

Desenvolvimento de Plataformas Computacionais para Sinais EMG

Jackson É. G. Souza, Náthalee C. A. Lima e Ernano Arrais Júnior

Universidade Federal Rural do Semi-Árido,

Laboratório de Análise de Sinais Biomédicos - LASBIO

jacksonegsouza@gmail.com, nathalee.almeida@ufersa.edu.br
ernano.arrais@ufersa.edu.br

Resumo. *O correto diagnóstico, bem como o tratamento adequado, para lesões musculares, torna-se imprescindível para que não haja sequelas a longo prazo, ou mesmo permanentes. No entanto, muitas vezes, os pacientes têm se deparado com incertezas médicas, ou mesmo, não procuram por ajuda de especialistas. Diante disso, esse trabalho propõe o desenvolvimento de um sistema que possa de algum modo corroborar com o diagnóstico proferido por um especialista, de forma a auxiliar no diagnóstico de patologias musculares. Para tanto, utilizaremos análises de eletromiogramas (EMG) feitas com a ferramenta matemática Wavelet. Neste trabalho apresentamos um pequeno estudo de caso.*

Abstract. *The correct diagnosis, as well as the appropriate treatment, for muscle injuries, becomes essential so that there are no long-term or even permanent sequelae. However, patients often have encountered medical uncertainties, or even, do not seek the help of specialists. Facing this, this paper proposes the development of a system that allow somehow corroborating with the diagnosis given by a specialist, in order to assist in the diagnosis of muscular pathologies. To do so, we will use analyzes of EMG made with Wavelet mathematical tool. In this paper, we present a small case study.*

1. Introdução

A falta de atividade física é considerada o quarto fator de risco de mortalidade no mundo (OMS, 2014). Em busca de uma melhor saúde, mais e mais pessoas iniciam atividades físicas, quer seja uma simples caminhada, ou mesmo exercícios mais rigorosos em academias e ginásios. Entretanto, conduzir uma atividade física sem o acompanhamento de um profissional pode resultar em sérias lesões. O mesmo pode ocorrer quando se exerce uma atividade laboral sem os devidos cuidados ergonômicos.

Os Distúrbios Osteomusculares Relacionados ao Trabalho (DORT), por exemplo, é a segunda maior causa de afastamento do trabalho no Brasil (GUTIERREZ, 2013). No intuito de confirmar seus diagnósticos, os profissionais especialistas exigem vários procedimentos e avaliações, fato que contribui para uma melhor estratégia de ação. Contudo, o tempo que se leva para a realização destes procedimentos são por vezes contraproducentes. Buscando contribuir para a mudança desse quadro, tentaremos, por meio deste estudo, criar plataformas computacionais que auxiliem os especialistas a corroborar seus diagnósticos, no que se referente à patologias musculares.

Este trabalho propõe o desenvolvimento de um sistema computacional que possa, através da análise de sinais biológicos musculares, identificar e categorizar o estado da saúde muscular, servindo de ferramenta que auxilie na confirmação do diagnóstico emitido por um especialista, além de contribuir para o avanço nos estudos dos sinais biomédicos e na integração da tecnologia a medicina.

Este artigo está organizado da seguinte forma: após essa introdução, na seção 2, será apresentada a metodologia empregada na produção deste. A seção 3 apresenta a conceituação teórica por trás do sinal biomédico. Na seção 4 conceituamos as patologias musculares, e, na seção 5, discutimos sobre a ferramenta matemática empregada. Na seção 6 demonstramos um estudo de caso. Nas seções 7 e 8 apresentamos nossas conclusões e agradecimentos, respectivamente, e, na seção 9, expomos nossas referências.

