



INSTITUTO POLITÉCNICO DE LISBOA



ESCOLA SUPERIOR DE
TECNOLOGIA DA SAÚDE
DE LISBOA
INSTITUTO POLITÉCNICO DE LISBOA

Instituto Superior de Engenharia de Lisboa
Escola Superior de Tecnologia da Saúde de Lisboa

Validação clínica de um sistema de aquisição de electrocardiografia não intrusivo - estudo preliminar

Carla Sofia Barão Ferreira

Trabalho Final de Mestrado para obtenção do grau de
Mestre em Engenharia Biomédica

Orientadores

Professor Doutor André Lourenço¹

Professor Doutor Sérgio Laranjo²

¹ ISEL

² Hospital de Santa Marta

Maio de 2024



INSTITUTO POLITÉCNICO DE LISBOA



ESCOLA SUPERIOR DE
TECNOLOGIA DA SAÚDE
DE LISBOA
INSTITUTO POLITÉCNICO DE LISBOA

Instituto Superior de Engenharia de Lisboa
Escola Superior de Tecnologia da Saúde de Lisboa

Validação clínica de um sistema de aquisição de electrocardiografia não intrusivo - estudo preliminar

Carla Sofia Barão Ferreira

Trabalho Final de Mestrado para obtenção do grau de
Mestre em Engenharia Biomédica

Orientadores

Professor Doutor André Lourenço¹

Professor Doutor Sérgio Laranjo²

Júri

Presidente: Professor Doutor António Jorge Duarte De Castro Silvestre¹

Vogais: Doutor Pedro Silva Cunha^{2,3}

Professor Doutor Pedro Miguel Torres Mendes Jorge¹

Professor Doutor André Ribeiro Lourenço¹

¹ ISEL

² Hospital de Santa Marta

³ Faculdade de Medicina da Universidade de Lisboa

Maio de 2024

Agradecimentos

A realização desta tese de mestrado não seria possível sem os contributos de algumas pessoas, às quais expresso os meus sinceros agradecimentos:

Ao Professor André Lourenço, por me colocar o desafio da presente tese, pela sua orientação, sinceridade, dedicação e disponibilidade, bem como pelas tarefas doseadas e palavras de motivação nas reuniões semanais.

Ao Professor Doutor Sérgio Laranjo, meu orientador, pela disponibilidade e competência científica, bem como pelas correções e sugestões apresentadas ao longo do trabalho.

Às colegas dos apoios de cardiologia, do Hospital de Santa Cruz, que são as pessoas com quem passo mais horas por dia, sendo como uma segunda família. Agradeço pelas inúmeras boleias, trocas de horários e apoio moral, mas sobretudo pela amizade e convivência diária.

À Filipa Rosa e à Inês Amaral, a equipa de sonho do MEB, um agradecimento especial pela amizade ao longo deste percurso, que nos permitiu lidar com o stress em conjunto e ultrapassar todas as dificuldades. Sem o vosso apoio e motivação nada disto seria possível. Espero que se mantenham sempre os almoços mensais.

À família que, embora longe, está sempre perto. Um agradecimento muito especial à minha mãe, por atender sempre as chamadas (ou devolvê-las), por ter sempre as palavras certas, por me pôr a par da atualidade, pela comida afetiva que traz conforto e mata as saudades de casa, por não me deixar desistir, por todo o apoio, compreensão e motivação; por tudo. Ao meu pai, pelo *brainstorming* quando a criatividade está escassa nos projetos, pelo covil, por ser do contra, pela honestidade, cumplicidade e boa-disposição. Aos dois, pelo apoio emocional e financeiro que me permitiram chegar até aqui. Às minhas irmãs, que são segundas e terceiras mães, sempre preocupadas e sempre a querer aconselhar com base nos seus anos de experiência, obrigada pela paciência, compreensão e apoio constantes.

Ao Luís, pela troca de ideias que me faz crescer científica e pessoalmente, pela paciência e compreensão diárias, pela companhia, carinho, amizade e cumplicidade, pelos quilómetros percorridos e combustível gasto, pela celebração de pequenas conquistas com jantares fora. Enfim, por estares sempre presente.

Mais uma vez, a todos os meus sinceros agradecimentos.

Resumo

A existência de diversas arritmias paroxísticas representa um desafio significativo para a monitorização e o diagnóstico dos pacientes. Muitas vezes, essas arritmias não são detetadas durante as consultas médicas, por serem intermitentes e, frequentemente, assintomáticas. É neste enquadramento que se tornam cada vez mais relevantes os dispositivos das tecnologias móveis (*mHealth*), que permitem monitorizar de forma contínua o ritmo cardíaco.

O CardioWheel surge no contexto da indústria automóvel, como um dispositivo que permite adquirir uma derivação semelhante ao DI de um eletrocardiograma (ECG) clínico, através de elétrodos secos embutidos num volante. No presente estudo pretende-se realizar a validação clínica deste dispositivo.

Para tal, foi realizado um estudo clínico que comparou o registo de ECG clínicos de 12 derivações com os registos obtidos simultaneamente com o CardioWheel. A base de dados obtida consistiu em 143 registos correspondentes a pacientes do Hospital de Santa Marta, escolhidos de forma aleatória. Destes, 120 cumpriram os critérios de elegibilidade.

A qualidade do sinal do CardioWheel foi avaliada recorrendo a diferentes métodos. Numa primeira abordagem, foi realizada uma análise clínica que categorizou o sinal do CardioWheel e da derivação I do ECG clínico de cada paciente, utilizando 5 categorias predefinidas. Em seguida, cada traçado foi classificado com base nas arritmias que podem ser identificadas, tendo disponível apenas DI. Foram criadas matrizes de confusão para comparar os resultados de cada traçado.

Numa segunda abordagem, realizou-se a quantificação da qualidade através de uma ferramenta de processamento e análise de sinais, tendo em conta 3 aspetos essenciais: ruído, ritmo e morfologia.

Na generalidade, comprovou-se que o sinal do CardioWheel é sobreponível com o do ECG clínico em DI, sendo possível utilizá-lo para a deteção de arritmias não emergentes. Contudo, é essencial salientar as restrições inerentes à aquisição de apenas uma derivação para análise clínica, que enfatizam a importância de complementar o uso do CardioWheel com exames hospitalares para uma avaliação mais completa do paciente.

Palavras-chave: ECG, CardioWheel, Arritmias, DI, *mHealth*

Abstract

The existence of various paroxysmal arrhythmias represents a significant challenge for monitoring and diagnosing patients. Often, these arrhythmias are not detected during medical consultations because they are intermittent and, regularly, asymptomatic. It is in this context that mHealth devices that enable continuous heart rhythm monitoring are becoming increasingly relevant.

The CardioWheel has emerged in the context of the automotive industry as a device that makes it possible to acquire a lead similar to the DI of a clinical electrocardiogram (ECG), using dry electrodes embedded in a steering wheel. The present study aims to carry out the clinical validation of this device.

In order to do this, a clinical study was carried out comparing clinical 12-lead ECG recordings with those obtained simultaneously with CardioWheel. The database obtained consisted of 143 records corresponding to patients from the Santa Marta Hospital, chosen at random. Of these, 120 met the eligibility criteria.

The quality of the CardioWheel signal was assessed using different methods. In a first approach, a clinical analysis was carried out which categorized the CardioWheel signal and lead I of each patient's clinical ECG using 5 predefined categories. Next, each tracing was classified based on the arrhythmias that could be identified, with only DI available. Confusion matrices were created to compare the results of each tracing.

In a second approach, quality was quantified using a signal processing and analysis tool, considering 3 essential aspects: noise, rhythm and morphology.

In general, it was found that the CardioWheel signal is comparable to that of the clinical ECG in DI and can be used to detect non-emergent arrhythmias. However, it is essential to be aware of the restrictions inherent in acquiring only one lead for clinical analysis, which emphasize the importance of complementing the use of CardioWheel with hospital exams for a more complete assessment of the patient.

Keywords: ECG, CardioWheel, Arrhythmias, DI, mHealth

Lista de Abreviaturas

ACC	Exatidão
basSQI	Índice de qualidade do espectro de potência
BAV	Bloqueio aurículo-ventricular
BCRD	Bloqueio completo de ramo direito
BCRE	Bloqueio completo de ramo esquerdo
Bpm	Batimentos por minuto
ECG	Eletrocardiograma
ESV	Extrassístoles supraventriculares
EV	Extrassístoles ventriculares
FA	Fibrilhação auricular
FC	Frequência cardíaca
FDA	<i>Food and Drug Administration</i>
FLA	Flutter auricular
FN	Falsos negativos
FNR	Taxa de falsos negativos
FP	Falsos positivos
IA	Inteligência artificial
kSQI	Índice de qualidade da curtose
mHealth	Tecnologias móveis
mV	Milivolt
NAV	Nódulo aurículo-ventricular
NS	Nódulo sinusal

OWL	<i>Web Ontology Language</i>
PPG	Fotopletismografia
PPV	Precisão
pSQI	Índice de qualidade do espectro de potência
RDF	<i>Resource Description Framework</i>
RDFS	<i>Resource Description Framework Schema</i>
SNR	Relação sinal-ruído
SQI	Índice de qualidade do sinal
TN	Verdadeiros negativos
TNR	Taxa de verdadeiros negativos
TP	Verdadeiros positivos
TPR	Taxa de verdadeiros positivos

Índice Geral

Agradecimentos	ii
Resumo.....	iv
Abstract.....	v
Lista de Abreviaturas.....	vii
Índice Geral.....	ix
Índice de Figuras.....	xi
Índice de Tabelas	xiii
1.Introdução	1
2. Revisão da literatura.....	5
2.1. Células cardíacas e sistema de condução cardíaco	5
2.2. Potencial de ação	6
2.3. Eletrocardiograma	7
2.4. Eixo cardíaco.....	11
2.5. Arritmias	14
2.5.1. Perturbações da condução aurículo-ventricular	15
2.5.2. Bloqueio completo de ramo direito	15
2.5.3. Bloqueio completo de ramo esquerdo	15
2.5.4. Extrassístole supraventricular.....	15
2.5.5. Extrassístole ventricular.....	16
2.5.6. Fibrilhação auricular	16
2.5.7. Flutter auricular	16
2.5.8. Ritmo de pacing.....	16
2.6. Wearables existentes e evidência.....	17
2.6.1. Apple Watch	20
2.6.2. Fitbit	21
2.6.3. KardiaMobile	22
2.7. CardioWheel.....	23

2.8.	Sistemas de visualização de sinais e de anotação de patologias	25
2.9.	Metodologias usadas para comparar sinais	27
3.	Materiais e Métodos	32
3.1.	Processo de recolha de dados	32
3.2.	Análise qualitativa.....	34
3.3.	Análise quantitativa.....	37
3.4.	Eixo elétrico cardíaco	41
4.	Resultados e Discussão	43
4.1.	Análise qualitativa.....	43
4.2.	Análise quantitativa.....	49
4.3.	Eixo elétrico cardíaco	54
5.	Conclusões e Perspetivas Futuras	57
6.	Referências Bibliográficas	59
	Anexos.....	64
	Anexo 1. Registo do CardioWheel e do ECG clínico de 12 derivações num paciente com BAV de 1º grau e BCRE.....	64
	Anexo 2. Registo do CardioWheel e do ECG clínico de 12 derivações num paciente com BCRD.....	64
	Anexo 3. Registo do CardioWheel e do ECG clínico de 12 derivações num paciente com fibrilhação auricular.....	65
	Anexo 4. Registo do CardioWheel e do ECG clínico de 12 derivações num paciente com flutter auricular	66
	Anexo 5. Registo do CardioWheel e do ECG clínico de 12 derivações num paciente com ritmo de pacing auricular	66
	Anexo 6. Registo do CardioWheel e do ECG clínico de 12 derivações num paciente com ritmo de pacing ventricular	67
	Anexo 7. Registo do CardioWheel e do ECG clínico de 12 derivações num paciente com extrassístoles ventriculares	68

Índice de Figuras

Figura 1 Exemplos de dispositivos wearables para monitorização do ritmo cardíaco. (Da esquerda para a direita:) Apple Watch, Fitbit e KardiaMobile (4-6)	2
Figura 2 CardioWheel - capa volante composta por 2 elétrodos secos e ao centro uma unidade computacional.....	2
Figura 3 Sistema de condução elétrico. Adaptado (12)	6
Figura 4 Potencial de ação das células especializadas e das células contráteis. Adaptado (9)	7
Figura 5 Monitorização do ECG. Adaptado (12)	9
Figura 6 Papel milimetrado do ECG	9
Figura 7 Ondas do ECG. Adaptado (13).....	10
Figura 8 Eixo elétrico cardíaco. Adaptado (17).....	12
Figura 9 Esquema do funcionamento da tecnologia baseada em PPG. Adaptado (22).....	19
Figura 10 Sensores do Apple Watch. Adaptado (26).....	21
Figura 11 Notificações do Fitbit (5).....	22
Figura 12 (Da esquerda para a direita:) KardiaMobile, KardiaMobile Card e KardiaMobile 6L (6)	23
Figura 13 Ambiente envolvente ao CardioWheel.....	24
Figura 14 Arquitetura do sistema CardioWheel. Adaptado (32).....	25
Figura 15 Página inicial da aplicação TISSAT	27
Figura 16 Exemplos de registos de 1 derivação submetidos a técnicas de avaliação automática para garantir a sua qualidade do sinal, classificados em 3 categorias diferentes (bom, aceitável, inaceitável). Adaptado (45).....	29
Figura 17 Lista de categorias dentro dos diversos dados clínicos	33
Figura 18 Total de pacientes após serem aplicados os critérios de elegibilidade	34
Figura 19 Categorias das duas avaliações qualitativas da qualidade do sinal	35
Figura 20 Exemplo de oscilação da linha de base. Adaptado (48)	38
Figura 21 Exemplo de saturação. Adaptado (48)	39
Figura 22 Esquema das várias etapas de processamento do sinal do CardioWheel ...	41
Figura 23 Esquema da extração de sinais de ECG através de PDFs	42
Figura 24 Exemplo de um pico mal detetado nas derivações II e aVF de 2 pacientes diferentes	42
Figura 25 Traçados ideais num paciente com ritmo sinusal	45
Figura 26 Exemplo com onda P não visível no CardioWheel	46

Figura 27 Exemplo de anotações na aplicação TISSAT	46
Figura 28 Exemplo de traçado em que foram selecionados 6 segmentos	49
Figura 29 Exemplo de traçado sem segmentos selecionados	50
Figura 30 Exemplo de gráficos com a média dos diferentes ciclos cardíacos para 6 segmentos de um mesmo traçado	51
Figura 31 Determinação de picos R em 4 segmentos de um mesmo traçado	53
Figura 32 Representação gráfica da determinação das ondas P, Q, S e T com os ciclos cardíacos sobrepostos.....	54
Figura 33 Traçado do CardioWheel de um paciente com DDEE e amplitude reduzida do QRS	55
Figura 34 Avaliação do eixo elétrico cardíaco num paciente com DDEE.....	56
Figura 35 ECG num paciente com eixo elétrico normal e amplitude reduzida do QRS em DI	56

Índice de Tabelas

Tabela 1 Classificação do eixo elétrico. Adaptado (15)	13
Tabela 2 Descrição do estado da arte com diferentes metodologias para avaliação da qualidade de traçados de <i>wearables</i>	30
Tabela 3 Matriz de confusão. Adaptado (47)	36
Tabela 4 Matriz de confusão para a categoria "Ondas p/ ondas f visíveis"	44
Tabela 5 Métricas de desempenho para as categorias da avaliação das ondas do ECG	45
Tabela 6 Métricas de desempenho para as categorias da conclusão de cada traçado	47
Tabela 7 Avaliação da qualidade por <i>strings</i>	52
Tabela 8 Avaliação da qualidade por índices de qualidade do sinal	52

1.Introdução

O coração é um órgão muscular responsável por bombear o sangue pelo sistema circulatório através de contrações das suas fibras musculares. Essas contrações são coordenadas por impulsos elétricos que percorrem o músculo cardíaco. A aquisição e registo dessa atividade elétrica do coração em papel milimétrico, através do ECG, foi estabelecida pelo médico e fisiologista holandês Willem Einthoven. Einthoven desenvolveu a técnica de registo dos sinais de elétricos do coração utilizando três elétrodos à superfície da pele, conhecida como Lei de Einthoven. Esta inovação aumentou a sensibilidade e a aplicação do ECG em diferentes contextos clínicos (1).

Ao longo do século XX, o desenvolvimento contínuo do ECG levou à introdução de disposições adicionais de elétrodos, visando a melhoria das suas capacidades diagnósticas. Essas evoluções contribuíram para uma melhor compreensão da atividade elétrica cardíaca, permitindo diagnósticos mais precisos e abrangentes (1).

A introdução progressiva de tecnologias e métodos inovadores no campo da eletrocardiografia permitiu transformar a prática clínica, consolidando o ECG como uma ferramenta essencial para a monitorização e diagnóstico de uma ampla variedade de patologias cardíacas. Atualmente, os registos de ECG em contexto clínico são obtidos através de eletrocardiógrafos computadorizados e os traçados são normalizados através do posicionamento dos elétrodos de registo em localizações universalmente estabelecidas (1).

Contudo, nos últimos anos têm emergido os dispositivos eletrónicos vestíveis, conhecidos por *wearables*, que são dispositivos tecnológicos que podem ser usados como acessórios e permitem recolher diversos sinais fisiológicos. Estes dispositivos podem desempenhar um papel fundamental na monitorização de pacientes, pacientes crónicos e doentes idosos em lares devido à simplicidade de uso. Além disso, capacitam os utilizadores interessados em *fitness* e bem-estar, fornecendo informações oportunas sobre saúde e métricas relacionadas com o estilo de vida. Este avanço representa uma transição notável na abordagem da saúde, privilegiando a prevenção em detrimento da cura. Mais recentemente, alguns *wearables* conseguiram mesmo atingir um patamar de desempenho de monitorização comparável ao tradicional dispositivo médico, sendo mesmo reconhecidos com certificações médicas (2).

No caso específico do ECG, os *wearables* permitem uma monitorização contínua (ou quase contínua) e a longo-prazo do ritmo cardíaco. Alguns dos dispositivos que incluem a funcionalidade do ECG são o Apple Watch, o Fitbit, e o KardiaMobile (figura 1). Estes

dispositivos geralmente vêm equipados com sensores óticos que monitorizam a fotopletismografia (PPG), e alguns também possuem elétrodos adicionais para realizar medições de ECG. Através de aplicações móveis associadas ao dispositivo, os utilizadores podem acompanhar as leituras do ECG ao longo do tempo, partilhar essas informações com profissionais de saúde e, em alguns casos, até mesmo receber alertas em caso de alterações do ritmo cardíaco (2,3).

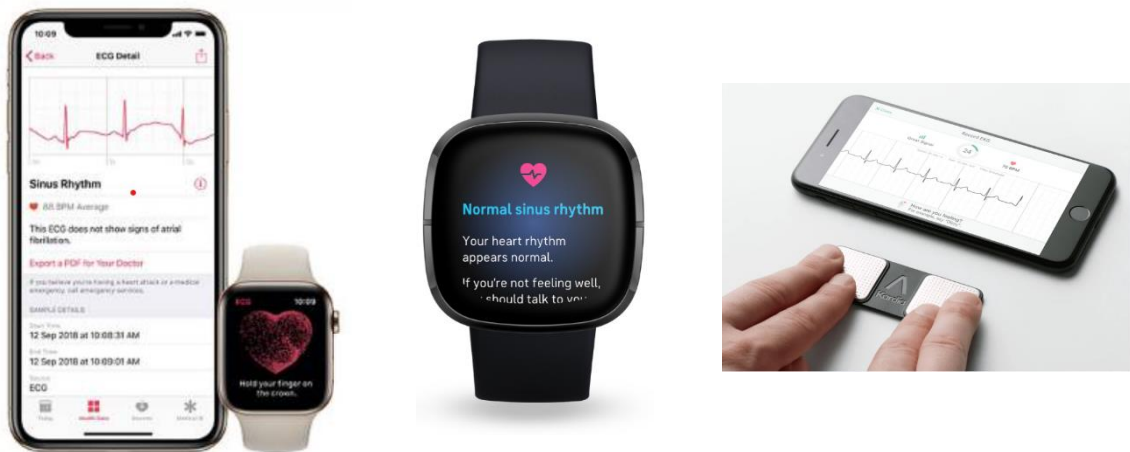


Figura 1 Exemplos de dispositivos wearables para monitorização do ritmo cardíaco. (Da esquerda para a direita:) Apple Watch, Fitbit e KardiaMobile (4–6)

Neste contexto surge o CardioWheel (figura 2), desenvolvido pela empresa Cardioid Technologies, um sistema que possibilita a aquisição de sinais de uma derivação do ECG através do posicionamento das mãos num volante com sensores embutidos (7).



Figura 2 CardioWheel - capa volante composta por 2 elétrodos secos e ao centro uma unidade computacional

1.1. Objetivos

No presente trabalho pretende-se avaliar a qualidade do sinal obtido através do CardioWheel, com métodos qualitativos e métodos quantitativos. Fez-se um estudo clínico que permitiu a aquisição de traçados do ECG de 12 derivações e do CardioWheel numa amostra inicial de 143 pacientes selecionados aleatoriamente no Hospital de Santa Marta.

Nos métodos qualitativos fez-se uma avaliação menos estruturada, que envolve a comparação do sinal do CardioWheel com o sinal de DI no ECG clínico de 12 derivações. Esta comparação foi realizada com base na experiência clínica de uma técnica de Cardiopneumologia, que definiu vários critérios a avaliar em ambos os traçados, para verificar a facilidade de leitura das suas ondas. Posteriormente, a mesma técnica fez a interpretação dos dois traçados de cada paciente, avaliando a concordância entre eles.

Para se considerar o traçado do CardioWheel como clinicamente válido, foi necessária uma avaliação quantitativa da qualidade do seu sinal. Esta avaliação foi feita através de uma biblioteca de Python, denominada neurokit2, que dispõe de diversas funções integradas, que permitem analisar três métricas fundamentais: ruído, ritmo e morfologia (8).

Como objetivo secundário, fez-se o cálculo do eixo elétrico do coração através do ECG clínico, usando diferentes fórmulas, para verificar se uma alteração do mesmo, associada a uma diminuição da amplitude do sinal, influencia a avaliação da qualidade do sinal.

1.2. Contribuições

Com esta investigação espera-se contribuir para o aumento da acessibilidade à informação de saúde, favorecendo a monitorização contínua e auxiliando na deteção precoce e gestão de arritmias. Com esse intuito, realizou-se uma análise comparativa entre o desempenho do CardioWheel e a derivação I do ECG clínico de 12 derivações.

Este estudo, embora preliminar, estabelece uma base sólida para futuras investigações, as quais se irão expandir a uma amostra com uma base mais ampla de pacientes. Além disso, a pesquisa abrange um leque reduzido de arritmias que podem ser detetadas na derivação I. Portanto, em estudos futuros a intenção será incluir uma maior diversidade de arritmias, contribuindo para uma maior aplicabilidade do CardioWheel.

1.3. Estrutura

A presente tese está dividida em 6 capítulos: introdução, revisão da literatura, materiais e métodos, resultados e discussão, conclusões e perspectivas futuras e bibliografia.

Na revisão da literatura, o foco inicial é o sistema cardíaco, abordando-se temas como as células cardíacas, o sistema de condução elétrico, o potencial de ação, o ECG, o eixo elétrico cardíaco e as arritmias, detalhando algumas das que podem ser identificadas através da derivação I. Seguidamente, introduz-se o conceito de *wearables*, bem como o seu funcionamento e o tipo de elétrodos utilizados e apresenta-se uma descrição de alguns *wearables* mais conhecidos. Destaca-se o sistema ciberfísico desenvolvido pela CardiID Technologies – CardioWheel - em estudo na presente tese.

