

**UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA
MESTRADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

FELIPE ADALBERTO FARINELLI

**SISTEMA DE AQUISIÇÃO E CLASSIFICAÇÃO DE DADOS PARA
RECONHECIMENTO DA PRESENÇA DAS MÃOS DO MOTORISTA
NO VOLANTE POR REDES NEURAIS ARTIFICIAIS**

DISSERTAÇÃO

PONTA GROSSA

2019

FELIPE ADALBERTO FARINELLI

**SISTEMA DE AQUISIÇÃO E CLASSIFICAÇÃO DE DADOS PARA
RECONHECIMENTO DA PRESENÇA DAS MÃOS DO MOTORISTA
NO VOLANTE POR REDES NEURAIS ARTIFICIAIS**

Dissertação apresentada como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica, do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Tecnológica Federal do Paraná.

Orientador: Prof. Dr. Sergio Luiz Stevan Jr.

PONTA GROSSA

2019

Ficha catalográfica elaborada pelo Departamento de Biblioteca
da Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Câmpus Ponta Grossa
n.13/19

F225 Farinelli, Felipe Adalberto

Sistema de aquisição e classificação de dados para reconhecimento da presença das mãos do motorista no volante por redes neurais artificiais / Felipe Adalberto Farinelli. 2019.

128 f.; il. 30 cm

Orientador: Prof. Dr. Sergio Luiz Stevan Junior

Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica. Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Ponta Grossa, 2019.

1. Motoristas. 2. Sistemas de coleta automática de dados. 3. Redes neurais (Computação). I. Stevan Junior, Sergio Luiz. II. Universidade Tecnológica Federal do Paraná. III. Título.

CDD 621.3



**Universidade Tecnológica Federal do
Paraná Campus de Ponta Grossa**
Diretoria de Pesquisa e Pós-Graduação
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA ELÉTRICA**



FOLHA DE APROVAÇÃO

Título de Dissertação Nº 45/2018

SISTEMA DE AQUISIÇÃO E CLASSIFICAÇÃO DE DADOS PARA RECONHECIMENTO DA PRESENÇA DAS MÃOS DO MOTORISTA NO VOLANTE POR REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

por

Felipe Adalberto Farinelli

Esta dissertação foi apresentada às 14 horas do dia 18 de fevereiro de 2019 como requisito parcial para a obtenção do título de MESTRE EM ENGENHARIA ELÉTRICA, com área de concentração em Controle e Processamento de Energia, linha de pesquisa em Instrumentação e Controle do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica. O candidato foi arguido pela Banca Examinadora composta pelos professores abaixo assinados. Após deliberação, a Banca Examinadora considerou o trabalho aprovado.

Prof^a. Dr^a. Rosane Falate (UEPG)

**Prof. Dr. Hugo Valadares Siqueira
(UTFPR)**

Prof. Dr. Murilo Oliveira Leme (UTFPR)

**Prof. Dr. Sergio Luiz Stevan Junior
(UTFPR) - *Orientador***

**Prof. Dr. Angelo Marcelo Tusset (UTFPR)
Coordenador do PPGEE**

A FOLHA DE APROVAÇÃO ASSINADA ENCONTRA-SE NO DEPARTAMENTO DE
REGISTROS ACADÊMICOS DA UTFPR –CÂMPUS PONTA GROSSA

Dedico este trabalho aos meus pais,
Rogerio e Deonea, pelo incentivo,
investimento e motivação. Vocês são
parte fundamental da minha vida.

AGRADECIMENTOS

Acima de tudo e de todos, agradeço a Deus pelas forças cedidas no decorrer deste desafio, que é concluir mais uma etapa da minha carreira. Sem Ele, não haveria maneira alguma de chegar até aqui.

Ainda, agradeço aos meus pais, Rogerio e Deonea, e ao meu irmão, Murilo, que insistiram e apostaram em minha felicidade. Vocês foram, e sempre serão, os pilares da minha vida e do meu crescimento pessoal e intelectual. Serei sempre grato a tudo que fizeram e fazem por mim.

Agradeço à minha noiva, por ter meu ouvido sempre que parei diante dela para expressar meus receios, derrotas e conquistas e ainda, por ter respeitado alguns momentos onde estive ausente. Você é mais um dos motivos pelos quais persisti e dei meu melhor durante esse trabalho e os outros que desenvolvi durante o Mestrado.

Ao meu orientador, Sergio Luiz Stevan Jr., pelas inúmeras oportunidades que me concedeu desde 2014, quando começamos a trabalhar em equipe. Agradeço por compartilhar comigo seus desafios e por sempre me incentivar e motivar. Você é um dos meus exemplos.

E claro, não poderiam faltar os meus amigos e colegas de trabalho do Centro Integrado de Estudo nas Engenharias Biomédica e Esportiva (CIEBE) da Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Ponta Grossa, que permitiram se deixar invadir por mais um ramo, o da Engenharia Automotiva. Agradeço pelas risadas mesmo em momentos mais difíceis, pela ajuda e pelo incentivo. Vocês são incríveis!

Aos demais que de alguma forma estiveram presentes em minha caminhada, também ficam meus sinceros agradecimentos.

RESUMO

FARINELLI, Felipe Adalberto. **Sistema de aquisição e classificação de dados para reconhecimento da presença das mãos do motorista no volante por meio de redes neurais artificiais.** 2019. 128 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Ponta Grossa, 2019.

Sistemas avançados de auxílio aos motoristas podem trazer alguns benefícios. No Brasil, o número de indenizações pagas pelo Seguro Obrigatório cresceu cerca de 41% nos últimos 10 anos e, dos 100.000 casos de acidente veiculares registrados em um cenário internacional, cerca de 90% ainda são ocasionados por conta da irresponsabilidade de motoristas. Com o objetivo de auxiliar na redução desses números, este trabalho apresenta o desenvolvimento completo de um sistema sem fios para a aquisição de dados analógicos, inerciais e veiculares voltado à classificação quanto a presença das mãos do motorista no volante e ao auxílio em sistemas já existentes, para fins de detecção de comportamentos do condutor. Para isso, conceitos sobre técnicas de aquisição de dados por redes de comunicação automotivas, de sinais analógicos, como de eletromiografia e eletrocardiograma, e de sinais inerciais, como giroscópios e acelerômetros, foram essenciais para o desenvolvimento do sistema físico de aquisição. A classificação comportamental do motorista dependeu de uma Rede Neural Artificial Perceptron de Múltiplas Camadas programada no *software* MATLAB®, a qual foi fundamental na identificação de amostras relacionadas a cenários de comportamento do motorista avaliados graficamente. O sistema de aquisição de dados apresentou-se hábil, após ser validado temporalmente por meio de um osciloscópio, e o classificador eficiente, o qual permitiu detectar, com precisão de 97,14 %, quando o motorista se comporta de forma imprudente ao dirigir um veículo.

Palavras-chave: Aquisição de dados. Sistemas de classificação. Redes neurais artificiais. Sistemas avançados de assistência ao motorista.

ABSTRACT

FARINELLI, Felipe Adalberto. **Acquisition and classification system for the recognition of the driver hands on the steering wheel by artificial neural networks**. 2019. 128 p. Dissertation (Master Degree in Electrical Engineering) - Federal University of Technology – Paraná, Ponta Grossa, 2019.

Advanced driver assistance systems are advantageous. In Brazil, the number of indemnities paid by the government increased 41% in the last 10 years and, of 100,000 traffic-accident occurrences, about 90% are by fault of irresponsible drivers. Aimed at reducing these occurrences, this work presents the development of a wireless system to acquire analog, inertial and vehicular data for classifying the presence of driver hands on the steering wheel and to help existing systems that needs this information. Basic concepts about data acquisition by automotive communication networks, analog signals, like electromyography and electrocardiogram, and inertial signals, like gyroscope and accelerometers, were essential to the whole system deployment. The driver behavior classification depended of a Multilayer Perceptron Neural Network developed in MATLAB™, which was fundamental in the identification of samples in according to some scenarios related to driver behavior evaluated graphically. The data acquisition system was reliable after being validated by an oscilloscope and the classification system detects, with 97.14 % of accuracy, when the driver behaves thoughtless while guides a vehicle.

Keywords: Data acquisition. Classification systems. Artificial neural networks. Advanced driver assistance systems.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Sistema embarcado e processamento distribuído automotivo	22
Figura 2: Topologia da Rede CAN e estrutura dos bits que trafegam pelo barramento.....	23
Figura 3: Estrutura de uma mensagem CAN do tipo 2.0A	23
Figura 4: Conector OBD.....	25
Figura 5: Circuito de regulação de tensão do sistema de aquisição.	26
Figura 6: Formato de uma mensagem de requisição generalizada.....	27
Figura 7: Formato das mensagens SF (a), FF (b), CF (c) de resposta à uma requisição.....	27
Figura 8: Estrutura de uma mensagem de controle de fluxo.....	29
Figura 9: Codificação do PID 0x00 universal.....	30
Figura 10: Exemplo de sinal advindo de um sensor inercial	31
Figura 11: Exemplo de três tarefas periódicas escalonadas em um executivo cíclico.	35
Figura 12: Neurônio Artificial genérico	38
Figura 13: Arquitetura de uma Rede Neural Artificial do tipo MLP de duas camadas.	39
Figura 14: Fotografias das Plataformas de Prototipagem Rápida Arduino Pro Mini (a) e Due (b).	43
Figura 15: Fotografia da Plataforma de Desenvolvimento NodeMCU.....	44
Figura 16: Fotografia do Módulo Bluetooth HC-05.....	45
Figura 17: Arquitetura proposta para o sistema de aquisição.	56
Figura 18: Esquemático do circuito para aquisição dos sinais dos sensores inerciais.	57
Figura 19: Esquemático da placa de circuito impresso para aquisição de dados dos sensores inerciais, em vista superior.	58
Figura 20: Circuito básico da interface CAN para aquisição de sinais veiculares.	59
Figura 21: Circuito de controle do MCP2515.....	60
Figura 22: Definição de todas as conexões dos periféricos com o AT91SAM3X8E..	61
Figura 23: Cabeamento utilizado entre o veículo e o módulo de aquisição de sinais.	62
Figura 24: Esquemático da placa de circuito impresso da central de aquisição de sinais.	63
Figura 25: Fluxograma referente à Tarefa 1, executada no ATMEGA328p.	65
Figura 26: Fluxograma referente à Tarefa 2, executada no ATMEGA328p.	65
Figura 27: Formato do pacote de dados enviado à central.	66
Figura 28: Fluxograma referente à Tarefa 3, executada no ATMEGA328p.	66
Figura 29: Fluxograma referente à Tarefa 1, executada no AT91SAM3X8E.	67
Figura 30: Fluxograma referente à Tarefa 2, executada no AT91SAM3X8E.	68
Figura 31: Estrutura do pacote de dados enviado pela central ao ESP8266	68

