

Identificação de Taquicardia Ventricular por meio da Reconstrução do Espaço de Fases

Cecília de Moura Costa, Ittalo dos Santos Silva, Renato de Aguiar Hortegal e Carlos Danilo Miranda Regis

Resumo—A análise de sistemas de dinâmica linear tem despertado interesse nos últimos anos, visto que, permite a obtenção de informações não observáveis anteriormente, como por exemplo a reconstrução do espaço de fases. O sinal de eletrocardiograma representa uma série temporal, cujo comportamento descreve uma trajetória no espaço de fases. A análise dessa trajetória aplicando o método da contagem de caixas possibilita a identificação de taquicardia ventricular em sinais de eletrocardiograma. No algoritmo desenvolvido, parâmetros como tempo de atraso, tamanho de bloco e limiares foram variados afim de buscar o melhor desempenho ao analisar sinais do *MIT-BIH Arrhythmia Database* e do *Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia Database*. Para o primeiro banco, o melhor desempenho apresentou sensibilidade e especificidade de 75% e 52,94%, respectivamente para um atraso de 0,5 s e tamanho de bloco 40×40 . No segundo banco esses valores foram de 71,42% e 100% para o mesmo atraso, mas tamanho de bloco 5×5 .

Palavras-Chave—Espaço de Fases, Eletrocardiograma, Processamento Digital de Sinais, Taquicardia Ventricular.

Abstract—The analysis of linear dynamical systems has attracted interest in recent years, since it allows the obtaining of unobservable information from these systems, through tools such as phase space reconstruction. The electrocardiogram signal represents a time series, a behavior describes a trajectory in the phase space. The analysis of this trajectory using the box counting method allows the identification of ventricular tachycardia in electrocardiogram signals. In the developed algorithm, parameters such as delay time, block size and thresholds were varied to look for the best performance in the analysis of the *MIT-BIH arrhythmia database* and the *Ventricular Tachyarrhythmia Database of Creighton University*. For the first bank, the best performance showed sensitivity and specificity of 75% and 52,94%, respectively for a delay of 0,5 s and block size 40×40 . In the second bank these values were 71,42% and 100% for the same delay, but block size 5×5 .

Keywords—Phase Space, Electrocardiogram, Digital Signal Processing, Ventricular tachycardia.

I. INTRODUÇÃO

No decorrer do desenvolvimento da ciência foi introduzido a ideia de modelar matematicamente sistemas naturais, por meio do desenvolvimento das equações diferenciais, de modo a tornar possível fazer previsões sobre o comportamento desses sistemas. Embora muitos sistemas, naturais ou não, possam ser descritos por leis determinísticas, esse sistemas podem ser não-lineares, em que a imprevisão causada não vem da falta de determinismo, mas porque a complexidade da dinâmica

requer uma precisão que é impossível de calcular. Há ainda, aqueles sistemas não lineares, estocásticos, que apresentam um comportamento dinâmico caótico, caracterizado pela imprevisibilidade e extrema sensibilidade às condições iniciais e aos parâmetros do sistema [1].

Esses sistemas caóticos, ou sistemas dinâmicos, são constantemente observados na natureza, em problemas que envolvem desde dinâmica populacional, à situações de arritmia cardíaca e modelos de turbulência. Baseado na teoria do caos, um sistema dinâmico não-linear é um sistema não determinístico, em que as implicações de suas variáveis, individualmente, são aleatórias e não previsíveis. Esses sistemas evoluem no domínio do tempo com um comportamento desequilibrado e aperiódico, no qual o seu estado futuro é extremamente dependente de seu estado atual, e pode ser mudado radicalmente a partir de pequenas mudanças no presente [1].

Trabalhos como os de [2] e [3] mostram que a reconstrução do espaço de fases é uma ferramenta interessante na análise de cardiopatias como a taquicardia ventricular e a fibrilação ventricular. Eles observaram que para essas cardiopatias, trajetórias diferentes eram desenhadas no espaço de fases reconstruído e que por meio de características extraídas desse espaço é possível identificar cada uma delas. Esse método permite a distinção desses sinais cujos comportamentos são semelhantes no domínio do tempo, embora a TV possa assumir comportamentos distintos conforme o tipo, monomórfica ou polimórfica.