2. Metodologia

Inicialmente, foi realizado um estudo de cunho bibliográfico à respeito do que são os sinais biomédicos (QUILLFELDT, 2005), (GUYTON, 2006), e, posteriormente, dos sinais biológicos musculares (REAZ; RICCIOTTI, 2006), (CAPARELLI, 2007). Em seguida, tentou-se identificar os tipos de patologias musculares – genética, congênita ou adquirida –, com foco nas causas e características. Com isso, foi decidido direcionar a atenção em como relacionar os sinais EMG com as possíveis patologias causadas por esforços repetitivos (LER/DORT), quando o músculo estiver no limite da fadiga. Após esses estudos iniciais, foi realizada uma avaliação para identificar a ferramenta matemática mais adequada para a análise dos sinais. Como será utilizado uma abordagem tempo-frequência, e, os sinais gerados são de natureza não estacionária, optou-se por utilizar o *Wavelet*, uma vez que, já existem estudos comparativos (REAZ, 2006) que relacionam o nível de fadiga muscular (*muscle failure*) com os sinais gerados por essas transformadas.

A próxima fase é a implementação prática e validação dos conhecimentos até então teorizados, por meio da análise de sinais EMG provenientes de bancos de dados disponibilizados por diversas fundações/universidades, assim como, de sinais oriundos de possíveis aquisições realizadas pelos autores deste trabalho. Tão logo seja possível validar a proposta desse estudo, será realizado um estudo comparativo com outras propostas similares já existentes, ou por existir quando obtivermos resultados válidos. Por fim, serão elaboradas todas as documentações necessárias, que estejam de acordo com os órgãos competentes e pertinentes a esse estudo.

3. Biopotencial

Todos os seres realizam no interior de cada uma de suas células um série de reações químicas que geram a energia necessária para se manterem vivos. Dessas reações é possível derivar as atividades biológicas que os seres vivos dependem. Tais atividades podem ser de natureza mecânica, térmica, luminosa ou elétrica (QUILLFELDT, 2005). Esta última, que está diretamente relacionada ao nosso objeto de estudo, ocorre quando, uma célula nervosa em repouso, que detém um certo potencial elétrico, sofre uma despolarização seguida de repolarização, devido as interações de íons no interior e exterior das células, gerando um potencial de ação. A imagem abaixo representa tal interação (QUILLFELDT, 2005), (GUYTON, 2006).

3.1. Eletromiograma

O sistema muscular cumpre um importante papel nos seres vivos. A sua função vai desde a sustentação e movimentação até a geração de calor. Um músculo é formado por inúmeros filamentos de actina e miosina que ficam acumuladas como na imagem abaixo (GUYTON; RICCIOTTI, 2006), (CAPARELLI, 2007):

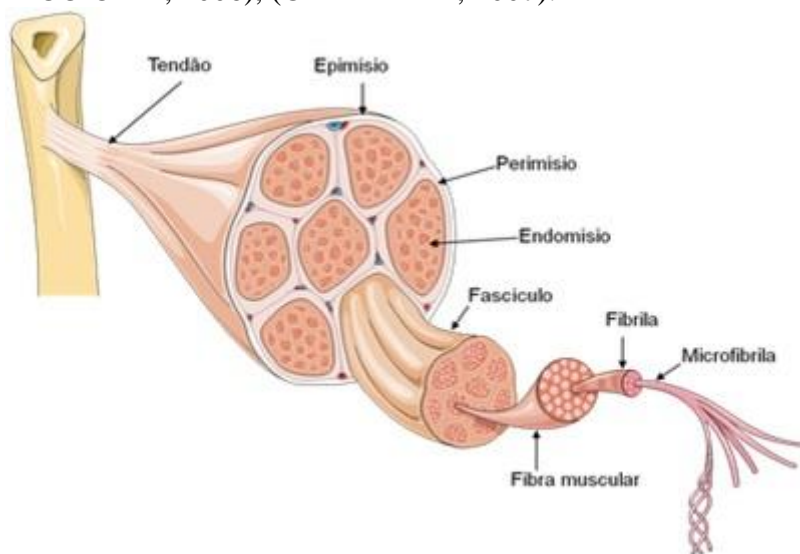


Imagem 1: composição do músculo. **Fonte:** anatomiaunieuro.blogspot.com.br

Conforme sua função, é possível classificar os tecidos musculares em três tipos:

- Músculo esquelético;
- Músculo liso;
- Músculo cardíaco.

O músculo esquelético é o responsável pela sustentação e movimentação, e, para que isso ocorra, o sistema nervoso central se comunica através dos potenciais de ação gerados pelos neurônios motores, fazendo o tecido muscular contrair ou relaxar (GUYTON, 2006), (CAPARELLI, 2007).