Ainda na revisão de literatura, são abordados diferentes sistemas de visualização de sinais e anotação de patologias, realçando a aplicação TISSAT, usada no presente trabalho. Para terminar, são mencionadas diferentes técnicas de avaliação da qualidade dos traçados de ECG, tais como a avaliação observacional por profissionais de saúde e a avaliação automática através de *machine learning* e *deep learning*.

Nos materiais e métodos apresenta-se uma descrição detalhada dos métodos utilizados. Em concreto, no processo de recolha de dados, descreve-se a obtenção da informação clínica de todos os participantes e dos seus traçados do ECG de 12 derivações e do CardioWheel. Também é descrita análise da qualidade do sinal do CardioWheel, realizada de forma qualitativa através de uma análise visual por parte de uma técnica de cardiopneumologia e de forma quantitativa, através de uma biblioteca de Python. Adicionalmente, descreve-se a análise do eixo elétrico cardíaco no ECG de 12 derivações usando diferentes fórmulas.

Nos resultados e discussão apresentam-se todos os resultados obtidos através dos métodos já descritos, bem como uma análise e interpretação dos mesmos.

Nas conclusões e perspectivas futuras faz-se uma recapitulação dos principais achados, as suas implicações práticas e teóricas e algumas sugestões para pesquisas futuras.

2. Revisão da literatura

2.1. Células cardíacas e sistema de condução cardíaco

O ciclo cardíaco é regulado por sinais elétricos gerados pelo sistema de condução elétrico do coração, que permitem que as aurículas e ventrículos contraíam e distendam numa sequência coordenada. Este complexo mecanismo é possível devido à existência de quatro propriedades distintas das células cardíacas (9):

- Inotropismo: capacidade do miocárdio em responder a um estímulo elétrico eficaz, contraindo-se;
- Cronotropismo: capacidade para iniciar um estímulo elétrico;
- Batmotropismo: capacidade para responder a um estímulo elétrico;
- Dromotropismo: capacidade para transmitir estímulos elétricos.

As células cardíacas podem ser divididas em dois grandes tipos: células contráteis e células especializadas. As células contráteis são células musculares responsáveis pelas contrações rítmicas que permitem bombear o sangue de forma eficaz e eficiente para os pulmões e para a circulação periférica. As células especializadas caracterizam-se por ter uma resposta mais lenta ao estímulo elétrico, em comparação com as células contráteis e/ou por terem automatismo próprio. No sistema de condução do coração é possível encontrar este tipo de células no nódulo sinusal (NS), no nódulo aurículo-ventricular (NAV) e no restante sistema de condução intra-auricular e intraventricular (9).

Tendo em conta as suas propriedades eletrofisiológicas, existem 3 tipos de células no sistema especializado de condução cardíaco (9):

- Células pacemaker, que possuem automatismo, sendo capazes de gerar um estímulo elétrico;
- Células de Purkinje, localizadas no sistema His-Purkinje e especializadas na condução rápida de estímulos;
- Células transicionais, que se encontram ao longo de todo o sistema de condução cardíaco

Por norma, a propagação da atividade elétrica cardíaca inicia-se no NS, localizado na parede posterolateral superior da aurícula direita, imediatamente abaixo e pouco lateral à abertura da veia cava superior. O NS é constituído principalmente por células pacemaker, apresentando uma despolarização diastólica mais acentuada, que lhe confere um elevado cronotropismo. Em seguida, o estímulo elétrico é conduzido pelos feixes internodais, até ao NAV, que se situa no lado direito do septo interauricular, por cima da válvula aurículo-

ventricular direita. Aqui, o estímulo é conduzido mais lentamente devido à grande quantidade de células de transição. Posteriormente, o estímulo percorre o feixe de His, que se divide nos seus ramos direito e esquerdo, distribuídos pela parede livre do ventrículo esquerdo e pela face esquerda do septo interventricular, até chegar à rede de Purkinje, que penetra no miocárdio dos ventrículos (figura 3) (10,11).

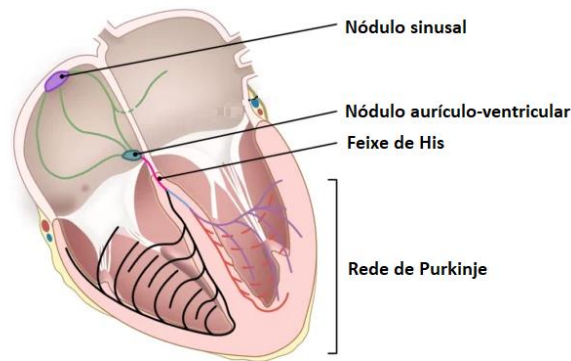


Figura 3 Sistema de condução elétrico. Adaptado (12)

2.2. Potencial de ação

As células cardíacas estão polarizadas devido às diferenças na concentração de cargas elétricas entre o meio intracelular e o meio extracelular. A presença de diversos íons contribui para esta diferença, sendo os principais intervenientes o sódio (Na^+), o potássio (K^+) e o cálcio (Ca^{2+}). Uma célula que esteja suficientemente polarizada é capaz de desencadear um potencial de ação, que resulta da alteração da permeabilidade da membrana celular e envolve duas etapas principais: despolarização e repolarização. As células respondem a um estímulo elétrico ou mecânico, havendo uma acumulação de cargas positivas no meio intracelular que atinge o seu potencial limiar, desencadeando a despolarização. Em seguida, a célula regressa à fase inicial através da diminuição de cargas positivas no meio intracelular – repolarização (9,10).

O potencial de ação apresenta diferenças na morfologia e na duração consoante o tipo de células (células especializadas ou células contráteis) e a sua localização no coração (figura 4) (9).

Nas células contráteis em repouso, a voltagem da membrana celular é de -90 milivolt (mV). No meio extracelular há uma maior concentração de sódio e cálcio e no meio intracelular há uma maior concentração de potássio. O potencial de -90 mV é mantido pela

ação da bomba sódio-potássio na membrana celular, que troca 3 íons de sódio para o meio extracelular por 2 íons de potássio para o meio intracelular, deixando o interior da célula mais negativo. Na fase 0, de despolarização, ocorre uma ascensão abrupta devido a canais rápidos de sódio, que permitem a sua entrada no meio intracelular e, posteriormente, devido a canais lentos de cálcio e sódio. No fim da fase 0 inicia-se a saída de potássio do meio intracelular através de canais lentos. Esta saída vai aumentando progressivamente ao longo das fases seguintes. Nas fases 1 e 2, de início da repolarização, os canais rápidos de sódio estão fechados, mas os canais lentos de sódio e cálcio estão abertos. Na fase 3, correspondente à repolarização final, apenas ocorre a saída de potássio. Por fim, retorna-se às condições da fase 4, de repouso (9,10).

Nas células especializadas, na fase 4 há uma diminuição da condutância do potássio para o meio extracelular e aumento da condutância do sódio e do cálcio para o meio intracelular, o que faz com que este fique mais positivo. Quando a carga dentro da célula atinge o potencial limiar, ocorre a despolarização (fase 0). É este mecanismo que confere cronotropismo às células, sendo por norma, o NS a estrutura que apresenta células com maior cronotropismo, logo maior despolarização (9).

Em comparação com as células contráteis, nas células especializadas a fase 0 é menos verticalizada porque está dependente de canais lentos de cálcio e sódio; as fases 1 e 2 não são reconhecíveis; a fase 3 tem uma queda menos acentuada (9).

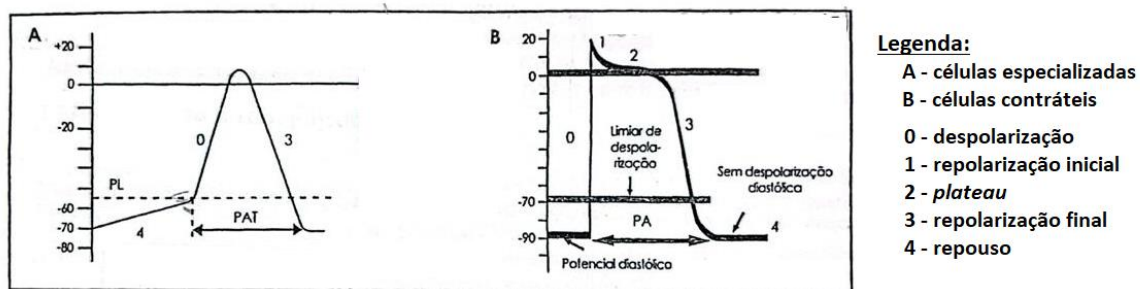


Figura 4 Potencial de ação das células especializadas e das células contráteis. Adaptado (9)

2.3. Eletrocardiograma

Apesar de todas as células cardíacas terem o seu potencial de ação, as aurículas e os ventrículos são os maiores responsáveis pelo formato do potencial elétrico captado externamente. As manifestações elétricas conduzem a atividade mecânica cardíaca: a

despolarização corresponde à sístole (contração do músculo cardíaco) e a repolarização corresponde à diástole (relaxamento do músculo cardíaco) (9,11).

O ECG standard contém 12 derivações, obtidas a partir de 10 elétrodos e dois tipos de derivações: derivações bipolares e derivações unipolares (figura 5). Cada derivação eletrocardiográfica vai registar a mesma atividade elétrica de uma perspectiva diferente. A despolarização e a repolarização determinam vetores, que são segmentos de reta com tamanho, sentido e direção. Quando esse vetor se aproxima do elétrodo, regista-se uma onda positiva e quando se afasta, regista-se uma onda negativa (9).

As derivações unipolares registam potenciais absolutos, pois apenas um polo é real: o polo positivo do elétrodo explorador colocado em determinada região anatómica. Existe um ponto de referência criado pelo equipamento para representar o polo negativo destas derivações (9).

Nas extremidades do corpo são colocados três elétrodos para obter derivações unipolares: um no braço direito (derivação aVR), um no braço esquerdo (derivação aVL) e um na perna esquerda (derivação aVF). No tórax são colocados 6 elétrodos com localizações bem definidas, de modo a se obter as derivações precordiais unipolares com elétrodos exploradores (9,10):

- V1 – quarto espaço intercostal, junto ao bordo direito do esterno;
- V2 – quarto espaço intercostal, junto ao bordo esquerdo do esterno;
- V3 – quinto espaço intercostal, entre V2 e V4
- V4 – interceção entre o quinto espaço intercostal e a linha médio-clavicular esquerda
- V5 – interceção entre o quinto espaço intercostal e a linha axilar anterior esquerda
- V6 – cruzamento entre o quinto espaço intercostal e a linha médio-axilar esquerda

As derivações bipolares medem a diferença de potencial entre dois pontos (negativo e positivo) do corpo. São elas (9,10):

- DI – o polo positivo é aVL e o polo negativo é aVR
- DII – o polo positivo é aVF e o polo negativo é aVR
- DIII – o polo positivo é aVF e o polo negativo é aVL

Assim, é possível estudar a condução elétrica do coração no plano frontal, através das derivações bipolares e das derivações unipolares dos membros, e no plano horizontal, através das derivações precordiais (9).

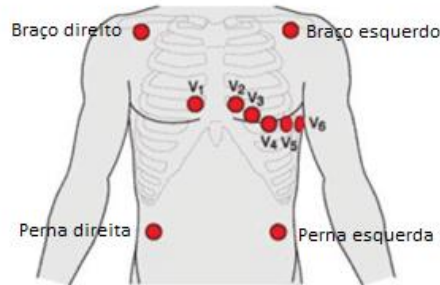


Figura 5 Monitorização do ECG. Adaptado (12)

O ECG é registado em papel milimetrado, que permite uma rápida determinação da duração e amplitude das diferentes ondas, intervalos e segmentos. No eixo horizontal faz-se a avaliação do tempo, em segundos, e no eixo vertical faz-se a avaliação da amplitude dos diferentes componentes, em mV (figura 6) (9).

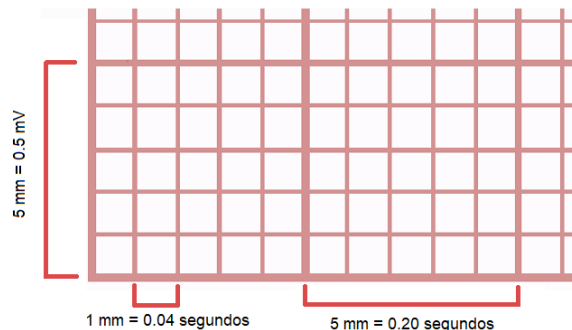


Figura 6 Papel milimetrado do ECG

Os principais constituintes a avaliar no ECG são a onda P, o intervalo PR, o complexo QRS, o segmento ST, a onda T e o intervalo QT (figura 7) (9,10).

A onda P representa a despolarização das aurículas e, por norma, tem uma voltagem máxima de 0,25 mV e duração inferior a 0,10 segundos. O intervalo PR (ou intervalo PQ) é o tempo necessário para o impulso despolarizar as aurículas, atravessar o NAV e entrar no

ventrículo. Mede-se desde o início da onda P até ao início da onda Q ou R. Tem uma duração normal de 0,12 segundos a 0,20 segundos e varia com a frequência cardíaca (FC), sendo que quanto mais alta a FC mais curto será o intervalo PR. O complexo QRS representa a despolarização dos ventrículos, tem uma duração normal entre 0,06 segundos e 0,12 segundos e é formado por três ondas (9–11):

- Onda Q, primeira deflexão negativa antes da onda R;
- Onda R, primeira deflexão positiva;
- Onda S, deflexão negativa após a onda R.
- Pode ainda existir uma onda R', que é a segunda deflexão positiva.

O segmento ST representa o início da repolarização ventricular, onde há um período de inatividade entre a despolarização e o início da repolarização ventricular, sendo isoelétrico. Mede-se desde o final do complexo QRS até ao início da onda T. A onda T representa o fim da repolarização dos ventrículos, sendo assimétrica, com a porção ascendente mais lenta do que a descendente. O intervalo QT representa o tempo total necessário para que ocorra a despolarização e a repolarização ventricular e mede-se desde o início do complexo QRS até ao fim da onda T. Uma vez que varia com a FC, diminuindo quando esta aumenta, o seu cálculo deve ser corrigido tendo em consideração essa relação. Tem uma duração normal entre 0,35 segundos e 0,42 segundos (9–11).

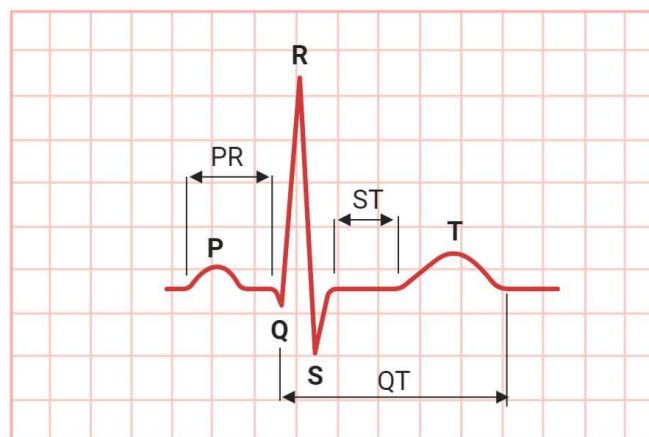


Figura 7 Ondas do ECG. Adaptado (13)

O ritmo cardíaco normal é denominado ritmo sinusal porque é produzido por impulsos elétricos formados no NS. Com uma condução normal cada onda P é seguida por um complexo QRS. As ondas P são mais proeminentes nas derivações inferiores (DII, DIII e aVF) e em V1, portanto é necessário considerar que a ausência de ondas P visíveis na derivação I não exclui completamente a possibilidade de ritmo sinusal (9,14).

A frequência do ritmo sinusal situa-se normalmente entre 60 e 100 batimentos por minuto (bpm) durante a vigília e em repouso. O ritmo sinusal é essencialmente, mas não absolutamente, regular devido à variação contínua do equilíbrio entre as divisões simpática e parassimpática do sistema nervoso autónomo. A perda desta variabilidade normal da frequência cardíaca pode estar associada a anomalias autonómicas ou cardíacas subjacentes significativas (9,14).

2.4. Eixo cardíaco

O conceito de um eixo elétrico médio do complexo QRS no ECG foi introduzido pela primeira vez por Willem Einthoven em 1913 e, até hoje continua a ser um aspeto clinicamente importante do diagnóstico de ECG. A sua determinação permite auxiliar no diagnóstico diferencial de determinadas alterações da atividade elétrica do coração (15,16).

Em electrocardiologia, um vetor representa tanto a amplitude como a direção do potencial de ação gerado por um miócito. A soma de todos os vetores individuais gerados pelas ondas de despolarização constitui o eixo elétrico (15,16).

Cada miócito pode produzir um potencial de ação, pelo que é possível determinar um eixo para cada onda e intervalo do ciclo cardíaco. Contudo, na prática clínica comum usa-se o eixo ventricular, uma vez que o ventrículo esquerdo constitui a maior parte do músculo cardíaco em circunstâncias normais, logo gera a maior força elétrica visível no ECG. O eixo ventricular normal está, portanto, direcionado para baixo e ligeiramente para a esquerda, representando o vetor total de todas as despolarizações que ocorrem ao longo dos ventrículos durante o ciclo cardíaco (15,16).

O eixo ventricular pode ser determinado observando o sinal elétrico do complexo QRS, que representa a despolarização ventricular, em cada derivação. Sempre que o polo positivo de um vetor se aproxima do polo positivo de uma derivação, dá origem a uma deflexão positiva. Se o polo positivo de um vetor se afasta de uma derivação, dá origem a uma deflexão negativa. Se o vetor é perpendicular ao eixo da derivação, inscreve-se uma deflexão isoelétrica (9,15).

O eixo elétrico do coração pode ser visualizado num sistema de coordenadas cartesianas no plano frontal. Uma linha horizontal do centro em direção ao braço esquerdo é definida como 0°, e qualquer rotação no sentido dos ponteiros do relógio representa um ângulo positivo, enquanto uma rotação no sentido contrário ao dos ponteiros do relógio representa um ângulo negativo. As derivações bipolares (I, II, III) e unipolares (aVF, aVR,

aVL) dos membros são apresentadas como vetores de posição com um ângulo bem definido em relação ao eixo x (figura 8) (15).

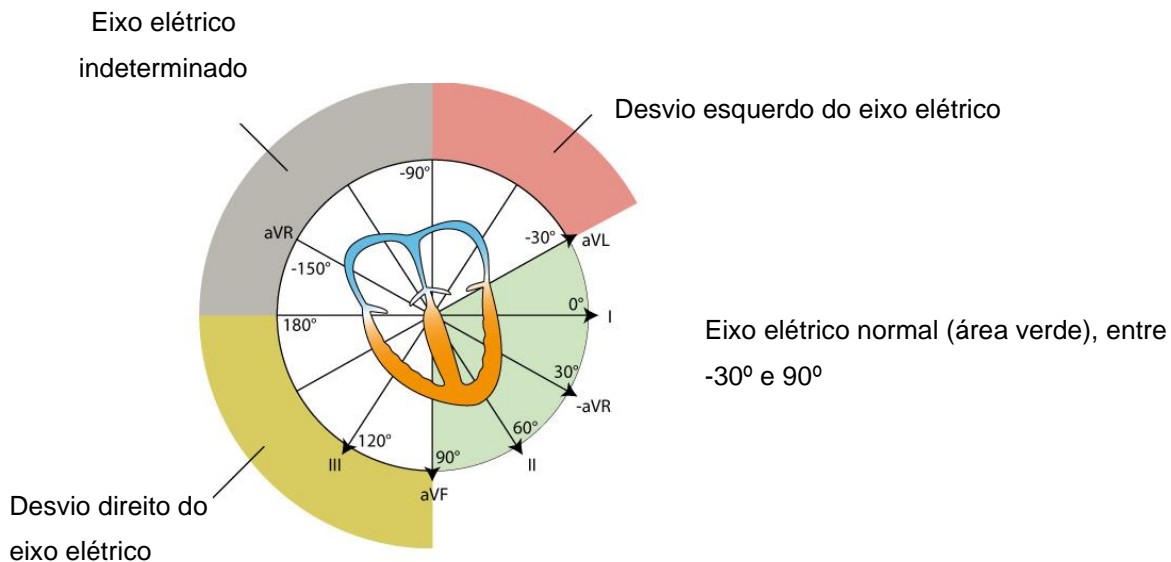


Figura 8 Eixo elétrico cardíaco. Adaptado (17)

Num adulto, a classificação do eixo elétrico divide-se da seguinte forma (15,16):

- 0° a 90° - eixo elétrico normal
- 90° a 180° - desvio direito do eixo elétrico (DDEE)
- -30° a -90° - desvio esquerdo do eixo elétrico (DEEE)
- -90° a 180° - eixo elétrico indeterminado

Desvios do eixo para a esquerda ou para a direita podem ocorrer devido a várias causas. As mais comuns do DEEE incluem hipertrofia ventricular esquerda e bloqueio de ramo esquerdo e as mais comuns do DDEE incluem hipertrofia ventricular direita e bloqueio de ramo direito. Contudo, é importante reconhecer que, em algumas circunstâncias, esses desvios podem ser apenas variantes do normal. É fundamental considerar a história clínica completa do paciente e, se necessário, realizar exames adicionais para determinar se o desvio do eixo elétrico cardíaco é uma variante do normal ou indica uma condição subjacente (15).

2.4.1. Determinação do eixo elétrico

Uma abordagem simples de determinar o eixo elétrico consiste em avaliar se o complexo QRS nas derivações I e aVL é predominantemente positivo ou negativo. Uma vez que, de uma forma simplificada, cada um dos quatro quadrantes representa 90° e uma classificação diferente, é possível fazer várias deduções (tabela 1) (15):

- Se ambas as derivações I e aVF forem positivas, o eixo elétrico é normal;
- Se a derivação I é positiva e a derivação aVF é negativa, então existe desvio do eixo elétrico para a esquerda;
- Se a derivação I é negativa e a derivação aVF é positiva, então existe desvio do eixo elétrico para a direita;
- Se ambas as derivações I e aVF forem negativas, então o eixo está dentro da faixa de eixo elétrico indeterminado.

Tabela 1 Classificação do eixo elétrico. Adaptado (15)

Classificação do eixo elétrico	DI	aVF
Eixo elétrico normal	+	+
DDEE	-	+
DEEE	+	-
Eixo elétrico indeterminado	-	-

Este método apresenta várias limitações, pois apenas dá uma aproximação ao eixo verdadeiro, para além de reduzir o intervalo normal do eixo. Estas limitações podem resultar numa interpretação incorreta do verdadeiro eixo elétrico (15).

Os princípios trigonométricos subjacentes também permitem uma abordagem alternativa baseada em equações, de modo que o eixo elétrico médio possa ser determinado a partir de quaisquer duas derivações dos membros, incluindo as derivações bipolares e unipolares aumentadas dos membros. A combinação dos vetores das derivações I e aVF produz a seguinte fórmula (16):

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{2V_{aVF}}{\sqrt{3}V_I}\right) \quad (1)$$

A combinação dos vetores das derivações bipolares produz as seguintes fórmulas (16):

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{2V_{II} - V_I}{V_I\sqrt{3}}\right) = \tan^{-1}\left(\frac{2V_{III} + V_I}{V_I\sqrt{3}}\right) = \tan^{-1}\left(\frac{V_{II} + V_{III}}{(V_{II} - V_{III})\sqrt{3}}\right) \quad (2)$$

2.5. Arritmias

As arritmias cardíacas são perturbações do ritmo sinusal, que podem envolver alterações da FC, formação ou condução do impulso elétrico através do músculo cardíaco. Essas alterações podem resultar em batimentos cardíacos muito rápidos (taquicardia), muito lentos (bradicardia) ou irregulares (18).