O sinal de eletrocardiograma (ECG), em condições normais, possui periodicidade e comportamento semelhante ao de sistemas de dinâmica linear, contudo quando acometido por distúrbios, como a taquicardia ventricular, esse sinal torna-se completamente caótico. A taquicardia ventricular é uma arritmia maligna caracterizada pela aceleração dos batimentos cardíacos originada nos ventrículos e cujo ritmo ventricular possui pelo menos três batimentos sucessivos, morfologia do complexo QRS uniforme (monomórfica) ou variada (polimórfica) e frequência superior a 100 batimentos por minuto [4].

Quando essa aceleração é muito grande, isso sugere que a arritmia pode ser rápida demais para o corpo aguentar colocando o indivíduo em risco de morte. Trata-se de uma condição clínica crítica, que necessita de pronto reconhecimento e que pode levar o indivíduo à instabilidade hemodinâmica, choque cardiogênico e parada cardiorespiratória em curto período de tempo [5].

Sendo assim, este trabalho se concentrou em identificar, por meio da reconstrução do espaço de fases a taquicardia ventricular utilizando um método simples de análise da caoticidade

Cecília de Moura Costa, Ittalo dos Santos Silva, Renato de Aguiar Hortegal e Carlos Danilo Miranda Regis, Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia, João Pessoa-PB, Brasil, E-mails: ceciliamcost@gmail.com, ittalo-santoss@gmail.com, eletrocardio2009@gmail.com, danilo.regis@ifpb.edu.br. Aluna de pós-graduação em Engenharia Elétrica, Estudante de Engenharia Elétrica, Médico Cardiologista e Doutor em Engenharia Elétrica.

das trajetórias descritas, o método da contagem de caixas, sem o uso de inteligência computacional.

II. ELETROCARDIOGRAMA

Por meio de um aparelho denominado eletrocardiógrafo, o exame de ECG mede pequenas intensidades de corrente elétrica, a partir de eletrodos dispostos em determinados pontos do corpo humano. O sinal de ECG é composto por ondas bem definidas denominadas de onda P, complexo QRS e onda T. A Figura 1 apresenta a onda de ECG característica e seus segmentos, na qual a onda P marca o início do ciclo cardíaco, seguido pelo segmento PR que indica o tempo em que o estímulo elétrico leva para alcançar os ventrículos.

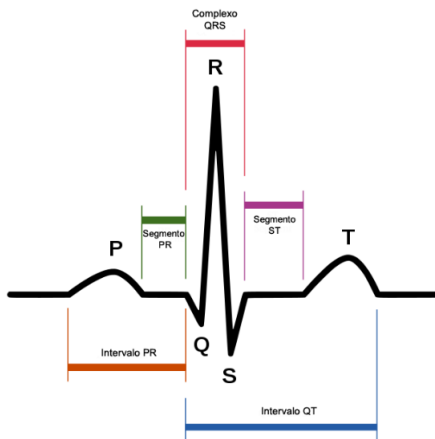


Fig. 1. Onda de ECG característica [6].

O complexo QRS está diretamente atrelado à ativação ventricular seguido pelo segmento ST que representa o tempo que o estímulo leva para repolarizar os ventrículos. Por fim, a onda T representa a repolarização ventricular. Qualquer anormalidade no complexo cardíaco será representada por alterações nessas ondas [7].

O traçado eletrocardiográfico é disposto em diferentes configurações dos sinais provenientes de eletrodos instalados no tórax, braços e pernas de forma a permitir uma avaliação atividade elétrica coração por planos. Tais derivações podem ser classificadas em precordiais e periféricas. As derivações periféricas utilizam como referência os membros: braços e pernas. Essas derivações podem ser vista como os lados de um triângulo equilátero, como apresentado na Figura 2 na qual DI, DII e DIII representam as derivações padrões determinadas por Willem Einthoven.

