

Compressão de Dados Local em Tempo Real Energeticamente Eficiente para Redes WBAN

Cainã Passos¹, Carlos Pedroso¹, Agnaldo Batista¹, Michele Nogueira¹, Aldri Santos¹

¹Núcleo de Redes Sem-Fio e Redes Avançadas (NR2) – UFPR

{cpassos, capjunior, asbatista, michele, aldri}@inf.ufpr.br

Resumo. *A evolução das tecnologias sem fio tem permitido a criação de diversos tipos de redes para suportar os serviços do dia-a-dia das pessoas. Entre as redes voltadas ao monitoramento dos cuidados com a saúde, destacam-se as redes corporais sem fio (WBANs), que possibilitam um monitoramento contínuo e em tempo real dos dados fisiológicos. Contudo, este monitoramento acarreta uma excessiva transmissão de dados e eleva o consumo de energia dos dispositivos. Embora algumas abordagens reduzam o consumo de energia, poucas desconsideram a transmissão de informações redundantes. Este trabalho apresenta o mecanismo GROWN para gerenciar a redundância da informação através de compressão de dados fisiológicos em dispositivos vestíveis, reduzindo a transmissão de dados e o consumo de energia do dispositivo em WBANs de tempo real. O GROWN combina métodos de compressão de dados local com e sem perdas a partir de limiares definidos. Avaliação por experimentações do GROWN demonstrou uma diminuição do consumo de energia dos dispositivos em até 55,73%, o aumento do tempo de vida da rede e latência máxima de 55ms, comprovando sua eficiência e aplicação em WBANs de tempo real.*

1. Introdução

A evolução das redes de sensores sem fio (WSNs) e nanossistemas têm proporcionado o desenvolvimento de sensores inteligentes vestíveis ou implantáveis no corpo humano. As redes corporais sem Fio (*Wireless Body Networks* - WBANs) têm como propósito coletar, monitorar e transmitir sinais fisiológicos à diversas aplicações médicas e a profissionais de saúde, não interferindo na vida diária dos pacientes [Movassaghi et al. 2014]. As WBANs buscam oferecer um serviço de monitoramento contínuo e remoto dos pacientes, possibilitando aos usuários maior mobilidade e, em muitos casos, sendo desnecessária sua permanência num hospital [Qu et al. 2019].

Os dispositivos numa WBAN caracterizam-se por sua heterogeneidade, variando as capacidades de memória, tarefas, tamanhos, recursos necessários e níveis de inteligência. Em geral, esses dispositivos são energeticamente alimentados por baterias. Comparadas às WSNs, WBANs possuem menos sensores com pequenas baterias, adicionando mais restrições ao consumo de energia na comunicação [Movassaghi et al. 2014]. Além disso, há uma expectativa de que os dispositivos funcionem por anos, especialmente aqueles voltados à aplicações que funcionam em tempo real e os implantáveis, visto a dificuldade para substituição ou recarga de suas baterias [Liao et al. 2018]. Logo, o consumo de energia é um grande desafio nas WBANs, pois os sensores necessitam de energia para detecção dos sinais e comunicação [Khan and Pathan 2018]. Assim, investigar e propor meios de economizar energia na transmissão ou fazê-lo de

modo eficiente é fundamental para garantir o funcionamento dos serviços e o tempo de vida da rede [Bontorin et al. 2015]. A inoperância de um dispositivo por conta do consumo elevado de energia nas comunicações leva à perda de dados, e influencia no acompanhamento das condições de saúde do indivíduo. Embora trabalhos como [Javaid et al. 2016, Khan and Pathan 2018] proponham protocolos de comunicação para maximizar o tempo de vida da rede, eles não levam em conta a redundância dos dados coletados e transmitem todas as informações coletadas.

Neste contexto, as técnicas de fusão de dados destacam-se ao agregar e/ou diminuir a redundância da informação [Ding et al. 2019]. Diferentes técnicas de fusão de dados em WSNs têm sido utilizadas nas WBANs [Uthayakumar et al. 2018], destacando-se a compressão de dados local, que é comumente dividida em duas classes, com perdas e sem perdas [Giorgi 2017]. Na compressão com perdas, uma quantidade aceitável da informação é descartada, tal que seja reduzida a quantidade de bits transmitidos, a fim de obter-se maiores taxas de compressão dos dados. Já as técnicas de compressão sem perdas mantém a informação inalterada [Tsai and Kuo 2018]. Neste sentido, alguns estudos têm empregado a compressão de dados local com perdas e estabelecem um limiar entre cada dado transmitido [Marcelloni and Vecchio 2010, Azar et al. 2018b], enquanto outros utilizam compressão sem perdas com tabelas de codificação para diminuir a quantidade de dados na transmissão e preservar a integridade do dado coletado [Antonopoulos and Voros 2016, Azar et al. 2018a]. No entanto, há necessidade do uso de ambas as classes nas redes WBANs, onde diversos dispositivos capturam sinais distintos. Nessas condições, elas atuam de maneira híbrida [Deepu et al. 2017, Giorgi 2017], e a gestão do serviço de compressão precisa se adaptar às características dos sinais de sensoriamento coletados, de modo a obter uma eficiência energética. Apesar dos trabalhos se adaptarem a heterogeneidade dos sinais, eles não levam em conta a latência máxima estabelecida por uma WBAN, que determina 125ms para aplicações médicas e 250ms para outras aplicações [Movassaghi et al. 2014].

Este trabalho propõe um mecanismo de gerência de compressão de dados local em tempo real energeticamente eficiente para transmissão em redes WBANs. O mecanismo chamado GROWN (*EnerGy-Efficient Local Data Compression for TRansmission Over WBAN*) adapta a compressão ao tipo de sinal coletado, a fim de evitar a transmissão de dados redundantes, reduzindo o consumo de energia dos dispositivos. O mecanismo emprega a compressão com e sem perdas por meio de técnicas de fusão de dados encontradas nas WSNs. Logo, os dados transmitidos são comprimidos sem perdas por meio de tabelas de codificação e diante de limiares para a compressão com perdas. Assim, apenas determinados valores serão comprimidos para a transmissão. Experimentações demonstraram que o GROWN aumentou o tempo de vida útil dos dispositivos sensores em até 53,73% com uma latência máxima de 55ms entre amostras consecutivas, comprovando sua eficiência e aplicação em WBANs de tempo real.

O restante do artigo está organizado da seguinte forma: a Seção 2 apresenta os trabalhos relacionados. A Seção 3 descreve o sistema GROWN. A Seção 4 apresenta uma avaliação de desempenho experimental. A Seção 5 conclui o artigo e direções futuras.