As arritmias podem classificadas com base na sua origem (18):

- As arritmias primárias têm a sua origem nas células cardíacas responsáveis pela condução do impulso elétrico. Geralmente, não estão associadas a doenças do músculo cardíaco, artérias coronárias ou válvulas cardíacas. Algumas delas podem ser de natureza congênita ou genética, o que significa que o paciente pode nascer com predisposição para essas arritmias.
- As arritmias secundárias são consequência de uma doença cardíaca subjacente. Diversas condições cardíacas, como doença coronária (enfarte do miocárdio agudo ou antigo), dilatação das cavidades cardíacas, doença valvular, alcoolismo, abuso de substâncias, entre outras, podem desencadear arritmias secundárias.

Os sintomas predominantes das arritmias incluem palpitações, dor no peito, dispneia, tonturas e episódios de desmaio, embora não se restrinjam a estes (18).

A prevalência de arritmias cardíacas na população em geral é relativamente comum, estando associada a um aumento substancial de morbidade e mortalidade. A sua prevalência aumenta com a idade, história familiar, antecedentes pessoais de doença cardiovascular, hipertensão arterial, consumo de tabaco, álcool e drogas (19).

Algumas arritmias são benignas, enquanto outras podem ser fatais e exigem tratamento urgente. As principais complicações associadas a arritmias incluem acidente vascular cerebral, morte súbita e insuficiência cardíaca (19,20).

O tratamento de arritmias cardíacas varia consoante o tipo de arritmia, a gravidade dos sintomas e as condições de saúde do paciente. As opções de tratamento mais comuns

incluem alterações no estilo de vida, tratamento das condições clínicas subjacentes, uso de medicamentos antiarrítmicos e anticoagulantes, cardioversão elétrica para restaurar o ritmo cardíaco normal, ablação por cateter, implantação de dispositivos cardíacos implantáveis e cirurgia (18).

O principal exame diagnóstico para detetar arritmias é o ECG. Em função do objetivo da presente tese, irão ser caracterizadas algumas das arritmias que podem ser avaliadas através da derivação I (9,11,14,21):

2.5.1. Perturbações da condução aurículo-ventricular

Ocorrem quando há condução prolongada, intermitente ou ausente entre as aurículas e os ventrículos. Existe um atraso ou bloqueio dos impulsos auriculares para os ventrículos, causado por um prolongamento do período refratário ao nível do NAV ou feixe de His. No caso específico do bloqueio aurículo-ventricular (BAV) de 1º grau, ocorre quando o intervalo PR é superior a 0,20 segundos.

2.5.2. Bloqueio completo de ramo direito

O bloqueio completo de ramo direito (BCRD) ocorre quando há bloqueio ou atraso da condução do impulso elétrico para o ramo direito do feixe de His, responsável pela despolarização do ventrículo direito e do terço direito do septo interventricular. No ECG, em DI, o QRS tem uma duração superior a 0,12 segundos, a onda R é estreita, a onda S é larga e a onda T é positiva.

2.5.3. Bloqueio completo de ramo esquerdo

O bloqueio completo de ramo esquerdo (BCRE) ocorre quando há bloqueio na condução do estímulo elétrico para o ramo esquerdo do feixe de His, responsável por despolarizar o ventrículo esquerdo e os restantes dois terços do septo interventricular. No ECG, em DI, o QRS tem uma duração superior a 0,12 segundos, a onda R é larga e as alterações da repolarização ventricular traduzem-se em depressão do segmento ST e onda T negativa.

2.5.4. Extrassístole supraventricular

A extrassístole supraventricular (ESV) resulta de uma ectopia supraventricular prematura com origem nas aurículas, no exterior do NS. Assim, a morfologia da onda P ectópica prematura é diferente da onda P sinusal. A onda P prematura é seguida de um complexo QRS estreito, caso a condução nos ventrículos não seja perturbada.

2.5.5. Extrassístole ventricular

A extrassístole ventricular (EV) resulta de uma ectopia prematura com origem nos ventrículos, que inicialmente despolariza um ventrículo e, com atraso, despolariza o outro através de vias de condução anormais. Este facto faz com que o complexo QRS, para além de precoce, seja alargado ($> 0,12$ segundos). O segmento ST e a onda T têm vetor oposto ao da despolarização ventricular. Nesta situação as aurículas não são despolarizadas, não havendo onda P.

2.5.6. Fibrilhação auricular

A fibrilhação auricular (FA) é caracterizada por múltiplos focos ectópicos auriculares, que provocam contrações auriculares ineficazes, rápidas, anárquicas e desorganizadas. No ECG, em vez de ondas P existem ondas de fibrilhação (ondas f) que podem ser de baixa amplitude, com pouca definição e provocam apenas tremulação da linha de base. Geralmente o complexo QRS é normal. Como nem todos os estímulos auriculares vão ser transmitidos aos ventrículos, a resposta ventricular é irregular (intervalos R-R irregulares), podendo ser rápida (> 100 bpm) ou lenta (< 60 bpm).

2.5.7. Flutter auricular

O flutter auricular (FLA) é uma arritmia causada por um mecanismo de reentrada nas aurículas. Durante o flutter é produzida uma estimulação auricular com frequências muito elevadas (entre 250 e 350 bpm) e com frequência ventricular menor, uma vez que o NAV não tem capacidade de conduzir impulsos para os ventrículos com frequências tão elevadas. O ECG caracteriza-se pela ausência de ondas P e presença de ondas de flutter (ondas F), com a forma de dentes de serra. Estas ondas F são contíguas, sem qualquer linha isoelétrica entre elas. O complexo QRS é estreito, a menos que exista condução aberrante ou bloqueio de ramo. O intervalo R-R pode ser regular se o grau de bloqueio for fixo, ou irregular se o grau de bloqueio for variável.

2.5.8. Ritmo de pacing

O traçado de ECG num paciente com ritmo de pacing depende do modo de estimulação, da localização dos elétrodos de estimulação, dos limiares de estimulação do dispositivo e da presença ou ausência de ritmo próprio.

A primeira característica a avaliar num ECG com ritmo de pacing é a presença ou ausência de picos verticais de curta duração (por norma 2 ms). A amplitude está dependente da sua posição - elétrodos epicárdicos resultam em picos de estimulação menores do que

os elétrodos endocárdicos - e do tipo de derivação - derivações bipolares resultam num pico de estimulação muito mais pequeno do que as derivações unipolares.

Na estimulação auricular o pico de estimulação precede a onda p e a morfologia da onda p depende da colocação do eléctrodo, mas pode parecer normal.

Na estimulação ventricular o pico de estimulação precede o complexo QRS. A colocação do eléctrodo de estimulação no ventrículo direito resulta numa morfologia do QRS semelhante ao BCRE. A colocação do eléctrodo de estimulação no ventrículo esquerdo resulta numa morfologia de QRS semelhante ao BCRD.

2.6. Wearables existentes e evidência

O ECG convencional é uma técnica essencial na prática médica hospitalar, fornecendo informações cruciais para o diagnóstico e prevenção de inúmeras doenças cardiovasculares. Em casos de arritmias intermitentes, o ECG de 12 derivações, realizado apenas no momento da visita hospitalar, pode não ser suficiente. Torna-se necessário recorrer a outros dispositivos, tais como o Holter de 24 horas, o registador de eventos e o registador de eventos implantável. Contudo, estes dispositivos também apresentam limitações (20,22,23):

- Necessidade de prescrição do exame por um médico;
- Custos financeiros para o paciente;
- Avaliação do ritmo cardíaco de curta duração;
- Quanto maior for a duração da monitorização prescrita pelo médico, maior a probabilidade de o paciente não aderir à mesma.
- Invasivo, no caso do registador de eventos implantável

Os recentes avanços da *mHealth* na área da saúde vêm colmatar estas dificuldades, permitindo uma monitorização em tempo real do ritmo cardíaco, com menores custos e maior conforto e acessibilidade. Os dispositivos de *mHealth* têm uma maior sensibilidade para deteção de arritmias, particularmente para correlacionar sintomas com arritmias cardíacas, avaliar toxicidade das terapias para arritmias e diagnosticar arritmias paroxísticas, com ou sem sintomas associados, como é o caso da FA (20,22).

Os *wearables* são biossensores não invasivos que podem ser usados e permitem a monitorização contínua e em tempo real de sinais fisiológicos, tais como a frequência cardíaca, a pressão arterial, a temperatura corporal, a frequência respiratória e o

movimento. Estes biossensores têm vindo a evoluir rapidamente nos últimos anos, tornando-se cada vez mais populares e acessíveis (2,3).

A sua utilização tem vindo a expandir-se para além do simples acompanhamento de atividades físicas, passando a incluir monitorização da saúde. Entre 1980 e o início dos anos 2000, os *wearables* eram maioritariamente dispositivos de monitorização de *fitness*, como os podómetros e os monitores da frequência cardíaca. Nas últimas décadas, os avanços notáveis nas tecnologias de comunicação sem fios, nos materiais eletrónicos, biocompatíveis e nanomateriais levaram a um grande desenvolvimento dos *wearables*, que permitem o diagnóstico através de sensores e dispositivos compactos, resultando em melhorias substanciais na qualidade e eficácia dos cuidados de saúde. Atualmente, os biossensores incluem *smartwatches*, roupas, óculos, lentes de contacto, pensos, entre outros (2,3).

Os elétrodos desempenham um papel essencial nos *wearables*, especialmente na monitorização da atividade física e do ritmo cardíaco. A aquisição de sinais de alta qualidade é fundamental para estas aplicações. Os sinais eletrofisiológicos apresentam tipicamente uma pequena amplitude de sinal, inferior a 5 mV. Além disso, a sua baixa relação sinal-ruído (SNR) provoca alterações aleatórias e instáveis do sinal devido a estímulos externos e/ou internos, sendo altamente suscetível a essas interferências (24).

Existem dois tipos principais de elétrodos que podem ser usados em *wearables*: elétrodos convencionais e elétrodos secos. A escolha entre esses tipos de elétrodos depende das necessidades específicas de aplicação e das preferências do utilizador. Os elétrodos convencionais são amplamente usados na prática clínica para adquirir sinais eletrofisiológicos devido à sua boa condutividade, que garante maior qualidade do sinal, baixa impedância pele-eléctrodo, o que minimiza a interferência e os artefactos dos registos, baixo custo e facilidade de utilização. No entanto, o maior inconveniente que limita a sua utilização em monitorização a longo prazo e em *wearables* é a necessidade de aplicação de um gel condutor para melhorar a conectividade eléctrica entre o eléctrodo e a pele, que se pode tornar desconfortável e, nalguns casos, potenciar irritação da pele (24).

Os elétrodos secos são mais adequados para *wearables* devido à simplicidade de utilização, já que não requerem um gel condutor. As maiores desvantagens são a sua condutividade eléctrica inferior, em comparação com os elétrodos convencionais, o que pode afetar a qualidade do sinal e a maior suscetibilidade a interferências e artefactos, especialmente em situações de movimento (24).

Um eléctrodo seco ideal para *wearable* deve apresentar as seguintes características (24):

- Elevada condutividade, que melhora a SNR nas medições do sinal eletrofisiológico.
- Flexibilidade, de modo a adaptar-se aos movimentos do utilizador, garantindo um sinal estável.
- Uma melhor adesão física do elétrodo à pele do paciente, que terá grande influência na qualidade do sinal.
- Materiais respiráveis e com alta biocompatibilidade (materiais à base de carbono, metais e polímeros), que vão prevenir irritação da pele e citotoxicidade em monitorizações de longa duração.

Numerosos dispositivos de mHealth disponíveis permitem detetar, registar e interpretar automaticamente irregularidades no ritmo cardíaco e alterações abruptas na frequência cardíaca utilizando tecnologias baseadas em PPG e em ECG, já descrito anteriormente. No PPG os dispositivos utilizam leds e um fotodetetor para determinar alterações na intensidade da luz na superfície da pele, correlacionando-as com alterações no volume sanguíneo durante diferentes fases do ciclo cardíaco (figura 9). No caso da FA, intensidades e intervalos variáveis das ondas de pulso vão sinalizar um volume sistólico inconsistente e batimentos cardíacos irregulares, respetivamente (20).

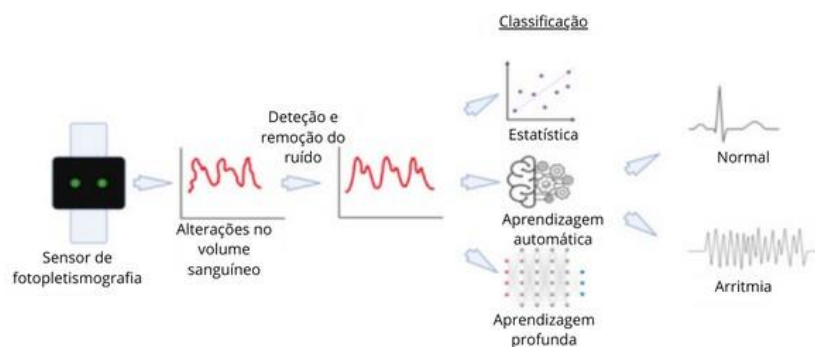


Figura 9 Esquema do funcionamento da tecnologia baseada em PPG. Adaptado (22)

Embora o ECG continue a ser o *gold standard* para o diagnóstico de FA, o PPG já está presente na maioria dos *smartphones* e *wearables* disponíveis comercialmente e, portanto, oferece um método de baixo custo para monitorização de arritmias. Contudo, as arritmias detetadas apenas pela PPG devem ser sempre confirmadas por uma avaliação adicional do ECG, uma vez que esta tecnologia apresenta algumas limitações. Em primeiro lugar, dispositivos usados no pulso são muito sensíveis a artefactos de movimento. Muitos *wearables* contornam esta dificuldade recolhendo informação apenas quando o utilizador está em repouso, o que impede a deteção de FA durante o exercício. Em segundo lugar, a

deteção de FA através do algoritmo associado à técnica de PPG vai estar comprometida, caso existam outras causas para um ritmo irregular, como se verifica com a ocorrência de extrassístoles supraventriculares e/ou ventriculares frequentes (20).

No caso da análise por PPG em *smartphones*, é realizada através da câmara do dispositivo, obtendo uma onda de pulso a partir do dedo. Aqui, os registos obtidos são de curta duração (normalmente até 30 segundos), colocando a responsabilidade de ativar o dispositivo e permanecer imóvel durante o tempo de aquisição no utilizador (20).

Wearables que combinam PPG e ECG permitem uma monitorização constante e passiva do pulso por PPG e, caso seja detetada irregularidade, solicitam ao utilizador a obtenção de um ECG. Estas tecnologias combinadas são uma solução inovadora que facilita a deteção precoce de FA, contudo também apresentam algumas limitações. Em primeiro lugar, a duração da bateria impede o uso contínuo e muitos utilizadores optam por não usar estes dispositivos durante o sono. Em segundo lugar, o utilizador deve ativar conscientemente a monitorização do ECG, o que pode ser problemático para confirmar episódios de arritmia. Em terceiro lugar, embora o *software* destes dispositivos possa avaliar o ECG como ritmo normal ou FA, esta análise pode ser imprecisa e cabe ao médico confirmar estes resultados. Por último, a tecnologia não oferece atualmente informações sobre a quantificação da carga ou duração da FA, o que pode ser relevante em algumas situações (20).

Em seguida, apresenta-se uma breve descrição de alguns dos *wearables* atualmente disponíveis no mercado e com maior destaque, que permitem a monitorização do ritmo cardíaco:

2.6.1. Apple Watch

O Apple Watch series 1 e as versões posteriores conseguem usar sinais de PPG em conjunto com um algoritmo que identifica períodos de ritmo cardíaco irregular, sugestivos de FA. Quando o utilizador está em repouso, o relógio gera um tacograma, ou seja, uma sequência dos intervalos de tempo (RR) entre batimentos sucessivos durante 60 segundos e, se for detetada irregularidade, leva à realização de mais tacogramas. Se 5 em 6 tacogramas consecutivos forem positivos para irregularidade, o relógio irá alertar o utilizador de um ritmo cardíaco irregular. Em consequência da ativação do tacograma ser a cada 15 minutos, episódios de FA com duração inferior a 75 minutos poderão não ser detetados (20,25).

A partir do Apple Watch series 4 também foi desenvolvido um sensor elétrico cardíaco, que permite visualizar um ECG semelhante à derivação DI do ECG convencional através da aplicação ECG da Apple. Quando a PPG notifica a presença de um ritmo irregular, é solicitado ao utilizador a obtenção de um ECG para confirmação do ritmo. O ECG é obtido através de dois eléttodos, um situado na coroa digital do relógio e outro na parte de trás do Apple Watch (figura 10). A aplicação ECG lê e regista os impulsos elétricos do coração através da ponta do dedo, colocada na coroa digital, e do pulso, encostado à parte de trás do Apple Watch. Após a obtenção do ECG, um algoritmo irá classificar o traçado como ritmo sinusal, FA, FA com FC elevada (100-150 bpm), registo de baixa qualidade e registo inconclusivo (20,25).

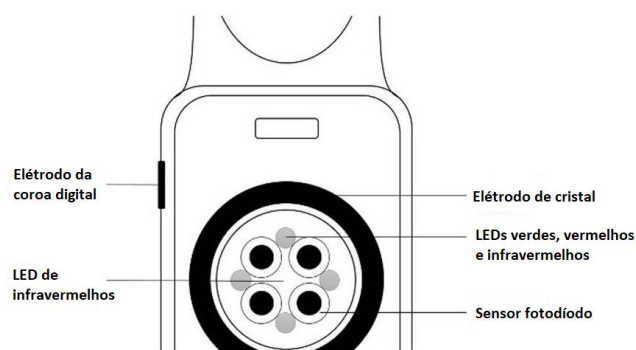


Figura 10 Sensores do Apple Watch. Adaptado (26)

O desempenho do algoritmo acoplado à PPG foi avaliado no Apple Heart Study, que demonstrou um aumento da taxa de notificação de ritmo irregular com o aumento da idade dos pacientes, o que sugere que, embora o algoritmo tenha limitações, é improvável que ocorra uma notificação de ritmo irregular em pacientes de baixo risco. Por sua vez, o desempenho do Apple Watch ECG foi avaliado num estudo de validação, que demonstrou uma sensibilidade de 98,3% e uma especificidade de 99,6% na distinção entre FA e ritmo sinusal, o que resultou numa aprovação por parte da *Food and Drug Administration* (FDA) para a sua aplicação em pacientes sem história conhecida de FA (20,25,27).

2.6.2. Fitbit

Os *smartwatches* da Fitbit possuem um algoritmo de PPG que, tal como o Apple Watch, gera tacogramas quando os utilizadores estão em repouso. A duração de cada tacograma é de 5 minutos, sendo adquiridos a cada 2,5 minutos, ou seja, apresentam uma sobreposição de 50% entre aquisições. Quando se verificam 11 tacogramas irregulares consecutivos, há notificação da presença de um ritmo irregular. Caso contrário, reinicia-se

o contador de tacogramas irregulares. Este algoritmo requer pelo menos 30 minutos de detecção de um ritmo irregular para gerar uma notificação (28,29).



Figura 11 Notificações do Fitbit (5)

Após a realização do Fitbit Heart Study para avaliar a capacidade de detecção de FA não diagnosticada em diferentes dispositivos usados no pulso com um algoritmo baseado em PPG, foi obtida aprovação por parte da FDA (28,29).

2.6.3. KardiaMobile

Os dispositivos KardiaMobile da Alivecor funcionam em conjunto com um smartphone e com a respetiva aplicação. Existe o KardiaMobile, com 1 derivação, obtida através da colocação da ponta dos polegares nos 2 elétrodos existentes; o KardiaMobile Card, com o mesmo princípio, mas num dispositivo mais leve e fino, em formato de cartão de crédito; e o KardiaMobile 6L, com 6 derivações (DI, DII, DIII, aVL, aVR e aVF), obtidas através dos mesmos dois elétrodos e um adicional para colocar em contacto com a pele da perna esquerda (figura 12). Os 3 dispositivos KardiaMobile permitem a detecção de ritmo sinusal, FA, bradicardia, taquicardia, ritmo sinusal com extrassístoles supraventriculares, ritmo sinusal com extrassístoles ventriculares e ritmo sinusal com QRS largo (30).

Tanto o KardiaMobile como o KardiaMobile Card estão aprovados pela FDA para a detecção de FA. O KardiaMobile 6L está clinicamente validado, obteve marcação CE e está aprovado pela FDA. Mais recentemente foi recomendado para uso em serviços psiquiátricos como opção para a medição do intervalo QT em adultos que tomam ou vão iniciar medicação antipsicótica, uma vez que esta pode desencadear síndrome de QT longo, que aumenta o risco de arritmias cardíacas malignas e, conseqüentemente morte súbita (24).

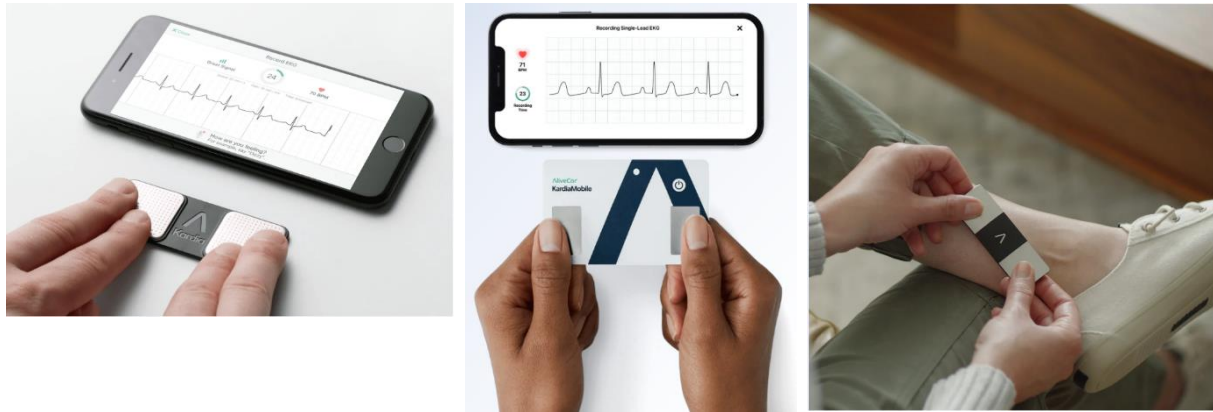


Figura 12 (Da esquerda para a direita:) KardiaMobile, KardiaMobile Card e KardiaMobile 6L (6)

Um problema recorrente nos dispositivos de *mHealth* que permitem monitorizar o ritmo cardíaco é a sua interpretação do ritmo ser conservadora e, portanto, gerar muitos diagnósticos inconclusivos. A solução passa pela interpretação do traçado por cardiologistas, o que gera uma elevada sobrecarga para os mesmos. A solução para este obstáculo pode passar pela utilização de algoritmos de inteligência artificial (IA). Em 2023 foi publicado um estudo que avalia um algoritmo de IA para analisar ECGs de uma derivação de diferentes dispositivos, entre eles o Apple Watch 6, o AliveCor Kardia Mobile e o Fitbit Sense. O algoritmo é baseado em redes neurais profundas e permite detetar complexos QRS, batimentos ectópicos ventriculares, extrair características do QRS, medir frequências e intervalos cardíacos e, detetar diferentes ritmos cardíacos, como a FA. O algoritmo provou ser capaz de reduzir a taxa de traçados classificados como inconclusivos, comparativamente com as classificações realizadas pelos dispositivos em análise, tendo se observado uma taxa de traçados sem diagnóstico muito próxima dos traçados interpretados por um cardiologista (31).