Por convenção, foi estabelecido que o primeiro eletrodo (positivo) da derivação DI é colocado no ombro esquerdo e o segundo eletrodo (negativo) no ombro direito. Na derivação DII, o eletrodo positivo é colocado na perna esquerda e o negativo no ombro direito. Já na derivação DIII, o positivo está na perna esquerda e o negativo no ombro esquerdo [8].

Nas derivações precordiais registra-se, isoladamente, o potencial elétrico de uma região ou de um ponto. As derivações unipolares aumentadas aVR, aVL e aVF são caracterizadas pela colocação convencional dos eletrodos positivos em ombro direito, esquerdo e perna esquerda, respectivamente.

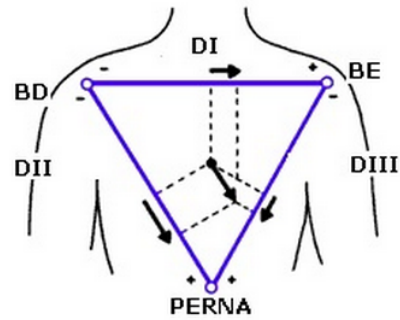


Fig. 2. Triângulo de Willem Einthoven [6].

As derivações denominadas de V1, V2, V3, V4, V5 e V6 são apresentadas na Figura 3, em que pode-se observar a disposição dos eletrodos. O eletrodo positivo é posicionado no tórax e o negativo move-se do lado direito para o esquerdo caracterizando as derivações de V1 a V6 [8].

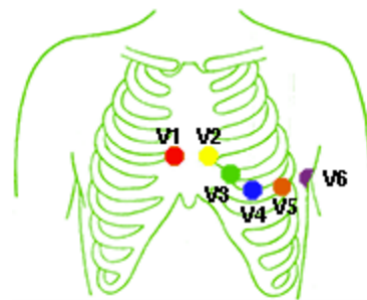


Fig. 3. Disposição dos eletrodos nas derivações V1-V6 [6].

Como uma maneira de observar o comportamento do estímulo elétrico no espaço tridimensional, são acrescentadas mais três derivações: X, Y e Z, também chamadas de derivações ortogonais. Estes sinais representam a evolução temporal das atividades elétricas cardíacas. Essas derivações combinadas dois a dois dão origem a três planos ortogonais nos quais, serão projetadas as curvas espaciais que representam os fenômenos elétricos do coração gerando o vetor eletrocardiograma espacial (X e Z = plano horizontal, X e Y = plano frontal, Y e Z = plano sagital), conforme mostra a Figura 4, na qual estão representados os planos horizontal e frontal [9].

III. RECONSTRUÇÃO DO ESPAÇO DE FASES

O espaço de fases de um sistema dinâmico é definido como o espaço no qual todos os estados possíveis de um sistema são representados, com cada estado possível correspondendo a um único ponto no espaço de fase [10]. Nesse espaço todo grau de liberdade¹ ou parâmetro do sistema é representado como um eixo de um espaço multidimensional.

Para cada estado possível do sistema, ou combinação permitida de valores dos parâmetros do sistema, um ponto é

¹Termo genérico utilizado em referência à quantidade mínima de números reais necessários para determinar completamente o estado físico de um sistema.