2. Trabalhos Relacionados

A demanda por eficiência energética tem sido alvo de diversas pesquisas. Nas redes WBANs, prolongar o funcionamento dos dispositivos garante o aumento da coleta de informações, contribuindo para o diagnóstico de pacientes. Diversos trabalhos na literatura empregam as classes de compressão de dados local de maneira isolada [Antonopoulos and Voros 2016, Azar et al. 2018a, Azar et al. 2018b], enquanto alguns as aplicam de forma híbrida (i.e., ambas as classes simultaneamente) [Giorgi 2017, Deepu et al. 2017]. O uso das classes de compressão de dados local oferece vantagens como diminuição da redundância da informação e redução no consumo de energia na transmissão sem fio. Porém, comprimir dados pode acarretar aumento da latência na entrega da informação e, em alguns casos, aumento no consumo de energia devido à necessidade de processamento computacional para compressão. Abaixo são destacados os trabalhos com o uso de compressão de dados local para as redes WBANs.

Em relação ao uso da classe de compressão de dados local com perdas, diversos trabalhos propuseram diminuir a redundância da informação e determinar limites para a transmissão da informação. Em [Azar et al. 2018b], foi proposta uma alteração ao tradicional método LTC (*Lightweight Temporal Compression*) [Schoellhammer et al. 2004] para minimizar a taxa de erro de reconstrução da informação e reduzir a redundância da informação transmitida. Além disso, eles incorporaram o método de modulação por codificação diferencial de pulso (do inglês, *Differential pulse-code modulation* - DPCM) na fase de compressão a fim de definir estas combinações conforme a aplicação. O uso de ambos os métodos ampliou as taxas de compressão e diminuiu a quantidade de transmissões. Contudo, o método desenvolvido precisa do armazenamento do conjunto de dados a serem transmitidos durante um período de 60 segundos de modo a aferir as consecutivas amostras; isso impacta diretamente no atraso da informação, um requisito primordial às redes WBANs [Movassaghi et al. 2014].

Certas soluções em WBAN visam à integridade do sinal coletado e analisar consecutivas amostras. Assim, em [Antonopoulos and Voros 2016] um método sem perdas explora a correlação entre consecutivas amostras, a fim de oferecer uma eficiente tabela dinâmica da codificação de Huffman. Porém, esse método apresenta taxas elevadas de processamento diante das atualizações constantes da tabela dinâmica, afetando o consumo de energia dos dispositivos. Em [Azar et al. 2018a] os autores apresentaram um método de compressão sem perdas baseado na transformada wavelet discreta (DWT) com o uso de LS (*Lifting Scheme*) [Sweldens 1998]. Assim, a transformação de amostras redundantes em um determinado período de tempo pode ser comprimida com um número menor de bits. O método proposto minimizou a redundância da informação e alcançou altas taxas de compressão. Contudo, o custo computacional para atender à alta taxa de compressão resultou no consumo excessivo de energia dos dispositivos.

O emprego das classes de compressão de dados local separadamente oferece melhorias para a eficiência dos dispositivos corporais. Contudo, a heterogeneidade dos sinais implica usar ambas as classes, visto que diferentes sinais precisam manter a integridade da informação e podem considerar uma determinada perda. Assim, [Giorgi 2017] aplicou a DPCM para compressão com perdas, e as tabelas de codificação de Exponencial de Golomb (Exp-Golomb) [Teuhola 1978] com alterações para compressão sem perdas. O método atingiu altas taxas de compressão, porém o consumo de energia dos dispositivos e

o atraso de compressão não são explicitados. Em [Deepu et al. 2017] um método híbrido busca diminuir o consumo de energia dos dispositivos e melhorar a qualidade do sinal ECG. Os dados são comprimidos com compressão com perdas, adequado à avaliação preliminar dos sinais ECG; e nos casos que exigem uma análise mais minuciosa, usa-se uma compressão de dados sem perdas. Embora reduza o consumo de energia dos dispositivos consideravelmente, o método apenas classificou um tipo de sinal e desconsiderou informações como latência e memória dos dispositivos.

3. O Mecanismo GROWN

Esta seção apresenta uma visão geral do modelo do ambiente de coleta e disseminação de dados, dos componentes do mecanismo GROWN, e o seu funcionamento. O GROWN objetiva reduzir a quantidade da informação transmitida de um dispositivo vestível (i.e., sensor) para um dispositivo central (i.e., *sink*), que possui maior capacidade de processamento e energia sem afetar o atraso máximo de uma WBAN. Assim, o *sink* pode disseminar os dados coletados para outros dispositivos a fim de que a evolução dos dados ao longo do tempo possa ser acompanhada.

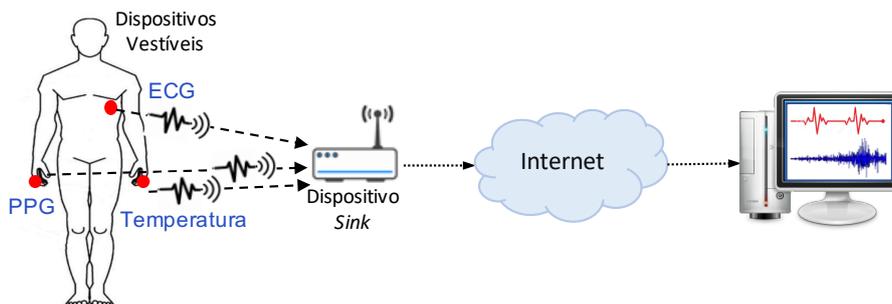


Figura 1. Modelo do ambiente de coleta e disseminação de sinais fisiológicos

O GROWN executa sobre um conjunto de dispositivos portáteis vestíveis (nós) de sensoriamento de sinais fisiológicos interligados numa rede WBAN composta por um conjunto de dispositivos denotados por $D = \{d_1, d_2, d_3\}$, onde $d_j \in D$ conforme Figura 1. Esses nós possuem capacidade de processamento e de comunicação para coletar e disseminar sinais fisiológicos. Cada nó possui um identificador único (Id), imutável no tempo, que o identifica na rede. Um dispositivo d_j coleta um tipo de sinal fisiológico, processa e transmite a informação, através de um meio sem fio, a um dispositivo *sink*. Assume-se que há um controle de perdas de mensagens entre os dispositivos sensores e o *sink* realizado pela tecnologia de comunicação sem fio disponível. Os nós operam de maneira estática ao longo do tempo e formam uma rede com topologia em estrela.