2.7. CardioWheel

O CardioWheel é um sistema ciberfísico desenvolvido pela Cardioid Technologies Lda. Este sistema pode ser entendido como um “end node” de uma cadeia de processamento distribuída, que necessita de uma “gateway” para transmitir os sinais obtidos para um servidor (32).

A operação do ambiente é descrita da seguinte forma: o “end node” é o sistema ciberfísico responsável pela aquisição e pré-processamento dos sinais do ECG aqui

denominado por CardioWheel. A "gateway" recolhe os dados resultantes da aquisição e pré-processamento realizados e transmite-os de forma segura para o servidor. Por último, o servidor, que está alojado na nuvem, recebe os dados do "gateway" e processa-os de forma a poderem ser utilizados para várias aplicações (figura 13).



Figura 13 Ambiente envolvente ao CardioWheel

O CardioWheel foi projetado para adquirir, de forma contínua e discreta, os sinais de ECG. Funciona através da colocação das mãos num volante equipado com elétrodos secos, fixados numa capa em pele. A maior limitação na utilização destes elétrodos é que os sinais adquiridos terão um SNR inferior ao das abordagens tradicionais (32).

O sistema tem a capacidade de integrar a biometria diretamente nos veículos, autenticando a identidade do motorista, de forma semelhante ao reconhecimento de impressões digitais. Adicionalmente, gera alertas de fadiga, contribuindo assim para a segurança no contexto automotivo (32).

Após a aquisição e filtragem do sinal, o sistema deteta a presença das mãos do condutor (de forma independente – mão direita e mão esquerda), dividindo o sinal em segmentos para uma análise mais detalhada. Os segmentos de sinal são encaminhados para um bloco de deteção de QRS, que segmenta o sinal em batimentos cardíacos e também estima a frequência cardíaca. Um sistema de deteção realiza a remoção de *outliers*, permitindo descartar segmentos de sinal com muito ruído. O bloco de extração de padrões utiliza os sinais pré-processados para formar um *template* baseado em várias métricas agregadoras (como por exemplo a média de 5 batimentos consecutivos) (figura 14). Nas primeiras versões do sistema, o *template* era classificado com base no algoritmo *Support Vector Machine* (32–34). Atualmente a arquitetura de classificação é mais complexa e não está disponível publicamente.

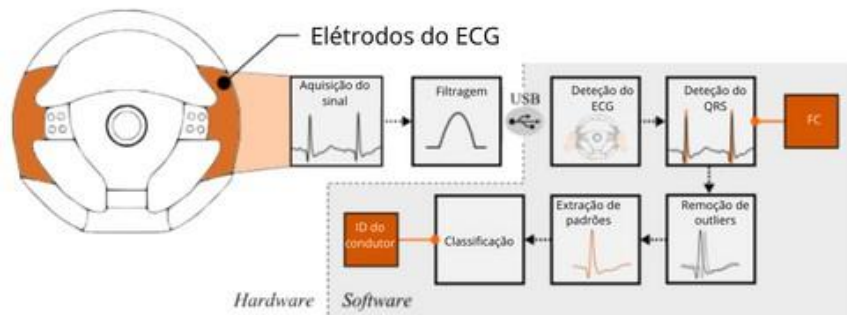


Figura 14 Arquitetura do sistema CardioWheel. Adaptado (32)

2.8. Sistemas de visualização de sinais e de anotação de patologias

Existem vários modelos e abordagens para a análise de conhecimento e análise de dados, cada um com características e finalidades distintas. O modelo de ontologia é um modelo de análise de conhecimento que, contrariamente ao modelo de análise de dados, diminui o grau de incerteza nos resultados e permite uma personalização e atualização constantes, sem alterar a sua estrutura subjacente (35,36).

A linguagem ontológica é utilizada para representar e descrever o conhecimento consensual de um determinado domínio através de um conjunto de conceitos fundamentais e das suas relações. As ontologias são utilizadas em diversos âmbitos, nomeadamente em inteligência artificial, engenharia de software, informática biomédica e Web semântica (36,37).

Algumas linguagens ontológicas mais comuns na Web semântica incluem a *Web Ontology Language (OWL)*, a *Resource Description Framework (RDF)* e a *RDF Schema (RDFS)*. OWL é uma linguagem de ontologia amplamente usada para criar representações complexas de conhecimento, enquanto a RDF e a RDFS são mais usadas para representar estruturas de conhecimento mais simples (37).

A ontologia aplicada no sinal de ECG baseia-se em conhecimento relacionado com a eletrofisiologia do coração. A análise e processamento detalhados das ondas e segmentos do ECG permite identificar diversas arritmias, que se distinguem através de alterações específicas das suas formas elementares. Estas alterações são detetadas através de regras estabelecidas para extrair diversas características, tais como frequência cardíaca, intervalo PR, intervalo RR e complexo QRS (35,38).

A classificação ontológica dos traçados de ECG pode ser realizada com base em três grandes módulos: módulo de perfil do paciente, módulo de observação e módulo de arritmia (35,39).

No módulo do perfil do paciente inclui-se informação relacionada com o paciente considerada relevante, nomeadamente sinais e sintomas. Esta informação permite personalizar o conhecimento médico de cada paciente (35,39).

No módulo de observação estão todos os valores extraídos do sinal de ECG. É feita uma anotação semântica de todas as características relevantes do ECG (ondas, intervalos e frequência cardíaca) necessárias para a sua correta classificação (35).

No módulo de arritmia está representado em formato ontológico o conhecimento conceitual e consensual crucial para a deteção de arritmias. Ao mapear os conceitos centrais num conjunto de classes e relacionamentos significativos entre eles, atribui-se significado semântico a dados não estruturados. Assim, os valores extraídos do ECG no módulo de observação transformam-se em critérios para a classificação de diferentes tipos de arritmias (39).

Por norma, os sistemas de informação que recebem, armazenam e analisam sinais fisiológicos estão ligados a fornecedores comerciais de determinados equipamentos e não permitem importar dados de dispositivos de diferentes fornecedores. Para contornar esta dificuldade, e proceder à análise visual do sinal do CardioWheel surge a aplicação TISSAT, proveniente da empresa Cardioid Technologies (figura 15) (40).

O TISSAT não realiza a anotação do sinal de forma automática através de ontologias da Web semântica, como já foi descrito nos parágrafos anteriores. Trata-se de uma aplicação que permite efetuar anotações em períodos específicos do sinal, através de *tags*, com um sistema de autenticação de utilizadores. Este sistema consiste numa base de dados com informações de cada utilizador, permitindo que o mesmo tenha acesso à aplicação e consiga guardar informações quando realiza novas anotações no sinal (40).

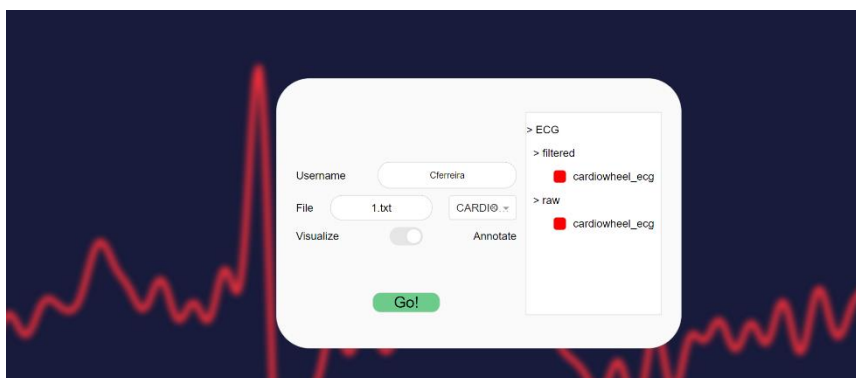


Figura 15 Página inicial da aplicação TISSAT

2.9. Metodologias usadas para comparar sinais

Na literatura estão descritos vários estudos onde foram desenvolvidas diversas técnicas de avaliação para garantir a qualidade dos registos de ECG (tabela 2). Numa vertente observacional da avaliação da qualidade do sinal, existem vários estudos a avaliar os resultados de um dispositivo *wearable* através de profissionais de saúde com experiência na análise de ECGs. Estes profissionais avaliam o traçado obtido com o *wearable* e os resultados são comparados com os correspondentes ECGs de 12 derivações. Posteriormente é realizada uma análise estatística com base nos resultados obtidos (41–43). Num estudo semelhante, 4 cardiologistas experientes fazem corresponder os traçados de um *wearable* com 3 derivações, às derivações análogas do ECG clínico de 12 derivações (DI, DII, DIII) (44).

Numa vertente mais objetiva, de avaliação automática, destaca-se *machine learning* (45). Por norma, os algoritmos de *machine learning* utilizam uma abordagem por etapas para verificar a qualidade de uma derivação através de diversas características. A derivação é classificada como "inaceitável" se for considerada de má qualidade numa das etapas de avaliação da qualidade (exemplos na figura 16) (45).

Uma primeira etapa habitualmente utilizada é a rejeição de traçados com uma derivação em falta. Esta etapa resulta bem para equipamentos só com uma derivação. Contudo, em equipamentos com várias derivações é questionável se a ausência de registo numa derivação é um motivo suficiente para rejeitar todas as derivações, uma vez que determinadas arritmias não requerem as 12 derivações para o seu diagnóstico. Se a qualidade do resto das derivações for elevada, poderá ser vantajoso manter o registo

mesmo que falte uma derivação, especialmente em situações em que é difícil recolher informação de elevada qualidade, como é o caso quando o doente está em movimento (45).

Após a verificação da ausência de derivações, os métodos seguintes de verificação da qualidade e a sua ordem divergem. Os mais comuns incluem (45):

- Verificação do ruído – a necessidade de remover uma derivação de ECG devido a ruído depende do tipo e da origem do ruído. Fontes menos previsíveis de ruído são mais difíceis de remover e podem ser a razão pela qual o traçado é rejeitado;
- Consistência dos batimentos – a avaliação da consistência dos batimentos verifica se existem eventos inesperados no registo. Em média, o batimento cardíaco seguinte será parecido com o anterior. Uma grande mudança na forma do registo de ECG significa que poderá existir um artefacto no traçado;
- Relação sinal/ruído – uma relação sinal/ruído baixa é uma razão para rejeitar o registo de ECG, especialmente se o ruído for superior à amplitude do sinal produzido pela atividade elétrica do coração. Isto pode ser potencialmente problemático porque nem todas as alterações súbitas se devem a ruído. Informações relevantes para o diagnóstico podem ser erradamente classificadas como ruído e dificultar o diagnóstico.
- Detecção do QRS – se o complexo QRS não for detetado com precisão, o registo de ECG será rejeitado. Tal como acontece com a identificação de artefactos, a informação relevante para o diagnóstico pode ser classificada erradamente como ruído.

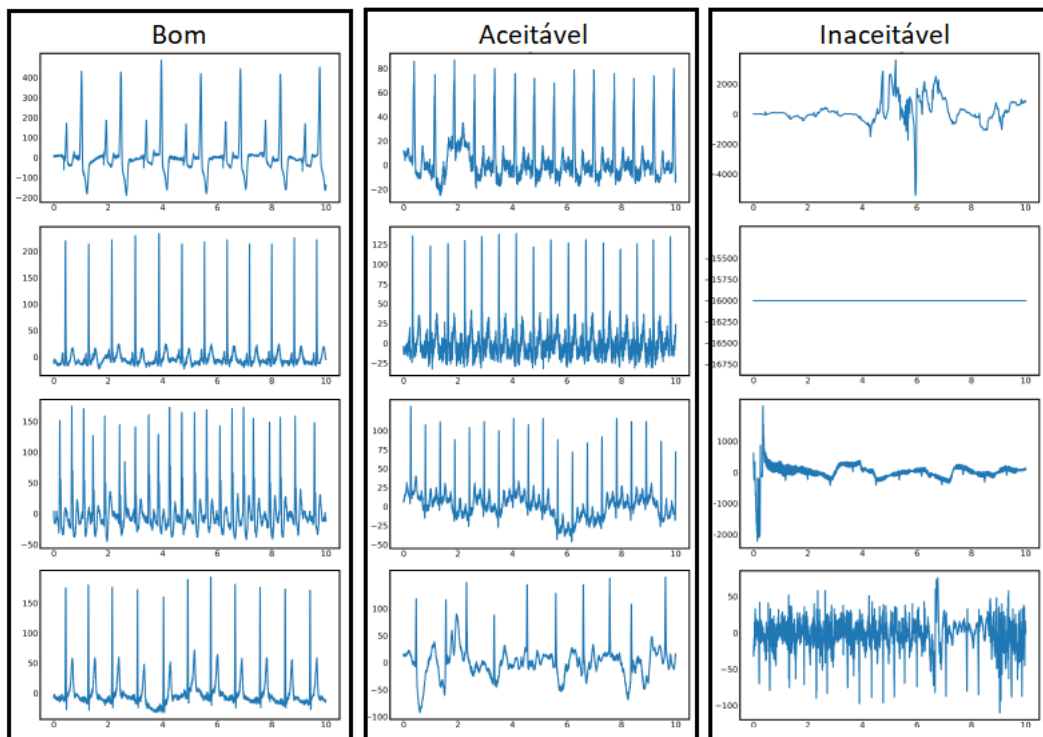


Figura 16 Exemplos de registos de 1 derivação submetidos a técnicas de avaliação automática para garantir a sua qualidade do sinal, classificados em 3 categorias diferentes (bom, aceitável, inaceitável). Adaptado(45)

Os algoritmos de *deep learning* utilizam modelos personalizados e pré-treinados. Fornecem dados já classificados ao modelo, que depois aprendem a reconhecer as características dos dados. Uma vantagem desta abordagem é que o modelo de *deep learning* pode aprender a classificar os registos de ECG com base em características que não teriam sido incluídas ao utilizar um modelo de *machine learning*. Isto pode levar a um melhor desempenho do algoritmo. Por outro lado, uma grande desvantagem do modelo de *deep learning* prende-se com a dificuldade em perceber a razão pela qual um registo de ECG é rejeitado. Devido à sua complexidade, por vezes torna-se difícil compreender como o modelo toma decisões ou aprende padrões específicos, não sendo possível receber *feedback* sobre o que está a causar a rejeição do registo ECG (45).

Tabela 2 Descrição do estado da arte com diferentes metodologias para avaliação da qualidade de traçados de *wearables*

Título do artigo	Wearable avaliado		Metodologias usadas
<i>“A comparison of manual electrocardiographic interval and waveform analysis in lead 1 of 12-lead ECG and Apple Watch ECG: A validation study”</i>	Apple Watch series 4		Avaliação da FC e dos intervalos caraterísticos do ciclo cardíaco (PR, RR, QRS, QT, QTc), comparando o traçado do <i>wearable</i> com o traçado de DI do ECG clínico.
<i>“Portable single-lead electrocardiogram device is accurate for QTc evaluation in hospitalized patients”</i>	KardiaMobile 1L		Comparação da medição do QTc realizada no <i>wearable</i> e nas derivações DI, DII e V5 do ECG clínico.
<i>“The Reliability of the Apple Watch’s Electrocardiogram”</i>	Apple Watch series 6	Avaliação observacional da qualidade do sinal	Avaliação da FC, da presença ou ausência de onda P e de alguns intervalos caraterísticos do ciclo cardíaco (PR, RR, QRS), comparando o traçado do <i>wearable</i> com o traçado do ECG clínico. Posterior detecção de arritmias que podem ser observadas no traçado do <i>wearable</i> , comparando com o traçado do ECG clínico.
<i>“Recording of bipolar multichannel ECGs by a smartwatch: Modern ECG diagnostic 100 years after Einthoven”</i>	Apple Watch series 4		Correspondência entre os traçados de um <i>wearable</i> com 3 derivações, às derivações análogas do ECG clínico de 12 derivações

<i>“Automatic ECG Quality Assessment Techniques: A Systematic Review”</i>		Avaliação automática da qualidade do sinal	Revisão da literatura sobre técnicas de avaliação automática da qualidade do ECG utilizadas em estudos publicados entre 2012 e 2022.
--	--	--	--

3. Materiais e Métodos

3.1. Processo de recolha de dados

Realizou-se um estudo prospetivo que incluiu 143 pacientes do Hospital de Santa Marta, sendo selecionados de forma aleatória, mediante a prescrição de ECG por médicos do próprio hospital.

Este estudo foi conduzido com a aprovação e sob a autorização do Conselho de Administração do Centro Hospitalar Universitário de Lisboa Central, E.P.E. (CHULC), e da Comissão de Ética, garantindo total adesão aos princípios éticos e legais que regem a investigação clínica com seres humanos. A pesquisa foi desenhada e executada de acordo com as diretrizes internacionais e nacionais, incluindo a conformidade com a Regulação Geral de Proteção de Dados, assegurando a máxima proteção e confidencialidade dos dados dos participantes.

Antes da inclusão no estudo, todos os participantes foram informados detalhadamente sobre os objetivos, procedimentos, potenciais riscos e benefícios do estudo através de um consentimento informado. Foi enfatizado que a participação era voluntária e que os participantes tinham o direito de se retirar do estudo a qualquer momento. A documentação do consentimento informado foi realizada através de assinaturas, as quais foram devidamente arquivadas como prova do mesmo.

Para garantir a privacidade e a segurança dos dados dos participantes, adotaram-se rigorosas medidas de anonimização e proteção de dados. Todos os dados recolhidos foram anonimizados desde o início do estudo, e medidas de segurança apropriadas foram implementadas para o armazenamento e acesso aos dados, restrito apenas à equipa envolvida no estudo.

A integridade ética do estudo foi mantida ao longo de toda a pesquisa, assegurando que os participantes não estavam sujeitos a riscos além daqueles do quotidiano. Além disso, foram tomadas medidas para informar os participantes sobre os resultados do estudo e o impacto potencial da sua contribuição para o avanço científico na área em questão.

Cada paciente esteve presente numa única sessão e as aquisições foram realizadas sempre pela mesma técnica de Cardiopneumologia, em 17 dias diferentes, ao longo de 3 meses (maio a julho de 2023).

Realizou-se o registo de ECG clínico através de um eletrocardiógrafo com a configuração padrão de 12 derivações (I-III, V1-V6, aVF, aVL, aVR), com gel condutor aplicado em cada um dos elétrodos. Simultaneamente, através do CardioWheel, foi recolhido um sinal de ECG semelhante à derivação DI, com duração de meio minuto. Os pacientes foram instruídos a colocar as mãos sobre o volante, mantendo-as imóveis durante o tempo de registo.

Adicionalmente, foram registados vários dados clínicos de cada paciente, previamente recolhidos na consulta de cardiologia. Obtiveram-se dados demográficos (idade, sexo e conselho de residência), a farmacoterapia em curso, os fatores de risco cardiovasculares, a interpretação clínica do ECG de 12 derivações, realizada pelo médico no momento da consulta e os diagnósticos clínicos conhecidos para cada paciente. Os últimos 4 dados foram separados em diversas categorias, representadas com uma escala qualitativa nominal com os valores “sim” e “não” (figura 17).

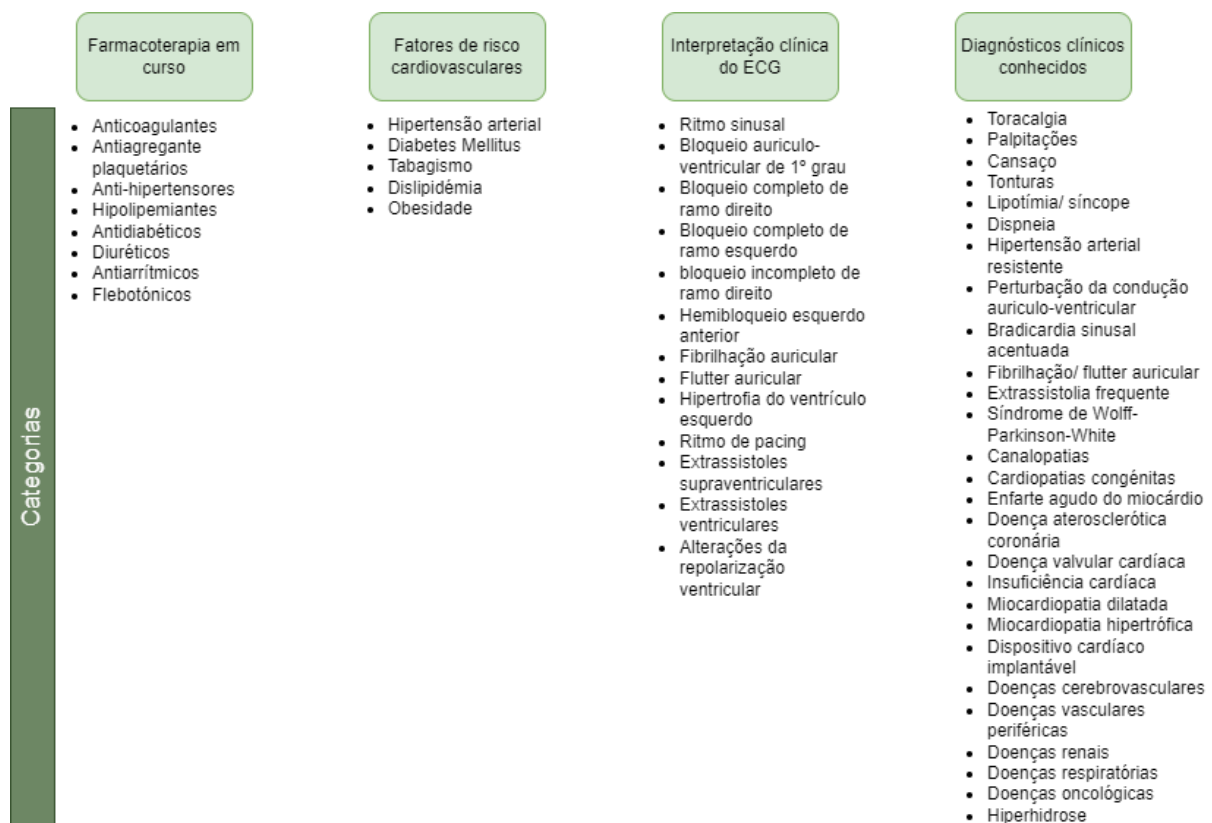


Figura 17 Lista de categorias dentro dos diversos dados clínicos

Dos 143 doentes que participaram no estudo, não foi possível localizar os ficheiros do ECG de 17 e do CardioWheel de 5. Adicionalmente, houve uma recolha errada do número de processo de um paciente, não sendo possível obter os seus dados clínicos. Assim, apenas 120 pacientes têm disponíveis todos os ficheiros necessários para realizar o estudo, cumprindo os seus critérios de elegibilidade (figura 18).

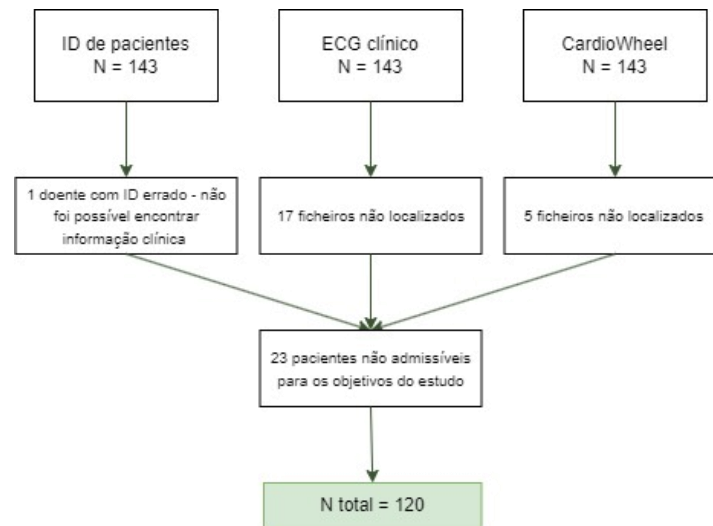


Figura 18 Total de pacientes após serem aplicados os critérios de elegibilidade

3.2. Análise qualitativa

Para a avaliação qualitativa da qualidade dos sinais obtidos com o CardioWheel, realizou-se uma análise visual por parte de uma técnica de Cardiopneumologia, com base na sua experiência clínica. Em cada paciente avaliou-se apenas a derivação I do ECG clínico de 12 derivações e a derivação obtida através do CardioWheel.