Figura 32: Fluxograma referente à Tarefa 3, executada no AT91SAM3X8E.	69
Figura 33: Fluxograma referente à Tarefa 4, executada no AT91SAM3X8E.	69
Figura 34: Fluxogramas de inicialização da rede CAN.....	71
Figura 35: Rotinas para recebimento (a) e envio (b) de mensagens CAN.	72
Figura 36: Fluxograma referente à Tarefa 1, executada no ESP8266.	73
Figura 37: Fluxograma para obtenção de dados de um barramento CAN veicular de diagnóstico, referente à Tarefa 2 do ESP8266.....	74
Figura 38: Estrutura do pacote de dados enviado pelo ESP8266 ao computador	75
Figura 39: Fluxograma do software para medição de tempo de execução de tarefas.	76
Figura 40: Fluxograma voltado à verificação de latência entre dispositivos conectados via Bluetooth®.....	76
Figura 41: Diagramas de Gantt referentes ao escalonamento das tarefas mencionadas para o ATMEGA328p.	79
Figura 42: Fluxograma do <i>software</i> em tempo real aplicado ao ATMEGA328p.....	80
Figura 43: Diagramas de Gantt referentes ao escalonamento das tarefas mencionadas para o AT91SAM3X8E.....	81
Figura 44: Fluxograma do <i>software</i> em tempo real aplicado ao AT91SAM3X8E.....	82
Figura 45: Diagramas de Gantt referentes ao escalonamento das tarefas mencionadas para o ESP8266.....	83
Figura 46: Fluxograma do <i>software</i> aplicado ao ESP8266.	84
Figura 47: Fluxograma do <i>software</i> desenvolvido no MATLAB para recebimento e decodificação dos pacotes enviados pelo <i>hardware</i> de aquisição de dados.	85
Figura 48: Visão aproximada dos sinais do dispositivo de sensoriamento inercial instalado no volante.	87
Figura 49: Fluxograma do software de segmentação das amostras	88
Figura 50: Fluxograma empregado no <i>software</i> de classificação.....	92
Figura 51: Fotos do <i>shield</i> desenvolvido para a central de aquisição de dados.	96
Figura 52: Fotografia do sistema completo de aquisição de dados acoplado a todos os periféricos.....	98
Figura 53: Sistema completo instalado no veículo.	98
Figura 54: Módulo de aquisição dos sensores inerciais sem fio.....	99
Figura 55: Tempo de execução real de cada tarefa, medidos em um osciloscópio para a tarefa $\tau a1$ (a), $\tau a2$ (b) e $\tau a3$ (c).....	100
Figura 56: Tempo de execução real de cada tarefa, medidos em um osciloscópio para a tarefa $\tau b1$ (a), $\tau b2$ (b), $\tau b3$ (c) e $\tau b4$ (d).	101
Figura 57: Tempo de execução real de cada tarefa, medidos em um osciloscópio para a tarefa $\tau 1$ (a) e $\tau 3$ (b).	104
Figura 58: Aquisição realizada dos três eixos do sensor inercial para o giroscópio e o acelerômetro do MPU6050.....	105
Figura 59: Período entre as amostras do sinal do sensor inercial para validação da taxa de amostragem.....	106
Figura 60: Sinal amostrado pelos seis canais A/D habilitados no <i>hardware</i> de aquisição de sinais.	107

Figura 61: Período entre as amostras do sinal do conversor A/D para validação da taxa de amostragem.....	107
Figura 62: Aquisição realizada dos três eixos do sensor inicial para o giroscópio e o acelerômetro do MPU6050.....	108
Figura 63: Aquisição realizada conforme a metodologia de coleta de dados.....	109
Figura 64: Amostra do motorista dirigindo por trechos sem as mãos no volante em uma pista em más condições.	110
Figura 65: Gráfico do erro quadrático médio do conjunto de validação da topologia que gerou a maior taxa de acertos.....	113

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: PIDs constantes na norma SAE J1979.	29
Tabela 2: Equações utilizadas para extração de características dos sinais de sensores inerciais.....	32
Tabela 3: Tabela de escalonamento para os microcontroladores (μC) do sistema de aquisição.	77
Tabela 4: Matriz de características aplicada as amostras segmentadas referentes ao eixo X do acelerômetro.	89
Tabela 5: Matriz de características normalizada	90
Tabela 6: Treinamentos escolhidos para análise com base em parâmetros pré-estabelecidos.	111

LISTA DE SIGLAS

NHTSA	<i>The National Highway Traffic Safety Administration</i>
OMS	Organização Mundial da Saúde
ONSV	Observatório Nacional de Segurança Viária
DPVAT	Seguro obrigatório de danos pessoais causados por veículos automotores de via terrestre
ADAS	<i>Advanced Driver Assistance Systems</i>
LDWS	<i>Lane Departure Warning Systems</i>
ECG	Eletrocardiografia
EEG	Eletroencefalograma
EMG	Eletromiografia
RNA	Rede Neural Artificial
CAN	<i>Controller-Area-Network</i>
MLP	<i>Multilayer Perceptron</i>
ECU	<i>Electronic Control Unit</i>
ABS	<i>Anti-lock Break System</i>
ESC	<i>Electronic Stability Control</i>
ISO	<i>International Standardization Organization</i>
DLC	<i>Data-Length Code</i>
SOF	<i>Start-of-Frame</i>
EOF	<i>End-of-Frame</i>
IFS	<i>Inter-frame Space</i>
CRC	<i>Cyclic-Redundancy Check</i>
ACK	<i>Acknowledgement</i>
IDE	<i>Identifier Extension</i>
r0	Reservado 0
SPI	<i>Serial-Peripheral Interface</i>
SD	<i>Secure Digital</i>
EEPROM	<i>Easy Eraseable Programmable Memory</i>
OBD	<i>On-Board Diagnostics</i>
OBDII	<i>On-Board Diagnostics 2</i>
PID	<i>Parameter Identifier</i>
SF	<i>Single-Frame</i>
FF	<i>First-Frame</i>

CF	<i>Consecutive Frame</i>
FC	<i>Flow Control</i>
SMD	<i>Surface-Mounted Device</i>
I ² C	<i>Inter-Integrated-Circuits</i>
RTS	<i>Real-time Systems</i>
CD	<i>Compact-Disk</i>
DVD	<i>Digital Video Disk</i>

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	15
1.1 OBJETIVOS	18
1.1.1 Objetivo Geral	18
1.1.2 Objetivos Específicos	19
1.2 JUSTIFICATIVA	20
1.3 ORGANIZAÇÃO	20
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	21
2.1 CONTROLLER-AREA-NETWORK	21
2.2 DIAGNÓSTICO AUTOMOTIVO	25
2.3 SISTEMAS MICRO-ELETROMECCÂNICOS DE NAVEGAÇÃO	30
2.4 SISTEMAS EM TEMPO REAL	34
2.5 AQUISIÇÃO DE DADOS	36
2.6 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS	37
2.7 PLATAFORMAS DE PROTOTIPAGEM RÁPIDA	42
2.7.1 Plataforma Arduino	43
2.7.2 Plataforma NodeMCU	44
2.8 COMUNICAÇÃO BLUETOOTH®	44
3 MATERIAIS E MÉTODOS	46
3.1 REQUISITOS GERAIS DO SISTEMA DE AQUISIÇÃO	46
3.2 REQUISITOS ESPECÍFICOS	47
3.2.1 Dispositivo de aquisição de dados veiculares	47
3.2.2 Dispositivos de aquisição de dados inerciais	47
3.2.3 Dispositivos de aquisição de sinais de tensão analógicos	48
3.2.4 Central de aquisição de dados	48
3.2.5 Computador	49
3.3 MATERIAIS E <i>SOFTWARES</i>	49
3.4 METODOLOGIA	51
3.4.1 Metodologia de construção do dispositivo físico	51
3.4.2 Metodologia empregada na construção da base de dados	52
3.4.3 Metodologia de implementação do classificador	53
3.4.4 Metodologia de análise e validação dos resultados	54
4 DESENVOLVIMENTO	55
4.1 ARQUITETURA PROPOSTA PARA O SISTEMA FÍSICO	55
4.2 DESENVOLVIMENTO DO DISPOSITIVO DE SENSORIAMENTO INERCIAL	57
4.3 DESENVOLVIMENTO DA CENTRAL DE AQUISIÇÃO DE SINAIS	58
4.4 TAREFAS DESIGNADAS AOS MICROCONTROLADORES	64
4.4.1 Tarefas do ATMEGA328p (a)	64
4.4.2 Tarefas do AT91SAM3X8E (b)	66

