

# Classificação de sinais de ECG sintéticos

Eduardo P. L. Jaqueira, Renato Candido e Magno T. M. Silva

**Resumo**— Neste artigo, sinais de eletrocardiograma sintéticos foram gerados utilizando dois modelos gerativos: um baseado na rede adversária gerativa e outro no autocodificador variacional. Os sinais sintéticos foram classificados por uma rede perceptron multicamada treinada com sinais reais. A taxa de acerto de classificação dos sinais sintéticos foi superior a 80%, o que indica que esses sinais podem ser usados para melhorar as métricas de classificação de arritmias cardíacas.

**Palavras-Chave**— Aprendizado de máquina, rede adversária gerativa, autocodificador variacional, eletrocardiograma, aumento de dados.

**Abstract**— In this paper, synthetic electrocardiogram signals were generated using two generative models: one based on the generative adversarial network and other on the variational autoencoder. The synthetic signals were classified by a multilayer perceptron network trained with real signals. The correct classification rate of synthetic signals was superior to 80%, which indicates that these signals can be used to improve cardiac arrhythmia classification metrics.

**Keywords**— Machine learning, generative adversarial network, variational autoencoder, electrocardiogram, data augmentation.

## I. INTRODUÇÃO

Técnicas de aprendizado de máquina [1] têm sido amplamente estudadas para a classificação de arritmias cardíacas por meio do sinal de eletrocardiograma (ECG) [2], [3]. Entretanto, altas taxas de erro dessas técnicas fazem com que elas ainda estejam longe de serem empregadas na prática. Em [3], foram propostas soluções baseadas em redes perceptron multicamada (*multilayer perceptron* – MLP), redes neurais recorrentes, análise de discriminante linear e combinações desses modelos para classificação automática de arritmias cardíacas. Foram utilizados sinais de ECG do banco de dados MIT-BIH *Arrhythmia Database* (MITDB) [4], levando-se em conta quatro classes: batimentos do nó sinusal (N), supraventriculares ectópicos (S), ventriculares ectópicos (V) e fusão de batimentos normais e ventriculares ectópicos (F). Dentre as soluções propostas, a combinação da MLP com a LDA apresentou o melhor desempenho e alcançou métricas de classificação superiores às da literatura para as classes S e V.

Apesar de terem sido consideradas técnicas usuais para lidar com classes desbalanceadas em [3], acredita-se que métricas de classificação superiores só possam ser alcançadas com um banco de dados balanceado. Na classificação de arritmias cardíacas, a técnica de *data augmentation* com modelos gerativos também tem sido usada para gerar sinais de ECG sintéticos com o objetivo de balancear os bancos de dados [5], [6]. Neste

trabalho, são utilizados uma rede adversária gerativa (*generative adversarial network* – GAN) [5]–[7] e um autocodificador variacional (*variational autoencoder* – VAE) [6], [8] para gerar sinais de ECG sintéticos da classe N. 92% dos batimentos do MITDB são dessa classe. Apesar de ser mais importante gerar batimentos das classes menos representativas na busca do balanceamento do banco de dados, decidiu-se iniciar com a classe N neste estudo preliminar já que há mais dados para o treinamento dos modelos gerativos.

O artigo está organizado da seguinte forma. Na Seção II, são descritos os modelos gerativos propostos. Na Seção III, são mostrados os resultados de simulação e a Seção IV fecha o artigo com as principais conclusões e trabalhos futuros.

## II. MODELOS PROPOSTOS

A GAN conta com duas redes neurais: o gerador e o discriminador [7]. Um vetor de espaço latente  $\mathbf{x}$  de tamanho 100 é gerado a partir de uma distribuição normal de média zero e variância unitária. O vetor  $\mathbf{x}$  é então fornecido ao gerador, produzindo um sinal sintético  $\mathbf{x}_G$  de tamanho 320. Em seguida,  $\mathbf{x}_G$  é transmitido ao discriminador, onde é classificado como “real” ou “sintético”. Como o objetivo da pesquisa é gerar sinais próximos dos reais, idealmente o discriminador não deve ser capaz de diferenciar sinais reais do banco de dados de sinais sintéticos gerados pelo gerador treinado. No gerador da GAN, utilizou-se uma rede neural recorrente bidirecional composta por blocos BiLSTM (*bidirectional long short-term memory*) [10]. Especificamente, foram utilizadas duas camadas BiLSTM com vetor de estados de tamanho 100 e tamanho do *mini-batch* igual a 22, sendo então a saída dessa rede submetida a uma camada linear e à função tangente hiperbólica. No discriminador, foi utilizada uma rede MLP composta de 6 camadas ocultas, diminuindo gradualmente o número de neurônios de cada camada ( $320, 2^8, 2^7, \dots, 2^4$ ), e uma camada de saída com 1 neurônio. O esquema da arquitetura descrita para a rede GAN pode ser observado na Figura 1. Consideraram-se ainda a entropia cruzada binária como função custo, ReLU e sigmoideal como funções de ativação nas camadas ocultas e de saída, respectivamente, otimizador Adam, *minibatch* de 22, passo de adaptação de  $5 \times 10^{-5}$ , *dropout* e treinamento por 400 épocas.

