

Otimização de parâmetros para detecção de batimentos cardíacos através do sinal Wi-Fi

Iandra Galdino, Brenda Gouveia, Julio Soto, Egberto Caballero,
Taiane Ramos, Débora Muchaluat-Saade, Célio Albuquerque

¹Laboratório MidiaCom, Instituto de computação
Universidade Federal Fluminense (UFF) – Niteroi – RJ – Brazil

{igaldino, brendagouveia, jsoto, }@midiacom.uff.br

{egbertocr, taiane, debora, celio}@midiacom.uff.br

Abstract. *In recent years, vital signs monitoring has evolved in developing applications and devices, heartbeat monitoring being crucial for detecting possible changes in human health. This work proposes to carry out a set of configurations for cardiac monitoring using CSI data from a commodity Wi-Fi network and non-invasive for the human body. Four configurations of signal processing parameters were investigated to evaluate our proposal. In the experiments, the system was evaluated with more than 100 participants in 17 different positions and activities. The best configuration results in an average error of 0.07 bpm for users in the prone position.*

Resumo. *Nos últimos anos, observa-se grande evolução no desenvolvimento de aplicativos e dispositivos para monitoramento de sinais vitais, sendo o monitoramento do batimento cardíaco crucial para a detecção de possíveis alterações da saúde humana. Este trabalho investiga um conjunto de configurações para o monitoramento cardíaco utilizando dados CSI de uma rede Wi-Fi convencional de forma não-invasiva ao corpo humano. Quatro configurações dos parâmetros do processamento do sinal foram investigadas para avaliar a proposta. Nos experimentos foram utilizados mais de 100 participantes, em 17 posições e atividades por participante. Na melhor configuração nossa proposta obteve um erro médio de 0,07 bpm na estimação do batimento cardíaco na posição deitada.*

1. Introdução

Na última década os sistemas de monitoramento de saúde têm evoluído rapidamente, com um forte potencial de mudar a forma com que a assistência médica é oferecida [Soto et al. 2022]. Com isso, o monitoramento sem contato dos sinais vitais como batimento cardíaco e respiração vem se tornando de grande interesse [Wang et al. 2017]. Tais informações podem trazer indícios de condições médicas como doenças cardiovasculares, distúrbios do sono e outras anomalias [Wang and Shao 2022]. Existem diversos equipamentos para o monitoramento de sinais vitais. Nos centros médicos por exemplo encontramos dispositivos robustos e altamente custosos. O surgimento de *gadgets* como *smartwatches* e oxímetros permite realizar uma medição do batimento cardíaco a um menor custo e baixa complexidade. No entanto, estes dispositivos podem se tornar invasivos para os pacientes. Tecnologias baseadas em dados CSI (*Channel State Information*) surgiram com o

objetivo de realizar o monitoramento do batimento cardíaco sem contato físico, utilizando para isso dispositivos Wi-Fi comumente presente nas casas.

A transmissão Wi-Fi utiliza a modulação por divisão ortogonal de frequências OFDM (*Orthogonal Frequency Division Multiplexing*). Para coletar os dados CSI, que fornecem informações sobre o estado do canal, são usadas as diversas subportadoras em que é dividido o canal de transmissão [Lee et al. 2018, Wang et al. 2019, Liu et al. 2019]. Esses dados coletados captam as perturbações causadas pelo corpo humano nos sinais transmitidos. Os dados são então tratados e utilizados na estimação do batimento cardíaco [Gu et al. 2018, Lee et al. 2018].

A rede Wi-Fi já é amplamente utilizada, estando disponível em grande parte das residências, edifícios comerciais e hospitalares. Neste trabalho, avaliamos o monitoramento do batimento cardíaco através das redes Wi-Fi. Nossa proposta consiste em otimizar os parâmetros utilizados no processamento do sinal coletado, já conhecido na literatura, de forma a aprimorar a performance do sistema. Os dados utilizados são fornecidos por um *dataset* que conta com dados de mais de 100 participantes. Cada participante foi posicionado em 17 diferentes posições/atividades. A elaboração de construção do *dataset* foi previamente submetida e aprovada pelo Comitê Ético de Pesquisa, vinculado ao Conselho Nacional de Saúde do Ministério da Saúde. A coleta dos dados foi aprovada sob a autorização CAAE No. 54359221.4.0000.5243. Além dos dados CSI dos participantes, dados CSI da sala vazia também estão incluídos no *dataset*, assim como dados coletados via *smatwatch*.

As principais contribuições deste trabalho podem ser resumidas como segue:

- Um conjunto de configurações dos parâmetros dos filtros utilizados no pré-processamento do sinal é proposto considerando a arquitetura geral já conhecida na literatura e apresentada na Figura 1. Os parâmetros da janela deslizante do filtro média móvel foram alterados para obter uma melhor limpeza do sinal recebido. As frequências de corte máxima e mínima foram modificadas no filtro passa-banda para obter o melhor intervalo de frequências onde é encontrado o batimento cardíaco. A quantidade de frequências correspondentes a picos de amplitude do sinal utilizadas para estimar os batimentos também foi alterada com o objetivo de melhorar a performance do sistema.
- O desempenho das diferentes configurações propostas foi avaliado e comparado ao resultado obtido com o *smartwatch*. O erro médio entre essas medidas foi avaliado para validar a eficácia das configurações propostas e encontrar a mais adequada para cada posição.