4.4.3 Tarefas do ESP8266 (c)	70
4.5 TEMPO DE EXECUÇÃO DAS TAREFAS	75
4.6 ESCALONAMENTO DAS TAREFAS NOS MICROCONTROLADORES.....	77
4.6.1 Escalonamento empregado no ATMEGA328p	78
4.6.2 Escalonamento empregado no AT91SAM3X8E	80
4.6.3 Escalonamento empregado no ESP8266	83
4.7 SOFTWARE COMPUTACIONAL PARA AQUISIÇÃO DOS DADOS	84
4.8 CONSTRUÇÃO DA BASE DE DADOS	85
4.9 SEGMENTAÇÃO DOS SINAIS E EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS	86
4.10 CLASSIFICADOR POR REDES NEURAIS ARTIFICIAIS	90
5 RESULTADOS	96
5.1 SISTEMA DE AQUISIÇÃO FÍSICO.....	96
5.2 VALIDAÇÃO DO ESCALONAMENTO DO ATMEGA328P	99
5.3 VALIDAÇÃO DO ESCALONAMENTO NO AT91SAM3X8E	101
5.4 VALIDAÇÃO DO ESCALONAMENTO NO ESP8266	103
5.5 VALIDAÇÃO DA AQUISIÇÃO DE SINAIS	105
5.6 ANÁLISE DOS DADOS OBTIDOS	109
5.7 RESULTADOS OBTIDOS DO CLASSIFICADOR	110
5.8 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS.....	113
6 CONCLUSÃO.....	115
REFERÊNCIAS.....	117
APÊNDICE A - Tabela de resultados obtida ao executar os 60 treinamentos com várias topologias de Redes Neurais Artificiais MLP	127

1 INTRODUÇÃO

A preocupação com o número de acidentes decorrentes da irresponsabilidade de motoristas é mundial. Nem sempre uma pessoa está em condições de dirigir, o que implica no desenvolvimento de sistemas voltados a evitar acidentes com base em reconhecimento de certos comportamentos do condutor, como sonolência ou desatenção, ou até mesmo de sistemas de direção inteligentes, os quais buscam tornar-se minimamente dependentes de uma pessoa no comando.

De acordo com a *The National Highway Traffic Safety Administration* (NHTSA), uma agência internacional de segurança no trânsito, cerca de 160 bilhões de euros são gastos anualmente com acidentes apenas no continente europeu, sendo cerca de 100.000 ocorrências ocasionadas por motoristas distraídos ou sonolentos (JABBAR *et al.*, 2018) responsáveis por até 900 mortes ao ano (MCDONALD *et al.*, 2018). Esses índices denotam a necessidade da prevenção de acidentes não apenas no cenário nacional, mas em grande parte do cenário internacional.

Em um *ranking* mundial de acidentes de trânsito, o Brasil ocupa a quinta posição mundial de acordo com a Organização Mundial da Saúde (OMS), o qual em um período de 10 anos, entre 2008 e 2017, observou-se um aumento de 41% no número de indenizações pagas pelo Seguro Obrigatório de Danos Pessoais Causados por Veículos Automotores de Via Terrestre (DPVAT) (GANDRA, 2018). Nota-se uma evolução no índice de acidentes, causados em 90% das situações por falhas humanas segundo o Observatório Nacional de Segurança Viária (ONSV) (SAYAO, 2015).

Com o objetivo de auxiliar o motorista, tecnologias veiculares de prevenção de acidentes estão sendo desenvolvidas no mundo todo. Os Sistemas Avançados de Assistência ao Motorista (ADAS, em inglês, *Advanced Driver Assistance Systems*) têm sido incluídos em veículos comerciais, sendo em grande maioria não invasivos, ou seja, sem contato físico diretamente com o corpo do motorista (CHOWDHURY *et al.*, 2018).

Para proporcionar o auxílio adequado a motoristas cansados e / ou fadigados, algumas fabricantes como a Ford, a Toyota e a Volvo instalam dispositivos de imagem nos veículos, que operam conforme o movimento dos olhos e da cabeça da pessoa que está dirigindo, provocando avisos visuais e sonoros quando algum nível de sonolência é detectado. Por outro lado, outras fabricantes como a Volkswagen e a Mercedes-Benz optam por utilizar apenas sensores que monitoram o movimento do

volante (CHOWDHURY *et al.*, 2018), tendo este último uma relação direta com a maneira a qual motoristas cansados estão habituados a dirigir (ABAS; MELLOR; CHEN, 2014; CHAI *et al.*, 2018; LI; CHEN; *et al.*, 2017).

Outras técnicas eficientes para detectar o cansaço de motoristas são os Sistemas de Aviso de Saída de Faixa (LDWS – *Lane Departure Warning Systems*), que consistem no monitoramento constante da dirigibilidade do veículo tendo como parâmetro principal a distância do centro geométrico deste em relação as faixas de rodagem das rodovias (ABAS; MELLOR; CHEN, 2014; CHAI *et al.*, 2018; LIANG *et al.*, 2017), implementados por meio de câmeras instaladas no para-brisas de veículos. Sistemas deste tipo já são utilizados em veículos Ford e Volkswagen, porém dependem da qualidade e da visibilidade das faixas pintadas nas rodovias (CHOWDHURY *et al.*, 2018).

Há ainda outras técnicas não-invasivas aplicadas na detecção do comportamento de motoristas, utilizando sinais de eletrocardiografia (ECG), extraídos do condutor por meio de sensores instalados no volante (ARAKAWA; SAKAKIBARA; KONDO, 2018; JUNG; SHIN; CHUNG, 2014). Outros sinais biológicos comumente empregados na avaliação dos índices de cansaço de motoristas são os de eletroencefalograma (EEG), eletromiografia (EMG) e de sinais elétricos advindos da pele (CHAI *et al.*, 2018), porém a aquisição destes sinais depende de equipamentos externos que podem às vezes atrapalhar a dirigibilidade, não sendo tão eficazes quanto os sistemas que dependem puramente de sinais advindos do veículo.

Por mais que sinais biológicos ainda não sejam viáveis devido a, na maioria das vezes, necessitarem de contato direto com o motorista em partes do corpo bem específicas, há algumas técnicas que analisam níveis de fadiga com base nesses métodos com grande eficiência. Com base em eletro-oculograma, por exemplo, através de um óculos de eletrodos, é possível identificar sonolência e fazer o registro disso através de plataformas em nuvem (ARTANTO *et al.*, 2017). Já através de EEG, pode-se verificar quando o motorista entra em estado de dormência (LIANG *et al.*, 2017) e, de acordo com os pequenos intervalos de desatenção do motorista junto das medidas do sistema LDW, determinar se a pessoa está ou não em condições de continuar dirigindo.

Pode-se afirmar que já existem sistemas para o monitoramento das condições de dirigibilidade, com precisão de até 78% (LI; LI; *et al.*, 2017), apenas com a medição de velocidade angular volante do veículo, que, se funcionando em tempo real, pode

auxiliar diretamente na prevenção de acidentes caso emita qualquer tipo de aviso para despertar ou alertar um motorista sonolento. Há ainda sistemas baseados em câmeras, que detectam sinais de sonolência através da quantidade de bocejos durante um percurso com precisão de até 81% (JABBAR *et al.*, 2018), ou que operam com base na análise do movimento das pálpebras, podendo acusar o estado do motorista em conjunto com os sinais de um sistema LDW, baseado na aplicação da transformada de Hough nas imagens (KATYAL; ALUR; DWIVEDI, 2014).

Também é possível realizar um monitoramento levando em consideração o uso de uma câmera com iluminação infravermelho voltada a aquisição de imagens do rosto do motorista e a velocidade do veículo (AIDMAN *et al.*, 2015), bem como, utilizando exclusivamente câmera, pode-se chegar a um resultado parecido (LEE *et al.*, 2018).

Além de detectar o comportamento do motorista, é possível ainda identificá-lo com base em seu modo de condução (WAKITA *et al.*, 2005) por meio de sinais advindos exclusivamente do veículo. Esta técnica, se implementada, permitiria a adaptação do veículo ao motorista, logo, seria possível controlar a temperatura dentro da cabine, o volume do sistema sonoro, entre outras características, levando como base o perfil da pessoa que está conduzindo o veículo durante o trajeto. Além disso, com a possibilidade de controle dos periféricos do veículo, esse sistema poderia ser a base para um dispositivo de alerta no caso da detecção de cansaço do motorista.

Até então foram apresentadas técnicas para a medição do índice de cansaço, que podem tanto prevenir um acidente com antecedência quanto servir de opcional na compra de um veículo novo. Como descrito, um dos fatores fundamentais na identificação de motoristas sonolentos é o movimento angular do volante, logo este pode servir também como um indicativo de motoristas que têm o costume de dirigir sem as mãos, seja para falar ao celular ou até manusear objetos no interior do veículo, aumentando a probabilidade de causar um acidente.

Além disso, já existem sistemas de detecção da posição das mãos no volante através de sensores instalados em seu envoltório (EVARTS *et al.*, 2013; KLAUSNER; GRIMM, 2006), porém, devido a inserção de sensores de pressão, este tipo de sistema, além de invasivo ao veículo, pode não ser de instalação viável fora da fábrica. Outros sistemas podem ajudar o motorista em situações mais extremas, por exemplo, evitando um atropelamento através de sensores instalados na frente do veículo e atuadores na barra de direção em veículos autônomos (ZWICKY *et al.*, 2017). Em

veículos conduzidos por um motorista, um sistema que detecta as mãos deste no volante também seria uma opção para alertá-lo em uma situação de distração e consequentemente evitar um acidente.

Nota-se que outros dados além dos advindos do volante podem ser importantes na classificação de comportamento do motorista. A velocidade do veículo pode ser um fator determinante (AIDMAN *et al.*, 2015), bem como vários sinais biológicos já mencionados. Para a construção de um sistema robusto, seria necessário que este possuísse capacidade de leitura de grandezas veiculares, biológicas e ainda de outros sensores externos, o que abrangeria todos as tecnologias citadas até então.

