o desempenho. Além disso, a imunidade ao ruído é gravemente prejudicada com várias células por bloco. Por último, JANET tem melhor precisão, menor custo computacional e melhor imunidade a ruído do que as células LSTM.

As precisões apresentadas chegam a praticamente 100% para sinais mecânicos e 87% para corrente elétrica, Vale ressaltar que se tem operado diretamente a partir de dados brutos, não necessitando de extração de recursos, como transformação de frequência.

Além disso, a possibilidade do uso de diferentes dados de entrada (vibração mecânica ou corrente elétrica) pode ser uma vantagem para algumas aplicações industriais, como não ter espaço de instalação suficiente para os sensores de vibração ou redes elétricas com muito ruído.

A RNN aqui utilizada é um método de aprendizagem supervisionada. Isso pode ser uma desvantagem para algumas aplicações. Se houver uma falha para a qual nenhum dado de treinamento foi fornecido, ela não será detectada. Além disso, pode ser necessário treinar a rede para cada motor e treinar novamente o modelo após cada parada de manutenção. Isto pode ser uma desvantagem para algumas aplicações.

Futuros estudos para melhorá-lo tratarão de: uma análise conjunta de sinais mecânicos e elétricos, reduzindo informações redundantes sem degradar a precisão da predição e aumentando a confiança do diagnóstico; estratégias para modelar memória de longo prazo com vários estados operacionais do motor, como velocidades e cargas; e a presença de outras falhas como curtos-circuitos nas bobinas do estator. Espera-se com esses avanços que as estratégias de diagnóstico se tornem ainda mais robustas para aplicações de manufatura inteligentes.

REFERÊNCIAS

- [dataset] Case Western Reserve University (2021), Bearing Data Center Website, Available: <https://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/pages/welcome-case-western-reserve-university-bearing-data-center-website>
- Fink O, Wang Q, Svensén M, Dersin P, Lee W-J, Ducoffe M., (2020), Potential, challenges and future directions for deep learning in prognostics and health management applications, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 92, Article 103678, <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2020.103678>
- Gao C., Rios-Navarro A, Chen X, Liu S, Delbruck T (2020) EdgeDRNN: Recurrent Neural Network Accelerator for Edge Inference, *IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems*, 10, 419-432, <https://doi.org/10.1109/JETCAS.2020.3040300>
- Greff K, Srivastava R K, Koutník, J, Steunebrink B R, Schmidhuber J (2017), LSTM: a search space odyssey, *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 28, 2222-2232, <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2016.2582924>
- Gutierrez-Torre A, Bahadori K, Baig S-R, Iqbal W, Vardanega T, Berral J (2021) Automatic Distributed Deep Learning Using Resource-constrained Edge Devices, *IEEE Internet of Things Journal*, <https://doi.org/10.1109/JIOT.2021.3098973>
- ISO 13373-1:2002 (2018) Condition monitoring and diagnostics of machines – vibration condition monitoring,
- ISO 21940-11:2016 (2016) Mechanical vibration — Rotor balancing — Part 11: Procedures and tolerances for rotors with rigid behavior.
- Jablon L S, Avila S L, Borba B, Mourão G L, Freitas F L, Penz C A (2021), Diagnosis of rotating machine unbalance using machine learning algorithms on vibration orbital features, *Journal of Vibration and Control*, 27, 468-476, <https://doi.org/10.1177/1077546320929830>
- Langarica S, Rüffelmacher C, Núñez F (2020) An Industrial Internet Application for Real-Time Fault Diagnosis in Industrial Motors, *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 17, 284-295, <https://doi.org/10.1109/TASE.2019.2913628>
- Liu Y, Garg S, Nie J, Zhang Y, Xiong Z, Kang J, Hossain M S, (2021) Deep Anomaly Detection for Time-Series Data in Industrial IoT: A Communication-Efficient On-Device Federated Learning Approach, *IEEE Internet of Things Journal*, 8, 6348-6358, <https://doi.org/10.1109/JIOT.2020.3011726>
- Liu W, Guo P, Ye L (2019), A low-delay lightweight recurrent neural network (LLRNN) for rotating machinery fault diagnosis, *Sensors*, 19, Article: 3109, <https://doi.org/10.3390/s19143109>
- Neupane D, Seok J, (2020), Bearing fault detection and diagnosis using Case Western Reserve University Dataset with deep learning approaches: a review, *IEEE Access*, 8, 93155-93178, <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2990528>,
- Rezamand M, Kordestani M, Carriveau R, Ting K, Orchard M E, Saif M (2020) Critical Wind Turbine Components Prognostics: A Comprehensive Review, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 69, 9306-9328, <https://doi.org/10.1109/TIM.2020.3030165>
- Sherstinsky A (2020), Fundamentals of recurrent neural network (RNN) and long short-term memory (LSTM) network, *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 404, Article 132306, <https://doi.org/10.1016/j.physd.2019.132306>
- Westhuizen J, Lasenby J, (2018), The unreasonable effectiveness of the forget gate, ID abs/1804.04849, [Online], Available: <http://arxiv.org/abs/1804.04849v3>
- Yu Y, Si X, Hu C, Zhang J, (2019), A review of recurrent neural networks: LSTM cells and network architectures, *Neural Computation*, 31, 1235-1270, https://doi.org/10.1162/neco_a_01199
- Zhang S, Wang B, Habetler T G (2020), Deep learning algorithms for bearing fault diagnostics - A comprehensive review, *IEEE Access*, 8, 29857-29881, <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2972859>
- Zhang W, Guo W, Liu X, Zhou J, Li B, Lu Q, Yang S (2018) LSTM-Based Analysis of Industrial IoT Equipment, *IEEE Access*, 6, 23551-23560, <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2825538>