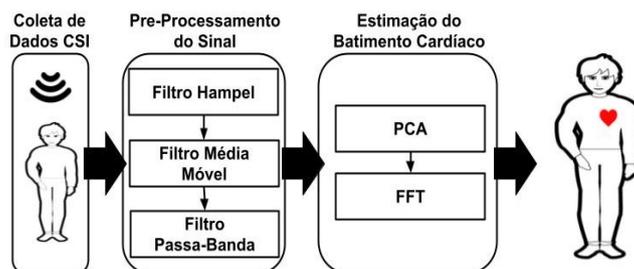


Figura 1. Arquitetura geral da proposta.

Visando o melhor entendimento da proposta desenvolvida, o trabalho é apresentado da seguinte maneira: Na seção 2 são apresentados trabalhos relacionados ao tema central encontrados na literatura. Na Seção 3 são apresentados conceitos básicos do sistema Wi-Fi CSI necessários ao melhor entendimento do trabalho proposto. Na Seção 4, são apresentadas as etapas necessárias para o desenvolvimento do trabalho proposto, desde a coleta dos dados até a estimativa da taxa de batimento cardíaco. Na Seção 5 são apresentados os resultados obtidos com as configurações propostas. Finalmente, na Seção 6 são apresentadas as considerações finais e perspectivas futuras.

2. Trabalhos Relacionados

O CSI tem alto potencial para se tornar uma tecnologia poderosa no monitoramento da condição de saúde de um indivíduo. Dentre várias aplicações que utilizam essa tecnologia, podemos citar em especial o monitoramento de sinais vitais, como a taxa de respiração e a frequência cardíaca [Soto et al. 2022].

Na literatura, vários estudos consideram a utilização do CSI para o monitoramento da frequência cardíaca. Por exemplo, o sistema CardioFi, proposto em [Khamis et al. 2018], monitora a frequência cardíaca usando dispositivos Wi-Fi. Neste trabalho, os autores observaram que algumas subportadoras são menos afetadas pelo multi-percurso e as mesmas são melhores para identificar o movimento do batimento cardíaco. Ademais, propõem um esquema chamado *Dynamic-Window* para identificar o comportamento anômalo no sinal e descartar os sinais menos sensíveis ao batimento cardíaco. No entanto, esse trabalho necessita ser estendido para possibilitar a utilização em aplicações médicas de tempo real.

Também podemos encontrar na literatura trabalhos mais ambiciosos, que além do monitoramento da frequência cardíaca também se concentraram no monitoramento da respiração. Por exemplo, [Liu et al. 2015], propõe rastrear a respiração e a frequência cardíaca durante o sono. O algoritmo desenvolvido faz uso das informações do canal no domínio do tempo e da frequência para estimar a respiração e os batimentos cardíacos simultaneamente. Mais tarde os mesmos autores em [Liu et al. 2018], abordaram o monitoramento da frequência cardíaca e a respiração em cenários mais desafiadores, incluindo a longa distância entre o dispositivo Wi-Fi e o ponto de acesso (do inglês, *Access Point - AP*), situações sem linha de visão direta (do inglês, *non-line-of-sight - NLOS*) e diferentes posturas de sono.

PhaseBeat [Wang et al. 2017] é uma outra proposta que aproveita as diferenças de fase do sinal coletado entre duas antenas de recepção em dispositivos Wi-Fi para detectar e monitorar a frequência respiratória e cardíaca em tempo real. Os autores descobriram que os dados de diferença de fase são bastante estáveis após calibração adequada e mostraram que o PhaseBeat é robusto para estimativa da taxa de respiração em vários ambientes, com diferentes distâncias entre o transmissor e o receptor; no entanto, nesses cenários o monitoramento da frequência cardíaca ainda precisa ser otimizado. Outra proposta interessante, é o Wi-Health [Shang and Wu 2016], um sistema de reconhecimento de respiração e batimentos cardíacos que objetiva determinar se um ser humano está vivo ou não.

Em [Lee et al. 2018], os autores propuseram um método para reconhecer e distinguir as mudanças no padrão de respiração e frequência cardíaca de uma pessoa, e avali-

aram a eficácia do método proposto através de experimentos com 10 participantes. Mais recentemente, foi apresentado uma nova versão do PhaseBeat [Wang et al. 2020], onde os autores mostraram que as diferenças de fase do sinal coletado são periódicas e têm a mesma frequência que o sinal de respiração quando o sinal Wi-Fi é refletido no tórax de uma pessoa. Ademais, os autores mostraram que a diferença de fase do CSI também é mais robusta em cenários com diferentes distâncias, obstáculos e orientações.

