

Uso associado de métodos de dinâmica não linear e redes neurais na identificação dinâmica de diferentes situações clínicas

Laurita dos Santos¹, Elbert E. N. Macau² e Joaquim J. Barroso³

¹Programa de Doutorado em Computação Aplicada – CAP
Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE

²Laboratório de Computação e Matemática Aplicada – LAC
Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE

³Laboratório Associado de Plasma – LAS
Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE

{(laurita.santos,elbert)@lac.inpe.br,barroso@plasma.inpe.br}

Resumo. Atualmente as doenças cardiovasculares são causadoras de morte em todo o território nacional. Uma forma não invasiva de se estudar as doenças e acompanhar a relação entre os batimentos cardíacos e o sistema nervoso é a análise da variabilidade da frequência cardíaca (VFC). A VFC apresenta comportamento complexo e de difícil análise. Um grande problema em relação aos dados de VFC é que, dentre os diversos casos diagnosticados com sendo de mesmo conjunto, podem apresentar grande diversidade. Esse trabalho tem por finalidade apresentar uma metodologia que é constituída em duas partes.

Palavras-chave: Séries temporais, dinâmica não linear, redes neurais, variabilidade da frequência cardíaca.

1. Introdução

O coração pode ser entendido como um sistema dinâmico e não estacionário, uma vez que está em constante mudança para se adaptar às variações ambientais, emocionais e físicas do indivíduo. Dentre as várias formas de analisar o coração, pode-se citar o eletrocardiograma (ECG) [Vanderlei et al. 2009] que é uma técnica não invasiva e que capta a *Variabilidade da Frequência Cardíaca*¹ (VFC) [Task Force, 1996].

Em relação a análise de séries de VFC obtidas de sistemas cardíacos, muitos trabalhos usam diversas ferramentas, como por exemplo dimensão de correlação, expoentes de Lyapunov e entropia de Shannon [Pool 1989, Freitas et al. 2009, Karemaker and Berecki-Gisolf 2009].

Para esse trabalho tem os seguintes objetivos: propor uma metodologia de análise de dados não estacionários (como sinais cardíacos), concatenando métodos de análise não linear e redes neurais e analisar a capacidade de identificação prévia dos problemas cardíacos através da VFC. Inicialmente essa metodologia será testada para um conjunto de 511 casos de diferentes grupos de pacientes diagnosticados na Faculdade de Medicina de São José do Rio Preto, no Estado de São Paulo. Posteriormente outros bancos de dados poderão ser usados, como bancos de dados tempo e clima inseridos no contexto do INPE.

¹A Variabilidade da Frequência Cardíaca é obtida pela adaptação cardíaca as diversas atividades demandadas pelo organismo.

2. Metodologia

2.1. Gráfico de Poincaré

Segundo [Piskorski and Guzik 2007] o gráfico de Poincaré de intervalos RR é composto de pontos (RR_i, RR_{i+1}) , onde cada ponto do gráfico corresponde a dois intervalos RR consecutivos. Dentre outras medidas, do gráfico podem ser extraídos os seguintes parâmetros: X_2 , X_1 , centróide, $SD1$, $SD2$ e $SD1/SD2$.

O parâmetro $SD1/SD2$, obtido a partir do gráfico de Poincaré, é denominado *razão de dispersão*. Para os sinais cardíacos, essa razão representa a razão entre a variação do intervalo curto e a variação do intervalo longo. Em outras palavras, $SD1/SD2$ é a razão entre as dispersões da diferença entre os intervalos de tempo de pulsos adjacentes pela dispersão global dos intervalos de tempo dos batimentos.

2.2. Análise de Recorrência

O termo recorrência está associado a Henri Poincaré (1854 – 1912), quando em 1890 publicou o “teorema da recorrência de Poincaré”. Esse teorema garante que, para um conjunto grande de sistemas dinâmicos, as trajetórias retornam infinitas vezes, arbitrariamente próximas a quase todos os pontos iniciais, formando um conjunto infinito de instantes de retorno². Na prática, em alguns sistemas como os caóticos torna-se impossível encontrar recorrência total, isto é, o estado de um sistema caótico não pode recorrer exatamente ao seu estado inicial, tornando-se obrigatório o uso de uma vizinhança m -dimensional.