DADOS BIOGRÁFICOS



(1) SÉRGIO LUCIANO AVILA

Professor no Instituto Federal de Santa Catarina (IFSC); Líder do Grupo de Pesquisas em Computação Científica para Engenharia (PECCE), que envolve pesquisadores do IFSC e empresas da Associação Catarinense de Empresas de Tecnologia (ACATE). Pesquisador associado ao Laboratório de Redes Inteligentes (LGrid) da Escola Politécnica da USP. Atua também como consultor para o MEC e a FAPESC. Trabalha no desenvolvimento de soluções para o monitoramento e prognósticos de comportamento em sistemas elétricos, o que envolve instrumentação, modelagem numérica, otimização e algoritmos de inteligência computacional. A intenção é transformar dados em informação útil para tomadas de decisão mais assertivas. ifsc.edu.br/pecce

(1) LUCAS YUKI IMAMURA

Formado como Técnico em Eletrônica pelo Instituto Federal de Santa Catarina (IFSC) e atualmente cursando Ciência da Computação na Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC). Tem experiência na área de Ciências da computação, com ênfase em técnicas de inteligência computacional.

(1) FERNANDO SANTANA PACHECO

Possui graduação em Engenharia Elétrica (1999), mestrado (2001) e doutorado (2007) em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal de Santa Catarina. Atualmente é professor do Instituto Federal de Santa Catarina (IFSC) e pesquisador do Grupo de Pesquisas em Computação Científica para Engenharia (PECCE). Tem experiência na área de Engenharia Elétrica, com ênfase em processamento de sinais, microcontroladores e interfaces homem-máquina.

(2) MAURICIO BARBOSA DE CAMARGO SALLES

Professor assistente na Escola Politécnica da USP, desde 2010. Em 2004, obteve título de mestrado pela UNICAMP. De 2006 a 2008, se juntou à equipe do Instituto de Máquinas Elétricas da RWTH Aachen University. Em 2009, ele recebeu o grau de Doutor pela Universidade de São Paulo (USP). Entre 2014 e 2015, foi professor visitante Universidade Harvard, na John A. Paulson School of Engineering and Applied Sciences. Seus principais interesses são geração distribuída, análise dinâmica de sistemas elétricos, estabilidade, energias renováveis, armazenamento de energia e mercados de energia elétrica. É um dos fundadores do Laboratório de Redes Elétricas Avançadas – Lgrid.

(3) LEONARDO JABLON

Engenheiro Eletricista pelo Instituto Federal de Santa Catarina. Atualmente trabalha como Analista de Software pela AQTech Engenharia e Instrumentação S.A.