Com base nesses casos, percebe-se a necessidade de desenvolvimento de sistemas capazes de ler e interpretar sinais analógicos, inerciais e veiculares por meio de redes CAN (em inglês, *Controller-Area-Network*), giroscópios, acelerômetros e conversores analógico-digitais (ou conversores A/D). A interpretação na maioria deles ocorre por Redes Neurais Artificiais (RNAs), os quais na maioria utilizam como entradas o sensoriamento do volante, de câmeras ou de sinais biológicos quando o assunto é detecção de comportamento. Nesse cenário, é de grande valia a possibilidade de adicionar sensores de variados tipos, funcionando por meios cabeados ou sem fio, até que se obtenha um resultado adequado. Logo, um sistema de aquisição de dados é fundamental ao desempenho de uma tecnologia e à construção de uma base de dados eficiente para o desenvolvimento do sistema final.

1.1 OBJETIVOS

A presente dissertação tem por objetivos geral e específicos os apresentados nas seções a seguir.

1.1.1 Objetivo Geral

Este trabalho tem por objetivo geral desenvolver um dispositivo para aquisição de sinais veiculares através da rede CAN, biológicos invasivos ou não-invasivos, através de conversores analógico-digitais, e inerciais a fim de gerar uma base de dados que possa subsidiar futuros trabalhos cujo objetivo seja detectar

comportamentos do motorista e desenvolver um classificador por Redes Neurais Artificiais para a detecção da ausência das mãos do motorista no volante enquanto o veículo está em movimento.

1.1.2 Objetivos Específicos

A este trabalho, foram atribuídos os seguintes objetivos específicos:

- Projetar um circuito de aquisição de dados veiculares via CAN;
- Projetar módulos sem fios para monitoramento da movimentação do volante;
- Disponibilizar seis canais A/D para leitura de sensores biomédicos e / ou outros não nativos do veículo, a fim de monitorar sinais biológicos do motorista como EMG, EOG e ECG;
- Propor uma arquitetura de *hardware* com processamento distribuído para estabelecer a comunicação com os módulos inerciais, o automóvel, os canais A/D e o computador;
- Projetar uma central de gerenciamento dos dispositivos de aquisição;
- Projetar *softwares* de aquisição de dados;
- Desenvolver uma rotina para a medição do tempo de execução das tarefas de aquisição, empacotamento e envio dos dados entre todos os módulos;
- Propor e implementar, em microcontroladores, *softwares* em tempo real sincronizados para a execução das rotinas de aquisição, empacotamento e envio dos dados adquiridos à central, bem como da central ao computador;
- Definir um protocolo de coleta de dados voltado à classificação quanto a condução do veículo com ou sem as mãos do motorista no volante;
- Extrair características dos sinais coletados e classificar estes por meio de uma Rede Neural Artificial MLP (em inglês, *Multilayer Perceptron* ou Perceptron de Múltiplas Camadas).
- Avaliar a coerência dos sinais amostrados e os resultados obtidos do sistema de classificação.

1.2 JUSTIFICATIVA

Em função do número elevado de acidentes de trânsito e ao constatar a necessidade de redução deste índice, julgou-se importante desenvolver um sistema de reconhecimento da presença das mãos no volante com o objetivo de alertar o motorista em uma ocasião de distração. Além disso, ao verificar os sistemas de auxílio ao motorista já desenvolvidos, apresentados na introdução deste trabalho, percebeu-se que muitos deles utilizam dados obtidos por sensoriamento inercial, biológico e veicular, o que levou à necessidade de elaborar um sistema capaz de fazer a aquisição de todos esses sinais e, com eles, gerar uma base de dados completa voltada à classificação comportamental do motorista.

1.3 ORGANIZAÇÃO

Este trabalho está organizado em outros cinco capítulos além da introdução, na qual é apresentada toda a contextualização do tema. No Capítulo 2 são apresentados todos os conceitos básicos necessários ao desenvolvimento do sistema de aquisição e classificação. São mostrados os principais conceitos sobre redes de comunicação CAN veiculares, sobre técnicas de aquisição de dados por conversores A/D, diagnóstico automotivo e sensores inerciais e, ainda, é feita uma breve explicação sobre redes neurais artificiais.

A metodologia de desenvolvimento do sistema é abordada no Capítulo 3, o qual apresenta todas as etapas necessárias à construção do sistema físico de aquisição e do sistema *off-line* de classificação. Posteriormente, no Capítulo 4, é apresentado todo o desenvolvimento das etapas citadas.

Os resultados obtidos do sistema de aquisição e do classificador são mostrados e discutidos no Capítulo 5 e, no Capítulo 6, são apresentadas todas as conclusões e trabalhos futuros a ser desenvolvidos com base no que foi apresentado durante este trabalho.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo, a fundamentação teórica necessária ao desenvolvimento do trabalho será relatada, a começar pelos meios de comunicação e tecnologias de aquisição e classificação de dados, e terminar pelas plataformas que serão utilizadas no desenvolvimento.

2.1 CONTROLLER-AREA-NETWORK

Em desenvolvimento desde a década de 1980, o protocolo CAN difundiu-se mundialmente como principal meio de comunicação entre as Unidades de Controle Eletrônicas (ECU ou *Electronic Control Unit*) de um veículo (ABBOTT-MCCUNE; SHAY, 2016; LUGLI; SANTOS, 2009). Por ser empregada com topologia em barramento, pode-se utilizar apenas um par trançado de fios como via de comunicação entre as ECUs, sendo desnecessária a interrupção quando há necessidade de inserir um novo elemento de comunicação na rede (ISO 11898-2, 2003).

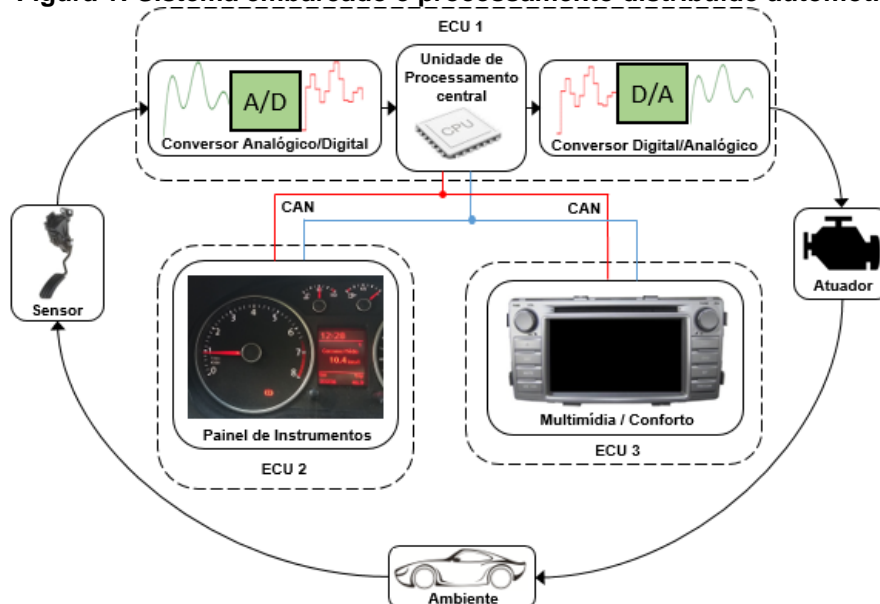
Dentro de um veículo, as ECUs são os elementos responsáveis pela aquisição de sinais advindos de sensores, por processá-los e então disponibilizá-los, já filtrados e tratados, para uso posterior em todos os sistemas que necessitam deles para a manutenção, conforto e segurança do carro (LIN *et al.*, 2013). A implementação de um barramento CAN, portanto, pode ser de grande utilidade quando há a necessidade em utilizar apenas um sensor para vários sistemas como o ABS (em inglês, *Anti-lock Break System* ou Sistema de Frenagem Antitravamento) e o ESC (em inglês, *Electronic Stability Control* ou Sistema Eletrônico de Estabilidade) (GUO; JIAN; LIN, 2014; PARK; CHOI, 2016), e assim, permitir a comunicação entre dispositivos diferentes dentro de um carro através de um meio físico de baixo custo (JIMÉNEZ *et al.*, 2016).

Segurança é um fator de extrema importância ao se tratar de um sistema de processamento distribuído de um veículo, visto que qualquer dispositivo conectado ao barramento é capaz de enviar e receber dados (KOSCHER *et al.*, 2010) por meio da rede CAN. Alguns sistemas de detecção de intrusos e de criptografia digital podem ser empregados como auxiliares na segurança dos dados veiculares (MATSUMOTO

et al., 2012), mas há ainda outros equipamentos que podem ser utilizados na quebra da segurança para a obtenção de dados do carro (ABBOTT-MCCUNE; SHAY, 2016).

Com o objetivo de demonstração de aplicação da comunicação por meio de rede CAN e exemplificar o conceito de processamento distribuído em sistemas embarcados automotivos, a Figura 1 apresenta uma rede de dados veicular que conecta tanto um sistema de multimídia quanto o painel e a ECU de controle do motor, em uma mesma rede, de um automóvel qualquer. A comunicação se dá por meio de apenas dois fios, sendo as informações que trafegam no barramento de natureza totalmente distintas, como por exemplo, ao passo que a velocidade pode estar sendo exibida no painel do carro, o motor também pode utilizá-la em seu controle (MARWEDEL, 2011).