No Excel criaram-se 5 categorias para avaliar a qualidade do sinal através da observação das ondas características do ECG, representadas através de uma escala qualitativa nominal com os valores “sim” e “não” (figura19).

Da mesma forma, o ECG clínico e o CardioWheel de cada paciente foram classificados isoladamente, com base nas características observáveis em cada um, com 11 categorias distintas, avaliadas com uma escala qualitativa nominal, através dos valores

“sim” e “não” (figura 19). Caso se verificassem múltiplas categorias num registo, eram todas reportadas pela técnica de Cardiopneumologia.

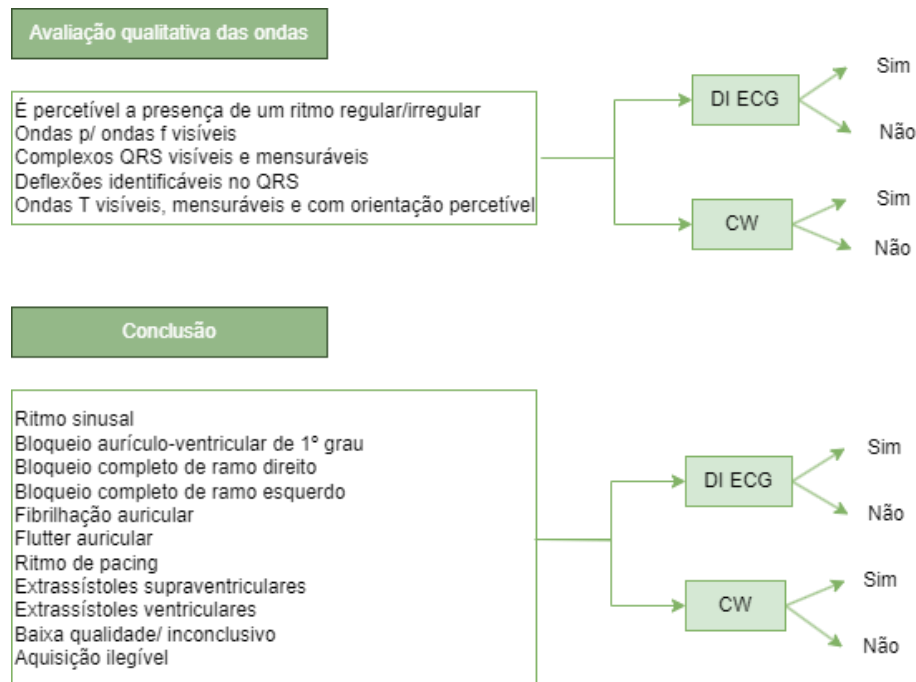


Figura 19 Categorias das duas avaliações qualitativas da qualidade do sinal

A classificação de cada traçado do CardioWheel foi realizada através da aplicação TISSAT, recorrendo-se a *tags* para identificar as alterações presentes em cada um dos traçados. Após todos os sinais terem uma conclusão atribuída, com uma ou mais categorias, essa informação foi transferida para o Excel.

Para avaliar o desempenho dos dois modelos de classificação descritos acima, foi necessário importar os dados do ficheiro Excel para o Jupyter Notebook através da biblioteca pandas(46). A partir daqui foi possível criar matrizes de confusão para comparar as escalas binárias (“sim” e “não”) entre duas classes, para cada categoria já descrita. Neste caso, a classe verdadeira representa os traçados da derivação I do ECG e a classe prevista representa o traçado do CardioWheel.

É importante destacar que, nas matrizes de confusão para a conclusão, optou-se por não incluir a análise clínica do ECG realizada pelo médico durante a consulta. Esta decisão foi tomada devido à natureza do CardioWheel, que permite avaliar apenas uma derivação, equivalente a DI, em comparação com as 12 derivações disponíveis para análise clínica.

Considerou-se que incluir a análise clínica nessas circunstâncias seria incongruente e poderia distorcer os resultados da comparação.

A matriz de confusão tem quatro quadrantes: verdadeiros positivos (TP), falsos positivos (FP), verdadeiros negativos (TN) e falsos negativos (FN), como demonstrado na tabela 3 (47).

Tabela 3 Matriz de confusão. Adaptado (47)

		Classe prevista	
		Positiva	Negativa
Classe verdadeira	Positiva	TP	FN
	Negativa	FP	TN

Os TP são os casos em que a classe positiva atribuída aos traçados da derivação I do ECG corresponde à do traçado do CardioWheel e os TN são os casos em que a classe negativa atribuída aos traçados da derivação I do ECG corresponde à do traçado do CardioWheel. Por outro lado, os FP são os casos em que é atribuída a classe negativa aos traçados da derivação I do ECG e a classe positiva ao do traçado do CardioWheel, e os FN são os casos em que é atribuída a classe positiva aos traçados da derivação I do ECG e a classe negativa ao do traçado do CardioWheel.

Através dos quatro quadrantes realizou-se o cálculo de algumas métricas de desempenho, entre elas a taxa de verdadeiros positivos (TPR), a taxa de falsos negativos (FNR), a taxa de verdadeiros negativos (TNR) a precisão (PPV) e a exatidão (ACC).

A TPR é uma taxa que vai indicar a proporção de classes positivas atribuídas simultaneamente às classes verdadeira e prevista, em relação ao total de classes verdadeiras positivas. A FNR quantifica a taxa classes positivas da classe verdadeira classificadas como negativas pela classe prevista, em relação ao total de classes verdadeiras positivas. A TNR calcula a taxa de classes negativas atribuídas simultaneamente às classes verdadeira e prevista em relação ao total de classes verdadeiras negativas. A PPV avalia a proporção de classes positivas atribuídas simultaneamente às classes verdadeira e prevista, em relação ao total de classes previstas positivas. A ACC é uma métrica que determina a taxa de casos em que as observações da classe verdadeira e da classe prevista se sobrepõem, em relação ao total de observações (47).

Seguem-se as 5 fórmulas(47):

$$TPR = \frac{TP}{P} = \frac{TP}{TP + FN} = 1 - FNR \quad (3)$$

$$FNR = \frac{FN}{P} = \frac{FN}{TP + FN} = 1 - TPR \quad (4)$$

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

$$PPV = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6)$$

$$ACC = \frac{TP + TN}{P + N} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (7)$$

Após a realização de todos os cálculos, relativamente às conclusões, determinou-se a quantidade de pacientes com classes positivas ou negativas concordantes em todas as categorias, para o traçado da derivação I do ECG e para o traçado do CardioWheel. Esta avaliação também foi feita através de Python, contabilizando o número de linhas iguais para a avaliação de cada traçado.

3.3. Análise quantitativa

Para a realização de uma análise quantitativa da qualidade dos sinais obtidos com o CardioWheel utilizou-se o neurokit2, uma biblioteca de Python focada na análise de dados biomédicos. Esta biblioteca fornece ferramentas para processamento e análise de sinais fisiológicos e, no contexto específico do ECG, oferece funcionalidades para a extração de características, detecção de complexos QRS, segmentação e visualização de dados (figura 22) (8).

Com esta ferramenta torna-se possível avaliar três dimensões distintas do traçado: ruído, ritmo e morfologia (8).

Para realizar essa avaliação, foi necessário selecionar um ou vários segmentos de cada traçado, garantindo um intervalo mínimo de 5 segundos livres de ruído contínuo. Utilizou-se uma metodologia que deteta e classifica automaticamente as principais fontes de interferência no traçado obtido a partir de elétrodos secos, sem analisar diretamente a forma de onda do ECG (48).

O algoritmo baseia-se na análise de diferentes tipos de ruído, tais como a oscilação da linha de base, interferência da rede elétrica, a saturação e os artefactos de movimento, que são fontes comuns de distorção do sinal em registros de ECG (48).

A interferência da rede elétrica é considerada a principal fonte de interferência externa nas medições de biopotenciais. É causada principalmente pela interferência da rede elétrica de corrente alternada com frequência de 50Hz e gera uma tensão comum que afeta a aquisição do sinal (48).

A oscilação da linha de base é o ruído predominante de baixa frequência que afeta o sinal ECG (figura 20). A sua frequência máxima situa-se abaixo de 1Hz, e é causada principalmente pela respiração do doente. Quando está presente, por norma é observada durante a maior parte do registo (48).

Os artefactos de movimento ocorrem como consequência de forças mecânicas intermitentes que atuam sobre os elétrodos, devido ao movimento do paciente e à alteração da área de contacto da pele com o elétrodo, resultando em alterações da impedância (48).

A saturação nos sinais de ECG ocorre quando o sinal atinge a amplitude máxima que o equipamento de registo pode suportar (figura 21). Quando o sinal de ECG está saturado, pode criar problemas na análise precisa porque se perdem os detalhes do sinal (48).

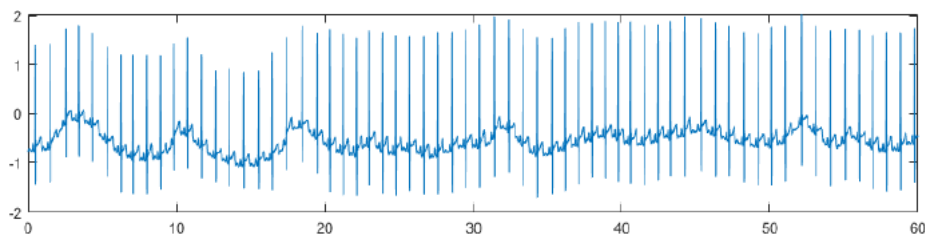


Figura 20 Exemplo de oscilação da linha de base. Adaptado (48)

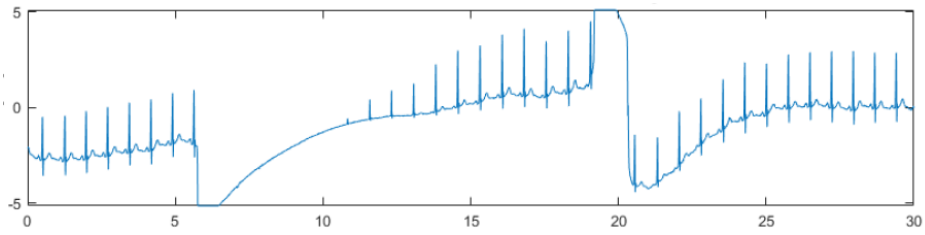


Figura 21 Exemplo de saturação. Adaptado (48)

A partir dos segmentos selecionados para cada paciente, com a função `'ecg_segment()'`, realizou-se a segmentação do sinal de ECG, com base nos picos de onda R, em ciclos cardíacos individuais. Para avaliar a variabilidade nos diferentes ciclos cardíacos, gerou-se um gráfico que representa a sua média ao longo do tempo (49).

A avaliação da qualidade do sinal foi realizada através da função `'ecg_quality()'` pelo método `'zhao2018'`. Este método classifica cada sinal em 3 categorias diferentes: “excelente”, “pouco aceitável” e “inaceitável” e permite extrair vários índices de qualidade do sinal (SQI). Estão incluídos o índice de qualidade do espectro de potência (pSQI), o índice de qualidade da curtose (kSQI) e o índice de qualidade da linha de base (basSQI), com pesos de 0,6, 0,2 e 0,2, respetivamente (49).

Estes três índices extraem características relevantes do sinal de ECG que podem ser utilizadas para avaliar a sua qualidade. As métricas são baseadas nas características do ruído presente no sinal e nas características da forma de onda do ECG (50).

O pSQI é um parâmetro utilizado para avaliar a qualidade dos sinais ECG com base na distribuição do espectro de potência. Mede a energia da onda QRS em duas bandas de frequência, [5Hz, 15Hz] e [5Hz, 40Hz]. Na equação 8 o numerador representa a energia da onda QRS, enquanto o denominador representa a energia global do sinal de ECG. Um valor mais elevado de pSQI indica um sinal de ECG de maior qualidade, enquanto um valor mais baixo sugere a presença de interferências (50).

$$pSQI = \frac{\int_{f=5Hz}^{f=15Hz} P(f)df}{\int_{f=5Hz}^{f=40Hz} P(f)df} \quad (8)$$

$$ECG \begin{cases} \text{bom: } pSQI \in [l1, l2] \\ \text{razoável: } pSQI \in [l3, l1] \\ \text{mau: } pSQI > l2, \text{ ou } pSQI < l3 \end{cases} \quad (9)$$

l1 e l2, que representam os limites inferior e superior, respetivamente, variam ligeiramente com a frequência cardíaca. Com base em estudos experimentais, o l1 e l2 foram ajustados:

$$\text{Frequência cardíaca} \begin{cases} \in [60 \text{ bpm}, 130 \text{ bpm}], l1 = 0.5; l2 = 0.8; l3 = 0.4 \\ \in [130 \text{ bpm}, 160 \text{ bpm}], l1 = 0.4; l2 = 0.7; l3 = 0.3 \end{cases} \quad (10)$$

O kSQI é um parâmetro utilizado para avaliar a qualidade dos sinais de ECG com base no valor da curtose. A curtose é uma medida estatística que quantifica a forma de uma distribuição. No caso dos sinais de ECG, o kSQI mede o valor de curtose e compara-o com um limiar de 5. Se o valor da curtose for superior a 5, indica um sinal de ECG de qualidade superior. Por outro lado, se o valor da curtose for inferior ou igual a 5, sugere um sinal de ECG de qualidade inferior (50).

$$kSQI = v4 = \frac{E\{(x - \mu_x)^4\}}{\sigma^4} \quad (11)$$

$$ECG \begin{cases} \text{bom: } kSQI > 5 \\ \text{mau: } kSQI \leq 5 \end{cases} \quad (12)$$

O basSQI é um parâmetro utilizado para avaliar a qualidade dos sinais ECG através da análise das potências relativas da linha de base. Mede a potência dentro da banda de frequência [0Hz, 1Hz] relativamente à potência no intervalo [0Hz, 40Hz]. Um valor baixo de basSQI indica que a potência dentro da banda [0Hz, 1Hz] é anormalmente elevada em comparação com a potência global, o que pode ser causado por uma deslocação anormal da linha de base. Valores mais elevados de basSQI indicam sinais de ECG de melhor qualidade (50).

$$basSQI = \frac{1 - \int_{f=0Hz}^{f=1Hz} P(f)df}{\int_{f=0Hz}^{f=40Hz} P(f)df} \quad (13)$$

$$ECG \begin{cases} \text{bom: } basSQI \in [0.95, 1] \\ \text{razoável: } basSQI \in [0.9, 0.95] \\ \text{mau: } basSQI < 0.9 \end{cases} \quad (14)$$

A função 'ecg_peaks()' permite detetar as ondas R num sinal de ECG. Trata-se de um método não publicado, baseado na deteção da derivada do sinal de ECG. A sua deteção precisa é crucial para várias análises relacionadas com o sinal de ECG, incluindo a medição da frequência cardíaca, a análise da variabilidade da frequência cardíaca, a determinação dos intervalos RR, entre outros parâmetros (49).

Por fim, para uma análise detalhada da morfologia do sinal utilizou-se a função 'ecg_delineate()', que deteta as diferentes ondas do ciclo cardíaco (P, Q, S, T). A representação gráfica correspondente permite observar as ondas em todos os ciclos cardíacos de um sinal sobrepostos. O objetivo desta sobreposição é destacar padrões e irregularidades no sinal de ECG ao longo do tempo, fornecendo uma visão dinâmica das mudanças na atividade elétrica do coração (49).

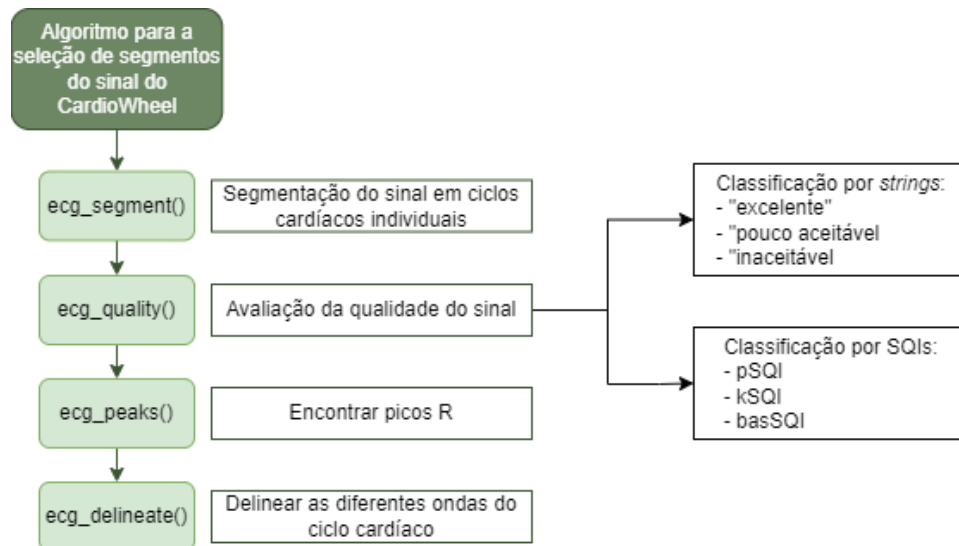


Figura 22 Esquema das várias etapas de processamento do sinal do CardioWheel

3.4. Eixo elétrico cardíaco

Como parte do objetivo secundário, realizou-se o cálculo do eixo elétrico do coração através do ECG clínico de 12 derivações, usando Python.

Os ECGs em formato PDF encontram-se guardados numa *stream* de *bytes*, portanto a extração da sua informação não pode ser feita diretamente a partir do PDF. Para contornar esta situação, recorreu-se a uma biblioteca para extração de sinais ECG a partir do conteúdo do próprio PDF (figura 23) (51).

O ficheiro PDF foi convertido num ficheiro XML, que irá facilitar a localização e extração dos sinais, através do armazenamento dos mesmos sob a forma de um *array* de pontos. No ficheiro XML, para além do sinal pretendido, estão presentes outras informações que devem ser filtradas através de algoritmos, como é o caso da grelha milimetrada característica do ECG e de outros componentes apresentados. Quando se obtêm apenas os pontos característicos do ECG, é necessário identificar a que derivação corresponde cada um dos sinais, através da sua localização física no PDF. Por fim, os valores de cada sinal

foram convertidos para milivolts, através da onda quadrada presente no fim de cada linha do ECG, usando uma regra de 3 simples. Deste modo, os sinais são obtidos através do PDF, estabelecendo-se uma relação entre cada derivação e o conjunto de pontos extraídos (51).

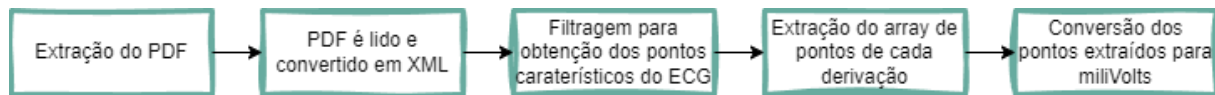


Figura 23 Esquema da extração de sinais de ECG através de PDFs

O conteúdo extraído do PDF foi convertido para NumPy, para possibilitar a sua leitura no Jupyter Notebook, em Python.

Para cada paciente, foi criado um gráfico que apresenta a sobreposição das 4 derivações necessárias para os cálculos do eixo elétrico. Isso proporciona uma representação visual clara da orientação do complexo QRS em cada derivação.

Utilizou-se a função `'ecg_peaks()'` com o intuito de detetar e medir as ondas R das derivações I, II, III e aVF do ECG clínico. A partir dos valores da amplitude, aplicaram-se as fórmulas já apresentadas em (1) e (2). Numa tentativa de evitar amplitudes com valores muito discrepantes numa mesma derivação, devido a picos mal detetados em sinais de menor qualidade (exemplo na figura 24), utilizou-se a mediana dos vários picos R presentes em cada derivação.

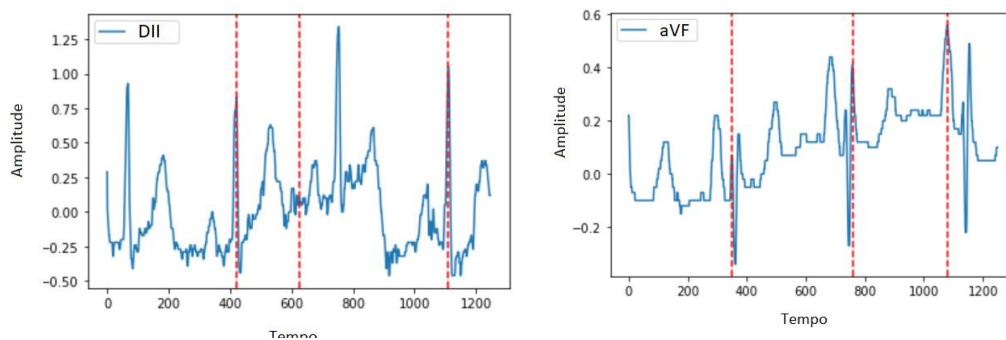


Figura 24 Exemplo de um pico mal detetado nas derivações II e aVF de 2 pacientes diferentes

Optou-se por utilizar diversas fórmulas com o objetivo de comparar os resultados obtidos em cada uma, comparando-os entre si e com o valor calculado de forma automática apresentado no PDF do ECG.

4. Resultados e Discussão

4.1. Análise qualitativa

Através da avaliação qualitativa das ondas do traçado do CardioWheel, comparando-as com a derivação I do ECG clínico, observou-se que a deflexão mais difícil de diferenciar da linha de base é a onda P, devido à sua amplitude reduzida. Com um SNR diminuído, existe uma maior dificuldade em identificar características específicas do traçado, como a onda P. Isso pode ocorrer devido a interferências elétricas, movimentos do paciente, artefactos, dificuldades na gravação do traçado. Por outro lado, como estão a ser utilizados elétrodos secos, com menor condutividade elétrica em comparação com os elétrodos convencionais, vai haver suscetibilidade a interferências e artefactos, que vão mascarar a onda P de menor amplitude.

Os resultados obtidos na matriz de confusão da categoria “Ondas p/ ondas f visíveis” (tabela 4) demonstram essa dificuldade marcada em detetar a onda p/ onda f:

- Em 52 casos a onda p/onda f é visível tanto na derivação I do ECG clínico como no CardioWheel
- Em 39 casos a onda p/onda f não é visível tanto na derivação I do ECG clínico como no CardioWheel
- Houve 1 caso em que a onda p/onda f não é visível na derivação I do ECG clínico, mas é visível no CardioWheel
- Em 28 casos a onda p/onda f é visível na derivação I do ECG clínico, mas não é visível no CardioWheel

Ou seja, dentro dos 120 casos, tem-se concordância em 92 registos (76,7% dos casos). Em muitas das situações em que a onda P não é perceptível no CardioWheel, também não o é no ECG clínico (40 casos), visto que as ondas P não são sempre claramente visíveis num ECG de 1 derivação. Apenas em 27 casos é que a qualidade do sinal é inferior ao da derivação I do ECG clínico para a avaliação da onda p/ onda f.