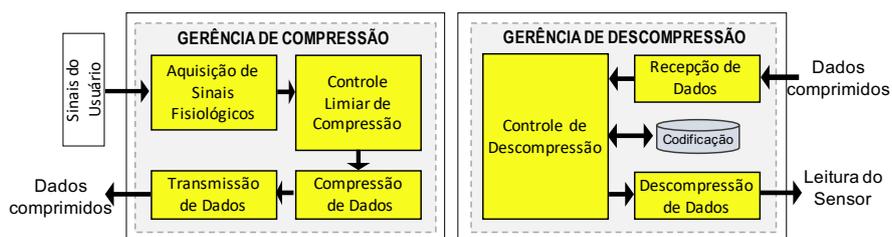


Figura 2. Componentes da Arquitetura GROWN

A arquitetura do GROWN é composta pelos módulos (i) **Gerência de Compressão** e (ii) **Gerência de Descompressão**, como ilustra a Figura 2. O módulo *Gerência de Compressão* recebe os sinais fisiológicos do usuário, realiza a sua compressão e envia ao módulo *Gerência de Descompressão*, que recupera o valor original da informação codificada pelo módulo anterior, através de um processo de descompressão. Os detalhes de cada módulo e seus algoritmos são apresentados a seguir.

3.1. Módulo Gerência de Compressão

Este módulo obtém sinais fisiológicos do usuário, por meio de sensores vestíveis, e converte esses sinais analógicos para digital. Após análise, comprime esses dados e envia para um dispositivo *sink*. Ele é composto por componentes que convertem o sinal fisiológico analógico para digital; analisam o dado digital e definem a forma de compressão adequada; realizam a compressão dos dados; e transmitem esses dados ao dispositivo *sink*, por meio de uma conexão sem fio, para posterior descompressão.

Algoritmo 1: Controle de Compressão

```

1 procedure CONTROLECOMPRESSAO (leitura_atual)
2   valor_compressao  $\leftarrow$  0
3   if (primeira_leitura == True)
4     leitura_anterior  $\leftarrow$  leitura_atual
5     primeira_leitura  $\leftarrow$  False
6     valor_compressao  $\leftarrow$  leitura_atual
7   else
8     aux_leitura  $\leftarrow$  |leitura_anterior - leitura_atual|
9     if ((t_limiar > 0 AND aux_leitura > t_limiar) OR (t_limiar == 0))
10      valor_compressao  $\leftarrow$  (leitura_atual - leitura_anterior)
11      leitura_anterior  $\leftarrow$  leitura_atual
12    endif
13  endif
14  return (valor_compressao)
15 end procedure

```

Os sensores vestíveis iniciam sua operação coletando sinais fisiológicos do usuário e, na medida que as leituras são realizadas, são recebidas pelo componente *Aquisição de Sinais Fisiológicos*. Esse componente converte o sinal fisiológico analógico para digital e o envia ao componente *Controle Limiar de Compressão*. Conforme descreve o Algoritmo 1, esse componente recebe a leitura atual do sensor (l.1). Se for a primeira leitura do sensor (l.3), armazena essa leitura para comparação com as próximas (l.4), registrando (l.6) e enviando essa leitura para compressão (l.14). Nas próximas leituras, ele verifica a diferença entre a leitura atual e a anterior (l.8), a fim de auxiliar a tomada de decisão sobre a compressão dessa informação. Para minimizar a redundância nas transmissões de informações, esse componente emprega um limiar previamente estabelecido. Ele verifica se a diferença absoluta entre as leituras atual e anterior é superior ao limiar estabelecido ou se não foi estabelecido um limiar (l.9). Nessas condições, ele verifica a diferença entre a leitura atual e anterior (l.10), armazena a leitura atual para comparação com as próximas (l.11) e a envia para compressão (l.14). Conforme ilustra a Figura 2, o componente *Compressão de Dados* recebe a leitura processada, comprime e encaminha os dados ao componente *Transmissão*. Este componente envia os dados comprimidos ao dispositivo *sink*, por meio da tecnologia sem fio disponível, à medida que eles chegam.

3.1.1. Compressão de Dados

A compressão de dados codifica a informação recebida do componente *Controle Limiar de Compressão* (e_{ts}) modificando a tabela de codificação Exponencial de Golomb (Exp-Golomb) [Teuhola 1978] de ordem $K = 3$. As amostras recebidas ($e_{ts} \neq 0$) são representadas por uma sequência de bits bs_i , que divide-se em duas partes $s_i|a_i$. A primeira parte (s_i) identifica o grupo ao qual e_{ts} pertence e ilustra o valor de n_i , que equivale à quantidade de bits necessária para representar e_{ts} . Assim, os primeiros $2^k - 1$ valores de n_i possuem grupos s_i representados por $\lfloor \log_2(|e_{ts}|) \rfloor + 1$, onde s_i é representado por k bits. Após este nível ($n_i > 6$), o valor do grupo s_i é determinado por $\lfloor \log_2(|e_{ts}|) - 1 \rfloor$, onde os primeiros $s_i - 1$ valores de s_i são representados por 1 seguidos do valor 0. A parte a_i corresponde à representação binária de e_{ts} , que é um código de tamanho inteiro variável. Assim, o valor de e_{ts} é gerado conforme definido em [Marcelloni and Vecchio 2008], assegurando valores diferentes para as entradas de a_i em cada grupo s_i , conforme as regras disponíveis na Tabela 1.

Tabela 1. Regras de compressão dos dados

| Condição | Regra de compressão |
|--------------|---|
| $e_{ts} < 0$ | Efetuar complemento de 2 de e_{ts} , subtrair 1 e utilizar os n_i bits menos significativos |
| $e_{ts} = 0$ | Codificar s_i como 000 e não representar a_i |
| $e_{ts} > 0$ | a_i corresponde aos n_i bits menos significativos do complemento de 2 de e_{ts} |

A Tabela 2 apresenta os valores de codificação sem perdas com os índices n_i , grupos s_i e os valores de e_{ts} . Essa codificação depende da distribuição das diferenças entre os valores de e_{ts} . Diferenças mais frequentes associam-se a códigos mais curtos. Após a compressão de e_{ts} , uma nova informação é gerada e transmitida (Inf_{ts}) ao dispositivo *sink* por meio da comunicação sem fio.