Figura 1: Sistema embarcado e processamento distribuído automotivo



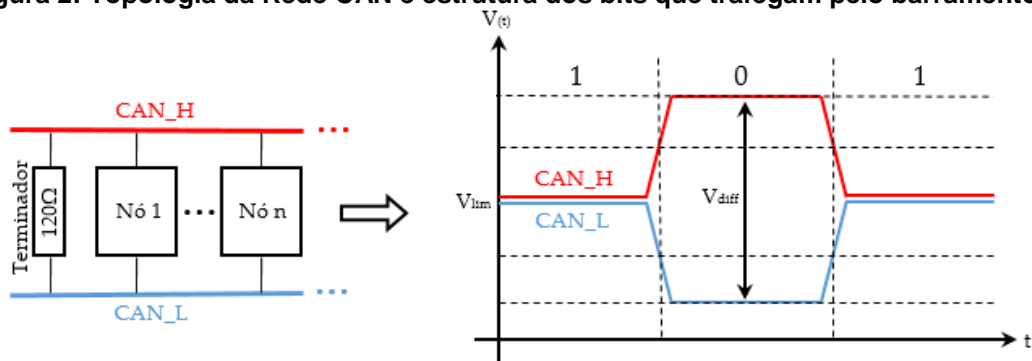
Fonte: Autoria Própria.

Um veículo pode ser uma excelente fonte de dados, logo, nota-se a importância de compreender o funcionamento do protocolo CAN com o objetivo de ler e interpretar as informações adquiridas por meio deste. Uma comunicação efetiva por meio deste protocolo se dá em barramentos com até 32 dispositivos conectados (DI NATALE, 2012), sendo necessário em ambas as extremidades a presença de terminadores que evitam perda de dados pelo fenômeno de reflexão (RICHARDS, 2002).

Dois fios denominados de *CAN High* e *CAN Low* (DI NATALE, 2012; LUGLI; SANTOS, 2009), interligados por um resistor terminador de 120Ω , são necessários

para estabelecer a comunicação por CAN entre dois nós. A identificação dos bits na rede se dá pela tensão diferencial (V_{diff}) entre as linhas CAN High (CAN_H) e CAN Low (CAN_L), sendo a primeira sempre com tensão superior a 2,5 V (V_{lim}) (ISO 11898-2, 2003) e a segunda inferior a esse mesmo limiar, conforme apresenta a Figura 2. Se a tensão entre ambas as linhas for próxima de zero, têm-se um bit recessivo (1), caso contrário, têm-se um bit dominante (0).

Figura 2: Topologia da Rede CAN e estrutura dos bits que trafegam pelo barramento.



Fonte: Adaptado de (LUGLI; SANTOS, 2009).

A gestão das informações dentro do barramento é regulamentada pela ISO 11898 (DI NATALE, 2012), no qual trafegam mensagens ou *frames*. Cada *frame* é contido de um ID (em inglês, Identifier ou Identificador) de 11 bits no CAN 2.0A ou 29, no CAN 2.0B (LUGLI; SANTOS, 2009), sendo este o responsável por arbitrar a transmissão de informações dentro do barramento. O menor identificador sempre será o prioritário em relação aos maiores, logo, os de menor prioridade serão transmitidos apenas após os de maior prioridade (CORRIGAN, 2012).

Uma mensagem CAN é estruturada conforme a Figura 3 no protocolo CAN 2.0A. Dos campos apresentados, além do ID, há outros dois fundamentais: DLC (em inglês, *Data Length Code* ou Código de Identificador de Comprimento dos Dados) e o campo de Dados, dos quais o primeiro define a quantidade de bytes contida na mensagem e o segundo armazena a informações úteis enviadas por uma ECU.

Figura 3: Estrutura de uma mensagem CAN do tipo 2.0A



Fonte: Adaptado de (LUGLI; SANTOS, 2009).

Uma mensagem CAN pode carregar até 8 bytes de dados úteis, sendo este o número máximo especificado no DLC, um código de 4 bits que varia entre 0 e 8 conforme a quantidade de informações úteis contidas na mensagem (CAN IN AUTOMATION, 2017). Os campos SOF (em inglês, *Start-of-Frame* ou Início da Mensagem), EOF (em inglês, *End-of-Frame* ou Fim da Mensagem) e IFS (em inglês *Inter-Frame Space*, ou Espaço entre Mensagens) são responsáveis pela sincronização da ECU que está transmitindo com a outras no barramento, ao passo que os campos CRC (em inglês, *Cyclic Redundancy Check* ou Checagem de Redundância Cíclica) e ACK (em inglês, *Acknowledgement* ou Reconhecimento) atuam na detecção e correção de erros de transmissão.

Existem dois tipos de mensagens CAN, remota ou de dados, definidas pelo campo RTR (em inglês, *Remote Transmission Request* ou Requisição de Transmissão Remota), logo para que a ocorra a transmissão de uma mensagem de dados ao barramento, é necessário que esse bit esteja configurado como 0. O protocolo CAN 2.0A opera com o campo IDE (em inglês, *Identifier Extension* ou Extensão do Identificador) em 0 (DI NATALE, 2012), o que significa configurar todas as mensagens dentro do barramento com identificadores de 11 bits. Por fim, o campo r0 (Reservado 0) refere-se a futuras atualizações do protocolo CAN, as quais podem ser implementadas e identificadas por este bit, logo este é utilizado em seu valor padrão (0) (CORRIGAN, 2012).

O protocolo CAN não é nativo na maioria dos microcontroladores de baixo custo, logo é necessário que seja implementada uma interface por meio de um conjunto composto por um transdutor e um microcontrolador dedicado. Para esta tarefa serão utilizados o TJA1050, um transdutor em conformidade com a ISO 11898 (ARDUINO, 2018), e o MCP2515 (MICROCHIP TECHNOLOGIES, 2005), um interpretador CAN que se comunica via SPI (em inglês, *Serial Peripheral Interface* ou Interface Periférica Serial) com qualquer dispositivo compatível a esse protocolo, como é o caso da maioria dos microcontroladores.

O SPI é um protocolo serial *full-duplex*, ou seja, a comunicação entre os dispositivos se dá por meio bidirecional instantâneo e sincronizado, logo, a cada byte transmitido, um byte é recebido (FOROUZAN, 2006). É o protocolo padrão para a comunicação entre microcontroladores e vários outros dispositivos como cartões de memória SD (em inglês, *Secure Digital*), memórias EEPROM (em inglês, *Easy Erasable Programmable Memory* ou Memória de Fácil Reprogramação) e outros que

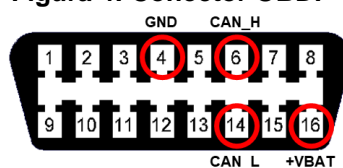
necessitem de alta confiabilidade e velocidade (ANAND N *et al.*, 2014). Através desse protocolo, um barramento CAN já foi estruturado utilizando o transdutor TJA1050 e o MCP2515, sendo administrado por meio de um Arduino à taxa de 500 Kb/s (FARINELLI; STEVAN JR., 2016).

O controle total da interface CAN é feito pelo mestre, logo é ele o responsável por administrar todas as informações a serem recebidas do barramento e processá-las. Essa característica permite a execução de uma técnica chamada de “Diagnóstico Automotivo”, amplamente utilizada em aquisição de dados, explanada na próxima seção.

2.2 DIAGNÓSTICO AUTOMOTIVO

Desde 2011, veículos produzidos ou importados para território nacional, são obrigados por lei a possuir um sistema de controle de emissão de poluentes (SILVA, M., 2004), o chamado OBDII (em inglês, *On-Board Diagnostics II* ou Diagnóstico de Bordo II). O OBD é um conector, mostrado na Figura 4, que dá acesso a uma ECU voltada apenas a este propósito, e por meio dela, além de informações sobre poluentes, podem ser consultadas outras como velocidade instantânea do veículo, velocidade de rotação do motor e sua temperatura, entre outros (SAE J1979, 2006).

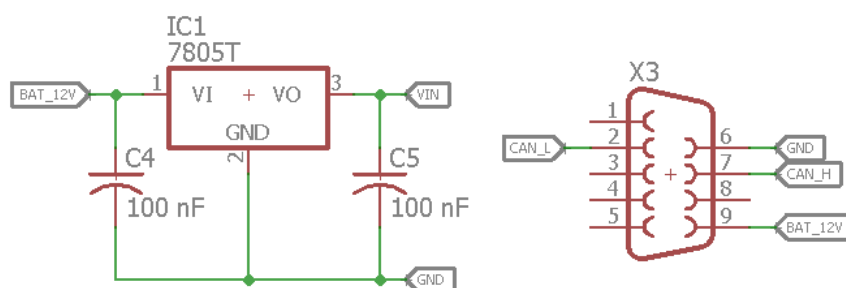
Figura 4: Conector OBD.



Fonte: Baseado em (MONIAGA *et al.*, 2018).

Através do conector OBD é possível obter tanto uma tensão de alimentação (+VBAT), a mesma proveniente da bateria, quanto o próprio aterramento do carro (GND). O barramento CAN da ECU de diagnóstico também pode ser acessado por meio do OBDII através dos pinos 6 (CAN_H) e 14 (CAN_L), sendo este acesso o suficiente para a aquisição de informações por meio de diagnóstico automotivo. Um equipamento externo, se conectado aos pinos citados, não precisa de outra fonte de alimentação, mas sim de um regulador no caso de operar com tensão abaixo da bateria do veículo, conforme mostrado na Figura 5.

Figura 5: Circuito de regulação de tensão do sistema de aquisição.



Fonte: Baseado em (TEXAS INSTRUMENTS, 2003).

O regulador utilizado no circuito é o LM7805, capaz de reduzir tensões de até 25 V para 5 V, e, a ele, devem ser acoplados dois capacitores de 100 nF para filtragem de ruídos digitais conforme sugestão do fabricante (TEXAS INSTRUMENTS, 2003). Como o padrão na maioria das interfaces CAN comerciais é um conector DB-9 deve-se realizar as conexões conforme sugere a Figura 5 (KVASER AB, 2014; VECTOR, 2016), então este pode ser utilizado como forma de permitir mobilidade ao sistema através de um cabo que possa ser removido.