Tabela 4 Matriz de confusão para a categoria "Ondas p/ ondas f visíveis"

		Classe prevista	
		Positiva	Negativa
Classe verdadeira	Positiva	52	27
	Negativa	1	40

Ainda na mesma categoria, pelas métricas de desempenho obtidas (tabela 5), é possível fazer várias afirmações:

- TPR: dentro dos pacientes com registos com onda p/onda f visível na DI do ECG clínico, 66% também têm onda p/ onda f visível no CardioWheel.
- TNR: dentro dos pacientes com registos com onda p/onda f não visível na DI do ECG clínico, 98% também não é visível no CardioWheel.
- PPV: dentro dos pacientes com registos com onda p/onda f visível no CardioWheel, 98% também são visíveis na DI do ECG clínico.
- ACC: em 77% dos pacientes, o registo é concordante na visibilidade ou não das ondas p/ ondas f para os dois tipos de traçado.

Nas restantes categorias da avaliação das ondas do ECG, verificou-se um maior número de TP e, consequentemente um maior TPR e menor FNR. O TNR também apresentou valores elevados, exceto na categoria "É perceptível a presença de um ritmo regular/ irregular", uma vez que dentro, dos 4 casos sem ritmo regular/ irregular perceptível na DI do ECG clínico, apenas 2 também não são perceptíveis no CardioWheel. Também o PPV e a ACC apresentaram excelentes resultados, demonstrando uma grande probabilidade de se ter uma boa qualidade do sinal do CardioWheel quando o sinal da DI também tem boa qualidade e de ter registos concordantes em relação à avaliação das ondas nos dois equipamentos.

Tabela 5 Métricas de desempenho para as categorias da avaliação das ondas do ECG

	TP	FN	TN	FP	TPR	FNR	TNR	PPV	ACC
É perceptível a presença de um ritmo regular/ irregular	110.0	6.0	2.0	2.0	0.95	0.05	0.50	0.98	0.93
Ondas P/ Ondas f visíveis	52.0	27.0	40.0	1.0	0.66	0.34	0.98	0.98	0.77
Complexos QRS visíveis e mensuráveis	112.0	7.0	1.0	0.0	0.94	0.06	1.00	1.00	0.94
Deflexões identificáveis nos QRS	112.0	7.0	1.0	0.0	0.94	0.06	1.00	1.00	0.94
Ondas T visíveis, mensuráveis e com orientação perceptível	74.0	15.0	28.0	3.0	0.83	0.17	0.90	0.96	0.85

Num paciente em que se obteve um bom traçado em ambos os registos, tem-se as diferentes categorias para a avaliação das ondas do ECG classificadas com o valor “sim”. Esta situação ideal encontra-se exemplificada na figura 25, na qual é possível observar claramente a regularidade dos intervalos RR, o que nos indica um ritmo regular, e as ondas p que antecedem o complexo QRS. O complexo QRS também é bem perceptível, sendo possível realizar a sua medição (QRS estreito de 0,08 seg.) e observar as ondas que o compõem. Neste caso temos uma onda R, uma vez que a primeira e única onda que compõe o complexo QRS é positiva. Por fim, a onda T encontra-se bem definida, sendo possível realizar a sua medição e avaliar a polaridade, que é igual à do QRS, ou seja, positiva. Avaliando ambos os traçados, é possível atribuir-lhes a mesma classe – ritmo sinusal.

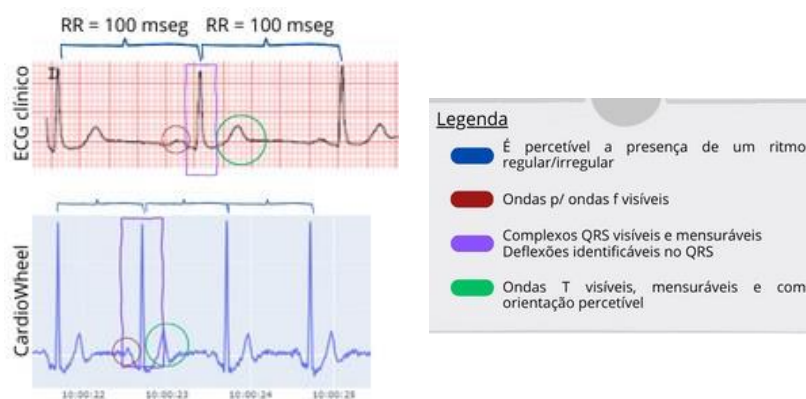


Figura 25 Traçados ideais num paciente com ritmo sinusal

No entanto, tal como já foi referido, esta facilidade de interpretação do traçado não é reproduzível em todos os casos. Em muitas situações clínicas, os traçados podem apresentar desafios significativos, dificultando a distinção e avaliação precisa de todas as ondas que compõem o ECG. Na figura 26 tem-se um exemplo de um traçado do CardioWheel em que não se consegue identificar a onda P.

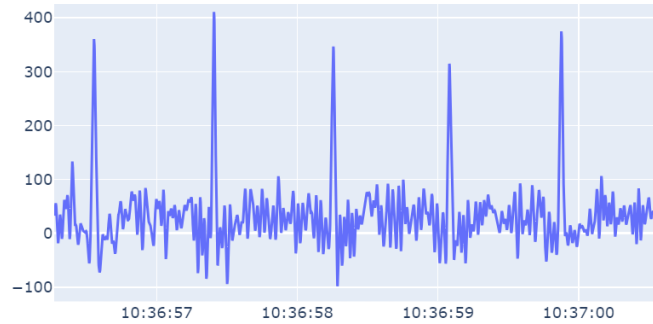


Figura 26 Exemplo com onda P não visível no CardioWheel

Para melhorar a qualidade do sinal e facilitar a identificação da onda P, podem ser necessárias técnicas adicionais de filtragem de ruído, de *denoising* e de correção do posicionamento adequado das mãos do paciente ao volante (52).

Na avaliação qualitativa, através das características observáveis em cada traçado, tal como referido anteriormente, primeiro recorreu-se à aplicação TISSAT. Na figura 27 está exemplificada a forma como o TISSAT permite adicionar *tags* e delinear eventos.



Figura 27 Exemplo de anotações na aplicação TISSAT

A informação transferida para o Excel permitiu obter as matrizes de confusão e as respectivas métricas de desempenho, presentes na tabela 6.

Tabela 6 Métricas de desempenho para as categorias da conclusão de cada traçado

	TP	FN	TN	FP	TPR	FNR	TNR	PPV	ACC
RS	107.0	5.0	8.0	0.0	0.96	0.04	1.00	1.00	0.96
BAV 1G	2.0	0.0	118.0	0.0	1.00	0.00	1.00	1.00	1.00
BCRD	4.0	4.0	112.0	0.0	0.50	0.50	1.00	1.00	0.97
BCRE	4.0	3.0	112.0	1.0	0.57	0.43	0.99	0.80	0.97
FA	5.0	0.0	115.0	0.0	1.00	0.00	1.00	1.00	1.00
FLA	0.0	0.0	120.0	0.0	NaN	NaN	1.00	NaN	1.00
Ritmo de pacing	0.0	1.0	119.0	0.0	0.00	1.00	1.00	NaN	0.99
ESVs	2.0	1.0	111.0	6.0	0.67	0.33	0.95	0.25	0.94
EVs	2.0	1.0	113.0	4.0	0.67	0.33	0.97	0.33	0.96
Baixa qualidade/ Inconclusivo	1.0	1.0	116.0	2.0	0.50	0.50	0.98	0.33	0.98
Aquisição ilegível	1.0	0.0	114.0	5.0	1.00	0.00	0.96	0.17	0.96

Apesar de a amostra de pacientes ter sido selecionada aleatoriamente, com o objetivo de obter o maior número de patologias, é possível observar que a grande maioria dos pacientes apresenta ritmo sinusal. Dos 114 casos, este ritmo é observável tanto na derivação I do ECG clínico, como no CardioWheel em 107. Grande parte dos restantes casos foram classificados com baixa qualidade/inconclusivo ou aquisição ilegível, apenas no CardioWheel, ou em ambos os traçados.

O BAV de 1º grau foi detetado em 5 pacientes, contudo, tanto na derivação I do ECG clínico, como no CardioWheel, apenas foi possível diagnosticar corretamente 2 pacientes (exemplo no anexo 1). Nos restantes casos, pela dificuldade em observar a onda P, não foi possível realizar o diagnóstico.

O BCRD foi detetado em 9 pacientes na consulta clínica. Desses 9 casos, um deles não foi detetado em nenhum dos traçados, 4 foram detetados apenas na derivação I do ECG clínico e os restantes 4 foram detetados em ambos os traçados (exemplo no anexo 2).

O BCRE foi detetado em 4 pacientes na consulta clínica e obteve-se 4 TP, dos quais, três foram corretamente diagnosticados (exemplo no anexo 1). Houve várias ocorrências

em que o diagnóstico foi incorretamente categorizado como BCRE, seja em ambos os traçados ou apenas na derivação I do ECG clínico. Nestes casos, os pacientes apresentavam outras arritmias que resultam num alargamento do complexo QRS, com características semelhantes ao BCRE.

Em relação à FA, registaram-se 5 casos, que foram bem identificados tanto na derivação I do ECG clínico, como no CardioWheel, obtendo-se métricas de desempenho ideais (exemplo no anexo 3).

Obteve-se 1 caso de FLA que, no ECG clínico, olhando apenas para a derivação I, não é possível identificar porque o padrão típico das ondas em “dentes de serra” é mais facilmente visualizado nas derivações inferiores (DII, DIII, aVF) e em V1 (anexo 4). Da mesma forma, não foi detetado no CardioWheel. Ambos os traçados foram erradamente classificados com ritmo sinusal, por se observar um ritmo regular.

Houve 5 pacientes com ritmo de pacing, um deles foi identificado apenas no ECG clínico (anexo 5), devido à presença do pico de estimulação que precede a onda p, tratando-se de pacing auricular. Os restantes 4 casos não foram identificados em nenhum dos equipamentos, uma vez que não foi possível observar um pico de estimulação, portanto só se pode deduzir a existência de um ritmo de pacing ventricular através de alterações da duração e orientação do QRS, observáveis nas 12 derivações do ECG clínico (anexo 6). Na maioria dos casos, estes registos foram erradamente classificados como bloqueio completo de ramo esquerdo.

No caso das extrassístoles, tanto supraventriculares como ventriculares, é mais difícil analisar os resultados, porque na maioria dos casos apenas se observam num dos traçados, para um mesmo paciente, uma vez que se trata de eventos paroxísticos.

Os casos de baixa qualidade ou aquisição ilegível não foram muito comuns, sendo mais prevalentes no CardioWheel (9 traçados) do que na derivação I do ECG clínico (3 traçados).

A maior limitação na comparação entre o sinal do CardioWheel e o sinal da derivação I do ECG clínico é o facto de se estar a comparar dois sinais com durações de registo diferentes. Uma vez que DI não está padronizada como tira de ritmo, apenas se avaliam cerca de 2,5 segundos de registo, enquanto no CardioWheel tem-se cerca de 30 segundos. No entanto, esta limitação pode ser superada em estudos futuros com a padronização da derivação I como tira de ritmo.

Apesar dos diversos desafios à interpretação dos sinais, na maioria dos pacientes, as 5 categorias foram avaliadas com a mesma escala (“sim” ou “não”) para os 2 registros e as conclusões finais relativamente ao ritmo também foram consistentes. Isto demonstra uma elevada concordância dos traçados, evidenciando a qualidade do sinal obtido pelo CardioWheel.

Tendo em conta as limitações já descritas, dos 120 traçados, 95 obtiveram uma classificação concordante a 100% para a derivação I do ECG clínico e para o CardioWheel, relativamente ao ritmo e arritmias presentes.

4.2. Análise quantitativa

Através do algoritmo de seleção de segmentos para cada traçado, foi possível obter um ou mais segmentos em 108 traçados do CardioWheel (exemplo na figura 28). Nos restantes 12 traçados, a baixa qualidade do sinal não permitiu obter segmentos onde não ocorresse distorção do sinal (exemplo na figura 29). Por norma, isto ocorre devido a uma má adaptação do paciente ao volante, não mantendo as mãos estáveis durante o período de registo.

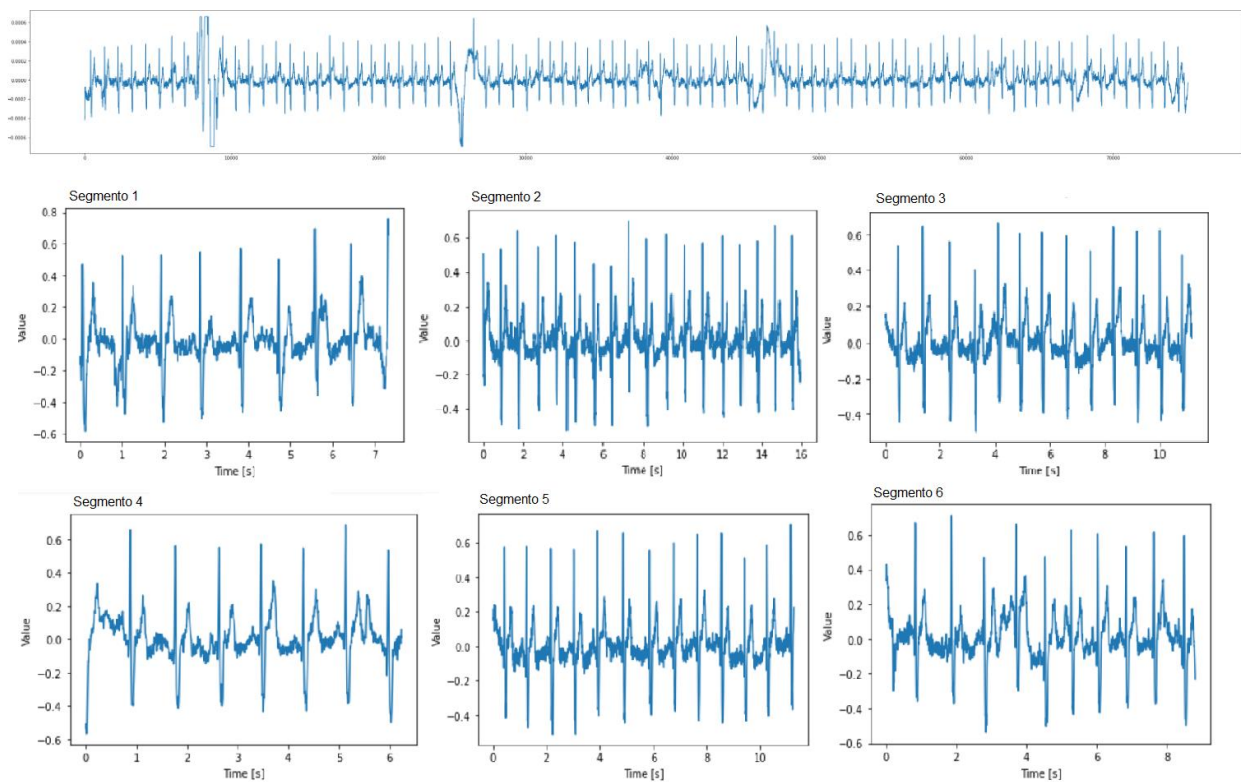


Figura 28 Exemplo de traçado em que foram selecionados 6 segmentos

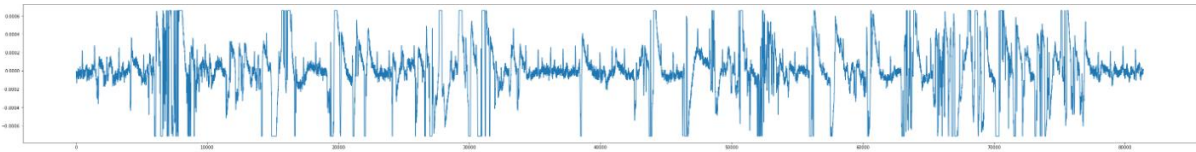


Figura 29 Exemplo de traçado sem segmentos selecionados

Os resultados mencionados acima demonstram uma taxa de sucesso de 90%. Contudo, é importante referir que este sucesso foi obtido num estudo realizado em condições controladas, com um profissional de saúde a instruir os pacientes sobre a forma correta de utilizar o CardioWheel e a realizar os ajustes necessários. Numa situação “real” é possível que os resultados sejam diferentes.

Comparando com a análise qualitativa, onde 9 traçados foram classificados como "baixa qualidade/inconclusivo" ou "aquisição ilegível", a taxa de sucesso foi menor. Isto pode ser justificado pelo facto de que o algoritmo de seleção de segmentos requer um tempo mínimo de traçado livre de ruído de 5 segundos, enquanto a avaliação da técnica de Cardiopneumologia, com experiência clínica, pode não necessitar de tanto tempo de registo para retirar conclusões.

Com os segmentos selecionados, obtiveram-se gráficos com a média dos diferentes ciclos cardíacos. Na sua maioria, estes gráficos comprovaram uma seleção adequada dos segmentos através do algoritmo anterior. Na figura 30 está um exemplo relativamente ao mesmo traçado da figura 28, com 6 segmentos.

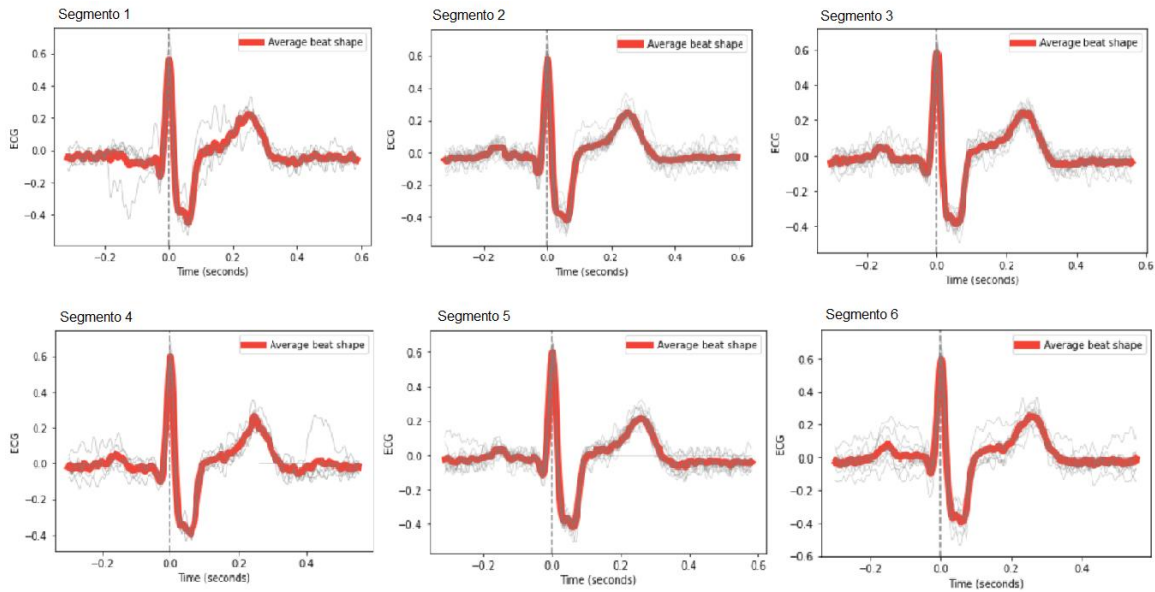


Figura 30 Exemplo de gráficos com a média dos diferentes ciclos cardíacos para 6 segmentos de um mesmo traçado

Na fase da avaliação da qualidade obtiveram-se 2 tabelas com diferentes formas de classificação. Tendo em conta que existem diversos traçados com vários segmentos associados, em ambas as classificações foi necessário desenvolver métodos para se contabilizar apenas uma classificação por cada traçado. Na avaliação por *strings* (excelente/ pouco aceitável/ inaceitável) definiu-se que deve ser contabilizada a melhor classificação encontrada dentro de todos os segmentos de um mesmo traçado. Com base neste princípio, obteve-se a distribuição presente na tabela 7.

Dentro dos 108 traçados com um ou mais segmentos associados, 58 foram classificados como “excelente”, 38 foram classificados como “pouco aceitável” e 12 foram classificados como “inaceitável”. A maioria dos traçados exibiu uma qualidade de sinal excelente, contudo é importante observar que 12 traçados foram excluídos no início do processamento devido a não cumprirem os critérios de elegibilidade em termos de ruído.

Tabela 7 Avaliação da qualidade por *strings*

Classificação	Total	(%)
Excelente	58	53,7
Pouco aceitável	38	35,2
Inaceitável	12	11,1

Na avaliação por SQIs, definiu-se que deve ser contabilizado o segmento de cada traçado com a maior soma dos três índices. Com base nas equações (9), (10), (12) e (14) definiram-se limites para cada índice:

	<u>Bom</u>	<u>Razoável</u>	<u>Mau</u>
<u>pSQI</u>]0.5 – 0.8]	[0.4 – 0.5]	< 0.4 ou > 0.8
<u>kSQI</u>	> 5	----	≤ 5
<u>basSQI</u>	> 0.95	[0.9 – 0.95]	< 0.9

De acordo com o estipulado, obteve-se a distribuição representada na tabela 8.

Tabela 8 Avaliação da qualidade por índices de qualidade do sinal

	Bom		Razoável		Mau	
	Total	(%)	Total	(%)	Total	(%)
pSQI	79	73	12	11	17	16
kSQI	80	74	---	---	28	26
basSQI	108	100	0	0	0	0

Dentro dos 108 traçados com um ou mais segmentos associados, 73%, 74% e 100% foram considerados de boa qualidade no pSQI, kSQI e basSQI, respetivamente. Apenas 11% dos traçados foram considerados de qualidade razoável pelo pSQI. Em 16% e 26%

dos traçados verificou-se má qualidade no pSQI e kSQI, respetivamente. Novamente, é possível afirmar que grande parte dos traçados foi avaliada com boa qualidade.

Após terminada a avaliação da qualidade, procedeu-se à determinação das diferentes ondas características do ECG – P, Q, R, S e T.

A correta identificação de todas as ondas, demonstrada nas figuras 31 e 32, foi possível devido à seleção prévia dos segmentos com melhor qualidade de sinal. Estes gráficos possibilitaram uma análise mais detalhada do ritmo de cada paciente, podendo analisar-se as FC, bem como a estabilidade ou instabilidade do ritmo cardíaco através da deteção das ondas presentes em cada traçado.