Todos esses trabalhos apresentam resultados importantes na detecção de sinais vitais. Porém, são utilizados dispositivos Wi-Fi 802.11n, na faixa dos 2,4 GHz, com canais de 20 MHz e 52 subportadoras, e com isso processam um sinal de pouca resolução. Nesse sentido, o uso de dispositivos na faixa dos 5 GHz, com canais de 80 MHz e 234 subportadoras oferecem mais informação sobre o estado do canal sem fio e em uma banda menos poluída e mais sensível às mudanças de fase provocadas pelo efeito do batimento cardíaco. Por isso, essa segunda abordagem é usada no presente trabalho.

3. Visão geral do Wi-Fi CSI

CSI é um conjunto de informações que descreve como o canal altera o sinal que se propaga de um nó transmissor até um nó receptor. Com a evolução da percepção da comunidade acadêmica em relação às vantagens do uso da informação CSI de um canal Wi-Fi para diversas aplicações de tecnologia, vários estudos recentes propuseram sua utilização como meio de detecção e classificação de movimentos corporais.

Segundo a especificação técnica IEEE 802.11g/n/ac [IEEE 802.11 Working Group 2003, IEEE 802.11 Working Group 2009, IEEE 802.11 Working Group 2013], a camada física dos sistemas de comunicação Wi-Fi utiliza a técnica de modulação OFDM tanto para bandas de frequência de 2.4GHz quanto de 5GHz. O OFDM é uma técnica de modulação que utiliza um número pré-definido de subportadoras ortogonais entre si [Weinstein and Ebert 1971]. Consequentemente, as informações podem ser transmitidas de forma independente em cada subportadora e também em diferentes símbolos OFDM. As características intrínsecas ao OFDM o tornam uma boa alternativa para canais com múltiplos percursos.

Para coletar os dados CSI, o transmissor Wi-Fi envia um sinal pré-definido (do inglês, *Long Training Fields* - LTFs), que contém informações em cada uma das subportadoras do pré-âmbulo do bloco. Na recepção, o receptor do sinal utiliza as alterações do sinal transmitido que foram observadas e estima as informações CSI, utilizando o sinal recebido e os LTFs transmitidos. Desta forma, o sinal recebido \mathbf{y} pode ser modelado no domínio da frequência como $\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{n}$, onde \mathbf{x} e $\mathbf{y} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ representam os símbolos OFDM transmitidos e recebidos respectivamente, \mathbf{H} é uma matriz complexa que contém os dados CSI, e $\mathbf{n} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ representa o ruído [Lee et al. 2018].

Geralmente a coleta de dados CSI é realizada por dispositivos equipados com placa de interface de rede (do inglês, *Network interface card* - NIC). Em seguida, a informação contida no sinal capturado, a ser utilizada, como fase ou amplitude do sinal deve ser extraída. A informação extraída passa então por um processamento. Nessa etapa, o pré-processamento realizado através de sucessivas filtragens [Ma et al. 2019, Gu et al. 2017, Gu et al. 2018], é essencial para a eliminação de ruídos, aumentando a acurácia dos resultados obtidos.

Neste trabalho apresentamos algumas das técnicas mais utilizadas no processa-

mento do sinal coletado de forma a obter estimativas mais precisas do batimento cardíaco. Após o processamento, uma análise das atividades humanas pode ser realizada utilizando para tanto algoritmos baseados em modelos e/ou aprendizado. Tipicamente os algoritmos baseados em modelos utilizam modelos já disponíveis na literatura, como por exemplo Zona de Fresnel, ângulo de chegada (do inglês, *angle-of-arrival - AoA*), dentre outros. Os desafios dessa solução estão relacionados ao desenvolvimento do modelo. As soluções baseadas em algoritmos de aprendizado estão majoritariamente relacionadas a aplicações de identificação de movimentos.

De forma resumida, a arquitetura apresentada traz uma visão geral da estrutura Wi-Fi CSI necessária para o monitoramento de diversos sinais vitais e também de diversas outras atividades humanas [Ma et al. 2019, Bowen et al. 2019, Duan et al. 2018].

4. Arquitetura proposta

Nessa seção, são apresentados o projeto desenvolvido, detalhando sua arquitetura, e as fases necessárias ao processo de obtenção do batimento cardíaco através dos dados CSI coletados. Para isso, a arquitetura do projeto é composta por três fases que consistem em: coleta dos dados CSI, processamento do sinal coletado, e estimativa da taxa de batimento cardíaco. A seguir, cada uma das etapas envolvidas no processo é detalhada.

4.1. Coleta

Inicialmente, para que fosse possível a análise dos dados CSI foi necessária a etapa de coleta de dados. Para captura dos dados, foi criada uma rede Wi-Fi em uma sala do laboratório MidiaCom da Universidade Federal Fluminense. Na Figura 2 é representada a localização do participante em relação ao transmissor, ao *Raspberry* e também ao *Client*. A distância entre o participante e os equipamentos foi fixada em 1m.