Ao potencial de ação gerado nas fibras musculares, denominamos Potencial de Ação de Unidade Motora – ou MUAP (*Motor Unit Action Potencial*) no inglês. Cada neurônio motor pode ativar várias fibras musculares ao mesmo tempo, gerando, assim, várias MUAPs seguidas em um curto intervalo de tempo, também chamadas de trens de MUAPs, ou MUAPT (RICCIOTTI, 2006), (CAPARELLI, 2007). O sinal gerado pelas MUAPs dos músculos esqueléticos é chamado de eletromiograma (EMG), cuja designação também remete ao exame que registra os sinais biomédicos dos músculos (RICCIOTTI, 2006), (CAPARELLI, 2007).

4. Patologias Musculares

As patologias musculares ocorrem quando, por algum fator, as fibras musculares não conseguem gerar e/ou receber sinais dos neurônios motores. As patologias podem ser classificadas como sendo genéticas (doenças hereditárias), congênitas (adquiridas durante a gestação) ou adquiridas (causadas por lesão). É possível, ainda, diferenciá-las em neuropatias, que afetam o neurônio motor, e, miopatias, afetam as fibras musculares.

5. Ferramenta Matemática

A abordagem tempo-frequência na análise de sinais tem sido bastante difundida. Tal

abordagem é muito útil quando se analisa sinais multiresolução que sofrem grandes oscilações com o tempo. (ARRAIS, 2016), (REAZ, 2006). Dentre as ferramentas mais empregadas estão as transformadas Fourier (TF) (RICCIOTTI, 2006). Contudo, estudos comparativos demonstram que essas transformadas não apresentam a melhor resolução de tempo ou frequência para sinais não estacionários, como é o caso dos sinais biomédicos (REAZ; RICCIOTTI, 2006), (ARRAIS, 2016). Para esses tipos de sinais, as transformadas *Wavelet* (TW) se provam mais adequadas. As TW são mais vantajosas, pois, resultam em uma análise linear; apresentam uma multiresolução; identifica, da melhor forma possível, a localização da energia na escala de tempo, e; não são afetadas por termos cruzados, o que é particularmente relevante quando se trabalha com sinais multicomponentes (REAZ, 2006), (ARRAIS, 2016). Desse modo, optamos por utilizar as TW por meio do programa computacional MATLAB®.

As transformadas *Wavelets* foram matematicamente formuladas nos anos 1980s. Partindo dos estudos de Haar e a fundamentação matemática de Grossman e Morlet, as TW alcançaram um grande avanço com os trabalhos de Deubachies e Mallat que conceitaram a Transformada *Wavelet* Discreta (TWD) e a teoria de Análise Multiresolução (AM), respectivamente (MALLAT, 1989), (ARRAIS, 2016).

Através da teoria AM é possível decompor e analisar um sinal discreto em diferentes escalas (níveis de resolução). Esse processo é possível por meio da filtragem digital do sinal, utilizando filtros passa-baixa e passa alta (MALLAT, 1989). Matematicamente, tem-se o seguinte algoritmo, denominado algoritmo piramidal:

$$s_i(x) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} f(n-2x)s_{i-1}(n), \quad (5.1)$$

$$\omega_i(x) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} g(n-2x)s_{i-1}(n) \quad (5.2)$$

onde s_i é o coeficiente de aproximação e ω_i o coeficiente *wavelet* na escala de resolução i . filtros passa-baixa e passa-alta são representados por $f(x)$ e $g(x)$, respectivamente.

Como os coeficientes de aproximação e *wavelet* dependem da convolução dos coeficientes da escala $i-1$ e dos respectivos filtros, $f(x)$ e $g(x)$, a multiresolução é obtida através da soma da convolução dos coeficientes de aproximação da escala anterior e os coeficientes do filtro digital, resultando em uma subamostragem por um fator de dois. Desse modo, a banda de frequência em cada nível da escala será metade da banda do nível anterior, sendo no primeiro nível metade da banda de frequência de amostragem (MALLAT, 1989), (ARRAIS, 2016).