Tabela 2. Valores de codificação

| n_i | s_i | e_{ts} | bit | byte | n_i | s_i | e_{ts} | bit | byte |
|-------|-------|-----------------------|-----|------|-------|---------|-----------------------------|-----|------|
| 0 | 000 | 0 | 3 | 1 | 5 | 101 | -31,...,-16,+16,...,+31 | 8 | 1 |
| 1 | 001 | -1,+1 | 4 | 1 | 6 | 110 | -63,...,-32,+32,...,+63 | 9 | 2 |
| 2 | 010 | -3,-2,+2,+3 | 5 | 1 | 7 | 11110 | -127,...,-64,+64,...,+127 | 12 | 2 |
| 3 | 011 | -7,...,-4,+4,...,+7 | 6 | 1 | 8 | 111110 | -255,...,-128,+128,...,+255 | 14 | 2 |
| 4 | 100 | -15,...,-8,+8,...,+15 | 7 | 1 | 9 | 1111110 | -511,...,-256,+256,...,+511 | 16 | 2 |

3.2. Módulo Gerência de Descompressão

Este módulo opera no dispositivo *sink*, que detém recursos de energia, armazenamento e processamento para executar a descompressão de dados enviados por dispositivos vestíveis pertencentes a sua WBAN. A recuperação do valor correspondente ao sinal fisiológico coletado e enviado por esses dispositivos inicia no componente *Recepção de Dados*. Após receber a mensagem com os dados comprimidos (bs_i) e a identificação do dispositivo de origem (D_{Id}), ele separa essas informações para uso posterior. Essas informações são manuseadas pelo componente *Controle de Descompressão* (CD), conforme descreve ao Algoritmo 2. Esse componente mantém uma *Lista de Referências* (LR), que

armazena a identificação (D_{Id}) de todos os dispositivos vestíveis (i.e., sensores) conectados à rede WBAN e o valor da sua última leitura (\hat{x}_{ts}). A Tabela 3 ilustra a formação da LR. Após consulta à LR com o D_{Id} , obtém-se a \hat{x}_{ts} desse dispositivo (l.2).

Algoritmo 2: Controle de Descompressão

```

1 procedure CONTROLEDESCOMPRESSAO (dados_comprimidos, id)
2   ultimaleitura  $\leftarrow$  obtemultimaleitura(id)
3   prefixo  $\leftarrow$  obtemprefixo(dados_comprimidos)
4   sufixo  $\leftarrow$  obtemsufixo(dados_comprimidos)
5   valor_dado  $\leftarrow$  bdcodificacao(prefixo, sufixo)
6   return (valor_dado, id)
7 end procedure

```

O próximo passo do componente CD é obter o prefixo (s_i) (l.3) e o sufixo (l.4) para o bs_i recebido. Em seguida, ele consulta a base de dados *Codificação* (l.5), que armazena os índices n_i , os grupos s_i e seus valores a_i . Cada valor de a_i é exclusivo em todo grupo s_i , permitindo a recuperação da informação por meio de poucas instruções, adequando-se a uma operação em tempo real. Após consultar a base de dados *Codificação* o componente CD obtém o valor correspondente da informação bs_i , adquire à última leitura do dispositivo D_{Id} salva na *Lista de Referências* (\hat{x}_{ts}), atualiza à LR e encaminha os valores para o componente *Descompressão de Dados*. Este componente calcula a diferença entre \hat{x}_{ts} antes da atualização da LR e o valor obtido de bs_i . Finalmente, o valor lido pelo sensor é disponibilizado para uso.

Tabela 3. Referências dos dispositivos da rede

| | D_{Id} | | | | |
|--------------|----------|---|----|---|---|
| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| $x_{e_{ts}}$ | 8 | 2 | -4 | 9 | 7 |

3.3. Funcionamento

Considere um ambiente de WBAN, onde uma pessoa possua um dispositivo vestível de sensoriamento contínuo de temperatura e que este dispositivo interage com um *smartphone* atuando como o *gateway* através da tecnologia *bluetooth*, como ilustra a Figura 3. O sensor inicia sua operação obtendo o sinal fisiológico de temperatura da pessoa e o converte de analógico para digital em uma representação binária (x_{ts}) com R bits. Tendo em conta que o valor lido foi 38, então x_{ts} em 8 bits torna-se 00100110. A tomada de decisão sobre a compressão do dado depende do filtro de predição (T), que é pré-definido. Assumindo $T = 1$, esse filtro verifica o valor de x_{ts} , e como se trata da primeira leitura do sensor, a leitura anterior (\tilde{x}_{ts}) recebe o valor 0 (zero). Dessa forma, o erro de predição (e_{ts}), que corresponde à diferença entre leituras sucessivas, é $e_{ts} = x_{ts} - \hat{x}_{ts} = 38$.

A valor de e_{ts} é analisado, a fim de ser convertido em uma sequência de bits (bs_i) composta de duas partes $s_i|a_i$. s_i representa o grupo (n_i) ao qual e_{ts} pertence. Assim, $n_i = \lfloor \log_2(|38|) \rfloor + 1 = 6$. Consultando-se a tabela dos valores de codificação (Tabela 2), verifica-se que s_i pertence ao grupo 110. Em seguida, obtém-se a_i convertendo para binário de $e_{ts} = 38$, resultando em $a_i = 100110$. Logo, $bs_i = 110100110$. Então a mensagem transmitida ao *gateway* é composta da bs_i e da identificação do dispositivo vestível (D_{Id}). Já o *gateway* ao receber a mensagem do dispositivo vestível verifica sua identificação

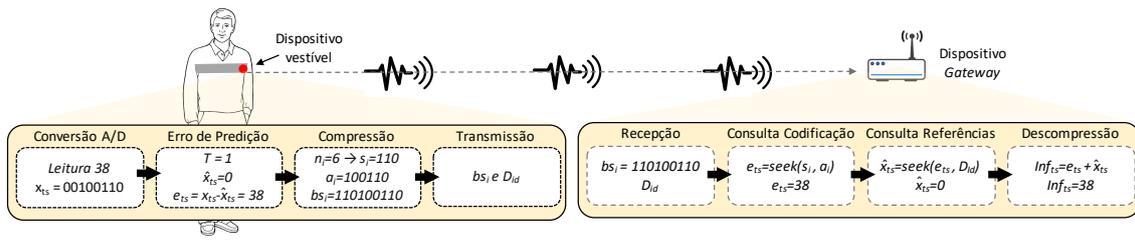


Figura 3. Exemplo de funcionamento

(D_{Id}) e os dados recebidos (b_{s_i}). Os dados são decompostos, obtendo-se $s_i = 110$ e $a_i = 100110$. Consultando-se a *Tabela de Codificação* com s_i e a_i , obtém-se o erro de predição (e_{ts}). Em seguida, uma consulta à *Tabela de Referências* usando e_{ts} e D_{Id} retorna o último valor recebido desse dispositivo, $\hat{x}_{ts} = 0$. Finalmente, a informação (Inf_{ts}) correspondente ao sinal do dispositivo vestível é recuperada, $Inf_{ts} = e_{ts} + \hat{x}_{ts} = 38$.