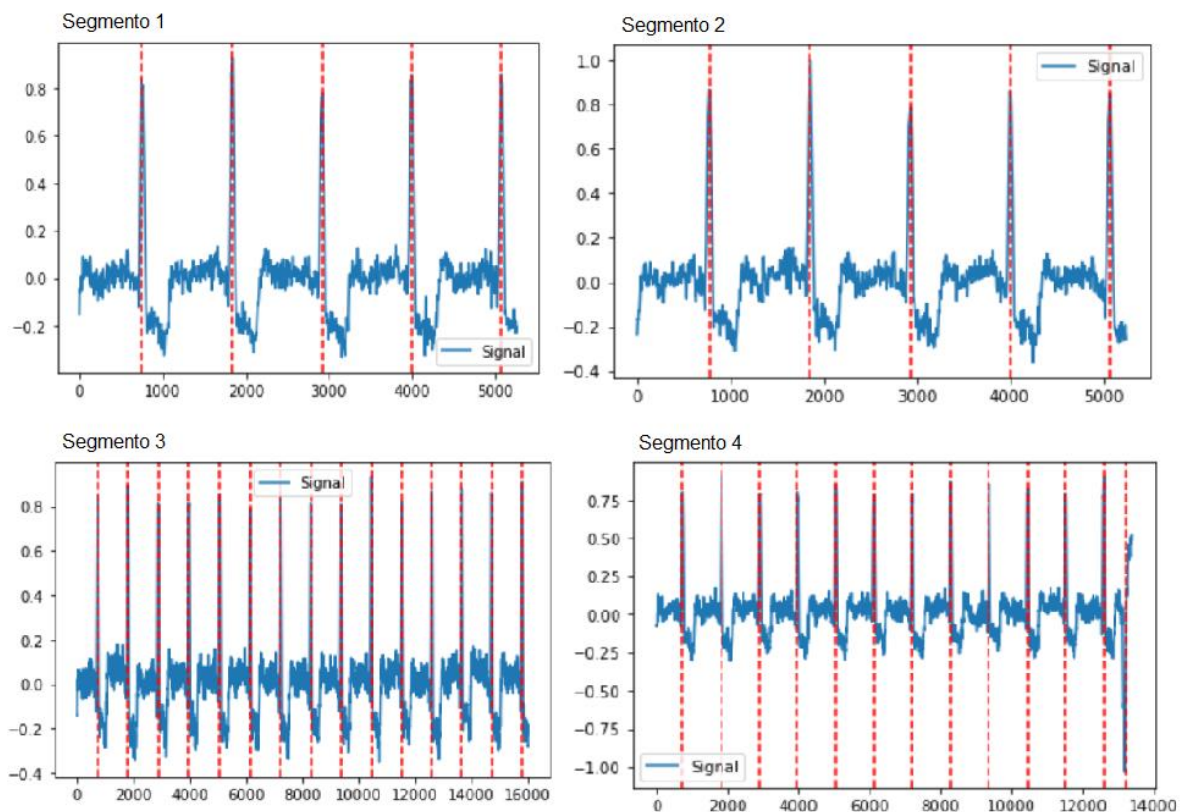


Figura 31 Determinação de picos R em 4 segmentos de um mesmo traçado

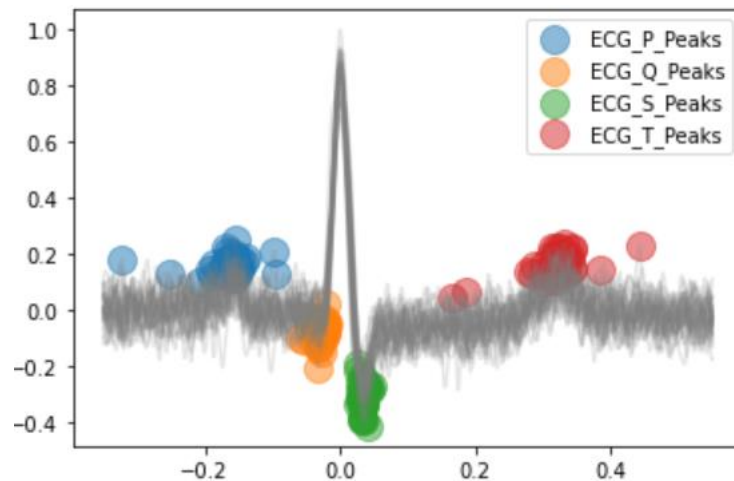


Figura 32 Representação gráfica da determinação das ondas P, Q, S e T com os ciclos cardíacos sobrepostos

4.3. Eixo elétrico cardíaco

A avaliação do eixo elétrico cardíaco visou analisar a existência de pacientes com a qualidade do sinal do CardioWheel comprometida, não por ruído, mas sim por uma amplitude do QRS na derivação I diminuída, que, em alguns casos, pode levar a um desvio do eixo. Devido à reduzida amostra do estudo, não foi possível obter muitos exemplos dessa situação, que permitissem retirar conclusões.

Nas figuras 33 e 34 está um exemplo de um paciente que apresenta um QRS com amplitude reduzida (cerca de 5 mm), tanto em DI como no CardioWheel. O cálculo do eixo elétrico presente no ECG clínico dá 91° , no limite entre o normal e o DDEE moderado. O mesmo cálculo realizado em Python apresentou valores um pouco discrepantes, provavelmente por uma inadequada medição dos picos R nas diferentes derivações. Obteve-se $78,43^\circ$ nos cálculos com as equações apresentadas em (2) e $72,62^\circ$ com a equação em (1), o que nos indica um eixo elétrico normal.

Na avaliação da qualidade, o sinal apresentado na figura 33 foi classificado como “pouco aceitável” e nos índices obteve um mau kSQI (0,67), um razoável pSQI (0,44) e um bom basSQI (217,52).

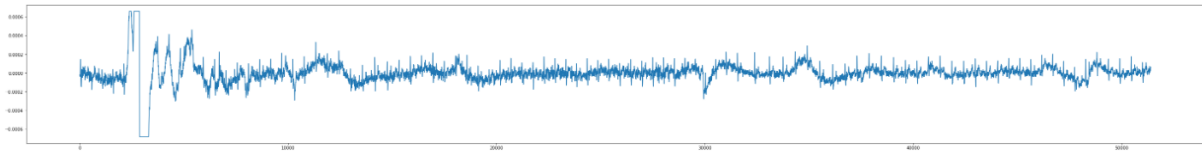
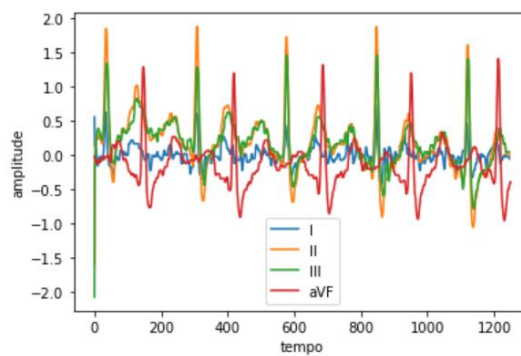
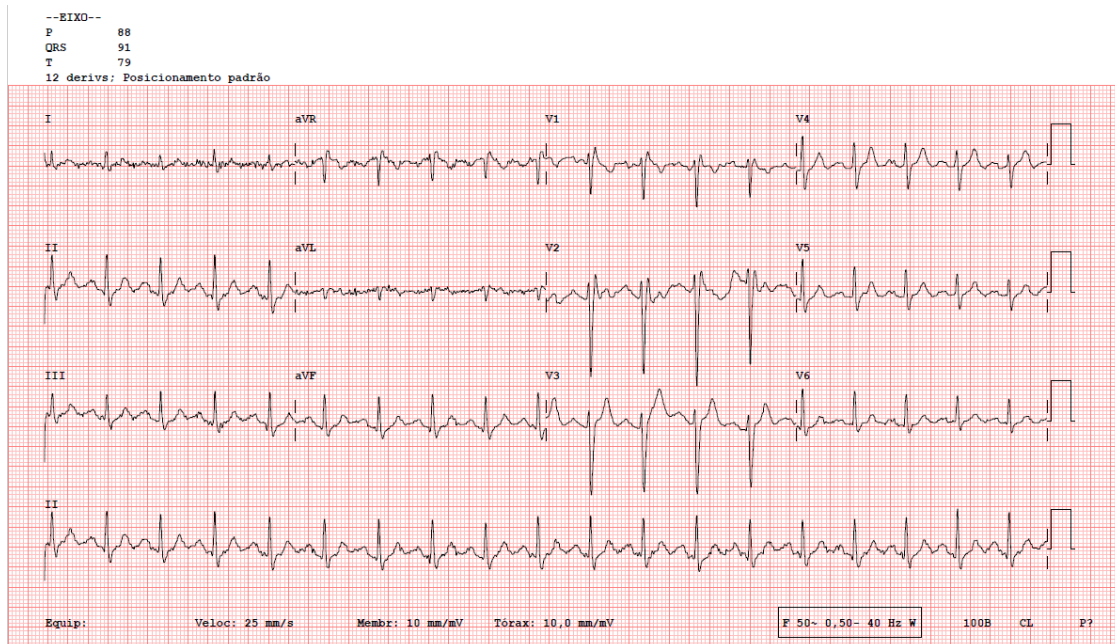


Figura 33 Traçado do CardioWheel de um paciente com DDEE e amplitude reduzida do QRS



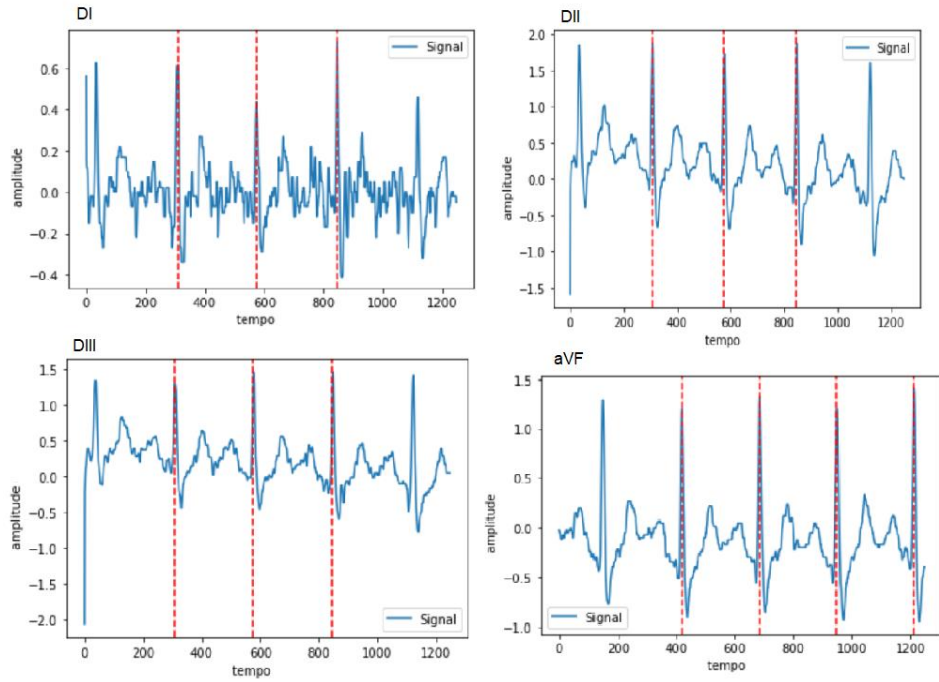


Figura 34 Avaliação do eixo elétrico cardíaco num paciente com DDEE

Esta relação entre uma amplitude do QRS na derivação I diminuída e um desvio moderado do eixo, embora possível, não é regra. Um exemplo disso verifica-se na figura 35, com uma amplitude do QRS em DI de cerca de 3 mm e um eixo elétrico normal de 5° .

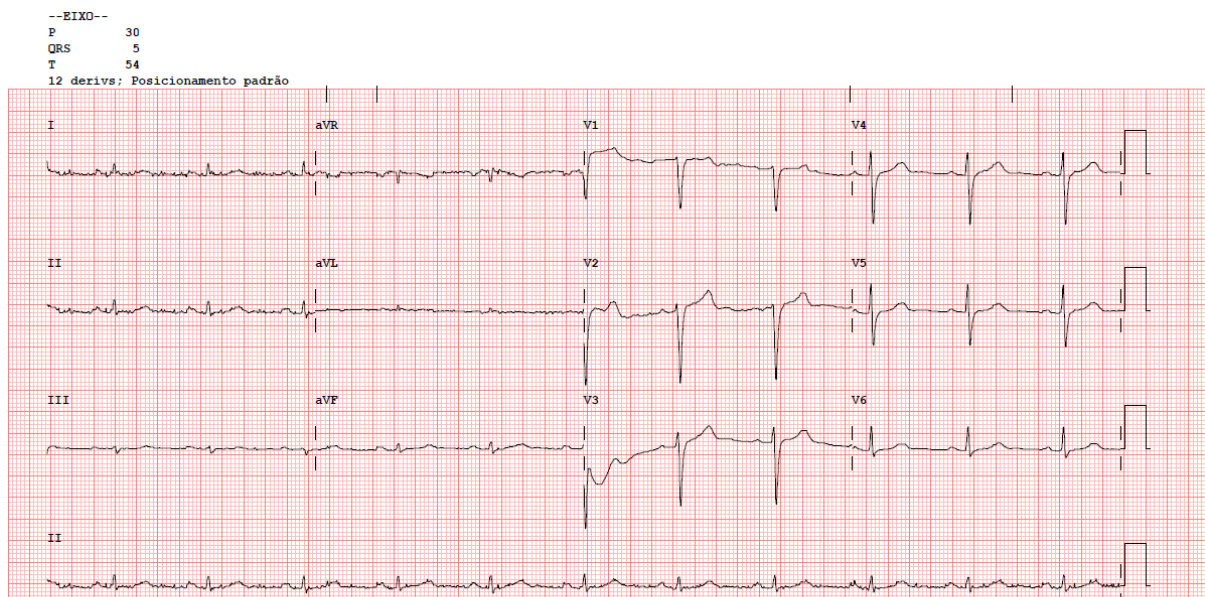


Figura 35 ECG num paciente com eixo elétrico normal e amplitude reduzida do QRS em DI

5. Conclusões e Perspetivas Futuras

O presente trabalho teve como objetivo avaliar a qualidade do sinal de um sistema de aquisição de electrocardiografia, que regista uma derivação de ECG semelhante à derivação I do ECG clínico - CardioWheel. Recolheram-se traçados no CardioWheel e no ECG clínico de 12 derivações, simultaneamente, em pacientes do Hospital de Santa Marta, de modo a serem comparados através de diversas métricas quantitativas e qualitativas já descritas.

A análise qualitativa e quantitativa do sinal obtido pelo CardioWheel revelou uma qualidade comparável à da derivação I do ECG clínico. Embora o sinal mantenha grande parte das características, foram observados mais artefactos no CardioWheel, introduzindo irregularidades na linha de base. Essas irregularidades são principalmente atribuídas ao uso de elétrodos secos e à necessidade de uma adequada adaptação do paciente ao dispositivo, garantindo a estabilidade das mãos.

As irregularidades na linha de base dificultam a diferenciação da onda P da linha de base, tornando-se mais difícil identificar as diferentes arritmias. No presente estudo não se identificou corretamente o BAV de 1º grau em alguns os casos, devido à dificuldade em identificar a onda P e, conseqüentemente, em medir o intervalo PR. Da mesma forma, não foi possível identificar o padrão típico das ondas em “dentes de serra” no traçado com FLA. No caso do ritmo de *pacings*, nunca houve uma correta identificação porque não foi possível visualizar os picos de estimulação.

A FA foi sempre corretamente identificada porque, apesar de não se conseguir observar as ondas f em todos os traçados, é possível observar a irregularidade do ritmo. Ainda assim, com base nestes critérios, um traçado de FA pode ser difícil de distinguir de um traçado com ESVs frequentes.

Portanto, é necessário reconhecer que avaliar o ritmo cardíaco apenas através de uma derivação tem as suas limitações, pois a onda P é mais proeminente nas derivações inferiores e em V1 do que na derivação I. Além disso, é importante considerar que não permite excluir diversos diagnósticos que requerem a avaliação de várias derivações. Devido a essas limitações, a maioria dos sistemas de aquisição com uma derivação está aprovada apenas para a deteção de FA.

O objetivo do CardioWheel não é substituir as atuais práticas intra-hospitalares de aquisição de dados, mas sim otimizá-las e complementá-las através de um sensor simplificado, que pode ser enquadrado no quotidiano do utilizador. Esta solução torna os

cuidados de saúde mais eficazes e acessíveis e promove o desenvolvimento de comportamentos preventivos, para além de permitir uma monitorização contínua e evitar avaliações erradas por ansiedade resultante da ida ao hospital.

Os resultados obtidos destacam a importância de implementar filtros adicionais para reduzir artefactos e melhorar a estabilidade do sinal. A inclusão de filtros específicos pode ser explorada em trabalhos futuros para atenuar as irregularidades observadas na linha de base, aumentando assim a confiabilidade do CardioWheel. Com o avanço dos materiais eletrónicos e biocompatíveis, outro aspeto essencial a melhorar será a qualidade dos elétrodos secos, de forma a melhorar a qualidade dos sinais de ECG e reduzir a suscetibilidade a artefactos.

Apesar da amostra ter sido aleatória, grande parte dos pacientes apresentou ritmo sinusal. Para obter uma maior representatividade de diferentes arritmias e avaliar com mais detalhe todos os dados clínicos já recolhidos, planeia-se continuar a validação do CardioWheel. Este processo envolverá a padronização de DI como tira de ritmo nos ECG obtidos e a inclusão de um maior número de profissionais de saúde com experiência na análise de ECGs a realizar uma avaliação visual mais abrangente.

Futuramente, ambiciona-se que os dispositivos de *mHealth* que permitem monitorizar o ritmo cardíaco, incluindo o CardioWheel, tenham uma deteção de arritmias mais precisa e a capacidade de identificar uma variedade mais ampla de arritmias, incluindo as mais raras.

6. Referências Bibliográficas

1. Breen CJ, Kelly GP, Kernohan WG. ECG interpretation skill acquisition: A review of learning, teaching and assessment. *J Electrocardiol* [Internet]. 2022;73:125–8. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.jelectrocard.2019.03.010>
2. Guk K, Han G, Lim J, Jeong K, Kang T, Lim EK, et al. Evolution of wearable devices with real-time disease monitoring for personalized healthcare. *Nanomaterials*. 2019;9(6):1–23.
3. Dias D, Cunha JPS. Wearable health devices—vital sign monitoring, systems and technologies. *Sensors (Switzerland)*. 2018;18(8).
4. Basza M, Krzowski B, Balsam P, Grabowski M, Opolski G, Kołtowski Ł. An Apple Watch a day keeps the doctor away? *Cardiol J*. 2021;28(6):801–3.
5. Fitbit | Check for atrial fibrillation with Fitbit [Internet]. [cited 2024 Jan 18]. Available from: <https://www.fitbit.com/global/uk/technology/irregular-rhythm>
6. EKG Anywhere, Anytime | Kardia [Internet]. [cited 2024 Jan 17]. Available from: <https://kardia.com/>
7. Cardioid – Heartmetrics Experts [Internet]. [cited 2024 Mar 23]. Available from: <https://www.cardio-id.com/>
8. Makowski D, Pham T, Lau ZJ, Brammer JC, Lespinasse F, Pham H, et al. NeuroKit2: A Python toolbox for neurophysiological signal processing. *Behav Res Methods*. 2021;53(4):1689–96.
9. Rodrigues JC. *Eletrocardiografia Clínica - Princípios Fundamentais*. 2ª edição. Lidel LP, editor. 2010. 496 p.
10. Hall J, Guyton A. *Guyton and Hall Textbook of Medical Physiology*. 12th ed. Elsevier, editor. 2011.
11. Seeley R, Stephens T, Tate P. *Anatomia & Fisiologia*. 8th ed. Lusociência, editor. 2011. 1280 p.
12. Alvarado-Rubio P-E, Mansilla R, Segura L, Gonzalez A, Becerra M. Cardiac electrophysiology and ECG interpretation – Cardiovascular Education [Internet]. [cited 2024 Jan 20]. Available from: <https://ecgwaves.com/topic/introduction->

electrocardiography-ecg-book/

13. Dahal P. Electrocardiogram (ECG): Parts, Principle, Procedure, Types [Internet]. 2023 [cited 2024 Mar 14]. Available from: <https://microbenotes.com/electrocardiogram-ecg/>
14. Strauss D, Schocken D. *Marriott's practical electrocardiography*. 13th ed. Lippincott Williams & Wilkins; 2020. 500 p.
15. Kashou AH, Basit H, Chhabra L. Electrical Right and Left Axis Deviation. 2023; Available from: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK470532>
16. Macfarlane P, Oosterom A, Pahlm O, Kligfield P, Janse M, Camm J. *Comprehensive Electrocardiology*. Vol. 01. Springer London; 2016. 1–2310 p.
17. The electrical axis of the heart (heart axis): ECG & physiology [Internet]. [cited 2024 Jan 7]. Available from: <https://ecgwaves.com/electrical-axis-of-the-heart-ecg-physiology-definition/>
18. Serviço Nacional de Saúde. Arritmias cardíacas [Internet]. 2023 [cited 2023 Sep 3]. Available from: <https://www.sns24.gov.pt/tema/doencas-do-coracao/arritmias-cardiacas/#>
19. Khurshid S, Choi SH, Weng LC, Wang EY, Trinquart L, Benjamin EJ, et al. Frequency of Cardiac Rhythm Abnormalities in a Half Million Adults. *Circ Arrhythmia Electrophysiol*. 2018;11(7):1–9.
20. Baman JR, Mathew DT, Jiang M, Passman RS. Mobile Health for Arrhythmia Diagnosis and Management. *J Gen Intern Med*. 2022;37(1):188–97.
21. Witvliet MP, Karregat EPM, Himmelreich JCL, de Jong JSSG, Lucassen WAM, Harskamp RE. Usefulness, pitfalls and interpretation of handheld single-lead electrocardiograms. *J Electrocardiol* [Internet]. 2021;66:33–7. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.jelectrocard.2021.02.011>
22. Nazarian S, Lam K, Darzi A, Ashrafian H. Diagnostic accuracy of smartwatches for the detection of cardiac arrhythmia: Systematic review and meta-analysis. *J Med Internet Res*. 2021;23(8):1–21.
23. Sandau KE, Funk M, Auerbach A, Barsness GW, Blum K, Cvach M, et al. Update to Practice Standards for Electrocardiographic Monitoring in Hospital Settings A Scientific Statement From the American Heart Association. Vol. 136, *Circulation*.