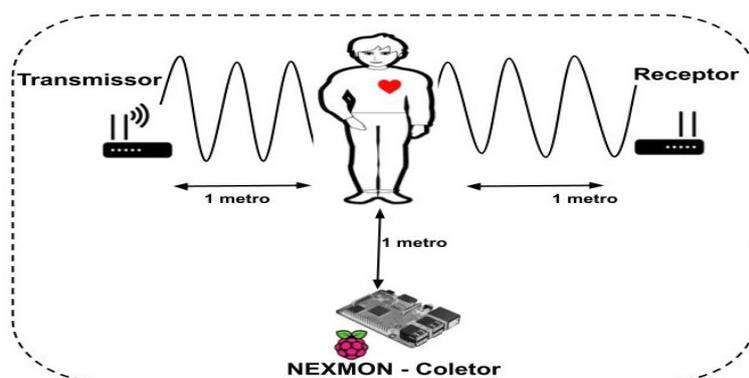


Figura 2. Esquema simplificado da sala de coleta.

Para a coleta dos dados CSI, foi utilizada uma rede Wi-Fi tradicional, na qual um cliente Wi-Fi envia *pings* para o roteador. A rede foi configurada na banda de 5GHz e utiliza um canal com 80 MHz de largura de banda, que resulta em um total de 256 subportadoras. Dessas, apenas 234 subportadoras são consideradas, uma vez que as demais são destinadas à sinalização e separação de bandas. Em seguida, um *Raspberry Pi 4B* com sua placa de rede em modo monitor é utilizado para a coleta e captura de dados CSI. Essa modificação é executada pelo *firmware* Nexmon-CSI [Gringoli et al. 2019]. O *Raspberry* executa a captura e coleta dos dados em um intervalo de 60 segundos.

Nesse trabalho, foram utilizados dados anonimizados de 106 pessoas. Cada participante executou um protocolo pré-definido com 17 posições e/ou movimentos diferentes durante a captura dos dados.

4.1.1. Dispositivo de monitoramento

Durante a coleta dos dados CSI, foi realizada, em paralelo, a captura de batimentos cardíacos utilizando um dispositivo vestível, smartwatch Samsung Galaxy Watch4 disponível no mercado. Esse dispositivo foi utilizado para medição e comparação dos resultados estimados através dos sinais Wi-Fi CSI. Especificamente neste trabalho, as medidas obtidas através do *smartwatch* são consideradas como *ground truth* (GT), ou seja, as medidas estimadas são comparadas às medidas do relógio para que seja possível avaliar o quão distante os valores obtidos estão das medidas comercialmente disponíveis no mercado.

No entanto, é possível observar que mesmo esses dispositivos não são 100% precisos. Conforme estudo relatado em [Nelson and Allen 2019], estes dispositivos podem atingir até 95% de acurácia quando comparados aos resultados gerados por um eletrocardiograma.

Vale ressaltar que, assim como os dados coletados via WI-Fi CSI, os dados obtidos através do *smartwatch* também estão disponíveis no *dataset* utilizado.

4.2. Processamento

De forma a melhorar a performance do sistema proposto, técnicas de processamento de sinais são utilizadas [Gu et al. 2019] para redução de ruídos e remoção de *outliers*. Na Figura 3, é apresentado de forma resumida o diagrama com as principais etapas do processamento.

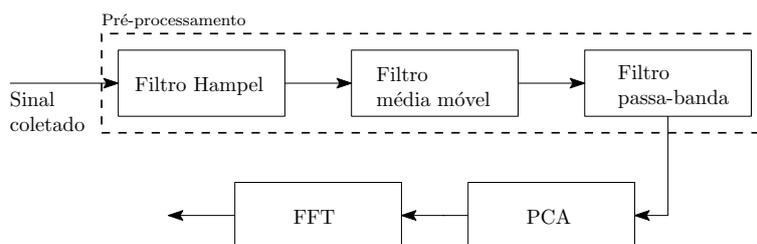


Figura 3. Diagrama simplificado das etapas do processamento aplicado ao sinal coletado.

4.2.1. Pré-processamento

Filtro Hampel

O objetivo da utilização do filtro de Hampel no sistema proposto é identificar e substituir valores discrepantes definidos como *outliers*. Ele utiliza para isso uma janela deslizante de largura configurável para percorrer os dados. Para cada janela, é calculada a mediana

e o desvio padrão expresso como o desvio absoluto mediano. Caso o valor original diferir da mediana da janela em mais de k vezes o desvio padrão, ele será tratado como um *outlier* e será substituído pela mediana. No filtro Hampel, podemos configurar duas variáveis de acordo com a aplicação, sendo elas o tamanho da janela deslizante dada por (do inglês, *window size*), e a quantidade de desvios padrão, dada por k , utilizados. Um limite de desvio padrão mais alto torna o filtro mais tolerante, enquanto que um limite mais baixo identifica mais pontos como *outliers*. Na Figura 4 (b) é exemplificado o resultado da filtragem do sinal recebido utilizando o filtro de Hampel.

