

TP3: R peak detection
TP5: ECG arrhythmias - PVC and AF detection
Informática Clínica e Sistemas de Tele-Saúde

Fábio Lopes (2014228601), Paulo Valente (2014211498)

Novembro/Dezembro, 2018

1 Introdução

Este trabalho tem como objetivo obter algoritmos capazes de identificar e classificar arritmias cardíacas, partindo de registos de Eletrocardiograma (ECG). Para tal, na primeira parte, equivalente à TP3, pretende-se detetar os picos R do ECG. Esta etapa é fundamental para a deteção das arritmias, uma vez que é a base para a segmentação dos batimentos. Na segunda parte, equivalente à TP5, solicitou-se a criação de algoritmos hábeis para identificar dois tipos de arritmias cardíacas: PVC (contração ventricular prematura) e AF (fibrilhação auricular). Esta fase foi dividida em 3 passos: 1) criação de um algoritmo para a deteção de PVC, 2) criação de um algoritmo para a deteção de AF e 3) avaliação dos algoritmos criados a partir da sua validação no *dataset* de sinais fornecidos.

2 Parte I: Deteção dos Picos R

Inicialmente, começámos por fazer um pré-processamento dos sinais ECG. Dado que as ondas P e T e o complexo QRS se encontram teoricamente abaixo de 30 Hz, não aplicámos um filtro Butterworth passa-baixo com uma frequência de corte de 30 Hz, mas sim de 40 Hz por forma a eliminar ruído sem que percamos informação. De seguida, utilizámos um filtro Butterworth passa-alto com frequência de corte de 1 Hz para eliminar a componente DC do sinal e colocá-lo em torno da média.

A deteção dos picos R no ECG foi feita utilizando o algoritmo de Pan Tompkins, dado que este é um algoritmo simples mas rápido e eficaz para sinais de ECG que não contenham muito ruído. Neste algoritmo foi feita a seguinte sequência de passos: 1) filtragem passa-banda entre 5 e 15 Hz - gama de frequência do complexo QRS, 2) diferenciação, 3) potenciação e 4) filtragem com filtro de média móvel. Obteve-se, assim, o gráfico de energia do ECG, que nos permite encontrar os picos R, dado que a cada um destes está associado um pico de energia. Considerámos um *threshold* de 70% do valor da média para os picos de energia.

Após encontrarmos todos os picos de energia, procedemos à identificação dos picos R. Para tal, foi necessário considerar todo o intervalo do pico de energia, pois o índice do pico de energia não corresponde exatamente ao pico R no gráfico de ECG, devido a todos os processos realizados para converter o sinal de ECG em gráfico de energia. Dado que alguns complexos QRS se encontravam invertidos em alguns dos sinais, fomos verificar se os picos de energia correspondiam a um mínimo ou um máximo nos sinais de ECG. Em algumas das situações é bastante difícil identificar se o pico R está invertido ou não. Para tal, com o intuito de determinar qual seria o pico R verdadeiro, considerámos que para um mínimo ser considerado como o pico R este teria de ter pelo menos o dobro da amplitude do máximo no mesmo intervalo do pico de energia. Após encontrarmos todos os índices correspondentes aos picos R, fomos verificar se todos eles eram válidos considerando uma pausa fisiológica de 0.3 segundos, ou seja, todos os picos que apareciam 0.3 segundos antes do anterior não foram considerados, sendo portanto retirados da lista de picos R detetados.

Como informação adicional determinámos também a média de batimentos cardíacos por minuto, calculando o quociente entre o número total de picos R e a duração do registo ECG, multiplicando de seguida por 60 segundos.

3 Parte II: Detecção da arritmia PVC

3.1 *Features* para detecção de PVC

Após encontrar todos os picos R do sinal de ECG, prosseguimos para a detecção de PVCs, sendo que neste caso é feita uma classificação batimento a batimento: cada um é classificado como normal (0) ou PVC (1). Para tal, foram extraídas três características diferentes do sinal: o intervalo RR, a largura do complexo QRS e os coeficientes hermíticos obtidos através de funções hermíticas.