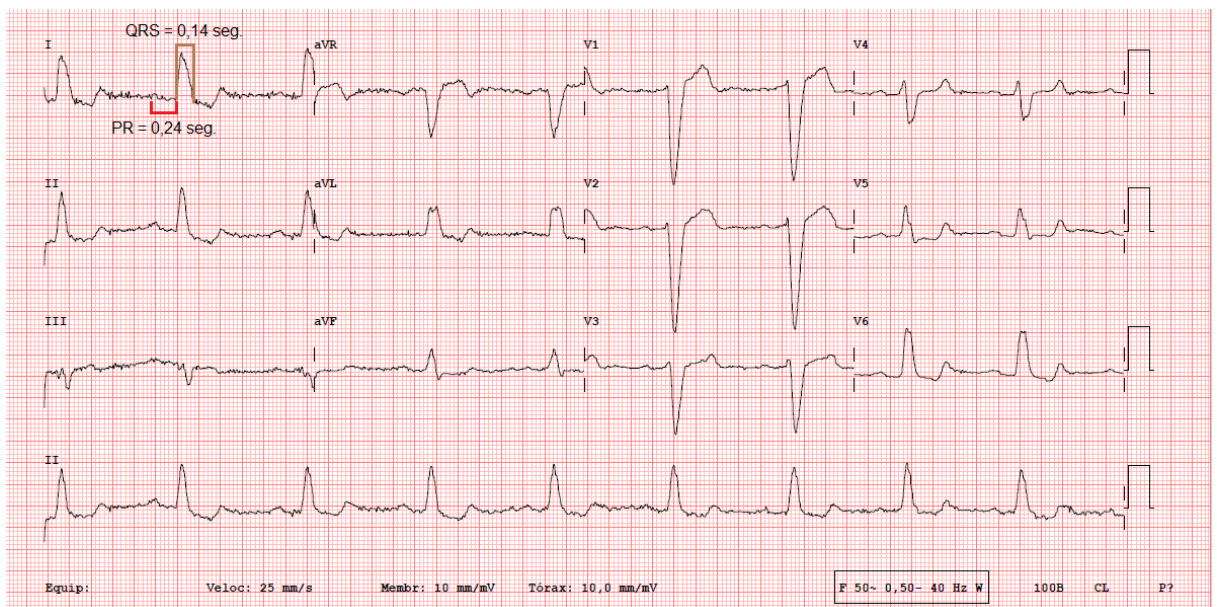
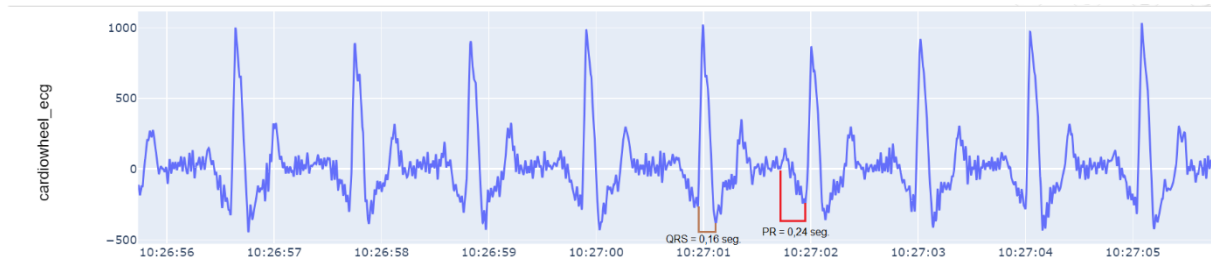
2017. 273–344 p.
24. Kim H, Kim E, Choi C, Yeo WH. Advances in Soft and Dry Electrodes for Wearable Health Monitoring Devices. *Micromachines*. 2022;13(4).
 25. Apple Inc. Using Apple Watch for Arrhythmia Detection. 2020;(December):17. Available from: https://www.apple.com/uk/healthcare/docs/site/Apple_Watch_Arrhythmia_Detection.pdf
 26. Peppinkhuizen S, Hoeksema WF, van der Stuijt W, van Steijn NJ, Winter MM, Wilde AAM, et al. Accuracy and clinical relevance of the single-lead Apple Watch electrocardiogram to identify atrial fibrillation. *Cardiovasc Digit Heal J [Internet]*. 2022;3(6):S17–22. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.cvdhj.2022.10.004>
 27. Perez M V., Mahaffey KW, Hedlin H, Rumsfeld JS, Garcia A, Ferris T, et al. Large-Scale Assessment of a Smartwatch to Identify Atrial Fibrillation. *N Engl J Med*. 2019;381(20):1909–17.
 28. Lubitz SA, Faranesh AZ, Atlas SJ, McManus DD, Singer DE, Pagoto S, et al. Rationale and design of a large population study to validate software for the assessment of atrial fibrillation from data acquired by a consumer tracker or smartwatch: The Fitbit heart study. *Am Heart J [Internet]*. 2021;238:16–26. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.ahj.2021.04.003>
 29. Lubitz SA, Faranesh AZ, Selvaggi C, Atlas SJ, McManus DD, Singer DE, et al. Detection of Atrial Fibrillation in a Large Population Using Wearable Devices: The Fitbit Heart Study. *Circulation*. 2022;146(19):1415–24.
 30. Halcox JPJ, Wareham K, Cardew A, Gilmore M, Barry JP, Phillips C, et al. Assessment of remote heart rhythm sampling using the AliveCor heart monitor to screen for atrial fibrillation the REHEARSE-AF study. *Circulation*. 2017;136(19):1784–94.
 31. Mannhart D, Lefebvre B, Gardella C, Henry C, Serban T, Knecht S, et al. Clinical validation of an artificial intelligence algorithm offering cross-platform detection of atrial fibrillation using smart device electrocardiograms. *Arch Cardiovasc Dis*. 2023;116(5):249–57.
 32. Lourenço A, Alves AP, Carreiras C, Duarte RP, Fred A. CardioWheel: ECG biometrics on the steering wheel. *Lect Notes Comput Sci*. 2015;9286(September):267–70.

33. Silva H, Carreiras C. Outlier Detection in Non-intrusive ECG Biometric System. 2013;43–52.
34. Lourenço A, Silva H, Fred A. ECG-based biometrics: A real time classification approach. IEEE Int Work Mach Learn Signal Process MLSP. 2012;1–6.
35. Hooda D, Rani R. An Ontology driven model for detection and classification of cardiac arrhythmias using ECG data. J Intell Inf Syst [Internet]. 2022;58(2):405–31. Available from: <http://dx.doi.org/10.1007/s10844-021-00685-2>
36. Pradel M. Ontology composition using a role modeling approach. Inform Lect Notes Informatics (LNI) GI [Internet]. 2008; Available from: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.149.7194&rep=rep1&type=pdf>
37. Kalibatiene D, Vasilecas O. Survey on ontology languages. Lect Notes Bus Inf Process. 2011;90 LNBIP(January):124–41.
38. Gonçalves B, Zamborlini V, Guizzardi G. An ontological analysis of the electrocardiogram. ReCiis. 2009;3(1).
39. Tanantong T, Nantajeewarawat E, Thiemjarus S. Towards Continuous Electrocardiogram Monitoring Based on Rules and Ontologies. Proc - 2011 11th IEEE Int Conf Bioinforma Bioeng BIBE 2011. 2011;327–30.
40. Costa L, Afonso P. Infraestrutura de anotação e verificação de classificadores de séries temporais. Instituto Superior de Engenharia de Lisboa; 2023.
41. Saghir N, Aggarwal A, Soneji N, Valencia V, Rodgers G, Kurian T. A comparison of manual electrocardiographic interval and waveform analysis in lead 1 of 12-lead ECG and Apple Watch ECG: A validation study. Cardiovasc Digit Heal J [Internet]. 2020;1(1):30–6. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.cvdhj.2020.07.002>
42. Marín O MM, García P ÁA, Muñoz V OM, Castellanos R JC, Cáceres M E, Santacruz P D. Portable single-lead electrocardiogram device is accurate for QTc evaluation in hospitalized patients. Hear Rhythm O2. 2021;2(4):382–7.
43. Alnasser S, Alkalthem D, Alenazi S, Alsowinea M, Alanazi N, Al Fagih A. The Reliability of the Apple Watch's Electrocardiogram. Cureus. 2023;15(12):1–10.
44. Samol A, Bischoff K, Luani B, Pascut D, Wiemer M, Kaese S. Recording of bipolar multichannel ECGs by a smartwatch: Modern ECG diagnostic 100 years after

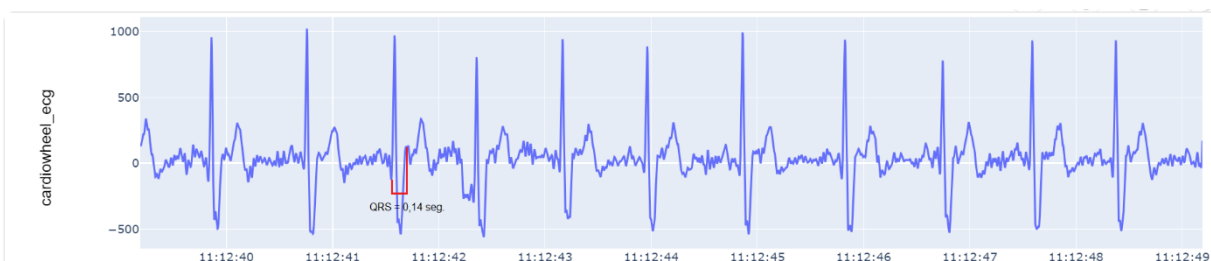
- Einthoven. *Sensors* (Switzerland). 2019;19(13).
45. van der Bijl K, Elgendi M, Menon C. Automatic ECG Quality Assessment Techniques: A Systematic Review. *Diagnostics*. 2022;12(11).
 46. pandas - Python Data Analysis Library [Internet]. [cited 2024 Jan 17]. Available from: <https://pandas.pydata.org/>
 47. Karimi Z. Confusion Matrix. *Encycl Mach Learn Data Min*. 2021;(October).
 48. Velez D, Lourenço A, Costa J. Electrocardiographic Signal Quality Assessment Without Morphology Analysis. 2023 IEEE 7th Port Meet Bioeng ENBENG 2023. 2023;171–4.
 49. Makowski D. ECG — NeuroKit2 0.2.8 documentation [Internet]. [cited 2024 Jan 9]. Available from: <https://neuropsychology.github.io/NeuroKit/functions/ecg.html>
 50. Zhao Z, Zhang Y. SQI quality evaluation mechanism of single-lead ECG signal based on simple heuristic fusion and fuzzy comprehensive evaluation. *Front Physiol*. 2018;9(JUN):1–13.
 51. Dias B, Jesus B. Extração de eletrocardiogramas através de PDFs. Instituto Superior de Engenharia de Lisboa; 2023.
 52. Chatterjee S, Thakur RS, Yadav RN, Gupta L, Raghuvanshi DK. Review of noise removal techniques in ECG signals. *IET Signal Process*. 2020;14(9):569–90.

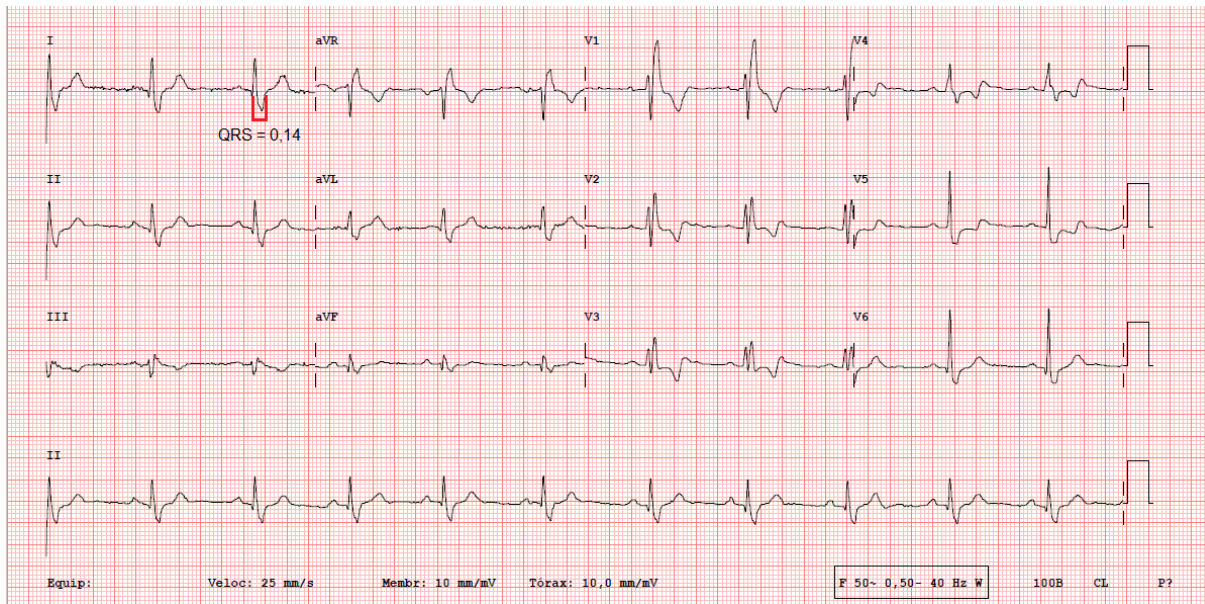
Anexos

Anexo 1. Registo do CardioWheel e do ECG clínico de 12 derivações num paciente com BAV de 1º grau e BCRE

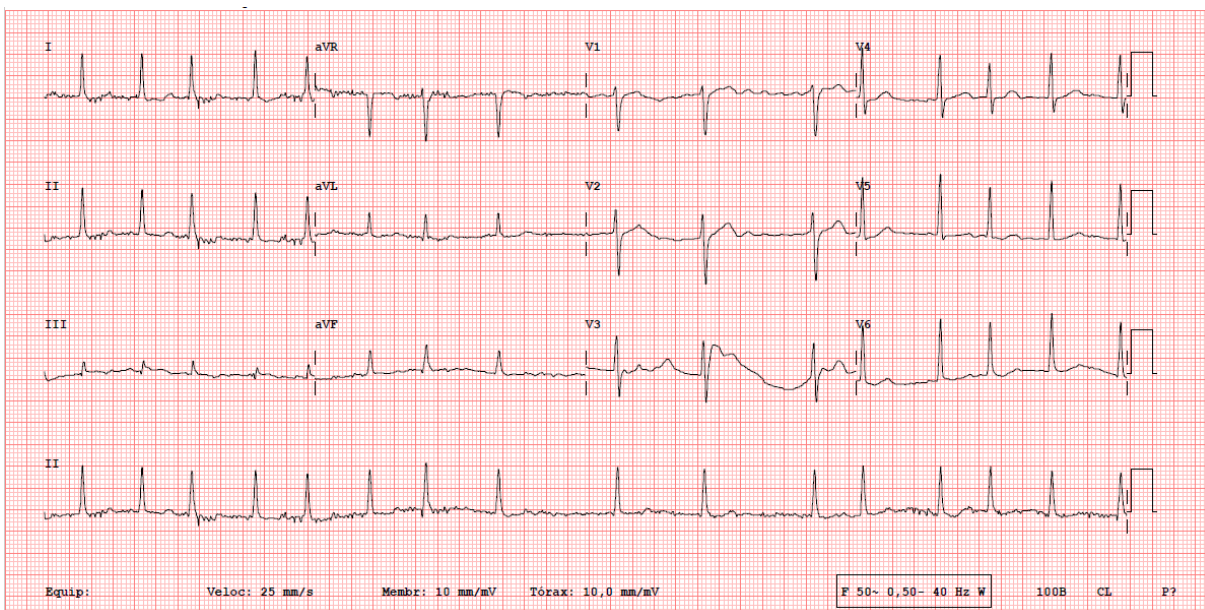
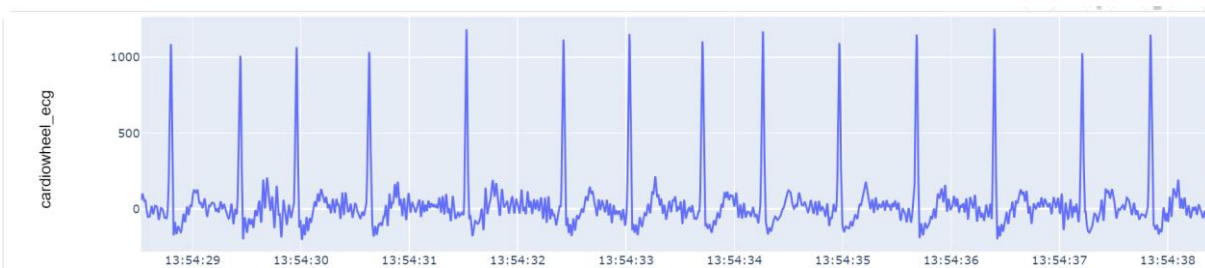


Anexo 2. Registo do CardioWheel e do ECG clínico de 12 derivações num paciente com BCRD

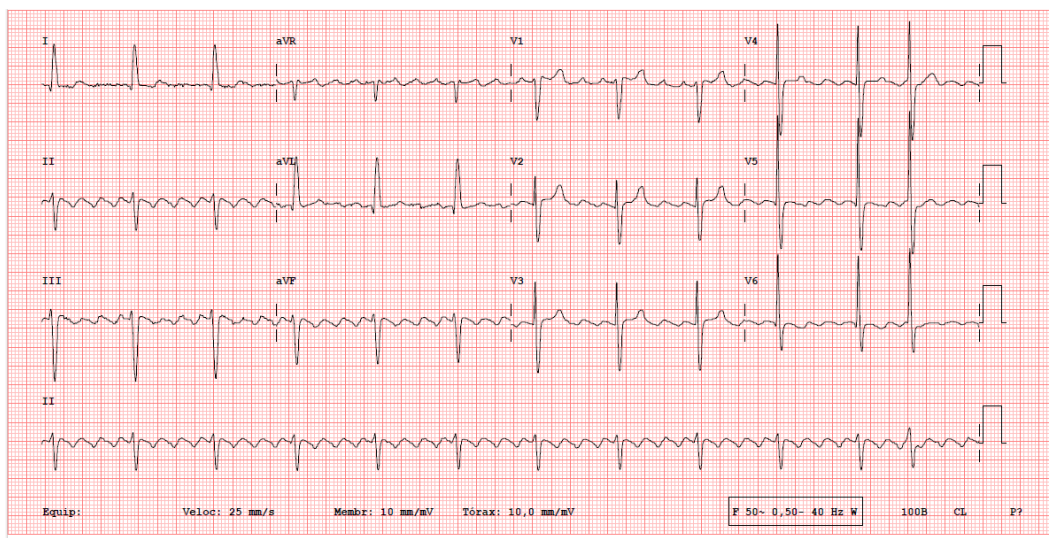
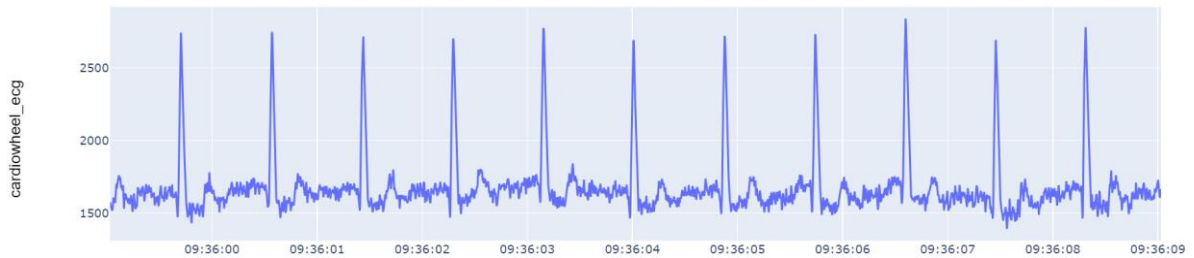




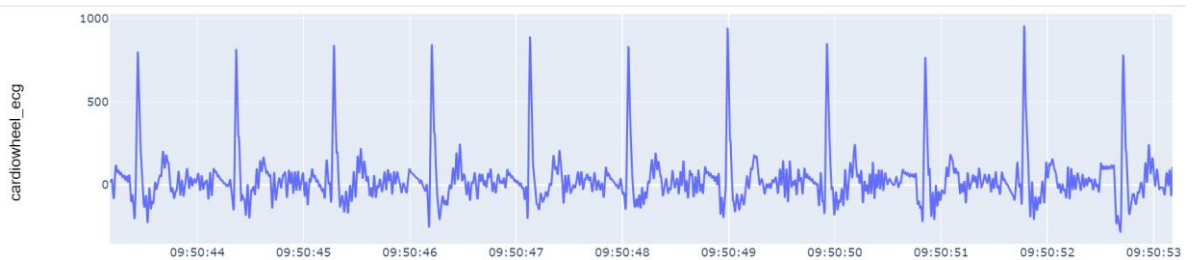
Anexo 3. Registo do CardioWheel e do ECG clínico de 12 derivações num paciente com fibrilhação auricular

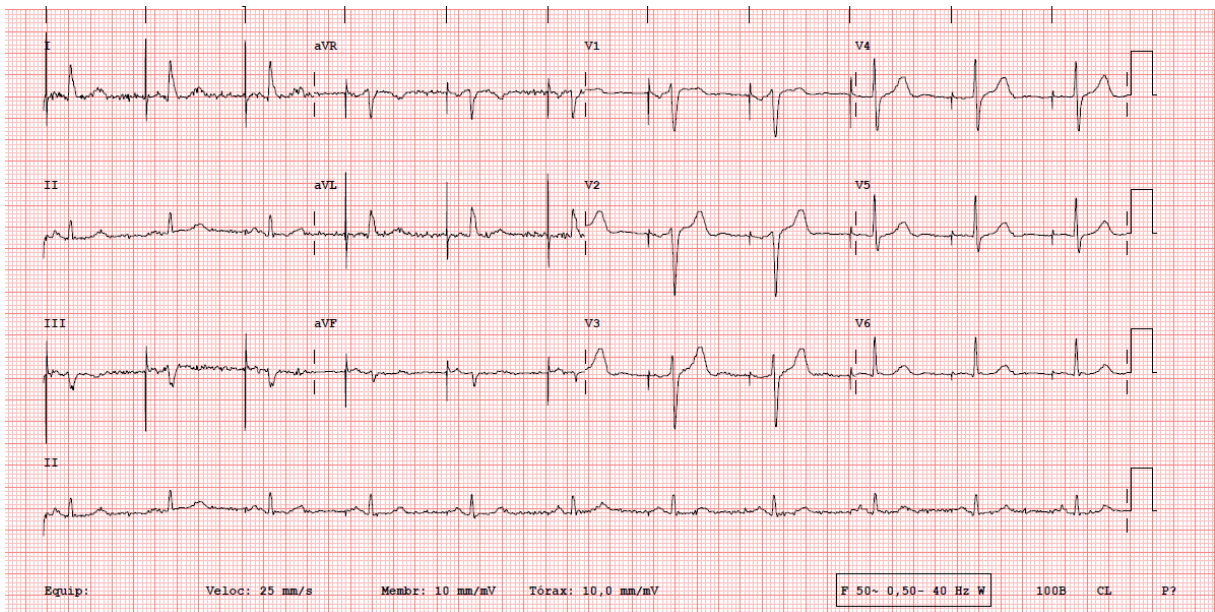


Anexo 4. Registo do CardioWheel e do ECG clínico de 12 derivações num paciente com flutter auricular

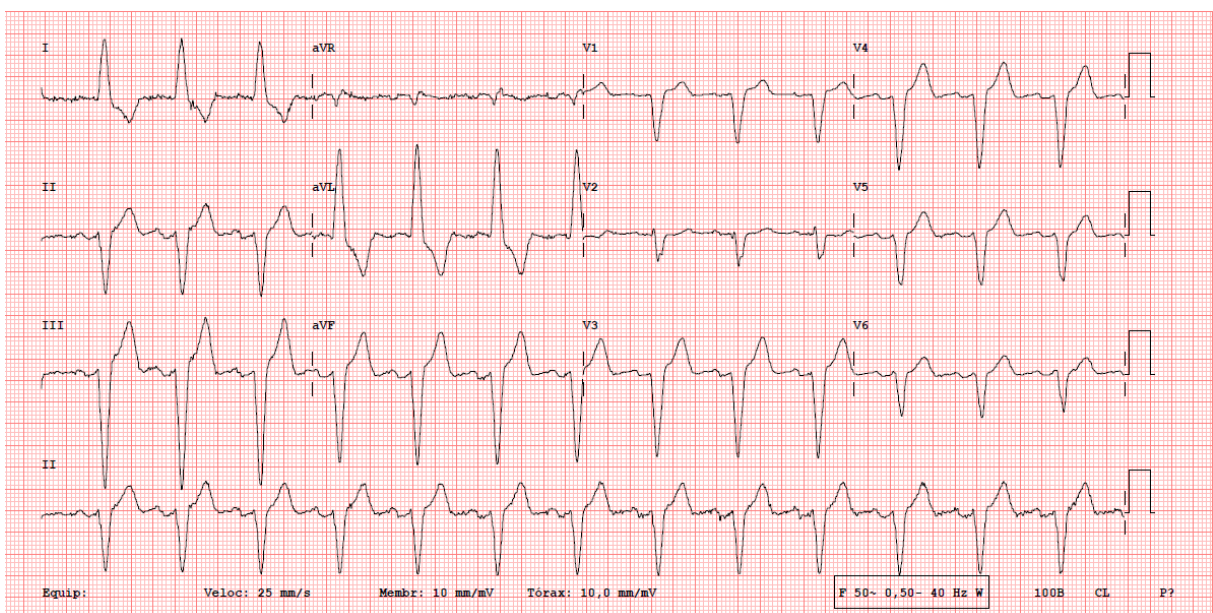


Anexo 5. Registo do CardioWheel e do ECG clínico de 12 derivações num paciente com ritmo de pacing auricular





Anexo 6. Registo do CardioWheel e do ECG clínico de 12 derivações num paciente com ritmo de pacing ventricular



Anexo 7. Registo do CardioWheel e do ECG clínico de 12 derivações num paciente com extrassístoles ventriculares