Filtro média-móvel

Muitas vezes, para eliminar ou diminuir algum ruído indesejável em um sinal, é necessário filtrá-lo. O filtro de média móvel (do inglês, *moving average*), tem como objetivo suavizar e reduzir os ruídos presentes no sinal. O filtro de média móvel é obtido calculando-se a média de um conjunto de valores, sempre adicionando um novo valor ao conjunto e descartando o mais antigo. Não é apenas uma média de um conjunto isolado de valores. Ao utilizar coeficientes fixos, o filtro de média móvel produz um filtro passa baixa suave, reduzindo os sinais de alta frequência. A Figura 4 (c) exemplifica o efeito da filtragem com o filtro de média móvel após a utilização do filtro de Hampel. A média móvel é claramente amortecida em relação aos dados no qual ela é baseada.

Filtro Passa-Banda

Após a utilização do filtro de média móvel, o filtro de passa-banda é utilizado para delimitar as faixas de frequência de interesse, descartando a parte do sinal que seja irrelevante. O filtro passa banda utilizado está diretamente relacionado à aplicação à qual o sistema se destina. No caso do objetivo de estimar o batimento cardíaco, o intervalo de frequência de interesse deste projeto corresponde a faixa entre 0,6Hz e 3,67Hz. A Figura 4 (d) ilustra como os dados ficaram após a utilização dos filtros Hampel, média móvel, e filtro passa banda.

4.2.2. PCA (*Principal Component Analysis*)

Após a etapa de pré-processamento, a quantidade de dados representados nos sinais recebidos em cada uma das 234 subportadoras, representa um grande volume. Para reduzir a dimensionalidade dos dados o PCA é uma técnica frequentemente adotada. Quando o PCA é aplicado ao conjunto de sinais recebidos, é feita uma transformação linear (mudança de base) dos dados de forma que a primeira componente representa a dimensão de maior variância dos dados. Adotamos a utilização apenas da primeira componente obtida para as etapas seguintes.

4.2.3. FFT (*Fast Fourier Transform*)

Após o PCA, a FFT, ou transformada rápida de Fourier, é utilizada para converter o sinal do domínio do tempo, para o domínio da frequência. A partir do resultado do PCA,

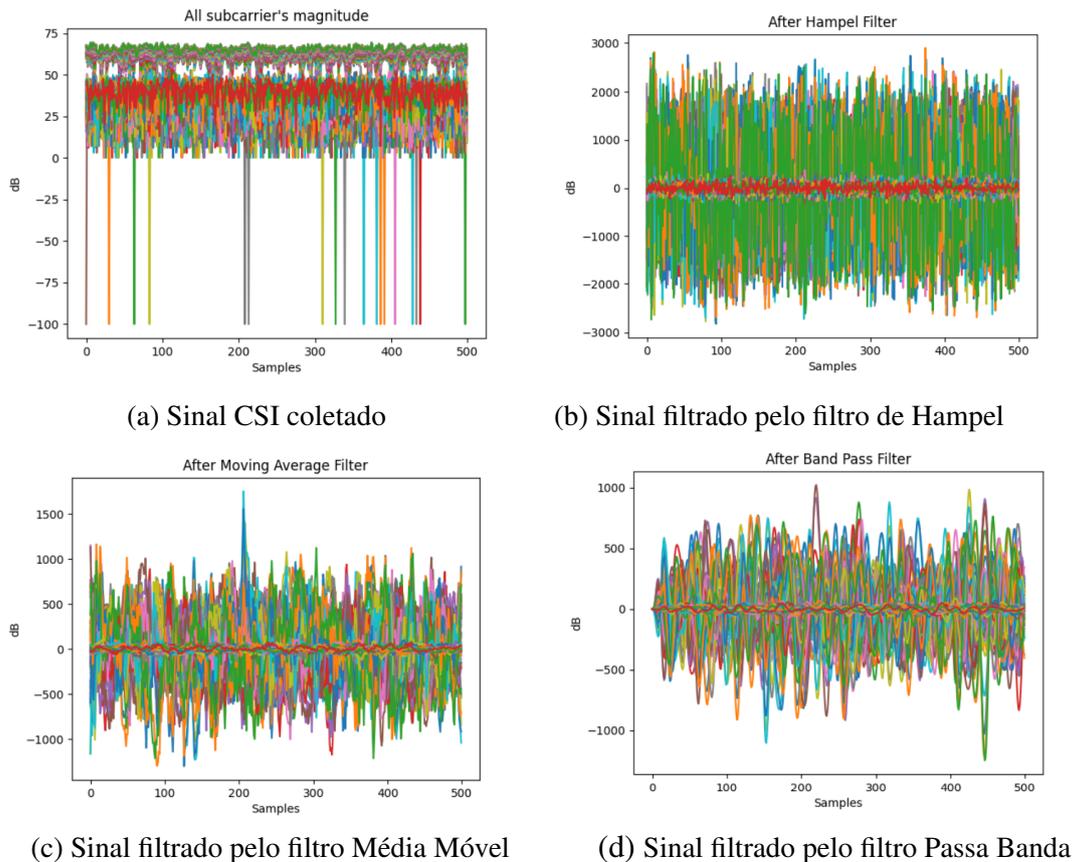


Figura 4. Sinal coletado, após filtragem com filtro Hampel, média móvel e passa-banda respectivamente.

que transformou o conjunto de dados CSI coletados em uma componente única, a FFT irá resultar em um conjunto discreto valores, que estão dentro da faixa de frequência de interesse que foi filtrada através do filtro passa-banda. A Figura 5 exemplifica os dados após a utilização da técnica de PCA e em seguida após a FFT.