Para o cálculo dos intervalos RR, o processo é simples pois apenas é necessário obter a diferença temporal entre cada pico R. No entanto, para determinar a largura de cada complexo, foi necessário um procedimento um pouco mais trabalhoso, pois foi necessário calcular onde o complexo começava e onde acabava, o que não era possível com uma abordagem muito simples, sobretudo devido ao ruído. Para tal, começámos por achar o primeiro mínimo, ou máximo no caso do pico R estar invertido, antes do pico R, correspondendo este ao início do complexo QRS. Dado que o primeiro mínimo, ou máximo, nem sempre era o pretendido devido ao ruído, apenas foi considerado o primeiro mínimo negativo (ou o primeiro máximo positivo no caso de estar invertido). Esta abordagem foi possível devido a termos feito o *baseline removal* no pré-processamento inicial do sinal e permitiu resolver o problema. O mesmo procedimento foi feito para determinar o fim do complexo QRS, calculando o primeiro mínimo, ou máximo no caso do pico R estar invertido, após o pico R. Uma vez obtidas estas duas posições, calculámos a diferença entre ambos, obtendo assim a largura do complexo. Relativamente aos coeficientes hermíticos, aproximámos os vários complexos QRS a funções hermíticas e retirámos o primeiro coeficiente, coeficiente correspondente à primeira base. Para segmentar os complexos QRS considerámos 0.1 segundos antes e após o pico R.

Quanto ao intervalo RR, dado que é necessário subtrair o pico i ao pico $i-1$, considerámos o primeiro pico como normal e começámos a análise do sinal apenas a partir do segundo pico.

3.2 Regras de classificação e validação do algoritmo

Uma vez criados os algoritmos de detecção de PVC, procedemos à classificação dos batimentos. Por forma a avaliar a classificação feita com os nossos algoritmos, a mesma foi comparada com as classificações facultadas pelo professor da cadeira, assumidas como as classificações esperadas. Tendo em conta que esta comparação apenas é possível de ser feita para os picos R que foram detetados simultaneamente pelo nosso algoritmo e pelo subjacente à detecção de PVC facultada, começámos por averiguar quais os picos R presentes em ambas as classificações. A tabela I apresenta a diferença entre os picos detetados por nós e os facultados. *Esperados e detetados* são os picos R que foram detetados por nós e que também fazem parte da lista dos esperados. *Esperados não detetados* são os picos que foram fornecidos pelo professor mas não são detetados pelo nosso algoritmo. *Detetados não esperados* são os picos R detetados por nós mas que não constam da lista do professor. De notar que foi necessário um ajuste de picos R fornecidos pelo professor, pois não correspondiam exatamente aos locais onde ocorriam os picos reais. Adicionalmente é apresentado o valor de batimentos por minutos (BPM) para cada um dos sinais.

Tabela I. Batimentos por minuto (BPM) e número de picos detetados pelo nosso algoritmo e pelo do professor.

Sinal ECG	BPM	Picos R		
		Esperados e detetados	Esperados não detetados	Detetados não esperados
<i>DPVC</i> 106	66.53	1956	142	46
<i>DPVC</i> 116	78.72	2361	60	8
<i>DPVC</i> 119	66.03	1960	134	27
<i>DPVC</i> 200	86.30	2561	231	36
<i>DPVC</i> 201	62.54	1797	242	85
<i>DPVC</i> 203	83.97	2334	773	193
<i>DPVC</i> 210	85.54	2555	130	19
<i>DPVC</i> 221	80.39	2409	53	10
<i>DPVC</i> 223	85.54	2533	110	41
<i>DPVC</i> 228	67.66	1964	177	72
<i>DPVC</i> 233	100.12	2701	451	312

Assim, apenas os picos R da coluna *Esperados e detetados* da tabela I foram utilizados na validação do algoritmo, pois eram os únicos que permitiam estabelecer uma comparação entre os nossos resultados e os resultados esperados. Para as regras de classificação, estudámos duas possíveis abordagens, uma "supervisionada" e outra "não supervisionada".