No codificador e decodificador do VAE [8], foram utilizadas redes MLP com duas e três camadas, respectivamente. Na saída do codificador, foi feita uma reparametrização do sinal [9]. Em ambas as redes, consideraram-se uma combinação do erro quadrático médio e da divergência de Kullback-Leibler [1], [9] como função custo, LeakyReLU como função de ativação, normalização de *batch*, 600 épocas, *minibatch* de 22 e passo de adaptação de  $10^{-4}$ . No treinamento do VAE, um sinal de ECG real  $\mathbf{x}$  de tamanho 320 é fornecido ao codificador

Eduardo P. L. Jaqueira, Renato Candido e Magno T. M. Silva, Depto. de Engenharia de Sistemas Eletrônicos, Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, SP, Brasil, emails: eduardo.jaqueira@usp.br; renatocan@lps.usp.br; magno.silva@usp.br. Este trabalho foi financiado pela CAPES (código de financiamento 001), pelo CNPq (127301/2023-2, 303826/2022-3 e 404081/2023-1) e pela FAPESP (2021/02063-6).

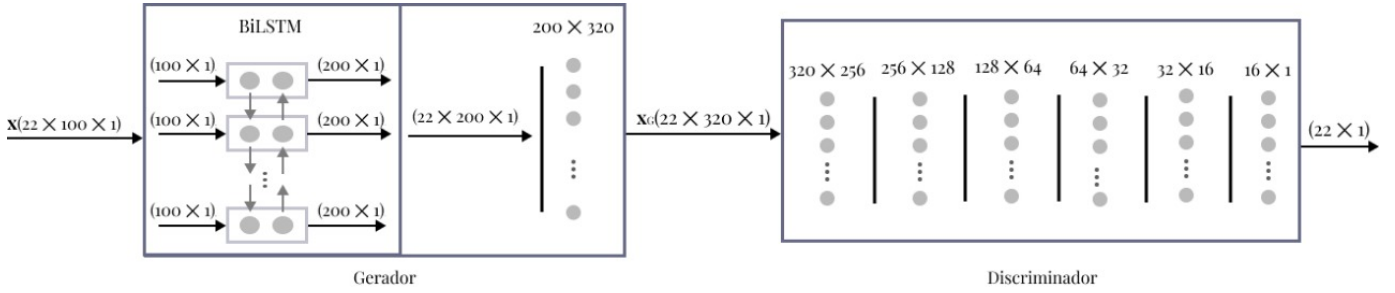


Fig. 1: Arquitetura esquemática da GAN com blocos BiLSTM no gerador e rede MLP no discriminador.

com 320 neurônios na camada de entrada. Esse sinal é então expandido para a camada seguinte contendo 512 neurônios e em seguida comprimido, produzindo três vetores de tamanho 10:  $z$ ,  $\mu$  e  $\varphi$ . O vetor  $z$  é fornecido ao decodificador que procura “recuperar” o sinal anterior, expandindo esse vetor ao longo das camadas. Primeiramente para uma camada de 512 neurônios e chegando a uma camada de 320 neurônios, obtendo a saída  $y$ . O esquema da arquitetura descrita para essa rede pode ser observada na Figura 2.

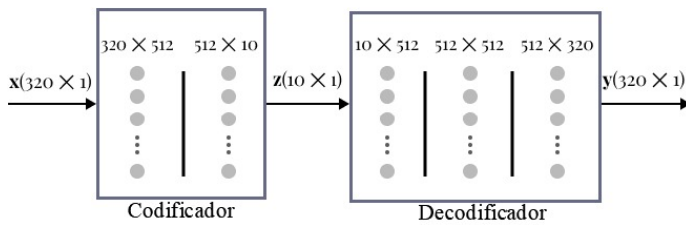


Fig. 2: Arquitetura esquemática do VAE.