4.3. Estimativa do batimento cardíaco

Como resultado final do processamento dos dados coletados, temos um conjunto de valores de amplitudes e suas respectivas frequências, o que representa a intensidade do sinal naquela frequência específica.

Como objetivo de obter o valor estimado de batimento cardíaco, uma média é realizada entre valores de frequência que possuem as maiores amplitudes correspondentes, conforme detalhado na Seção 5. Em seguida, a frequência em Hertz do valor de batimento por minuto (bpm) é obtido, através do cálculo simples da conversão de Hz para bpm, dado que 1Hz representa 60 bpm.

5. Experimentos propostos e Resultados

Nesta seção são apresentados diferentes configurações dos parâmetros relacionados ao processamento do sinal coletado conforme o procedimento descrito anteriormente. Em seguida, as configurações propostas são avaliadas utilizando os dados coletados de 106 indivíduos em 17 posições/atividades.

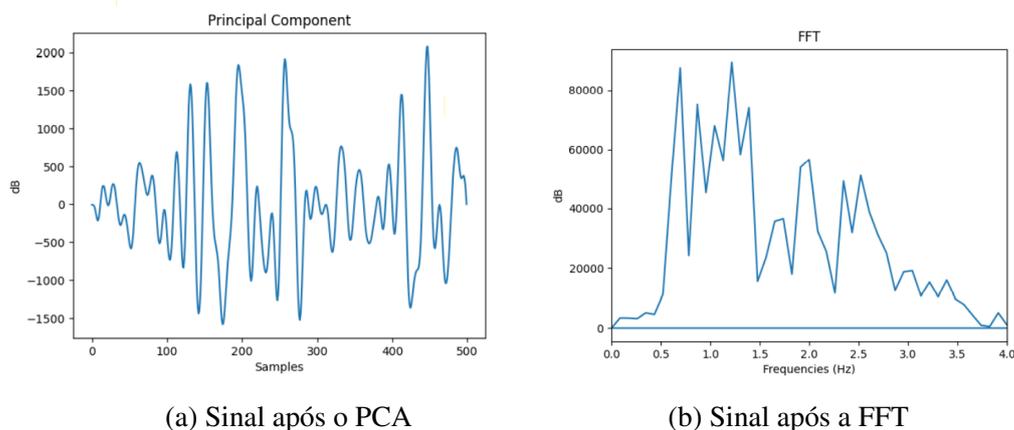


Figura 5. Dados CSI após o processamento do PCA e a FFT respectivamente.

5.1. Parâmetros de processamento

Com o objetivo de otimizar o valor dos parâmetros para aumentar a precisão dos batimentos cardíacos estimados, foram testadas quatro configurações distintas.

A seguir são detalhados os parâmetros testados:

- Frequência mínima e máxima do filtro passa-banda que delimita a frequência do sinal capturado no experimento que será analisado. Alguns estudos, como [Gu et al. 2019], tratam cenários com os valores entre 0,6Hz até 3,67Hz, equivalentes ao range de 36 a 220 batimentos por minuto, além de valores entre 1Hz e 2,5Hz o que equivale ao intervalo de 60 a 150 bpm.
- Quantidade de frequências de pico (n): representa a quantidade de frequências onde se encontram os picos que serão utilizadas para o cálculo da média de frequência a ser convertida em batimento por minuto.
- Tamanho da janela deslizante do filtro de médias móvel (MM). A janela deslizante do filtro MM é utilizada para o tratamento de ruídos e presentes nos dados do experimento. Uma maior suavização dos dados poderá ser obtida aumentando o valor desse parâmetro, porém, às custas de um maior tempo de processamento. Além disso, a utilização do filtro MM mais de uma vez também é avaliada.

As diferentes configurações propostas foram aplicadas conforme os valores apresentados na Tabela 1.

Tabela 1. Configurações propostas para os parâmetros de processamento

Configuração	Frequência max./min.	Núm. de picos	Filtro média móvel
A	0,6/3,67	2	10
B	0,6/3,67	5	10
C	1,0/2,5	5	10
D	1,0/2,5	5	10 (2x)

Para avaliação das estimativas obtidas através dos dados Wi-Fi CSI, foi tomado como medida de desempenho a média da diferença entre os resultados da execução do estimador e os dados coletados pelo *smartwatch*. Quanto menor o valor médio de diferença, menor o erro do estimador.