3.2.1 Abordagem não supervisionada

Nesta abordagem, tivemos em conta somente os picos R selecionados e determinámos a média geral das *features*, usando depois fatores multiplicados pelas médias para distinguir os batimentos como normais ou PVC. Apenas foram consideradas as *features* Intervalo RR e Largura do complexo QRS. A primeira razão é que estas são as únicas com fundamentação fisiológica: é esperado que um batimento QRS aconteça antes do esperado (menor intervalo RR) e que tenha maior largura do complexo QRS que nos normais. A segunda razão é que não existe uma relação genérica entre os valores dos coeficientes hermíticos nos batimentos normais e nos PVC, isto é, em alguns sinais os coeficientes apresentam um valor maior para os PVC mas noutros já apresentam um valor maior para os normais; assim, não podemos definir, de forma não supervisionada, qual o caso de cada sinal em particular, pelo que não é uma *feature* adequada. Foi então necessário achar os fatores pelos quais multiplicar a média, por forma a definir as regras de classificação; estes valores foram determinados de forma experimental, sendo eles: 1.2 para a largura do QRS e 0.8 para o intervalo RR. Assim, temos as seguintes 2 regras: 1) É PVC se o valor do intervalo RR for menor que 80% da média de todos os intervalos RR, caso contrário é normal; 2) É PVC se o valor do complexo QRS for maior que 120% da média da largura de todos os complexos QRS, caso contrário é normal. No final, para cada um dos batimentos foi feita a classificação tendo em conta cada uma das duas características, sendo atribuída como *label* a classe mais frequente, ou seja, uma espécie de classificação baseada em votação. Assim, se ambas as *features* considerarem que o batimento é PVC então a este é atribuída a classe positiva (1); se ambas as características considerarem que o batimento é normal então a este é atribuída a classe negativa (0); se cada uma das *features* atribuir uma classe distinta, então a classe PVC (1) é tida como decisão final.

3.2.2 Abordagem supervisionada

Nesta abordagem, tivemos em conta os picos R selecionados mas também os *labels* fornecidos como base, e determinámos para cada uma das *features* (intervalos RR, largura do complexo QRS e coeficientes hermíticos) os valores de média e do desvio padrão para o caso normal e para o caso de PVC. Tendo em conta os valores de média e desvio padrão foram determinados para cada uma das características um intervalo normal e um intervalo PVC. Caso esses intervalos não se intersectassem, então, para esse sinal essa *feature* era hábil para distinguir entre normal e PVC. Para cada uma das *features* consideradas como adequadas, foi criada a seguinte regra: se o valor estivesse mais próximo da média normal, o batimento era considerado como normal; caso o valor estivesse mais próximo da média PVC, o batimento era considerado como PVC. No final, tal como no método não supervisionado, para cada batimento foi atribuída a classe mais frequente das obtidas pelas diferentes *features* (classificação baseada em votação). De notar, caso hajam 2 *features* úteis e cada uma delas classifique o complexo QRS com classes diferentes, a classe PVC é tida como decisão final.

Por exemplo, O caso do sinal *DPVC_106* está apresentado nas tabelas II e III. Como é possível ver nestas tabelas, mais propriamente na tabela III (que resulta dos valores da tabela II), apenas duas características, Intervalos RR e Largura do QRS, foram consideradas como adequadas para distinguir entre normal e PVC, pois no caso dos Coeficientes Hermíticos havia interseção dos intervalos normal e PVC. Assim, se para um dado batimento, ambas as *features* considerarem o mesmo como normal (0) então o batimento é classificado como normal (média de 0). Se por outro lado, ambas as *features* considerarem o batimento como PVC (1) então o mesmo é classificado como PVC (média de 1). Se uma das *features* considerar o batimento como PVC (1) e a outra como normal (0) então o batimento é classificado como PVC (média de 0.5 que arredonda para 1).

Nos casos em que nenhuma das *features* é adequada para distinguir normal de PVC, nas condições anteriormente referidas, aparece na tabela a informação N.A. (não adequado).

Tabela II. Valores de média e desvio padrão para cada uma das características para batimentos normal e PVC, no sinal *DPVC_106*.

<i>Feature</i>	Média normal	Desvio padrão normal	Média PVC	Desvio padrão PVC
Coefficientes Hermíticos	0.32	0.08	0.29	0.16
Intervalo RR	370.64	68.16	184.77	25.52
Largura do QRS	22.40	9.60	60.16	27.07

Tabela III. Intervalos para cada uma das características para batimentos normal e PVC, no sinal *DPVC_106*, determinados a partir da tabela II.