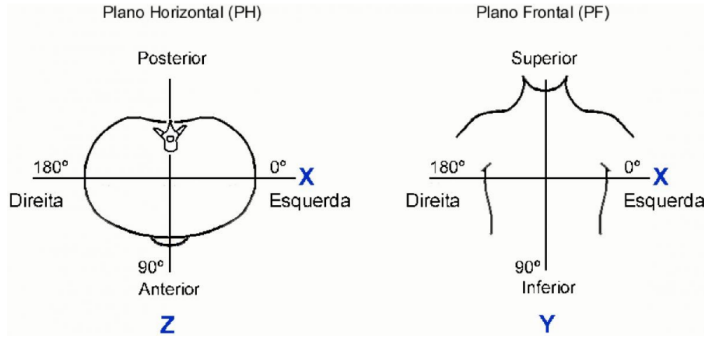


Fig. 4. Representação dos planos horizontal e frontal resultante das derivações ortogonais [9].

incluído no espaço multidimensional. O estado evolutivo do sistema ao longo do tempo forma um caminho (uma trajetória) no espaço de fases para o sistema [11]. Em outras palavras, cada estado possível do sistema corresponde a um ponto na trajetória, traçada no espaço de fases reconstruído.

O espaço de fases fornece uma maneira diferente de visualizar o comportamento de um sistema dinâmico, embora seja um conceito abstrato, existem técnicas de análise de séries temporais que tem como objetivo obter informações sobre variáveis não observáveis, em um sistema dinâmico, uma delas é a reconstrução do espaço de fases [10].

Essa técnica foi possível por meio dos princípios enunciados por Takens. Seu teorema, conhecido como teorema da imersão, permite reconstruir um espaço de fases m -dimensional similar ao espaço de fases original. Takens demonstrou que, com o uso da técnica dos tempos de retardo, ou método das coordenadas defasadas, é possível reconstruir certas propriedades topológicas do espaço de estados (atrator) a partir de uma série temporal [12].

Por ter características dinâmicas, um sinal de ECG por exemplo, pode ser representado como uma série temporal simples de comprimento N , definido como mostra a equação 1, na qual $x(t_i) \in \mathbb{R}$, $i = 1, 2, \dots, N - (m-1)\tau$ em que N representa o número total de amostras, m a dimensão de imersão, ou seja a reconstrução m -dimensional do espaço de fases e τ o tempo de atraso ou passo de reconstrução.

$$X(t) = x(t), x(t - \tau), \dots, x(N - (m - 1)\tau) \quad (1)$$

As séries temporais se caracterizam por ter comprimento e precisão finitos, portanto, a seleção do τ é importante na reconstrução do espaço de fase. Se τ for muito baixo, as amostras atrasadas estarão fortemente correlacionadas, e as trajetórias dos atratores² estendem-se ao redor de uma linha diagonal no espaço de fase reconstruído. No caso contrário, se τ for muito grande, a trajetória dos atratores reconstruídos no espaço de fases caracterizam-se por uma auto-interseção [13].

A Figura 5 apresenta a reconstrução da trajetória, em duas dimensões, do sinal de ECG do paciente 100 do banco de dados do *MIT-BIH Arrhythmia* com diferentes atrasos: a) com $\tau = 0,01$ s e b) $\tau = 0,03$ s. Cada sinal possui um retardo de tempo adequado, baseado na informação mútua. Esse atraso

²Região para onde tende a trajetória do sistema no espaço de fases.

adequado é tomado como o primeiro mínimo, quando existir, da curva de informação mútua média conforme enunciado por [14], uma generalização da função de correlação.

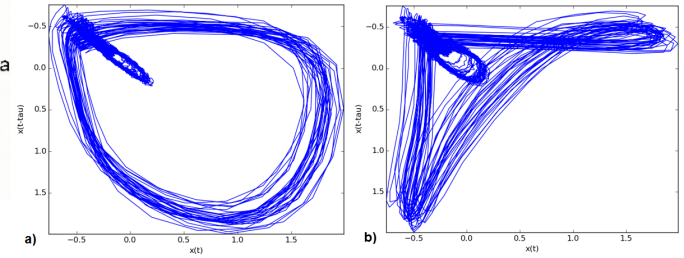


Fig. 5. Reconstrução da trajetória de um sinal de ECG no espaço de fases.