4. Avaliação

Esta seção detalha a metodologia de implementação e a avaliação de desempenho do GROWN e objetiva analisar a eficiência energética com e sem o uso numa WBAN. O mecanismo foi implementado a partir de diferentes plataformas de desenvolvimento para atender às necessidades dos dispositivos corporais, do *sink* e aproximar ao máximo a experimentação de um ambiente real. O módulo de descompressão, localizado no *sink*, foi implementado no Android Studio, versão 3.6.1. Trata-se de um ambiente de desenvolvimento integrado (IDE) oficial para desenvolvimento de *apps* Android, onde desenvolveu-se o aplicativo para realizar a conexão com os dispositivos e a descompressão. Este aplicativo foi instalado em um celular Motorola, modelo Moto G⁴ Plus, que opera com o sistema operacional Android, versão 7.0. A implementação dos módulos de compressão com e sem perdas ocorreu através da linguagem C++ e compilada para placas Arduino¹. Essas placas possuem um microcontrolador que opera com velocidade de *clock* de 16 Mhz e 10 bits de resolução em cada porta analógica para leitura dos sensores fisiológicos.

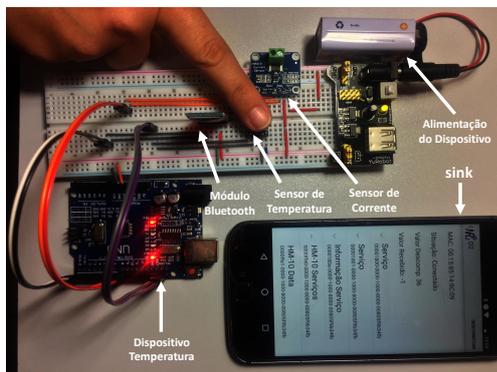


Figura 4. Testbed Temperatura

Tabela 4. Dispositivos corporais

| Característica | Dispositivo | | |
|------------------|-------------|-------------|--------------|
| | Temperatura | PPG | ECG e ECGBD |
| Placa | Arduino UNO | Arduino UNO | Arduino Mega |
| Microcontrolador | ATmega328P | ATmega328P | ATmega2560 |
| Sensor Corporal | MLX90614 | PulseSensor | AD8232 |

O ambiente de experimentação (*Testbed*) avaliado consistiu de três dispositivos corporais fixos e um dispositivo celular atuando como *sink* da rede WBAN, conforme

¹<https://www.arduino.cc/>

ilustrado na Figura 1. Esses dispositivos corporais correspondem ao sensoriamento de Temperatura, ECG, e PPG (Tabela 4) e foram produzidos em *Protoboards* Mb102 de 830 pontos cada. As *protoboards* fornecem energia para todos os sensores e placas Arduino, responsáveis pela gerência dos sensores e do GROWN na compressão. Elas são alimentadas por fontes ajustáveis de tensão reguladas para operar em 5 V. Cada fonte é alimentada por uma bateria de 9 V com capacidade energética de 400 mAh. Cada dispositivo corporal possui um sensor que coleta apenas um tipo de sinal fisiológico. Para aprimorar a leitura dos sinais, os dispositivos foram compilados com as bibliotecas oficiais de cada sensor.

Tabela 5. Métricas de avaliação

| Descrição | Equações |
|--|--|
| Atraso de Compressão (AC) indica o tempo de processamento de compressão da informação. Ela equivale à razão entre o somatório das diferenças entre o instante de término da compressão (T_{fcom}) e o instante de início da compressão (T_{icom}), e o total de amostras transmitidas ($Infts$). | $AC = \sum_{i=1}^n \frac{T_{fcom}^i - T_{icom}^i}{Infts^i}$ |
| Atraso de Descompressão (AD) indica o tempo de processamento de descompressão da informação. Ela corresponde à razão entre o somatório das diferenças entre o instante de término de descompressão (T_{fdes}) e o instante de início da descompressão (T_{ides}), e $Infts$. | $AD = \sum_{i=1}^n \frac{T_{fdes}^i - T_{ides}^i}{Infts^i}$ |
| Atraso Médio (AM) computa a média do somatório dos atrasos de compressão (AC), transmissão (ATR) e descompressão (AD) em cada experimentação y , conforme o total de transmissões de dados ocorridas (T_{tr}), por um dispositivo x durante todas as experimentações (N_e). | $AM = \sum_{x=1}^{N_e} \sum_{y=1}^{T_{tr}} \frac{AC_{xy} + AD_{xy} + ATR_{xy}}{T_{tr} \times N_e}$ |
| Taxa de Compressão (TC) indica a redução da quantidade de pacotes transmitidos com o uso da compressão. Ela equivale à multiplicação por 100 do resultado da subtração de 1 da razão entre a quantidade de pacotes transmitidos com compressão ($comp_pkt$) e a quantidade de pacotes transmitidos sem a compressão ($orig_pkt$). | $TC = \left(1 - \frac{comp_pkt}{orig_pkt}\right) \times 100$ |
| Consumo Energético do Dispositivo (CED) indica o consumo de corrente elétrica por um dispositivo durante o período de coleta, processamento e transmissão dos dados. Ela equivale à multiplicação da corrente consumida (I) pelo tempo (t). | $CED = I \times t$ |

Para aprimorar a análise do GROWN, utilizou-se a base de dados (MIT-BIH Arrhythmia²) para comprimir sinais ECG. Assim, criou-se um quarto dispositivo (**ECGBD**) com um módulo SD para realizar a leitura de cada linha do sinal. A comunicação entre os dispositivos corporais e o *sink* utilizou a tecnologia *Bluetooth Low Energy* (BLE), estabelecendo uma rede *ad-hoc* no padrão IEEE 802.15.4, por um período de operação de 600s. Este período de tempo é suficiente para a obtenção de 600 amostras de corrente instantânea de cada dispositivo. Assim, os dispositivos possuem um módulo de comunicação sem fio *bluetooth* modelo HM-10 BLE V4. Durante todo o experimento, o celular permaneceu em modo avião para evitar interrupções com outros processos, permanecendo habilitada apenas a tecnologia de comunicação sem fio *Bluetooth* BLE. A Figura 4 ilustra a operação

²<https://alpha.physionet.org/content/mitdb/1.0.0/>

de coleta do dispositivo Temperatura no ambiente de experimentação. Neste ambiente, o usuário mantém o dedo indicador próximo ao sensor fixado na *proto-board*, enquanto o sensor realiza a leitura do sinal por infravermelho, sem a necessidade do contato direto. O dispositivo Temperatura recebe a leitura, faz a compressão e encaminha ao módulo *Bluetooth* para transmissão. Este módulo transmite o dado comprimido ao *sink*, que realiza a descompressão. Para identificar maior correlação entre amostras consecutivas, o filtro de predição T do método de compressão com perdas foi previamente estabelecido em 1.