<i>Feature</i>	Intervalo normal	Intervalo PVC	Intervalos interseção?
Coefficientes Hermíticos	[0.24 , 0.41]	[0.12 , 0.45]	Sim
Intervalo RR	[302.48 , 438.80]	[159.24 , 210.29]	Não
Largura do QRS	[12.80 , 32.01]	[33.10 , 87.23]	Não

A performance dos algoritmos em cada um dos sinais é apresentada nas tabelas V e IV. A tabela V, para além das métricas de avaliação, também contém as *features* utilizadas em cada um.

Tabela IV. Performance do algoritmo não supervisionado para classificação de PVCs

Sinal ECG	Sensibilidade (%)	Especificidade (%)	<i>Accuracy</i> (%)
<i>DPVC_106</i>	100	95.19	96.32
<i>DPVC_116</i>	100	98.85	98.90
<i>DPVC_119</i>	100	99.67	99.74
<i>DPVC_200</i>	96.96	98.25	97.85
<i>DPVC_201</i>	11.02	52.89	50.14
<i>DPVC_203</i>	95.10	60.93	63.02
<i>DPVC_210</i>	92.91	82.35	82.94
<i>DPVC_221</i>	100	95.56	96.26
<i>DPVC_223</i>	92.27	97.40	96.57
<i>DPVC_228</i>	100	95.96	96.59
<i>DPVC_233</i>	96.16	98.03	97.70

Tabela V. Performance do algoritmo supervisionado para classificação de PVCs e respectivas *features* utilizadas em cada um dos casos.

Sinal ECG	Sensibilidade (%)	Especificidade (%)	Accuracy (%)	Features
<i>DPVC_106</i>	100	93.12	94.73	Largura do QRS Intervalos RR
<i>DPVC_116</i>	100	89.89	90.34	Coefficientes Hermíticos Largura do QRS
<i>DPVC_119</i>	100	100	100	Coefficientes Hermíticos Largura do QRS Intervalos RR
<i>DPVC_200</i>	92.78	99.66	97.54	Coefficientes Hermíticos Largura do QRS Intervalos RR
<i>DPVC_201</i>	100	98.45	98.55	Coefficientes Hermíticos
<i>DPVC_203</i>	93.01	87.04	87.40	Coefficientes Hermíticos Largura do QRS Intervalos RR
<i>DPVC_210</i>	96.50	90.32	90.70	Coefficientes Hermíticos
<i>DPVC_221</i>	100	86.38	88.54	Largura do QRS Intervalos RR
<i>DPVC_223</i>	N.A	N.A	N.A	N.A
<i>DPVC_228</i>	99.02	95.29	95.88	Coefficientes Hermíticos Intervalos RR
<i>DPVC_233</i>	99.57	98.61	98.78	Coefficientes Hermíticos Intervalos RR

4 Parte III: Detecção da arritmias AF

4.1 Features para detecção de AF

Após o algoritmo de Pan Tompkins, prosseguimos para a detecção de AFs. Para tal, necessitamos de segmentar o sinal em várias janelas temporais, uma vez que neste caso a detecção da arritmia é feita janela a janela. Foram utilizadas janelas de 20 segundos, ou seja, 5000 amostras. Para cada uma das janelas temporais, calculámos três *features* diferentes: o SDNN, o SD1xSD2 e a área do gráfico de Power Spectrum Density (PSD). Para o cálculo da SDNN (*standard deviation of NN intervals*), calculámos primeiro a distância entre picos RR e, de seguida, o desvio padrão destes. O valor de SD1xSD2 foi obtido a partir do gráfico de Poincaré, correspondendo SD1 e SD2 aos desvios padrão do mesmo. O valor de SD1xSD2 foi determinado a partir da seguinte equação:

$$SD1 * SD2 = \sqrt{0.5 * SDSD^2} * \sqrt{2 * SDNN^2 - 0.5 * SDSD^2}$$

[1] tendo SDSD (*standard deviation of successive differences*) sido obtido fazendo o desvio padrão das diferenças entre intervalos RR sucessivos. Por fim, para podermos calcular a área do gráfico de PSD, foi necessário efetuar primeiro a remoção dos complexos QRS. Para tal, usámos como auxílio o gráfico de energia do ECG (obtido no final do algoritmo de Pan Tompkins), ou seja, como cada pico R no gráfico de energia corresponde a um complexo QRS, verificámos quais os segmentos cujo valor de energia é maior que 70% da média de energia (este valor foi obtido experimentalmente, sendo o adequado para eliminar unicamente o complexo QRS e não as restantes ondas). Após a identificação destes segmentos, o sinal de ECG na posição dos mesmos foi colocado a "zero", eliminando assim os complexos QRS. Após este processo, calculámos o PSD usando um método baseado em FFT e por fim a área do mesmo usando a integração numérica trapezoidal.

4.2 Regras de classificação e validação do algoritmo

Após o cálculo das várias *features*, prosseguimos para a classificação de cada janela temporal, usando regras baseadas nas características referidas. Neste caso, como a classificação é feita por janelas, para podermos comparar as nossas *labels* obtidas com as classificações verdadeiras, era

necessário adaptar estas classificações às nossas janelas temporais (uma vez que o início e término dos períodos AF não coincide com o intervalo das nossas janelas). Para tal, definimos uma percentagem de classificações verdadeiras AF para a janela ser considerada uma AF, mais concretamente um valor de 10%: caso um décimo dos pontos da janela temporal em análise correspondesse ao período AF então a classe verdadeira da janela era AF (1), caso contrário a sua classificação verdadeira seria não AF (0). O valor de 10% foi utilizado após termos verificado, analisando os sinais, que se fosse utilizado um valor maior as janelas AF em alguns sinais não eram detetadas (por serem curtas), mesmo que a nossa janela contivesse uma janela AF inteira. Após esta adaptação foi possível, então, comparar com a classificação obtida pelo nosso algoritmo e calcular, assim, as várias métricas de avaliação. Para efetuar as regras de classificação, foram usadas novamente duas abordagens, uma "supervisionada" e outra "não supervisionada", de forma similar ao caso dos PVCs.

4.2.1 Abordagem não supervisionada

Tal como nos PVC, nesta abordagem foram determinadas as médias de cada uma das *features*, e depois foram usados fatores multiplicados pelas médias para distinguir as janelas como normais ou AF, tendo sido utilizadas todas as *features* referidas na secção 4.1. Para determinar os coeficientes a usar nas regras de classificação, fizemos vários experimentos até obter três valores que, em geral, fossem os melhores. Desta forma, obtivemos 0.7 para a *feature* SDNN, 0.3 para a *feature* SD1xSD2 do gráfico de Poincaré e 0.9 para a área do gráfico de PSD. Assim sendo, temos as seguintes 3 regras: 1) É uma janela AF se o valor de SDNN for maior que 70% da média de todos os SDNN, caso contrário é normal; 2) É uma janela AF se o valor de SD1xSD2 de Poincaré for maior que 30% da média de todos os valores de SD1xSD2, caso contrário é normal; 3) É uma janela AF se o valor da área do gráfico de PSD for maior que 90% da média de todos os valores das áreas dos gráficos de PSD, caso contrário é normal; No final, para cada um das janelas foi feita a classificação baseada em votação, de forma análoga ao que foi realizado na deteção de PVC.

4.2.2 Abordagem supervisionada

Nesta abordagem, também de forma similar ao feito na arritmia anterior, tivemos em consideração a *label* esperada para cada janela e calculámos, novamente, a média e o desvio padrão para cada uma das *features*, para cada uma das classes. De seguida, obtemos igualmente os intervalos de cada uma das *features* e verificámos quais eram as características discriminativas para a distinção entre janelas com AF e sem AF. Mais uma vez, a classificação é feita com base numa classificação baseada em votação e, caso, o número de *features* hábeis seja par e cada uma tenha como output uma classe diferente, então a classe AF é tida como decisão final. Em todos os casos, se o valor da *feature* estivesse mais próximo da média de janelas AF, então a classe da janela temporal será AF (1), caso contrário será normal, ou seja, não AF (0). Tal como no caso anterior, se nenhuma das *features* for adequada então aparece a informação N.A. na tabela (não adequado).