A informação mútua representa a medida da quantidade de informação que uma variável aleatória contém acerca da outra. É medida em *bits* e, em outras palavras, pode ser pensada como a redução da incerteza sobre um sinal $x(t)$ dado o conhecimento de sua versão atrasada $x(t_i + \tau)$. Sendo assim, a informação mútua, em uma série temporal, pode ser definida como a entropia relativa entre a distribuição conjunta $P(x(t_i), x(t_i - \tau))$ e o produto das marginais $P(x(t_i))$ e $P(x(t_i - \tau))$, apresentado em:

$$I(\tau) = \sum_{x(t_i), x(t_i + \tau)} P(x(t_i), x(t_i + \tau)) \log_2 \left[\frac{P(x(t_i), x(t_i + \tau))}{P(x(t_i))P(x(t_i + \tau))} \right] \quad (2)$$

A informação mútua média representa o comportamento da $I(\tau)$ em função de τ . A Figura 6 mostra a curva da informação mútua média para o mesmo sinal de ECG da Figura 5, com τ assumindo valores de 1 a 100 amostras.

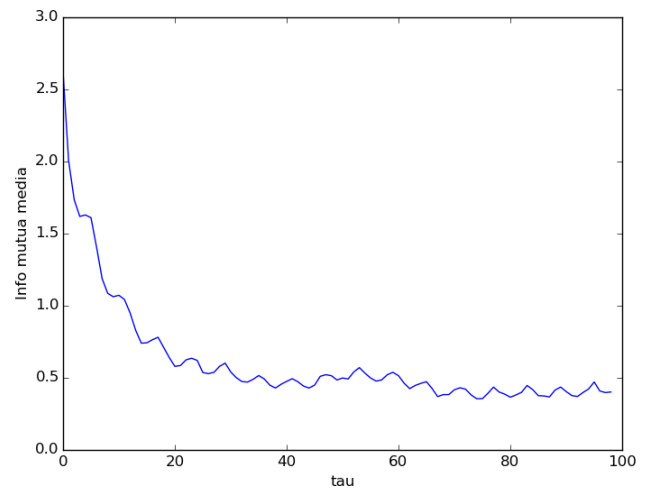


Fig. 6. Curva de informação mútua média.

IV. MÉTODOS

Os registros de ECG (sinais) foram obtidos a partir de dois banco de dados, o *MIT-BIH Arrhythmia* e o *Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia (CUVT database)* ambos disponíveis em [15]. Esses bancos dispõem de sinais

com episódios de arritmia e taquiarritmia para classificações diversas referentes a ritmo.

O *MIT-BIH Arrhythmia database* foi o primeiro banco de dados de material de teste padrão para a avaliação de detectores de arritmias. O banco contém 48 registros de batimentos cardíacos, de 30,06 minutos de duração, amostrados a uma frequência de 360 Hz, pertencentes a 47 pacientes sendo dois registros de um mesmo paciente. Os registros foram escolhidos em um conjunto de mais de 4000 registros de ECG ambulatorial coletados de uma população mista entre os anos de 1975 e 1979.

O *CUVT database* inclui 35 registros de ECG com episódios de taquicardia ventricular sustentada, flutter ventricular e fibrilação ventricular. Os sinais possuem cerca de oito minutos de duração, digitalizados a uma frequência de 250 Hz. Os registros foram digitalizados em tempo real a partir de sinais analógicos de alto nível de monitores cardíacos.

Com o intuito de facilitar a manipulação dos registros (sinais de ECG) dos bancos de dados, normais e com TV, eles foram transformados, a partir de suas extensões, em uma versão de formato .xlsx, com o auxílio do pacote do *software* WFDB (*Wave Form DataBase*) disponibilizado pelo *Physionet*.

O algoritmo desenvolvido foi escrito em *Python* e a partir da aquisição dos sinais, tem seu funcionamento descrito conforme apresentado no fluxograma da Figura 7. A derivação DII foi utilizada para todos os sinais de ECG. Após a leitura do sinal de ECG, é efetuado o cálculo para obtenção da informação mútua entre o sinal e sua versão atrasada de uma amostra. A partir disso a curva de informação mútua média é gerada para o atraso (τ) variando de 0 a 100 amostras, e assim, o atraso adequado é obtido tomando o primeiro mínimo da curva.