As métricas empregadas na análise da eficácia do GROWN e apresentadas na Tabela 5 consideram os trabalhos de [Patel et al. 2013] para aferir o **Atraso de Compressão** e o **Atraso de Descompressão** de dados, e [Vergutz et al. 2017] para aferir o **Atraso Médio** de cada rodada de experimentação. O **Consumo Energético do Dispositivo** foi aferido por um sensor de corrente e tensão desenvolvido pela Texas Instruments, modelo INA219 [Instruments 2020]. Este sensor monitora a queda de tensão ocorrida sobre um resistor *shunt* de $1\text{ m}\Omega$, que é proporcional à corrente que circula através do resistor, conforme a lei de Ohm [Parks 2007]. Para maior precisão, a calibração do sensor seguiu as recomendações do seu *datasheet*.³ Os resultados exibidos são médias dos resultados obtidos a partir de 10 repetições de experimentação e um intervalo de confiança de 95%.

4.1. Resultados

A compressão e a descompressão dos dados impactam a latência na disseminação dos sinais sensorizados, visto que impõem um processamento adicional ao sensor e ao dispositivo *sink*. As variações nos atrasos durante a compressão (AC) e descompressão dos dados (AD) ao longo do tempo são apresentadas na Figura 5. As variações na AC são devidas à correlação entre amostras consecutivas, que quanto maior, menor é a diferença entre as amostras. Assim, o GROWN atribui códigos mais curtos para compressão e diminui o atraso total. Esta correlação é observada no sinal de temperatura, que apresentou um atraso médio de compressão de $\approx 1\text{ms}$, conforme visto no Gráfico 5(g), visto que ele sofre poucas alterações ao longo do tempo. A correlação dos demais sinais

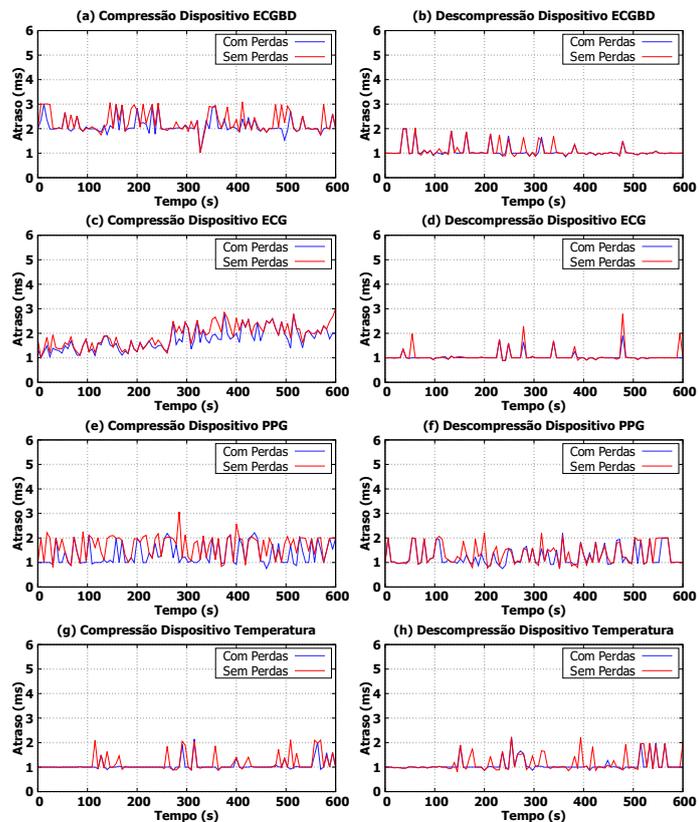


Figura 5. AC e AD alcançado pelo GROWN nos sinais sensorizados

³<http://www.ti.com/lit/ds/symlink/ina219.pdf>

apresentou uma grande variação ao longo do tempo, como visto nos Gráficos 5(a), 5(c) e 5(e). Enquanto o dispositivo ECG apresentou um atraso médio de $\approx 3\text{ms}$, o atraso do PPG foi de $\approx 2\text{ms}$. O GROWN obteve um comportamento similar com a base de dados real no dispositivo ECGBD, com média de $\approx 3\text{ms}$ na compressão. Este comportamento se repete no dispositivo *sink*. Porém, devido ao seu maior poder computacional, a descompressão impõe um atraso menor, $\approx 1\text{ms}$, como exibidos nos Gráficos 5(b), 5(d) e 5(h).

O Atraso médio (**AM**) deve-se a compressão, transmissão e descompressão com o uso do GROWN sendo exibido no gráfico da Figura 6. O impacto da baixa correlação entre amostras consecutivas é determinante para o aumento da compressão nos dispositivos com poucos recursos computacionais. Isto é observado aos dispositivos ECG, ECGBD e PPG com perdas (**CP**) e sem perdas (**SP**), que apresentaram o maior atraso no tempo de compressão e descompressão $\approx 3\text{ms}$, contra $\approx 1\text{ms}$ do dispositivo Temperatura (**CP**) e (**SP**). Contudo, a transmissão dos dados impôs um atraso médio de $\approx 49\text{ms}$ a todos os dispositivos, o que também foi constatado no trabalho [Gatouillat et al. 2018], que verificou um intervalo entre amostras de $\approx 48,75\text{ms}$ em conexões *Bluetooth* BLE no Android 7.0. Em geral, o emprego do GROWN aumentou em 7,84% o tempo total de transmissão para os dispositivos ECG e ECGBD, 6% para o PPG, e 2,04% para o de Temperatura. Assim, constata-se que o tempo de compressão e descompressão não afeta drasticamente o atraso entre amostras consecutivas. Este resultado demonstra a aplicabilidade do GROWN nas redes WBANs de tempo real, que podem apresentar uma latência máxima de 125ms para aplicações médicas e 250ms para aplicações não médicas [Movassaghi et al. 2014].