Toda a informação referente aos sistemas do veículo que trafega livremente pelo barramento CAN é propriedade da fabricante e, até por questões de segurança, não devem ser modificadas (VECTOR, 2010) portanto, é importante que qualquer aquisição de dados seja feita por meios normatizados, pois isso evita causar qualquer tipo de erro na comunicação interna do automóvel.

Duas normas são base para aquisição de dados por diagnóstico automotivo, sendo a ISO 15031 voltada à estrutura das mensagens de requisição e resposta, e a SAE J1979 a todas as informações que podem ser retornadas após a realização de uma requisição (SAE J1979, 2006). De todos os serviços de aquisição citados pela SAE J1979, o serviço 01 destaca-se como suficiente para a aquisição de dados, visto que a grande maioria das grandezas veiculares podem ser adquiridas por meio deste.

Cada parâmetro adquirido do veículo é identificado por um código PID (em inglês, *Parameter Identifier* ou Identificador de Parâmetro) hexadecimal e possui um método matemático padrão para ser decodificado (SAE J1979, 2006). Para obter qualquer informação pelo serviço 01, deve-se enviar uma mensagem ao barramento veicular com ID 0x7DF e DLC 0x08, acompanhado do campo de dados formatado conforme apresenta a Figura 6.

Figura 6: Formato de uma mensagem de requisição generalizada

ID	DLC	Dados							
		D7	D6	D5	D4	D3	D2	D1	D0
0x7DF	0x08	Número de bytes úteis consecutivos	Serviço	PID	PID	PID	PID	PID	PID

Fonte: Baseado em (SAE J1979, 2006).

O primeiro byte de dados da mensagem (D7) deve conter o número de bytes úteis subsequentes, os quais precisam ser interpretados pela ECU de diagnóstico do veículo. Nesse caso, se for feita a requisição de um ou mais PIDs, então esse número será a soma de 1 byte relacionado ao serviço 0x01 (D6) mais a quantidade total de PIDs requisitados (D5 a D0), totalizando no máximo 0x07 (SAE J1979, 2006).

Ao receber a requisição, a ECU deve responder com uma mensagem de ID 0x7E8 e DLC também de 8 bytes. Esta mensagem pode ser de três estruturas diferentes, variando conforme a quantidade de bytes retornada para cada PID conforme apresenta a Figura 7. O que difere os três tipos de resposta é o primeiro *nibble* do primeiro byte de dados (D7) que será 0 no caso de um SF (em inglês, *Single Frame* ou Mensagem Única), 1 quando um FF (em inglês, *First Frame* ou Primeira Mensagem) for recebido ou 2 no caso de um CF (em inglês *Consecutive Frame*, ou Mensagem Consecutiva).

Figura 7: Formato das mensagens SF (a), FF (b), CF (c) de resposta à uma requisição.

SF									
ID	DLC	Dados							
		D7	D6	D5	D4	D3	D2	D1	D0
0x7E8	0x08	Número de bytes	Serviço + 0x40	PID	A	B	C	D	E

(a)

FF									
ID	DLC	Dados							
		D7	D6	D5	D4	D3	D2	D1	D0
0x7E8	0x08	0x1n	Número de bytes	Serviço + 0x40	PID	A	B	C	D

(b)

CF									
ID	DLC	Dados							
		D7	D6	D5	D4	D3	D2	D1	D0
0x7E8	0x08	0x2n	E	F	G	H	I	J	K

(c)

Fonte: Adaptado de SAE J1979 (2006).

Quando os PIDs requeridos puderem ser respondidos com apenas uma mensagem CAN, a ECU enviará um SF com identificador 0x7E8, e nada além disso, estando apta ao recebimento de uma nova requisição. Esta mensagem será contida de um número indicando quantos são os bytes úteis do campo de dados (D7) e do serviço, acrescido de 0x40 unidades (D6), além do PID requisitado (D5) e seus n bytes de resposta (D4 a D0) demarcados de A a E pela Figura 7 (a).

Se a quantidade de informações requisitadas não couber em apenas uma mensagem CAN, ou seja, se o número de bytes da informação for superior a 7, a ECU responderá com um *frame* FF, conforme mostra a Figura 7 (b), contido de sua identificação no maior *nibble* de D7 (1) e com o tamanho em bytes da informação completa, constituído do menor *nibble* de D7 (n) e do byte D6 completo, totalizando 12 bits e remetendo ao fato do tamanho máximo da mensagem ser de 2^{12} ou 4096 bytes.

Da mesma forma como no SF, o próximo byte de um FF é o serviço de aquisição de dados acrescido de 0x40 unidades (D5), bem como do PID (D4) e da parte inicial dos dados da resposta (D3 a D0). Por fim, após o recebimento do FF, a enviada a mensagem de resposta pela ECU de diagnóstico por meio de CFs, com estrutura semelhante à apresentada na Figura 7 (c), sendo o primeiro *nibble* do byte D7 do campo de dados constituído da identificação da mensagem ($D7 \geq 2$) e o segundo da ordem (n), por questões de organização e garantia de sequência. Por fim, os bytes D6 à D0 apresentam a continuidade da informação (E à K), que será enviada por meio de CFs pela ECU até que a resposta completa tenha sido enviada.

Um CF será recebido somente se um FC (em inglês, *Flow Control* ou Mensagem de Controle de Fluxo), com estrutura semelhante à apresentada na Figura 8, for enviada pelo equipamento externo à ECU veicular após o recebimento de um FF. Essa mensagem, com ID 0x7E0, DLC 0x08 e D7 0x30, é utilizada para garantir que todas as CFs serão lidas pelo equipamento em tempo hábil, sem que informações, ou partes delas, sejam perdidas. Os demais bytes são completados com 0x00.

Ao requisitar vários PIDs, a resposta é organizada de dado em dado conforme a ordem requisitada. Após os campos introdutórios, vindos por meio do FF ou do SF, há a indicação do PID requisitado seguido por seus bytes de dados, especificados para alguns casos conforme apresenta a Tabela 1 (SAE J1979, 2006). Ao exibir todos os dados do referido PID, o próximo byte da resposta conterá o próximo PID, na ordem

requisitada, também acompanhado de seus dados, e assim acontece até que todas as respostas referentes à requisição sejam enviadas pela ECU.

Figura 8: Estrutura de uma mensagem de controle de fluxo.

FC									
ID	DLC	Dados							
		D7	D6	D5	D4	D3	D2	D1	D0
0x7E0	0x08	0x30	0x00	0x00	0x00	0x00	0x00	0x00	0x00

Fonte: Adaptado de SAE J1979 (2006).

Tabela 1: PIDs constantes na norma SAE J1979.

PID	Descrição	Unidade	Número de bytes retornado	Interpretação
0x00	Retorna os PIDs disponíveis de 0x01 a 0x20	-	4	Detalhado pela Figura 9
0x04	Carga do motor calculada	%	1	$\frac{100}{255} \cdot A$
0x05	Temperatura do Líquido de Arrefecimento	°C	1	$A - 40$
0x0C	Rotação do Motor	RPM	2	$\frac{256 \cdot A + B}{4}$
0x0D	Velocidade do Veículo	Km/h	1	A
0x1F	Tempo desde o acionamento do motor	s	2	$256 \cdot A + B$
0x2F	Nível de Combustível	%	1	$\frac{100}{255} \cdot A$
0x42	Tensão da Bateria	V	2	$\frac{(256 \cdot A + B)}{1000}$
0x49	Posição Absoluta do Pedal	%	1	$\frac{100}{255} \cdot A$

Fonte: Adaptado de SAE J1979 (2006).

Cada PID consiste de um código hexadecimal e nem todos são suportados por todos os veículos. O PID 0x00 é universal (SAE J1979, 2006), adquirido pelo serviço 01 e, a partir dele, é possível descobrir quais outros PIDs podem ser requisitados do veículo conforme apresenta a codificação da Figura 9. Os bytes A à D indicam as informações disponíveis no veículo bit a bit, sendo 1 para compatibilidade (S) e 0 para incompatibilidade (N). Neste exemplo, há a compatibilidade com vários PIDs, como o 0x04, que indica a carga calculada aplicada ao motor, e o PID 0x20, que possui estrutura semelhante ao PID 0x00, porém permite a verificação dos PIDs de 0x21 a 0x40.

Figura 9: Codificação do PID 0x00 universal.

	Byte A					Byte B					Byte C					Byte D																
	0xF8					0x03					0xC0					0x01																
	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	S	S	S	S	S	N	N	N	N	N	N	N	N	N	S	S	S	S	S	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	S	
PID	1	2	3	4	5	6	7	8	9	A	B	C	D	E	F	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	1A	1B	1C	1D	1E	1F	20

Fonte: Adaptado de SAE J1979 (2006).

Uma informação importante, mas que não pode ser obtida por meio de diagnóstico, é a do movimento angular do volante. Alguns veículos, geralmente os dotados de direção elétrica, possuem essa informação trafegando livremente em seu barramento CAN, a qual pode ser acessada diretamente apenas lendo a mensagem referente à esta informação. Por questões de segurança, o acesso ao barramento de comunicação do veículo não é algo tão simples pois é necessário que o fabricante disponibilize qual é a mensagem CAN que carrega essa informação ou que seja feito algum tipo de engenharia reversa (NAVET; SIMONOT-LION, 2009). Por outro lado, na maioria dos casos, é necessário um método para a verificação do movimento do volante, que pode ser feito por meio de um sistema micro-eletromecânico conforme apresenta a próxima seção.

2.3 SISTEMAS MICRO-ELETROMECÂNICOS DE NAVEGAÇÃO

Um dos benefícios que o avanço da tecnologia permitiu é o monitoramento de sistemas de navegação inercial por meio de pequenos chips, como é o caso do microcontrolador MPU6050 que contém um giroscópio e um acelerômetro incorporados em apenas um chip SMD (em inglês, *Surface-Mounted Device* ou Dispositivo de Montagem em Superfície) de dimensões reduzidas (INVENSENSE, 2018). Um acelerômetro é capaz de medir não somente a aceleração ao longo de um eixo em um sistema triaxial, mas também a inclinação deste eixo (BHATTACHARYYA *et al.*, 2013).