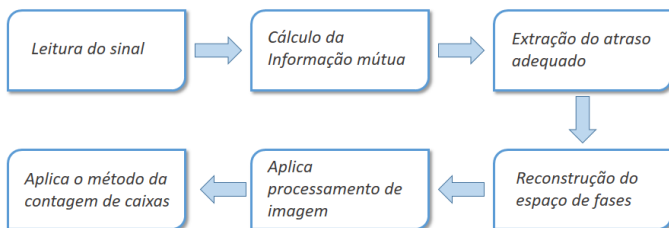


Fig. 7. Funcionamento do algoritmo desenvolvido.

Com o atraso adequado para o sinal, o espaço de fases bidimensional é reconstruído. À imagem resultante, da reconstrução do espaço de fases, é aplicado processamento de imagem, inicialmente convertendo-a para tons de cinza, binarizando-a por meio da limiarização de Otsu e redimensionando para um formato quadrado de 512×512 .

Assim o método da contagem de caixas é aplicado. Nesse método a imagem quadrada do espaço de fases é varrida em blocos de *pixels* de diferentes tamanhos, neste trabalho foram utilizados blocos de 40×40 , 20×20 , 10×10 e 5×5 com o intuito de analisar melhor a dimensão caótica do espaço de fases gerado.

O método calcula a dimensão caótica do espaço de fases ($d(\tau)$) relacionando o número de blocos que contém partes da trajetória do espaço de fases com o número total de blocos, como mostra a equação 3 estimando assim, o grau

de complexidade do espaço de fases contido na imagem para um dado atraso τ [3].

$$d(\tau) = \frac{\text{Blocos visitados}}{\text{Total de blocos}} \quad (3)$$

A partir dos valores de $d(\tau)$ obtidos de cada registro de ECG, um limiar é estipulado para a classificação dos sinais em normais e arritmicos.

A primeira análise realizada consistiu em aplicar os atrasos sugeridos em [2], [3] e observar qual deles promove os melhores resultados de sensibilidade e especificidade.

A sensibilidade (S_b) de um método reflete o quanto é possível identificar corretamente, dentre todos os sinais avaliados, aqueles que realmente apresentam a taquicardia ventricular (TV). Tal medida foi obtida por meio da equação 4 em que TP representa o número de sinais que possuem TV e estão dentro do limiar e FN os sinais que possuem TV e estão fora do limiar.

$$S_b = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

A especificidade (E_p) indica quanto o método é eficaz em identificar corretamente os sinais normais. Para sua determinação foi aplicada a equação 5 na qual, TN representa o número de sinais normais dentro do limiar e FP os sinais normais que estão fora do limiar.

$$S_b = \frac{TN}{TN+FP} \quad (5)$$

Para cada variação no tamanho do bloco os limiares se modificam conforme os valores obtidos de $d(\tau)$.

V. RESULTADOS

A Tabela I apresenta os resultados obtidos para um atraso de 0,01 s, como utilizado em [2], nela pode-se observar que para o banco *MIT-BIH Arrhythmia* o melhor valor para S_b e E_p foram para o bloco de 20×20 com um limiar de 0,30. Enquanto que para o *CUVT database* o melhor desempenho do método foi obtido para o bloco de 10×10 e limiar 0,23.

TABELA I

RESULTADOS OBTIDOS PARA UM ATRASO DE 0,01 S.

			MIT_db	CU_db
Bloco	Limiar	Sb	66,67%	85,71%
		Ep	58,82%	50%
Bloco	Limiar	Sb	75%	85,71%
		Ep	58,82%	25%
Bloco	Limiar	Sb	75%	85,71%
		Ep	70,58%	25%
Bloco	Limiar	Sb	66,67%	85,71%
		Ep	58,82%	25%

Aplicando um atraso de 0,5 s, como proposto em [3], os resultados são apresentados na Tabela II na qual, observa-se uma melhora nos valores de S_b para ambos os bancos e E_p para o *CUVT database*. Nos sinais do MIT, com o bloco de 20×20 , o valor de $S_b = 75\%$ se aproxima do valor de sensibilidade obtido por [2] que foi de $S_b = 74,8\%$. Enquanto

que o valor de especificidade de $Ep = 58,82\%$ foi menor que o apresentado por [2], $Ep = 99,92\%$ para o mesmo banco.