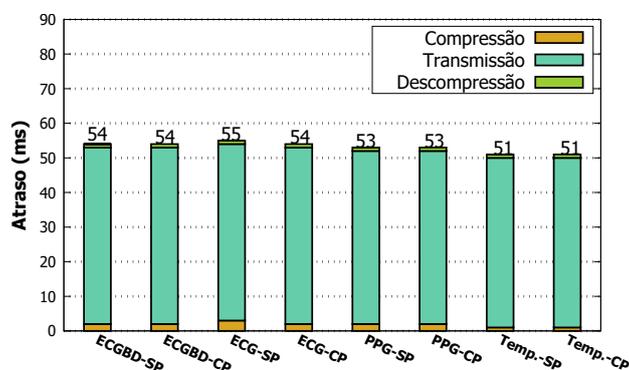


Figura 6. Atraso médio dos dispositivos sensoriados (**AM**)

O emprego do GROWN com perdas (**CGCP**) e sem perdas (**CGSP**) reduziu o consumo de energia dos dispositivos (**CED**) através da compressão e correlação entre as amostras consecutivas, conforme visto no gráfico da Figura 7. O dispositivo Temperatura sem o GROWN (**CSG**) consumiu, em média, $38,28\text{mAh}$, e com os métodos **CGCP** e (**CGSP**), ele consumiu $36,65\text{mAh}$ e $36,81\text{mAh}$, respectivamente. Logo, constata-se uma diferença de $1,63\text{mAh}$ **CGCP** e de $1,47\text{mAh}$ **CGSP** sobre o consumo do **CSG**, que indicam a eficiência energética que o dispositivo obteve com o emprego do GROWN. A eficiência no dispositivo ECG alcançou $1,02\text{mAh}$ para ambos os métodos. Já no dispositivo PPG, que possui o sinal com menor correlação entre amostras consecutivas, o GROWN gerou uma eficiência energética de $0,89\text{mAh}$ no **CGCP** e de $0,31\text{mAh}$ no **CGSP**. No ambiente de experimentação, a modificação do dispositivo ECGBD para realizar consecutivas leituras de amostras ECG no módulo SD aumentou o consumo ener-

gético. Assim, o dispositivo sem o GROWN **CSG**, consumiu, em média, $73,29mAh$ ao longo das experimentações e obteve uma eficiência energética de $1,14mAh$ **CGCP** e de $0,90mAh$ **CGSP**. Ao obter uma eficiência energética propicia-se o aumento do tempo de vida dos dispositivos, como apresentado na Tabela 6. O GROWN aumentou o tempo de vida de todos os dispositivos, sobretudo do dispositivo Temperatura, cujo sinal apresenta a maior correlação entre amostras consecutivas.

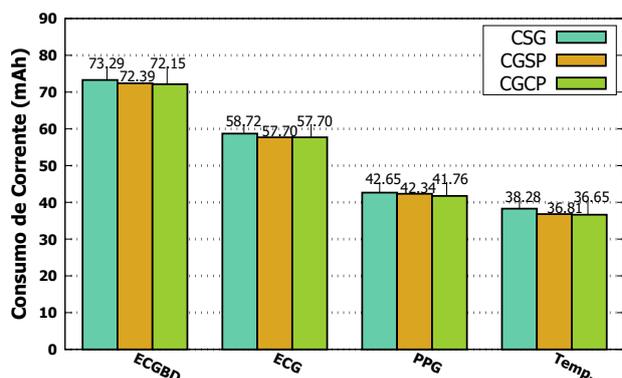


Figura 7. Consumo energético (CED)

Tabela 6. Tempo de vida

| Dispositivo | Autonomia da bateria (h) | | |
|--------------------|--------------------------|-------|--------------|
| | CSG | CGSP | CGCP |
| ECGBD | 5,46 | 5,53 | 5,54 |
| ECG | 6,81 | 6,93 | 6,93 |
| PPG | 9,38 | 9,45 | 9,58 |
| Temperatura | 10,45 | 10,87 | 10,91 |

Apesar do GROWN propiciar eficiência energética nos dispositivos, conforme mostra a Figura 7, visto que o módulo de comunicação sem fio *Bluetooth Low Energy* (BLE) HM-10 permaneceu ativo e emparelhado com o *sink* em todo o período de experimentação, ele contribuiu ao aumento do consumo de energia dos dispositivos. Este módulo utiliza o chip CC2540 BLE (Texas Instruments) para transmissão e recepção dos dados que, segundo seu *datasheet*⁴, consome $\approx 24 mA$ quando ativo. Assim, para mitigar o impacto desse consumo de energia, ele foi configurado no modo *sleep*. Esse modo permite manter o dispositivo *dormindo* por um determinado período, podendo ser acordado com um comando *wakeup*. O modo *sleep* foi configurado no dispositivo Temperatura, visto que possui a maior correlação entre amostras consecutivas. Logo, o GROWN detecta a correlação e ativa o modo *sleep* sempre que o dispositivo não transmitir duas amostras consecutivas. A Tabela 7 sintetiza a eficiência energética obtida pelo dispositivo Temperatura com e sem o emprego do modo *sleep*. Essa configuração levou-o a consumir 24,92 mAh com perdas e 25,81 mAh sem perdas, aumentando a vida útil do dispositivo em 53,73% com **CGCP** e 48,37% com **CGSP**.

O GROWN atinge taxas de compressão mais altas com amostras que possuem maior correlação entre elas. As Taxas de Compressão (**TC**) para os dispositivos ECGBD, ECG, PPG e Temperatura obtidas com o uso do mecanismo encontram-se na Tabela 8. Observa-se que o sinal de Temperatura obteve as maiores taxas, 99,16% com o método com perdas e 97,50% com o método sem perdas, e o sinal ECG obteve a mesma taxa de compressão para ambos os métodos 35,68%. Este fato ocorre porque apesar de existir uma pequena correlação entre amostras consecutivas, quando a diferença entre os sinais excedeu o limiar previamente estabelecido de 1, a informação foi transmitida. No entanto, isto ocorre com menor frequência no sinal PPG, que apresentou a menor taxa de compressão entre os demais sinais.