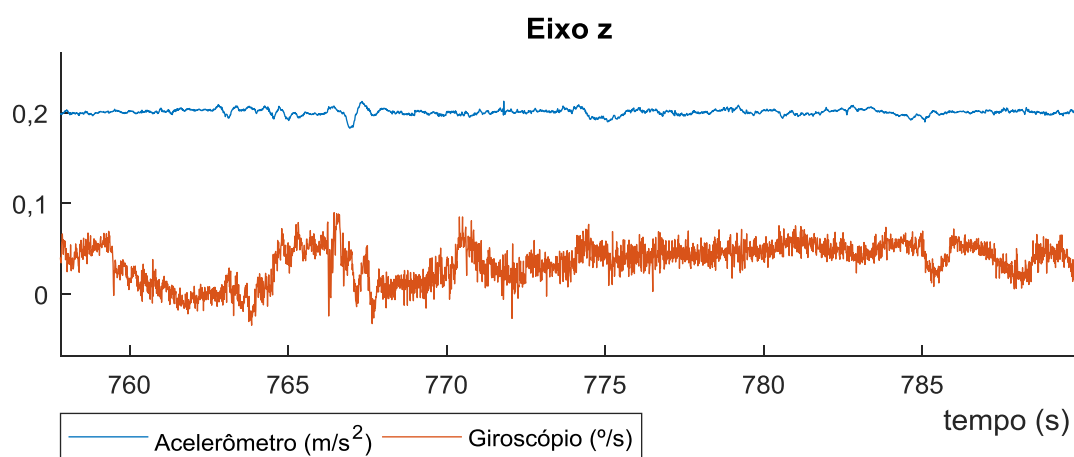
Essas características permitem que as unidades de medição inerciais (IMU, do inglês, *Inertial Measurement Unit*) sejam aplicadas desde na identificação de movimentos do corpo (ALVES MENDES JR. *et al.*, 2017) até no controle de precisão no lançamento de foguetes (BEAUDOIN *et al.*, 2018). Em ambiente automotivo, os sensores inerciais têm se sobressaído em aplicações de mapeamento de solo rural

(CHRISTIANSEN *et al.*, 2017; G. KUMAR *et al.*, 2017), de localização (MENG; WANG; LIU, 2017; VIVACQUA; VASSALLO; MARTINS, 2017) e de sistemas ADAS (SANDSTRÖM *et al.*, 2017), portanto, um sistema de medição inercial pode ser utilizado também para verificação do movimento angular do volante ou da barra de direção de um veículo (LAWOYIN; FEI; BAI, 2015) e, assim, tornar-se parte de um sistema de detecção de mãos no volante.

Apesar de ter grande aplicação no campo automotivo, alguns ruídos intrínsecos do sistema inercial como o *bias* (ou *offset*) podem atrapalhar na classificação de movimentos de precisão, porém, em sistemas de maior amplitude, estes ruídos podem ser desconsiderados (DU; SUN; GAO, 2017). O sinal pode ser adquirido do MPU6050 por meio de I²C, um protocolo comum na comunicação entre circuitos integrados (OLIVER *et al.*, 2015).

A extração de características de um sistema inercial é importante, tendo em vista que o sinal advindo de um sistema deste tipo é ruidoso e de difícil interpretação conforme apresenta a Figura 10. Neste caso, o sinal é apresentado sem nenhum tipo de filtragem, diretamente do MPU6050 pelo protocolo I²C (em inglês, *Inter Integrated Circuits* ou Protocolo de Comunicação entre Circuitos Integrados), sob a condição de vibração mecânica.

Figura 10: Exemplo de sinal advindo de um sensor inercial



Fonte: Autoria Própria.

Variados tipos de operações são aplicadas aos sinais de sensores inerciais com o objetivo de extração de características em sistemas, conforme apresenta a Tabela 2. Por meio destas, algumas características como picos e valores médios são

extraídas, podendo indicar não somente a estabilidade do sensor em relação ao ambiente (CELAYA-PADILLA *et al.*, 2018), mas outras características como movimentação (ALTUN; BARSHAN; TUNÇEL, 2010) ou manobras (CERVANTES-VILLANUEVA *et al.*, 2016).

As Equações de (1) a (8) apresentam as operações mais comuns aplicadas aos dados de sensores inerciais a fim de extrair algumas de suas características. O objetivo em aplicá-las consiste em transformar vetores de dados em valores unidimensionais, nas quais:

\bar{x} representa o resultado da operação de média;

σ^2 representa a operação de variância;

γ representa o resultado da operação de torção;

K representa o resultado da operação de curtose;

σ representa o resultado da operação do desvio padrão;

x_{max} representa o resultado da operação de máximo;

x_{min} representa o resultado da operação de mínimo;

x_{Δ} representa o resultado da operação de delta;

i representa o número da amostra;

x representa a amostra;

n representa o total de amostras.

Tabela 2: Equações para extração de características dos sinais de sensores inerciais (continua).

Autores	Característica	Equações
ALTUN; BARSHAN; TUNÇEL, 2010; CELAYA-PADILLA <i>et al.</i> , 2018; CERVANTES-VILLANUEVA <i>et al.</i> , 2016; SHOAIB <i>et al.</i> , 2015	Média	$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (1)$
ALTUN; BARSHAN; TUNÇEL, 2010; CELAYA-PADILLA <i>et al.</i> , 2018; CERVANTES-VILLANUEVA <i>et al.</i> , 2016; SHOAIB <i>et al.</i> , 2015	Variância	$\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad (2)$

Tabela 2: Equações utilizadas para extração de características dos sinais de sensores inerciais (continuação).

Autores	Característica	Equações
ALTUN; BARSHAN; TUNÇEL, 2010; CELAYA-PADILLA et al., 2018; SHOAIB et al., 2015	Torção	$\gamma = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{\left(\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right)^{\frac{3}{2}}} \quad (3)$
ALTUN; BARSHAN; TUNÇEL, 2010; CELAYA-PADILLA et al., 2018	Curtose	$K = \frac{n(n+1)(n-1) \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{(n-2)(n-3) \left(\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right)^2} \quad (4)$
CELAYA-PADILLA et al., 2018; CERVANTES-VILLANUEVA et al., 2016; SHOAIB et al., 2015	Desvio Padrão	$\sigma = \sqrt{\sigma^2} \quad (5)$
CELAYA-PADILLA et al., 2018; SIIRTOLA; RONING, 2013	Máximo	$x_{max} = \max\{x_1, \dots, x_n\} \quad (6)$
CELAYA-PADILLA et al., 2018; SIIRTOLA; RONING, 2013	Mínimo	$x_{min} = \min\{x_1, \dots, x_n\} \quad (7)$
CELAYA-PADILLA et al., 2018; SIIRTOLA; RONING, 2013	Delta	$x_{\Delta} = x_{max} - x_{min} \quad (8)$

Fonte: Autoria Própria.

As operações mostradas na Tabela 2 reduzem os sinais advindos do sensoriamento inercial em grande proporção, porém ainda resta uma grande quantidade de informações. É comum, quando há muitos dados sendo adquiridos ou processados, tratar de sistemas em tempo real, principalmente no âmbito automotivo (TIGORI *et al.*, 2015; VENKATARAMAN; CHITRA, 2015). Esses sistemas garantem que várias operações sejam realizadas temporalmente em intervalos pré-definidos, os quais geram uma garantia final, conforme apresenta a próxima seção.

2.4 SISTEMAS EM TEMPO REAL

Os sistemas em tempo real (RTS, do inglês *Real-Time Systems*) têm sido empregados em diversas áreas com os mesmos objetivos: garantia de funcionamento e confiabilidade nos dados gerados. Além disso, é possível prever o resultado de um sistema desse tipo em alguns casos, pois todas as tarefas em um RTS escalonado simples, sem eventos aleatórios ou esporádicos, são executadas em intervalos de tempo pré-definidos (SHAW, 2003).

Confunde-se sistemas em tempo real com aplicações instantâneas. Por definição, um STR é caracterizado por estar sujeito a requisitos em relação à passagem do tempo, ou seja, são designadas todas as tarefas a cumprir, o tempo de cada, e a forma como esta pode ser executada. Esses requisitos fazem com que o sistema opere de maneira previsível, mesmo que em curtos intervalos de tempo, possibilitando o melhor aproveitamento de todo o *hardware* envolvido (BURNS; WELLINGS, 2009).

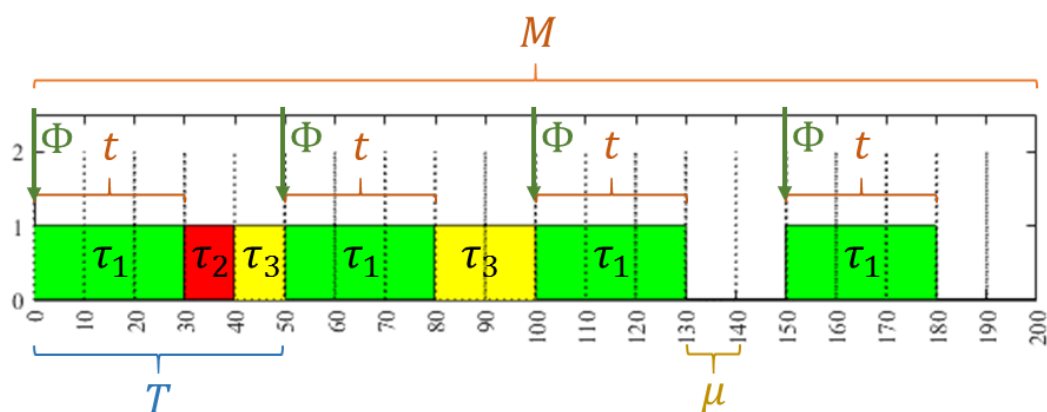
Há basicamente dois tipos de RTS que devem ser considerados: os críticos e os não críticos (SHAW, 2003). Em sistemas críticos, como em controles de aviação ou de sinalização ferroviária, erros não são permitidos por causarem catástrofes e envolverem enorme quantidade de pessoas, sendo necessária a previsão de todos os eventos que possam ocorrer. Por outro lado, em sistemas não críticos como centrais telefônicas ou sistemas bancários on-line, não há riscos físicos envolvidos, porém esses sistemas devem ser de elevada integridade e disponibilidade (ACRAS, 2016).