A performance dos algoritmos em cada um dos sinais é apresentada nas tabelas VII e VI. A tabela VII para além das métricas de avaliação, também contém as *features* utilizadas em cada um.

Tabela VI. Performance do algoritmo não supervisionado para classificação de AFs.

Sinal ECG	Sensibilidade (%)	Especificidade (%)	Accuracy (%)
<i>04043 - Episode 1</i>	95.45	100	96.97
<i>04043 - Episode 2</i>	100	90.91	93.33
<i>04043 - Episode 3</i>	95.24	54.55	81.25
<i>04043 - Episode 4</i>	57.14	72.73	66.67
<i>04048 - Episode 1</i>	100	81.82	87.50
<i>04048 - Episode 2</i>	100	72.73	76.92
<i>04048 - Episode 3</i>	100	90.91	92.31
<i>04746 - Episode 1</i>	100	72.73	75.00
<i>04746 - Episode 2</i>	100	72.73	75.00
<i>04746 - Episode 3</i>	100	81.82	84.62
<i>05261 - Episode 1</i>	100	81.82	83.33
<i>05261 - Episode 2</i>	100	90.91	91.67
<i>05261 - Episode 3</i>	100	36.36	50.00
<i>05261 - Episode 4</i>	100	72.73	75.00
<i>08219 - Episode 1</i>	100	0.00	47.62
<i>08219 - Episode 2</i>	100	36.36	76.67
<i>08219 - Episode 3</i>	100	63.64	87.50
<i>08219 - Episode 4</i>	100	54.55	84.85

Tabela VII. Performance do algoritmo supervisionado para classificação de AFs e respectivas *features* utilizadas em cada um dos casos.

Sinal ECG	Sensibilidade (%)	Especificidade (%)	Accuracy (%)	Features
04043 - Episode 1	72.73	100	81.82	SDNN SD1xSD2 Área PSD
04043 - Episode 2	100	90.91	93.33	SD1xSD2 Área PSD
04043 - Episode 3	N.A	N.A	N.A	N.A
04043 - Episode 4	42.86	90.91	72.22	Área PSD
04048 - Episode 1	100	100	100	SDNN SD1xSD2 Área PSD
04048 - Episode 2	100	100	100	SDNN SD1xSD2 Área PSD
04048 - Episode 3	100	90.91	92.31	SDNN SD1xSD2
04746 - Episode 1	100	100	100	SDNN SD1xSD2 Área PSD
04746 - Episode 2	100	72.73	75.00	SDNN SD1xSD2 Área PSD
04746 - Episode 3	100	81.82	84.62	SDNN SD1xSD2 Área PSD
05261 - Episode 1	0.00	81.82	75.00	Área PSD
05261 - Episode 2	100	90.91	91.67	Área PSD
05261 - Episode 3	66.67	81.82	78.57	SDNN SD1xSD2 Área PSD
05261 - Episode 4	N.A	N.A	N.A	N.A
08219 - Episode 1	80.00	63.64	71.43	SDNN SD1xSD2 Área PSD
08219 - Episode 2	63.16	72.73	66.67	SD1xSD2 Área PSD
08219 - Episode 3	47.62	90.91	62.50	Área PSD
08219 - Episode 4	77.27	72.73	75.76	Área PSD

5 Discussão dos resultados

Relativamente à comparação entre os picos R obtidos pelo nosso algoritmo e os picos fornecidos juntamente com os sinais PVC, tabela I, podemos verificar que a grande parte dos picos é comum a ambos. Ainda assim, alguns picos não são detetadas pelo nosso algoritmo ou vice-versa. Isto deve-se sobretudo a duas situações. A primeira é a de existirem falsos picos R nos *labels* fornecidos: verificámos que alguns picos fornecidos se encontravam por exemplo numa região plana (onde não havia nenhuma onda). A segunda é o problema de alguns picos R estarem invertidos, referido anteriormente neste relatório: alguns picos R nos *labels* fornecidos são considerados como estando invertidos e o nosso algoritmo considera-os como não estando invertidos e vice-versa.

Analisando os resultados obtidos, tabelas IV a VII, podemos verificar que tanto na deteção de PVCs como na deteção de AFs, embora a performance em geral seja bastante satisfatória, há sinais que apresentam uma maior dificuldade de deteção de anomalias.