Baseado na idéia de Poincaré, [Eckmann et al. 1987] introduziram uma ferramenta conhecida como gráfico de Recorrência que serve para visualizar a dinâmica de sistemas recorrentes.

Além da interpretação visual dos gráficos de Recorrência, são propostas diversas medidas de quantificação das pequenas estruturas, descritas em [Marwan et al. 2002] denominadas como *Análise de Quantificação de Recorrência*, em inglês *Recurrence Quantification Analysis - RQA*.

2.3. Perceptron de Múltiplas Camadas

O perceptron proposto por Rosenblatt em 1958 foi o primeiro modelo para aprendizagem supervisionada [Haykin 1999]. A generalização do perceptron, que consiste basicamente em apenas um neurônio com pesos sinápticos ajustáveis e bias, é denominada de perceptron de múltiplas camadas, em inglês *Multilayer Perceptron (MLP)*.

O MLP tem sido aplicado com sucesso em problemas difíceis com o treinamento de forma supervisionada com o algoritmo de retropropagação do erro (*error back-propagation*). Essa é uma rede com uma camada sensorial ou camada de entrada, que possui tantos nós de entrada quantos forem os sinais de entrada, uma ou mais camadas escondidas de neurônios e uma camada de saída com um número de neurônios igual ao número de sinais de saída desejado. O sinal de entrada se propaga para frente através das camadas até a camada de saída, sendo uma rede alimentada para frente.

²Considera-se instante de retorno ou mapa de retorno quando a trajetória de um ponto retorna a condição inicial.

3. Resultados Preliminares

O conjunto total de dados de intervalos *RR*, já todos filtrados (para filtragem foram removidos os artefatos do sinal com o *software* do Monitor Cardíaco Polar e inspeção visual), são provenientes da Faculdade de Medicina de São José do Rio Preto (FAMERP), no Estado de São Paulo e foram adquiridos pelo monitor cardíaco. Os intervalos *RR* são diagnosticados em sete grupos e foram ordenados com base na ordem da analogia de evolução de vida proposta pelo Dr. Moacir F. de Godoy da FAMERP.

3.1. Classificação dos dados pelo Perceptron de Múltiplas Camadas

Inicialmente, foram usados os grupos recém-nascidos prematuros FASE e recém-nascidos normais EE para verificar o comportamento do MLP em classificar esses dados. Dos 23 casos de cada grupo, foram selecionados os 17 mais próximos da média da razão de dispersão de cada grupo para realizar o treinamento do MLP e os 6 casos mais distantes da média (segundo o ordenamento) como sendo o conjunto de teste do MLP.

Durante o treinamento os demais parâmetros utilizados foram:

- número máximo de épocas: 50000;
- erro quadrático médio desejado: 0.0001;
- taxa de aprendizagem η : 0.36;
- momento α : 0.01.

O algoritmo de retropropagação do erro utilizou o critério do erro quadrático médio atingido com 35219 épocas para encerramento do treinamento.

Observa-se que 3 casos do grupo recém-nascidos prematuros foram classificados como normais e 1 caso do grupo recém-nascidos normais foi classificado como prematuro. Para evidenciar quais foram os casos classificados diferentemente do esperado, tem-se a Figura 1. Observa-se que no conjunto de teste do grupo recém-nascidos prematuros (Figura 1 superior) há três casos que são classificados diferentemente do esperado, são eles: FASE005, FASE015 e FASE003. E no conjunto de teste do grupo dos recém-nascidos normais (1 inferior) há 1 caso classificado diferentemente do esperado, o EE026.

4. Considerações

O gráfico de Poincaré selecionou os dados mais característicos, retirando os dados mais dissimilares. A distinção entre os 7 grupos é eminente, onde cada grupo é representado pelo caso médio da razão de dispersão, refletindo o comportamento esperado.