### III. SIMULAÇÕES E RESULTADOS

Os modelos gerativos foram treinados com batimentos da classe N do MITDB. Como entrada, foram consideradas amostras de batimentos individuais centralizados em seus picos, normalizadas para o intervalo  $[-1, 1]$  e organizadas em vetores de tamanho 320. Após o treinamento, os sinais sintéticos gerados foram comparados com um modelo representativo da classe N (*template*) [6], utilizando *dynamic time warping* (DTW) [11]. Calculou-se então a menor distância entre os batimentos gerados e o *template*, denotada por  $s_3$ . A partir dessa distância, baseando-se nos métodos definidos em [6], definiu-se um limiar ( $2,5 \times s_3$ ) empiricamente, de modo a obter batimentos condizentes com o sinal de classe N esperado. Foram considerados como aceitáveis apenas os sinais com valores de  $s_3$  inferiores ao limiar, o que levou a taxas de aproveitamento de 26,5% e 8,8% dos sinais gerados para a GAN e para o VAE, respectivamente.

Os batimentos aceitos foram unidos de modo a gerar sinais com três batimentos em vetores de tamanho 960, permitindo assim que o sinal seja classificado utilizando a rede definida em [3]. Esses sinais foram então classificados com a rede MLP treinada com sinais de ECG reais de [3]. Os resultados da classificação estão na Tabela I. A taxa de acerto na classificação dos batimentos gerados pela GAN foi de 85% enquanto para o VAE essa taxa ficou em torno de 81%. Houve erros de classificação divididos entre as classes S e V. Cabe observar que a acurácia geral da rede MLP de [3] é de 77,2%, sendo que para a classe N, ela apresentou sensibilidade de

82,4%, precisão de 88,7% e  $F_1$ -score de 85,4%. Comparando essas métricas com as taxas de acerto obtidas, conclui-se que os sinais sintéticos gerados são adequados.

TABELA I: Percentual da classificação - ECGs sintéticos (N).

	N	S	V	F
GAN	85,0%	6,3%	8,7%	0,0%
VAE	80,6%	7,2%	12,2%	0,0%

### IV. CONCLUSÃO

A geração de sinais de ECG sintéticos é uma solução promissora para o balanceamento de bancos de dados e obtenção de melhores métricas de classificação de arritmias cardíacas. O estudo preliminar realizado neste artigo indica que, para as configurações propostas, a GAN apresenta vantagem quanto à “qualidade” dos sinais sintéticos gerados em relação ao VAE. Entretanto, o tempo de treinamento e o custo computacional do VAE é cerca de cinco vezes menor que o da GAN. Por isso, vale a pena buscar configurações do VAE que levem a resultados semelhantes aos da GAN em termos de aproveitamento dos sinais gerados e taxa de acerto de classificação. Dando continuidade à pesquisa, pretende-se utilizar os mesmos métodos aqui apresentados para gerar sinais de ECG sintéticos das classes menos representativas. Em seguida, pretende-se retrainar a rede MLP de [3] com um banco de dados sintético balanceado e validar com dados reais.

### REFERÊNCIAS

- [1] C. Bishop, *Deep Learning: Foundations and Concepts*, Springer, 2023.
- [2] S. K. Berkaya *et al.*, “A survey on ECG analysis,” *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 43, pp. 216–235, 2018.
- [3] N. Nagata, R. Candido, M. T. M. Silva, “Combinações de redes neurais e discriminantes lineares para classificação de arritmias cardíacas,” in *Anais do SBtT*, Fortaleza, CE, 2021.
- [4] G. B. Moody, R. G. Mark, “The impact of the MIT-BIH arrhythmia database,” *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.*, vol. 20, pp. 45–50, 2001.
- [5] A. M. Delaney, E. Brophy, T. E. Ward, “Synthesis of realistic ECG using generative adversarial networks,” disponível em <https://arxiv.org/abs/1909.09150>, arXiv, 2019.
- [6] E. Adib, F. Afghah, J. J. Prevost, “Synthetic ECG signal generation using generative neural networks,” disponível em <https://arxiv.org/abs/2112.03268>, arXiv, 2021.
- [7] I. Goodfellow *et al.*, “Generative adversarial networks,” *Communications of the ACM*, vol. 63, pp. 139–144, 2020.
- [8] D. P. Kingma, M. Welling, *An Introduction to Variational Autoencoders*, Now Publishers, Norwell, MA, 2019.
- [9] L. Dinh, *Reparametrization in deep learning*, Tese de Doutorado, Univ. Montréal, 2018.
- [10] A. Sherstinsky, “Fundamentals of Recurrent Neural Network (RNN) and Long Short-Term Memory (LSTM) network,” *Physica D: Nonlinear Phenomena*, vol. 404, 2020.
- [11] P. Senin, *Dynamic time warping algorithm review*, Technical report, University of Hawaii, 2008.