No caso da deteção de PVCs verificamos que o sinal ECG *DPVC_201* obtém resultados muito baixos para o algoritmo não supervisionado mas resultados elevadíssimos no caso da abordagem

supervisionado. Esta discrepância é explicada pelas *features* usadas em cada um dos algoritmos. Como no supervisionado a *feature* usada neste sinal é a dos coeficientes hermíticos, isto significa que as outras duas não são boas para separar as duas classes. Portanto, como no não supervisionado apenas são usadas a largura do complexo QRS e os intervalos RR, sem ter em conta os coeficientes hermíticos, estes valores eram expectáveis. Outro sinal que verifica uma relação parecida à anterior é o sinal *DPVC_203*, que tem os seus resultados melhorados quando se usa a *feature* de coeficientes hermíticos.

No caso da deteção de AFs, em geral, os algoritmos não tem grandes dificuldades em detetar se o sinal contém alguma AF e o intervalo de tempo onde ela se verifica. No entanto, como no caso dos algoritmos para deteção de PVCs, há exceções.

No caso do sinal *08219 - Episode 1*, no algoritmo não supervisionado são obtidos resultados muito baixos, enquanto que no supervisionado isto não se verifica. Isto acontece, pois, neste caso, as médias do SDNN e do Poincaré encontram-se trocadas, como se verifica na tabela VIII, ou seja, a classe normal apresenta valores médios maiores que a classe AF. Dado que o algoritmo supervisionado se ajusta a estes casos, classificando cada caso tendo em conta qual a média mais próxima, os resultados acabam por ser muito melhores que no não supervisionado. De notar que no caso da área do gráfico de PSD isto não acontece. Contudo, como o sistema de classificação se baseia em votação, neste caso, as classes atribuídas por estas duas regras sobrepõem-se à classe que obtida na regra baseada na área do gráfico de PSD.

Tabela VIII. Valores médios de cada *feature* para cada classe do sinal *08219 - Episode 1*.

	Não AF	AF
Média dos valores de SDNN	33.35	23.34
Média dos valores de Poincaré	1092.21	640.60
Média dos valores das Áreas de PSD	11.86	69.74

No caso do sinal *04043 - Episode 1*, apesar de ambos os algoritmos usarem as mesmas métricas, este apresenta resultados um pouco diferentes para ambos, evidenciando, para o caso do algoritmo supervisionado, valores mais baixos do que para o caso do algoritmo não supervisionado. Isto significa que é possível separar bem as duas classes usando as duas abordagens, no entanto, o valor de *threshold* usado (média das médias de ambas as classes) não é um valor ajustado a este tipo de sinal.

Relativamente ao sinal *04043 - Episode 3*, a análise dos gráficos e dos valores das métricas permite verificar que existe uma boa distinção entre classes até que a arritmia ocorre. Após o acontecimento AF, os valores das métricas permanecem semelhantes àqueles que são verificados durante o período AF embora a classificação real considere a fase como normal. É provável que seja por isso que a sensibilidade no algoritmo não supervisionado corresponda a cerca de 50% (equivalente ao acerto na classificação das janelas no período normal pré-AF mas incorreção no período pós-AF). Esta será também a razão para a qual nenhuma das métricas seja adequada no algoritmo supervisionado.

Por último, no caso do sinal *05261 - Episode 1*, o algoritmo supervisionado não detetou qualquer AF presente no sinal. Verificamos que o nosso algoritmo de Pan-Tompkins apenas identifica um pico R no intervalo correspondente à região real de AF e, portanto, é impossível calcular o valor de SDNN e o valor de SD1xSD2 para essa classe. Portanto, este algoritmo apenas tem em conta a *feature* área do gráfico PSD, excluindo as *features* temporais, características essas que, pelo que se observa no algoritmo não supervisionado, aumentam a capacidade de acerto para este sinal.

Nos restantes casos, os resultados são bastante satisfatórios, concluindo assim que, mesmo usando algoritmos bastante simples, é possível detetar este tipo de arritmias nos sinais de ECG.

Referências

- [1] MD Albert C.-C. Yang. Poincaré plots: A mini-review.