Existem várias funções de bases (famílias *wavelet*) para diversos tipos de análises, como Biorthogonal, Mexican Hat, Harr, Deubachies, Coiflets, Symlets, e outras, tanto no domínio dos números Complexos quanto no domínio dos Reais (ARRAIS, 2016).

6. Estudo de Caso

Para três sinais EMG diferentes – um saudável, um com miopatia e um com neuropatia (Imagem 2) –, disponíveis no banco de dados do MIT (*Massachusetts Institute of Technology*), foi realizada uma aferição dos dados utilizando a Transformada *Wavelet* Discreta (TWD), transformada essa que foi conceituada por Daubechies (ARRAIS, 2016). Como as TWD podem apresentar diversas famílias (funções de bases), optou-se por utilizar a *Daubechies* com quatro coeficientes, também chamada de db(4), que é

bastante utilizada com sinais biomédicos, principalmente com sinais eletrocardiográficos (ECG) (ARRAIS, 2016).

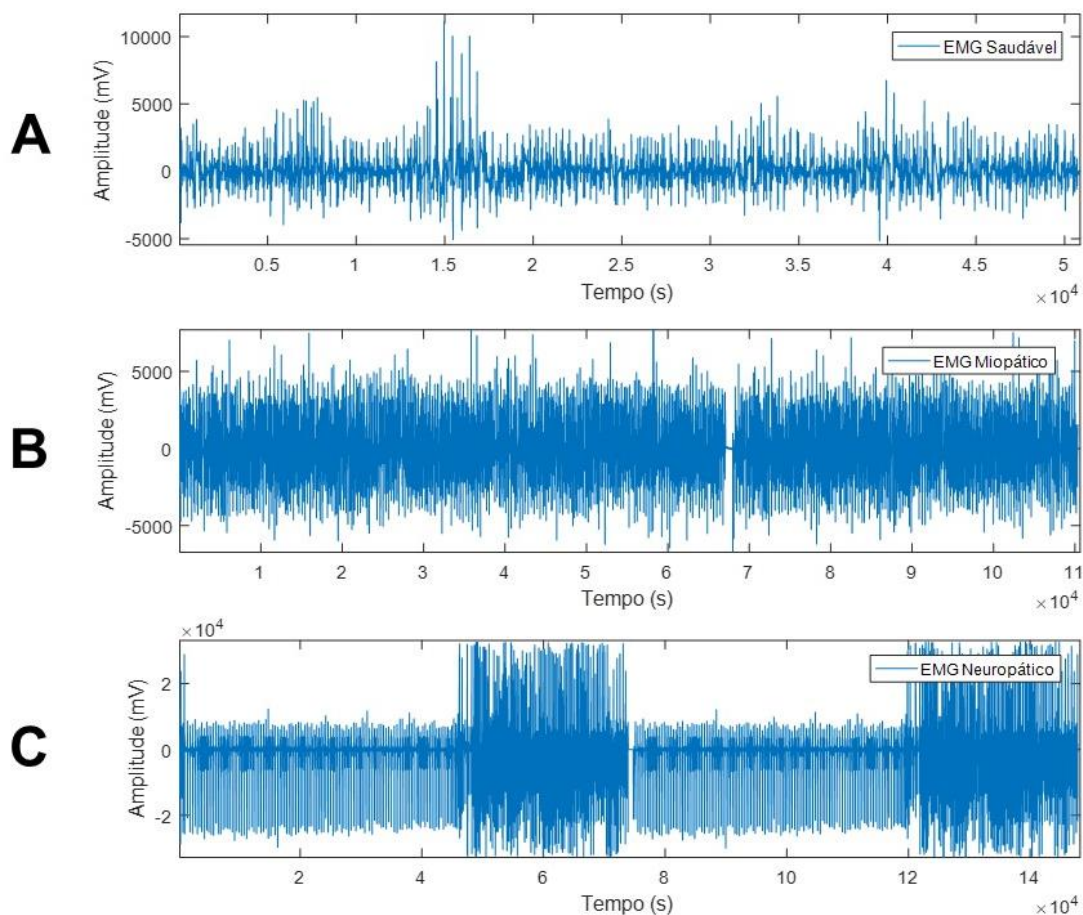


Imagem 2: exemplos de sinais EMG – saudável (A), com miopatia (B) e com neuropatia (C).