5.2. Resultados obtidos

Nesta seção apresentamos os resultados obtidos através dos dados CSI utilizando as quatro configurações propostas. O valor do batimento é estimado para cada um dos participantes considerando cada uma das 17 posições/atividades disponíveis no *dataset*.

Para efeito de comparação, as medidas estimadas foram comparadas àquelas obtidas através *smartwatch* (GT). A média aritmética do módulo da diferença entre o valor estimado utilizando os dados Wi-Fi CSI (λ_{CSI}) e o valor GT pode ser definida matematicamente como:

$$\mu_p = \frac{\sum_{i=1}^N |\lambda_{CSI_{p,i}} - GT_{p,i}|}{N}, \quad (1)$$

sendo $p \in [1 \dots 17]$ relacionado à cada uma das posições e $N = 106$ a quantidade de participantes cujos dados foram utilizados.

Na Tabela 2 apresentamos a média μ_p obtida para cada uma das 17 posições considerando cada uma das configurações propostas conforme apresentado na Tabela 1. Apresentamos também a média do batimento cardíaco obtida através do *smatwatch* para cada posição e considerando todos os participantes.

Tabela 2. Média da diferença entre a estimativa CSI e a medida do relógio em cada posição (μ_p) e para cada configuração proposta.

Posições	Descrição	Média do Relógio	Configurações			
			A	B	C	D
1	Sentado de frente para o coletor.	84.09	8.48	7.12	7.63	0.28
2	Sentado de frente para o coletor respirando alternadamente.	84.87	14.14	9.36	8.04	0.85
3	Frente ao coletor, alternando a posição de sentado e em pé.	90.67	20.02	15.05	2.07	4.40
4	Sentado de costas para o coletor.	87.59	14.52	9.45	4.46	2.18
5	Sentado de costas para o coletor e respiração alternada.	84.70	12.96	8.55	7.32	0.10
6	Em pé de frente para o coletor.	93.75	23.38	16.15	0.88	8.38
7	Em pé de frente para o coletor e respiração alternada.	95.00	25.88	17.77	1.84	10.14
8	Em pé de costas para o coletor.	94.96	22.68	16.66	2.36	9.02
9	Em pé de costas para o coletor e respiração alternada.	95.08	25.46	19.62	2.91	10.83
10	Deitado com a barriga para cima.	76.95	5.36	0.07	16.43	8.67
11	Deitado com a barriga para cima e respiração alternada.	71.81	1.24	4.98	20.16	13.62
12	Deitado de bruços.	76.47	5.79	1.75	16.30	7.87
13	Deitado de bruços e respiração alternada.	75.24	5.67	1.58	17.25	10.35
14	Deitar e ficar em pé alternadamente.	79.72	5.96	1.15	12.86	5.75
15	Andar no mesmo lugar de frente para o coletor.	92.73	21.62	15.53	0.12	7.69
16	Correr no mesmo lugar em frente ao coletor	108.57	36.14	31.07	16.06	23.05
17	Varrer na área indicada.	108.04	35.81	30.09	15.80	23.65

Como podemos notar, os menores erros, destacados em negrito, foram obtidos para posições em que o indivíduo está em posições estáticas. Nestes casos, observa-se que uma configuração adequada dos parâmetros minimiza o erro da estimativa. Por outro lado, as duas últimas posições foram as que apresentaram os maiores erros médios. Isso se deve ao fato dessas posições serem de alta mobilidade, com atividades como correr e varrer, que contribui para um maior erro. Para todas as demais posições foi possível encontrar uma configuração que proporciona um erro médio inferior a 3 bpm. Para as posições sentadas, a configuração D obteve melhor acurácia. Já para as posições em pé, a configuração C é recomendada. Para as posições deitadas, a melhor acurácia foi obtida com a configuração B. Destaca-se um erro de apenas 0,07 bpm usando-se a configuração B na posição 10.

6. Conclusões e trabalhos futuros

Neste trabalho foi demonstrada a viabilidade do monitoramento de forma acurada do batimento cardíaco usando os dados CSI de uma rede Wi-Fi convencional operando em 5 GHz. O sistema proposto é não invasivo e de baixo custo. Através de experimentos com 106 indivíduos em 17 posições/atividades distintas, foi possível estimar o batimento cardíaco com um conjunto de configurações dos parâmetros no processamento do sinal Wi-Fi. Os resultados mostraram que para cada posição/atividade, uma configuração distinta dos parâmetros é recomendada. Como trabalhos futuros, pretende-se adaptar o sistema para detectar a posição do indivíduo e então de forma adaptativa, aplicar os parâmetros adequados para monitorar seu batimento cardíaco. Ademais pretende-se investigar formas acuradas de estimar batimentos cardíacos em cenários de alta mobilidade.

Agradecimentos

Este trabalho foi apoiado em parte pelo CNPq, CAPES, CAPES Print, FAPERJ, INCT-MACC.