Nos sinais do *CUVT database* o valor de Sb foi maior em 1,40% e o de Ep em 10,7% quando comparados aos valores obtidos por [2].

Outro trabalho utilizado como base para o desenvolvimento deste artigo é apresentado em [3]. Afim de obter resultados mais precisos, o artigo citado anteriormente reamostra os sinais de ambos os bancos para uma frequência de amostragem de 50 Hz. As mesmas medidas de desempenho foram calculadas, para o mesmo atraso de 0,5 s.

TABELA II
RESULTADOS OBTIDOS PARA UM ATRASO DE 0,5 S.

			MIT.db	CU.db
Bloco 40 × 40	Limiar 0,32	Sb	75%	71,42%
		Ep	52,94%	75%
Bloco 20 × 20	Limiar 0,27	Sb	75%	57,14%
		Ep	58,82%	100%
Bloco 10 × 10	Limiar 0,21	Sb	75%	57,14%
		Ep	47,05%	75%
Bloco 5 × 5	Limiar 0,18	Sb	66,67%	71,42%
		Ep	52,94%	100%

A Tabela III mostra os resultados obtidos ao reamostrar os bancos, em que é possível notar que os valores de Sb melhoram para o *CUVT database* e diminuem para o *MIT-BIH Arrhythmia*, quando comparados com os resultados da Tabela II, por exemplo ao observar o bloco 40 × 40 a sensibilidade para o *MIT-BIH Arrhythmia* cai de 75% para 58,33%. Já a Ep cai para ambos os bancos. Esses resultados estão atrelados à perda de informação proporcionada pelo processo de reamostragem o que leva a um desempenho inferior quando comparados aos resultados já apresentados, sem reamostragem.

TABELA III
RESULTADOS PARA OS SINAIS REAMOSTRADOS.

			MIT.db	CU.db
Bloco 40 × 40	Limiar 0,40	Sb	58,33%	85,71%
		Ep	47,05%	75%
Bloco 20 × 20	Limiar 0,32	Sb	58,33%	71,42%
		Ep	52,94%	75%
Bloco 10 × 10	Limiar 0,22	Sb	66,67%	100%
		Ep	23,52%	50%
Bloco 5 × 5	Limiar 0,20	Sb	50%	85,51%
		Ep	32,29%	50%

Os resultados distintos para ambos os bancos estão relacionados as diferenças entre os sinais de cada banco. Diferenças como frequência de amostragem, duração e a forma de aquisição desses sinais somam variáveis que interferem na obtenção do espaço de fases. Ao comparar o desempenho do algoritmo desenvolvido com os trabalhos de [2], [3] é possível notar que outras variáveis também influenciam na busca por um limiar que classifique os sinais em patológicos ou não, como o tamanho do bloco e o tempo de atraso.

VI. CONCLUSÕES

A reconstrução do espaço de fases é uma ferramenta bastante útil para a análise do comportamento de sistemas dinâmicos. A identificação da taquicardia ventricular por meio dessa ferramenta gerou resultados satisfatórios, uma vez que para o melhor desempenho gerou sensibilidade e especificidade de 75% e 52,94% para o MIT-BIH e 71,42% e 100% para o *CUVT*, respectivamente. Valores melhores dos que os apresentados em [3] e sem o uso de inteligência computacional, o que torna simples a identificação.

O algoritmo desenvolvido pode ainda ser aperfeiçoado para identificar outras arritmias e obter melhores resultados, como também extrair parâmetros que permitam comparação com o vectoreletrocardiograma (VCG), uma vez que, o VCG gera gráficos que lembram os gerados pelo espaço de fases.