Fonte: O Autor (2017)

Visivelmente percebe-se a diferença entre os sinais, principalmente quando se avalia a amplitude e a regularidade do sinal. O sinal EMG saudável (3A) apresenta-se errático e com uma amplitude entre mais ou menos 5.000 mV, com picos chegando a mais de 10.000 mV. Apesar do sinal EMG miopático (3B) ter quase a mesma amplitude que o sinal saudável, o mesmo apresenta mais volume. Já o sinal EMG neuropático (3C) tem uma amplitude mais elevada, cerca de 20.000 mV, e uma certa periodicidade.

Como os sinais obtidos no banco de dados possuem uma frequência de amostragem de 4.000 Hz, e, devido a análise multiresolução (AM), a banda de frequência em cada nível da escala possuir metade da banda do nível anterior, definimos a frequência de cada nível na tabela abaixo:

Tabela 1. Faixas de frequência para cada nível de resolução da TWD.

ESCALA	FAIXA DE FREQUÊNCIA [Hz]
1	1.000 – 2.000
2	500 – 1.000
3	250 – 500
4	125 – 250
5	62,5 – 125

6	31,25 – 62,5
---	--------------

Fonte: o autor (2017)

O sinal EMG tem como características uma amplitude que pode variar entre 0 e 10mV, e uma frequência entre 0 e 1kHz, chegando à até 10kHz. Contudo, a energia útil de um sinal EMG encontra-se entre 0 e 500Hz, com maior concentração entre 50Hz e 150Hz (RICCIOTTI, 2006), (CAPARELLI, 2007), por isso, optou-se por analisar os sinais utilizando o terceiro nível de resolução.