Referências

- Bowen, L., Hulbert, R., Fong, J., Rentz, Z., and Debruhl, B. (2019). Democratized radio tomography: Using consumer equipment to see through walls. *IEEE Vehicular Technology Conference*, pages 1–6.
- Duan, S., Yu, T., and He, J. (2018). WiDriver: Driver Activity Recognition System Based on WiFi CSI. *International Journal of Wireless Information Networks*, 25(2):146–156.
- Gringoli, F., Schulz, M., Link, J., and Hollick, M. (2019). Free your csi: A channel state information extraction platform for modern wi-fi chipsets. In *Proceedings of the 13th International Workshop on Wireless Network Testbeds, Experimental Evaluation and Characterization*, WiNTECH '19, page 21–28.
- Gu, Y., Liu, T., Li, J., Ren, F., Liu, Z., Wang, X., and Li, P. (2018). Emosense: Data-driven emotion sensing via off-the-shelf wifi devices. In *IEEE International Conference on Communications (ICC)*, pages 1–6. IEEE.
- Gu, Y., Zhan, J., Ji, Y., Li, J., Ren, F., and Gao, S. (2017). MoSense: An RF-Based Motion Detection System via Off-the-Shelf WiFi Devices. *IEEE Internet of Things Journal*, 4(6):2326–2341.
- Gu, Y., Zhang, X., Liu, Z., and Ren, F. (2019). Wifi-based real-time breathing and heart rate monitoring during sleep. In *2019 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*, pages 1–6. IEEE.
- IEEE 802.11 Working Group (2003). Ieee 802.11g-2003 - ieee standard for information technology. Technical report, IEEE.
- IEEE 802.11 Working Group (2009). Ieee 802.11n-2009 - ieee standard for information technology. Technical report, IEEE.
- IEEE 802.11 Working Group (2013). Ieee 802.11ac-2013 - ieee standard for information technology. Technical report, IEEE.

- Khamis, A., Chou, C. T., Kusy, B., and Hu, W. (2018). Cardiofi: Enabling heart rate monitoring on unmodified COTS WiFi devices. *ACM International Conference Proceeding Series*, pages 97–106.
- Lee, S., Park, Y. D., Suh, Y. J., and Jeon, S. (2018). Design and implementation of monitoring system for breathing and heart rate pattern using WiFi signals. *IEEE Annual Consumer Communications and Networking Conference*, pages 1–7.
- Liu, J., Chen, Y., Wang, Y., Chen, X., Cheng, J., and Yang, J. (2018). Monitoring vital signs and postures during sleep using WiFi signals. *IEEE Internet of Things Journal*, 5(3):2071–2084.
- Liu, J., Liu, H., Chen, Y., Wang, Y., and Wang, C. (2019). Wireless sensing for human activity: A survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 22(3):1629–1645.
- Liu, J., Wang, Y., Chen, Y., Yang, J., Chen, X., and Cheng, J. (2015). Tracking vital signs during sleep leveraging off-the-shelf wifi. In *Proceedings of the ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing*, pages 267–276.
- Ma, Y., Zhou, G., and Wang, S. (2019). WiFi sensing with channel state information: A survey. *ACM Computing Surveys*, 52(3).
- Nelson, B. W. and Allen, N. B. (2019). Accuracy of consumer wearable heart rate measurement during an ecologically valid 24-hour period: intraindividual validation study. *JMIR mHealth and uHealth*, 7(3):e10828.
- Shang, J. and Wu, J. (2016). Fine-grained vital signs estimation using commercial wi-fi devices. In *Proceedings of the Eighth Wireless of the Students, by the Students, and for the Students Workshop*, pages 30–32.
- Soto, J. C., Galdino, I., Caballero, E., Ferreira, V., Muchaluat-Saade, D., and Albuquerque, C. (2022). A survey on vital signs monitoring based on wi-fi csi data. *Computer Communications*, 195:99–110.
- Wang, X. and Shao, D. (2022). Chapter 1 - human physiology and contactless vital signs monitoring using camera and wireless signals. In Wang, W. and Wang, X., editors, *Contactless Vital Signs Monitoring*, pages 1–24. Academic Press.
- Wang, X., Yang, C., and Mao, S. (2017). Phasebeat: Exploiting csi phase data for vital sign monitoring with commodity wifi devices. In *2017 IEEE 37th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS)*, pages 1230–1239. IEEE.
- Wang, X., Yang, C., and Mao, S. (2020). On CSI-Based Vital Sign Monitoring Using Commodity WiFi. *ACM Transactions on Computing for Healthcare*, 1(3):1–27.
- Wang, Z., Jiang, K., Hou, Y., Dou, W., Zhang, C., Huang, Z., and Guo, Y. (2019). A survey on human behavior recognition using channel state information. *IEEE Access*, 7:155986–156024.
- Weinstein, S. and Ebert, P. (1971). Data transmission by Frequency-Division Multiplexing using the Discrete Fourier Transform. *IEEE Transactions on Communication Technology*, 19(5):628–634.