Outra maneira de expandir esse trabalho é utilizar o atraso τ específico para cada sinal, ao invés de um atraso fixo. Acredita-se que utilizando esse atraso, extraído da curva de informação mútua, os resultados sejam ainda melhores.

REFERÊNCIAS

- [1] A. C. N. Martins, "Uma abordagem sobre caos e sistemas não-lineares para graduação," B.S. thesis, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, 2016.
- [2] A. Amann, R. Tratnig, and K. Unterkofler, "Detecting ventricular fibrillation by time-delay methods," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 54, no. 1, pp. 174–177, 2007.
- [3] M. Roopaei, R. Boostani, R. R. Sarvestani, M. A. Taghavi, and Z. Azimifar, "Chaotic based reconstructed phase space features for detecting ventricular fibrillation," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 5, no. 4, pp. 318–327, 2010.
- [4] C. Pastore, C. Pinho, H. Germiniani, N. Samesima, and R. Mano, "Diretrizes da sociedade brasileira de cardiologia sobre análise e emissão de laudos eletrocardiográficos," *Arquivos Brasileiros de Cardiologia*, vol. 93, no. 3, pp. 1–19, 2009.
- [5] M. M. Gonzalez, S. Timerman, R. Gianotto-Oliveira, T. F. Polastri, M. F. Canesin, A. Schimidt, A. Siqueira, A. Pispico, A. Longo, A. Pieri *et al.*, "I diretriz de ressuscitação cardiopulmonar e cuidados cardiovasculares de emergência da sociedade brasileira de cardiologia," *Arquivos Brasileiros de Cardiologia*, vol. 101, no. 2, pp. 1–221, 2013.
- [6] J. Hampton and D. Adlam, *ECG na prática*. Elsevier Brasil, 2014.
- [7] J. C. Nicolau, C. A. Polanczyk, J. A. Pinho, M. S. d. C. Bacellar, D. G. L. Ribeiro, R. N. Darwich, A. L. P. Ribeiro, M. M. E. Dunda, H. Germiniani, F. F. França *et al.*, "Diretriz de interpretação de eletrocardiograma de repouso," *Arquivos Brasileiros de Cardiologia*, vol. 80, pp. 1–18, 2003.
- [8] L. C. Lantieri and J. C. Bertoletti, *Interpretação eletrocardiográfica adulta e pediátrica*. Artmed Editora, 2009.
- [9] M. Vozda and M. Cerny, "Methods for derivation of orthogonal leads from 12-lead electrocardiogram: A review," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 19, pp. 23–34, 2015.
- [10] Z. Chun-Tao, M. Qian-Li, and P. Hong, "Chaotic time series prediction based on information entropy optimized parameters of phase space reconstruction," 2010.
- [11] W. C. de Almeida Costa, S. L. d. N. C. Costa, F. M. de Assis, and B. G. A. Neto, "Classificação de sinais de vozes saudáveis e patológicas por meio da combinação entre medidas da análise dinâmica não linear e codificação preditiva linear," *Rev. Bras. Eng. Biom.*, vol. 29, no. 1, pp. 3–14, 2013.
- [12] F. Takens, "Detecting strange attractors in turbulence," in *Dynamical systems and turbulence, Warwick 1980*. Springer, 1981, pp. 366–381.
- [13] M. Dajer, "Padrões visuais de sinais de voz através de técnica de análise de não-linear," Ph.D. dissertation, Dissertação. Bioengenharia, Escola de Engenharia de São Carlos, São Paulo, 2006.
- [14] A. M. Fraser and H. L. Swinney, "Independent coordinates for strange attractors from mutual information," *Physical review A*, vol. 33, no. 2, p. 1134, 1986.
- [15] M. I. of Technology, "Physiobank databases," Disponível em: <https://physionet.org/physiobank/database/ecg>, 1999, acesso em: Março de 2017.