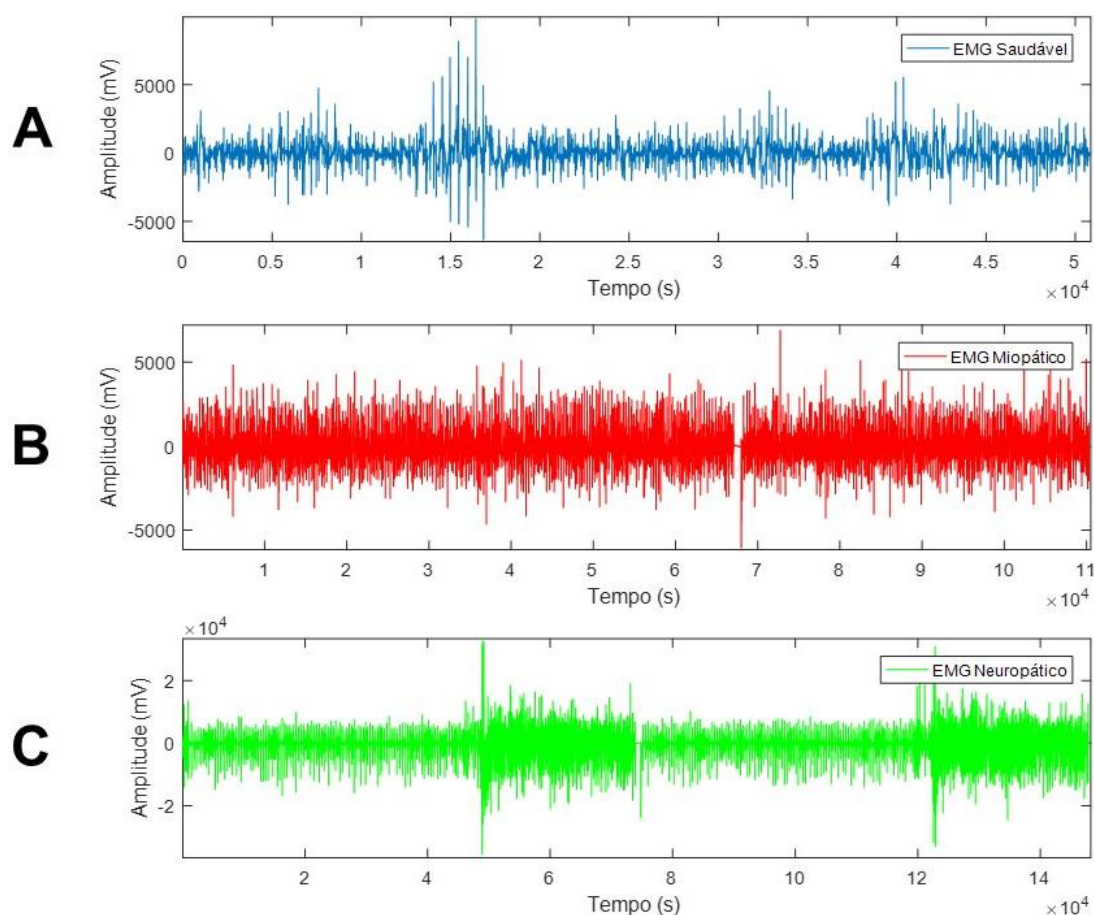


Imagem 3. Análise de sinais EMG: A) sinal saudável; B) sinal com miopatia; C) sinal com neuropatia. **Fonte:** O Autor (2017)

Ao analisar o sinal EMG saudável (3A), verifica-se que a frequência tende a ser quase constante, com picos próximos a frequência fundamental. Entretanto, há alguns picos maiores que, baseando-se nas informações de como os dados foram coletados (com um eletrodo-agulha alocado no músculo anterior da tíbia, o paciente faz uma dorflexão com o pé contra uma resistência e depois relaxa), podem indicar os momentos em que o músculo exerce mais (primeira metade do sinal) e menos (segunda metade do sinal) força. O mesmo não pode ser dito ao se analisar o sinal EMG miopático (3B), uma vez que o sinal apresenta uma frequência mais alta e constante em relação ao sinal saudável (ver Imagem 4A), sem qualquer indicativo de variação, exceto por um breve período em que a frequência fica nula. E, como a funcionalidade do músculo miopático é inferior ao do músculo saudável, este levou o dobro do tempo para executar a mesma tarefa.

O sinal neuropático (3C) por sua vez, dura mais que o triplo do sinal saudável, e, apresenta uma frequência muito mais elevada, aproximadamente o dobro (ver Imagem 4B). Devido a desnervação, a quantidade de trens de potencial de ação da unidade motora (MUAPT) acaba sendo muito maior para realizar a mesma tarefa que um músculo saudável. Assim sendo, fica visível que, é possível identificar uma neuropatia observando-se apenas os níveis de frequência.