As medidas RQA do gráfico de Recorrência caracterizaram os casos similares de todos os grupos de pacientes, conforme a pré classificação dada. Observam-se que os casos médios (em relação à razão de dispersão) apresentam um gráfico de Recorrência característico de cada grupo, refletindo a classificação apresentada com o gráfico de Poincaré.

O Perceptron de Múltiplas Camadas, eficaz em resolver diversos problemas não lineares, apresentou em geral um desempenho satisfatório, totalizando 67% de acerto, na classificação do conjunto de dados de recém-nascidos prematuros e recém-nascidos normais. O conjunto total de casos analisados foram 46, sendo 34 destinados ao conjunto de treinamento e 12 ao conjunto de teste. Foram classificados corretamente 8 casos do conjunto de teste.

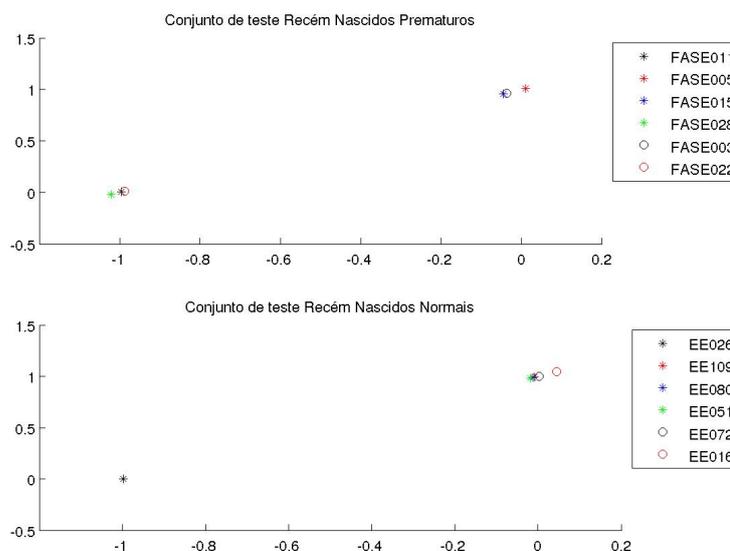


Figura 1. Resultado obtido para o conjunto de teste do MLP.

Para finalizar, o desempenho geral da metodologia foi bem sucedido, mostrando-se adequado para classificar o conjunto total de sinais de intervalos *RR* e em particular o conjunto uniforme de recém-nascidos prematuros e normais através da rede neural.

Referências

- Eckmann, J. P., Kamphorst, S. O., and Ruelle, D. (1987). Recurrence plots of dynamical systems. *Europhysics Letters*, 7:1035–1047.
- Freitas, U., Roulin, E., Muir, J.-F., and Letellier, C. (2009). Identifying chaos from heart rate: The right task? *Chaos*, 19:1–4.
- Haykin, S. (1999). *Redes Neurais Princípios e Prática - 2 edição*. Bookman Companhia Editora, Porto Alegre.
- Karemaker, J. M. and Berecki-Gisolf, J. (2009). 24-h blood pressure in space: The dark side of being an astronaut. *Respiratory Physiology & Neurobiology*, 169S:S55–S58.
- Marwan, N., Wesse, N., Meyerfeldt, U., Schirdewan, A., and Kurths, J. (2002). Recurrence-plot-based measures of complexity and their application to heart-rate-variability data. *Physical Review E*, 66:026702/1–026702/8.
- Piskorski, J. and Guzik, P. (2007). Geometry of the poincaré plot of rr intervals and its asymmetry in healthy adults. *Physiological Measurement*, 28:287–300.
- Pool, R. (1989). Is it healthy to be chaotic. *Science*, 243:604–607.
- Vanderlei, L. C. M., Pastre, C. M., Hoshi, R. A., de Carvalho, T. D., and de Godoy, M. F. (2009). Noções básicas de variabilidade da frequência cardíaca e sua aplicabilidade clínica. *Rev Bras Cir Cardiovasc*, 24(2).