⁴<http://www.ti.com/lit/ds/symlink/cc2540.pdf>

Tabela 7. (CED) Temperatura

| Compressão | Autonomia da bateria (<i>h</i>) | |
|-------------|-----------------------------------|-------|
| | Normal | Sleep |
| CGCP | 10,91 | 16,05 |
| CGSP | 10,87 | 15,50 |

Tabela 8. Taxa de Compressão

| Sinal | No. de pacotes | | | Tx. de Compressão (%) | |
|--------------|----------------|---------|---------|-----------------------|----------|
| | Original | C/Perda | S/Perda | C/perdas | S/perdas |
| ECGBD | 8.863 | 5.589 | 5.757 | 36,94 | 35,04 |
| ECG | 7.586 | 4.879 | 4.879 | 36,68 | 36,68 |
| PPG | 6.483 | 5.011 | 6.016 | 22,70 | 07,20 |
| Temp. | 120 | 1 | 2 | 99,16 | 97,50 |

5. Conclusão

Este trabalho apresentou o GROWN, um mecanismo que gerencia a redundância da informação e realiza compressão de dados nas WBANs, a fim de reduzir o consumo de energia de dispositivos vestíveis e aumentar o tempo de vida da rede. O GROWN comprime os dados no dispositivo de sensoriamento, por meio de técnicas empregadas nas WSNs. Experimentações avaliaram a eficácia do GROWN e os resultados demonstram sua capacidade de gerenciar a compressão e descompressão dos dados sensorizados. Uma avaliação experimental demonstrou que essa abordagem propiciou a diminuição do consumo de energia dos dispositivos e o aumento do tempo de vida da rede sem exceder o limite da latência. Nos trabalhos futuros, pretende-se avaliar o comportamento do GROWN caso ocorra perda de dados na transmissão, investigar outras tecnologias de comunicação sem fio com o GROWN, além de compará-lo com outras abordagens.

Referências

- Antonopoulos, C. P. and Voros, N. S. (2016). Resource efficient data compression algorithms for demanding, wsn based biomedical applications. *Journal of biomedical informatics*, 59:1–14.
- Azar, J., Darazi, R., Habib, C., Makhoul, A., and Demerjian, J. (2018a). Using dwt lifting scheme for lossless data compression in wireless body sensor networks. In *2018 14th International Wireless Communications & Mobile Computing Conference (IWCMC)*, pages 1465–1470. IEEE.
- Azar, J., Makhoul, A., Darazi, R., Demerjian, J., and Couturier, R. (2018b). On the performance of resource-aware compression techniques for vital signs data in wireless body sensor networks. In *Middle East and North Africa Communications (MENACOMM)*, pages 1–6. IEEE.
- Bontorin, M., Nogueira, M., and Santos, A. (2015). A bio-inspired technique for energy-aware fpgas on body area networks. *IEEE Latin America Transactions*, 13(12):3707–3713.
- Deepu, C. J., Heng, C.-H., and Lian, Y. (2017). A hybrid data compression scheme for power reduction in wireless sensors for iot. *IEEE transactions on biomedical circuits and systems*, 11(2):245–254.
- Ding, W., Jing, X., Yan, Z., and Yang, L. T. (2019). A survey on data fusion in internet of things: Towards secure and privacy-preserving fusion. *Information Fusion*, 51:129–144.
- Gatouillat, A., Massot, B., Badr, Y., Sejdić, E., and Gehin, C. (2018). Building iot-enabled wearable medical devices: an application to a wearable, multiparametric, cardiorespiratory sensor.
- Giorgi, G. (2017). A combined approach for real-time data compression in wireless body sensor networks. *IEEE Sensors Journal*, 17(18):6129–6135.

- Instruments, T. (2020). INA219 Zero-Drift, Bidirectional Current/Power Monitor With I2C Interface. <http://www.ti.com/lit/ds/symlink/ina219.pdf>. Acessado em 20/03/2020.
- Javaid, N., Ahmad, A., Tauqir, A., Imran, M., Guizani, M., Khan, Z. A., and Qasim, U. (2016). Modeling induction and routing to monitor hospitalized patients in multi-hop mobility-aware body area sensor networks. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2016(1):147.
- Khan, R. A. and Pathan, A.-S. K. (2018). The state-of-the-art wireless body area sensor networks: A survey. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 14(4):1550147718768994.
- Liao, Y., Leeson, M., Cai, Q., Ai, Q., and Liu, Q. (2018). Mutual-information-based incremental relaying communications for wireless biomedical implant systems. *Sensors*, 18(2):515.
- Marcelloni, F. and Vecchio, M. (2008). A simple algorithm for data compression in wireless sensor networks. *IEEE communications letters*, 12(6).
- Marcelloni, F. and Vecchio, M. (2010). Enabling energy-efficient and lossy-aware data compression in wireless sensor networks by multi-objective evolutionary optimization. *Information Sciences*, 180(10):1924–1941.
- Movassaghi, S., Abolhasan, M., Lipman, J., Smith, D., and Jamalipour, A. (2014). Wireless body area networks: A survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 16(3):1658–1686.
- Parks, J. E. (2007). Ohms Law III Resistors in Series and Parallel. *Department of Physics and Anatomy, University of Tennessee*.
- Patel, D., Bhogan, V., and Janson, A. (2013). Simulation and comparison of various lossless data compression techniques based on compression ratio and processing delay. *International Journal of Computer Applications*, 81(14).
- Qu, Y., Zheng, G., Ma, H., Wang, X., Ji, B., and Wu, H. (2019). A survey of routing protocols in wban for healthcare applications. *Sensors*, 19(7):1638.
- Schoellhammer, T., Greenstein, B., Osterweil, E., Wimbrow, M., and Estrin, D. (2004). Lightweight temporal compression of microclimate datasets [wireless sensor networks]. *29th Annual IEEE International Conference on Local Computer Networks*, pages 516–524.
- Sweldens, W. (1998). The lifting scheme: A construction of second generation wavelets. *SIAM journal on mathematical analysis*, 29(2):511–546.
- Teuhola, J. (1978). A compression method for clustered bit-vectors. *Information processing letters*, 7(6):308–311.
- Tsai, T.-H. and Kuo, W.-T. (2018). An Efficient ECG Lossless Compression System for Embedded Platforms With Telemedicine Applications. *IEEE Access*, 6:42207–42215.
- Uthayakumar, J., Vengattaraman, T., and Dhavachelvan, P. (2018). A survey on data compression techniques: From the perspective of data quality, coding schemes, data type and applications. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*.
- Vergutz, A., da Silva, R., Vieira, A. B., Nogueira, M., et al. (2017). Um Sistema de Identificação Antecipada e Transmissão Prioritária de Alertas Médicos sobre WBAN e WLAN. In *Anais do XXXV Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores e Sistemas Distribuídos*. SBC.