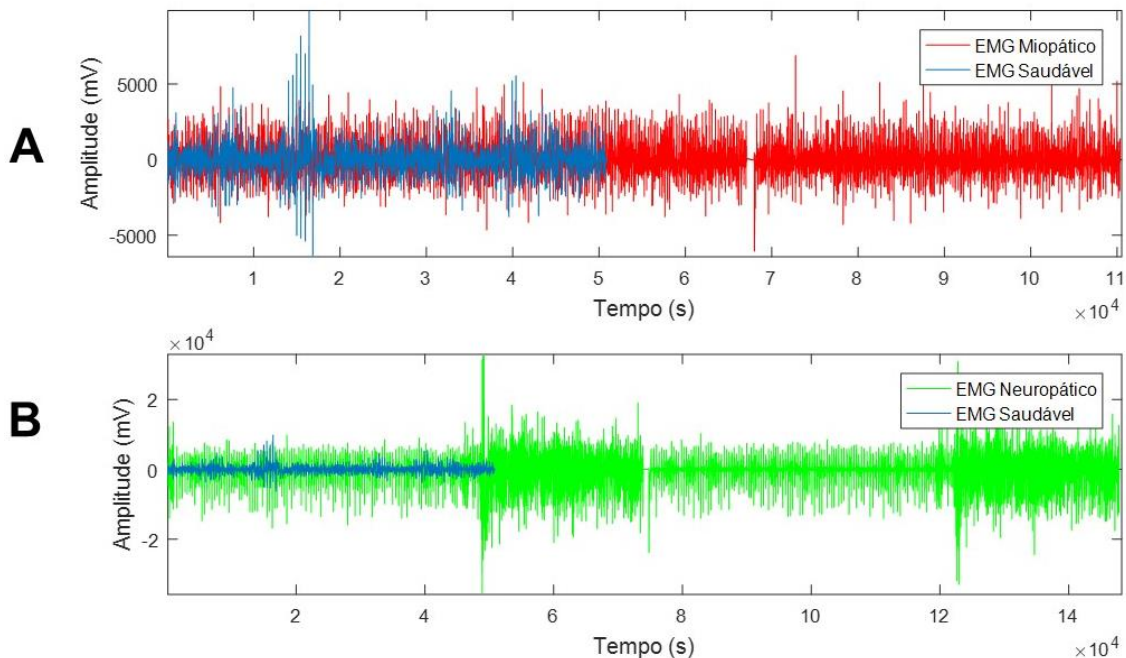


Imagem 4. Sobreposição de sinais EMG: A) saudável, em azul, sobre miopático, em vermelho; B) saudável, em azul, sobre neuropático, em verde. **Fonte:** O Autor (2017)

7. Considerações Finais

Por fim, esse estudo segue para um maior aprofundamento a medida que mais sinais forem sendo analisados e comparados. Enfatizamos ainda que, nosso objetivo é contribuir para o avanço nos conhecimentos a cerca dos sinais biomédicos, bem como, contribuir para a confirmação do diagnóstico proferido por um profissional especialista. Todo e qualquer resultado será divulgado, após sua validação, de modo que possa contribuir com estudos relacionados.

8. Agradecimentos

Os autores gostariam de agradecer à Universidade Federal Rural do Semi-Árido (UFERSA) e ao Laboratório de Análise de Sinais Biomédicos (LASBIO) da UFERSA, pelo suporte ao longo do trabalho.

9. Referências

- Arrais, E. J. (2016). “Sistema de Análise de Sinal Cardíaco para Aplicação em Telecardiologia”. 2016. 125 f. Tese (Doutorado) - Curso de Engenharia Elétrica e de Computação, Centro de Tecnologia, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal.
- Caparelli, T. B. (2007). “Projeto de Desenvolvimento de um Sistema Multicanal de Biotelemetria para Aquisição de Sinais ECG, EEG e EMG.” 109 f. Tese (Mestrado) -

- Curso de Engenharia Elétrica, Faculdade de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Uberlândia.
- Gutierrez, J. (2013). “Saúde Alerta Sobre Prevenção às Doenças no Trabalho.” <http://www.saude.mg.gov.br/component/gmg/story/3938-saude-alerta-sobre-prevencao-as-doencas-do-trabalho>, janeiro.
- Guyton, A. C. (2006). “Tratado de fisiologia médica.” 4ª edição. Rio de Janeiro. Elsevier.
- Letelier, J. C. Weber, Pamela P. (2000). “Spike sorting based on discrete wavelet transform coefficients”. *Journal of Neuroscience Methods* 101, p. 93-106.
- Mallat, S. G. (1989). “A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: the Wavelet Representation.” *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, IEEE Transactions on, v. 11, n. 7., p. 674–693, Jul 1989. ISSN 0162-8828.
- Organização Mundial da Saúde. (2014). “Atividade Física”. Folha informativa de fevereiro, n° 385. http://actbr.org.br/uploads/conteudo/957_FactSheetAtividadeFisicaOMS2014_port_REV1.pdf
- Quillfeldt, J. A. (2005). “Origem dos potenciais elétricos das células nervosas.” Departamento de Biofísica, BI, URGs.
- Reaz, M. B. I. Hussain, M. S. Mohd-Yasin, F. (2006). “Techniques of EMG signal analysis: detection, processing, classification and applications.” www.biologicalprocedures.com. p. 11-25.
- Ricciotti, A. C. D. (2006). “Utilização de Wavelets no Processamento de Sinais EMG.” 116 f. Tese (Mestrado) - Curso de Engenharia Elétrica, Faculdade de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Uberlândia.