Em RTS, cada tarefa consiste de um trecho de código executável que possua suas próprias características temporais, podendo ser classificadas em três grupos distintos: não-críticas (ou, do inglês, *soft tasks*), seguras (ou, do inglês, *firm tasks*) ou críticas (ou do inglês, *hard tasks*). Quando uma tarefa é não-crítica, no caso de uma falha de execução ou do não comprimento de um requisito temporal, o funcionamento do sistema restante não é comprometido, diferentemente de quando há falhas em tarefas seguras, pois estas, se não executadas corretamente, não devem ser levadas em consideração pelo restante do sistema. No caso da não execução de tarefas críticas, todo o sistema pode ser comprometido tanto nos quesitos de confiabilidade quanto de sincronização, levando a consequências desastrosas (KOPETZ, 2011).

A Figura 11 apresenta um exemplo de três tarefas periódicas executadas em um escalonamento do executivo cíclico (SHAW, 2003), τ_1 , τ_2 e τ_3 , com seus

requisitos. Os primeiros passos para escalonar uma tarefa é a definição de dois períodos importantes: o de microciclos (μ), determinado através da tarefa com duração (t) menor ou do máximo divisor comum entre os períodos das tarefas, e o de macrociclos (M), escolhido a partir do mínimo múltiplo comum entre a tarefa de menor período com a de maior período. Um macrociclo deve ser suficiente para a execução de todas as tarefas, mesmo que algumas delas sejam executadas mais de uma vez devido a sua periodicidade (T). Pode haver ainda a necessidade de disparar a execução de uma tarefa após um atraso de execução (ou, do inglês, *jitter*) (Φ), no caso de dependência dos dados desta com qualquer outra tarefa.

Figura 11: Exemplo de três tarefas periódicas escalonadas em um executivo cíclico.



Fonte: Autoria Própria.

Das tarefas τ_1 , τ_2 e τ_3 , apresentadas pela Figura 11, nota-se que a tarefa τ_1 tem prioridade superior à tarefa τ_2 , com um tempo de duração maior. A tarefa τ_3 tem a menor prioridade de todas, pois é executada depois da τ_2 , e ainda interrompida pela τ_1 , exemplificando o acontecimento de uma preempção (SHAW, 2003), na qual a tarefa τ_3 é executada por completo no macrociclo, porém, por ser de menor prioridade, acaba cedendo o poder computacional para a tarefa τ_1 , para depois terminar sua execução.

Nesse ponto fica evidente a diferença entre sistemas para aplicações instantâneas e sistemas em tempo real. A base dos STR consiste em requisitos de tempo, ao passo que, em sistemas de aplicações instantâneas, a base é a prioridade de execução de todo o algoritmo de maneira mais rápida possível. Ao garantir que várias tarefas serão executadas, então se pode utilizar o mesmo hardware para várias aplicações, sejam estas voltadas à tomada de decisão, envio e recebimento de dados

ou aquisição de sinais. Na introdução desta dissertação, foram mostrados alguns trabalhos que exigem, além da aquisição dos próprios sinais veiculares, a aquisição de alguns dados biomédicos do motorista, a qual deve seguir alguns requisitos conforme apresentado na próxima seção.

2.5 AQUISIÇÃO DE DADOS

A aquisição de dados analógica é feita por meio de conversores A/D, os quais quantificam sinais com base em níveis de tensão. Um clássico exemplo de aplicação desses conversores é em sistemas de áudio e vídeo, quando é feita a gravação de arquivos em uma mídia física como em um CD (em inglês, *Compact Disk* ou Disco Compacto) (CAPUANO; IDOETA, 2000), um DVD (em inglês, *Digital Video Disk* ou Disco de Vídeo Digital), ou um *BluRay*. Os dados são convertidos do original para o digital, o que forma pulsos em frequências adequadas para futura impressão na mídia.

A frequência de amostragem dos dados é um fator importante, pois, com base nela é que se dá a correta interpretação da informação principal. Em sinais de eletromiografia de superfície (IVES; WIGGLESWORTH, 2003), por exemplo, qualquer taxa abaixo de 1 kHz pode não garantir a correta extração de características. Apesar disso, qualquer taxa acima desta pode ser mais eficiente por garantir menos perdas e maior precisão (IVES; WIGGLESWORTH, 2003).

Por outro lado, uma frequência ligeiramente menor, cerca de 250 Hz, já é suficiente para a amostragem de sinais de eletrocardiografia (ZIEMSEN; GASCH; RUEDIGER, 2008) devido a frequência natural destes sinais ser algo em torno de 30 ou 40 Hz. Nesse caso, se aplicada a mesma frequência de leitura de sinais de EMG, o sinal resultante será mais rico em dados, porém não há nenhum tipo de perda quanto à extração de características devido ao Teorema de Nyquist, o qual afirma que a taxa de aquisição deve ocorrer com frequência pelo menos duas vezes maior que a frequência natural do sinal (HAYKIN, 2001)

É comum a frequência de amostragem de 1 kHz também para sinais de eletro-oculograma (EOG) (DAUD; SUDIRMAN, 2011), aplicados, em conjunto com ECG e EMG, para detecção de comportamento do motorista, conforme foi apresentado na introdução deste trabalho. Nesse caso, pode-se considerar que a taxa de 1 kHz é suficiente para inúmeras aplicações voltadas à área de engenharia biomédica, que,

em se tratando de sistemas avançados de assistência ao motorista, pode ser considerada como uma correlata da área de engenharia automotiva.

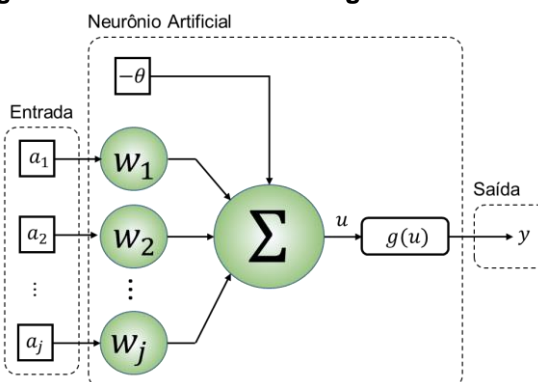
A aquisição de dados é ferramenta fundamental ao desenvolvimento de aplicações em qualquer área. Há ainda a necessidade de processar esses dados para se chegar em resultados adequados, o que pode ser feito por meio de redes neurais artificiais (RNAs) atreladas diretamente as características dos sinais, sejam estes advindos de sensoriamento biomédico, inercial ou de qualquer outra natureza (SILVA, I. N. DA; SPATTI; FLAUZINO, 2010), conforme apresenta a próxima seção. Portanto, com o auxílio de um sistema em tempo real, pode-se tanto adquirir o sinal quanto processá-lo, e ainda, salvá-lo em uma base de dados para trabalhos futuros, desde que o escalonamento do sistema seja sempre respeitado.

2.6 REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS

O primeiro modelo matemático de neurônio artificial foi concebido por McCulloch e Pitts (1943). Mais tarde, Hebb propôs uma hipótese de como o cérebro deve se moldar para aprender com base em observações neurofisiológicas e hipóteses (SILVA, I. N. DA; SPATTI; FLAUZINO, 2010), ou seja, a aplicação de estímulos repetitivos a uma célula neural faz com que esta seja excitada a ponto de se desenvolver e estimular células vizinhas. A esta regra, deu-se o nome de “regra de aprendizado de Hebb” (HEBB, 1949).

A Figura 12 apresenta um modelo de neurônio artificial generalizado, utilizado hoje como modelo no desenvolvimento de Redes Neurais Artificiais (SILVA, I. N. DA; SPATTI; FLAUZINO, 2010). Este modelo é constituído de um conjunto de sinais de entrada a_j para uma aplicação específica, dos pesos sinápticos w_j para cada uma das entradas, do somador linear Σ , do limiar de ativação θ , do potencial de ativação u , da função de ativação g e do sinal de saída y . As entradas são consideradas os estímulos dados ao neurônio artificial que, ponderadas por meio dos pesos, são somadas pelo combinador linear a fim de produzir um potencial de ativação produzido pela diferença entre o combinador linear e o limiar de ativação.

Figura 12: Neurônio Artificial genérico



Fonte: Adaptado de (SILVA, I. N. DA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

O potencial de ativação fornece um valor numérico. Com base nisso, o neurônio pode ser considerado como excitatório, no caso do potencial de ativação ser de valor maior que o do limiar de ativação (ou *bias*), ou inibitório, quando este mesmo potencial é inferior ao *bias*. Ao passar pela função de ativação $g(u)$, necessária para limitar a saída do neurônio a valores funcionais e inserir não-linearidade ao neurônio, é obtida a saída y referente aos sinais de entrada. No caso de uma rede neural, há ainda a possibilidade de utilizar a saída de um neurônio diretamente como entrada em outro, ou então, utilizar-se desta saída como sendo a resposta disponibilizada pela rede. As equações (9) e (10) apresentam o modelo matemático simplificado referente a todo o procedimento citado até então.

$$u = \left(\sum_{j=1}^n w_j \cdot a_j - \theta \right) \quad (9)$$

$$y = g(u) \quad (10)$$

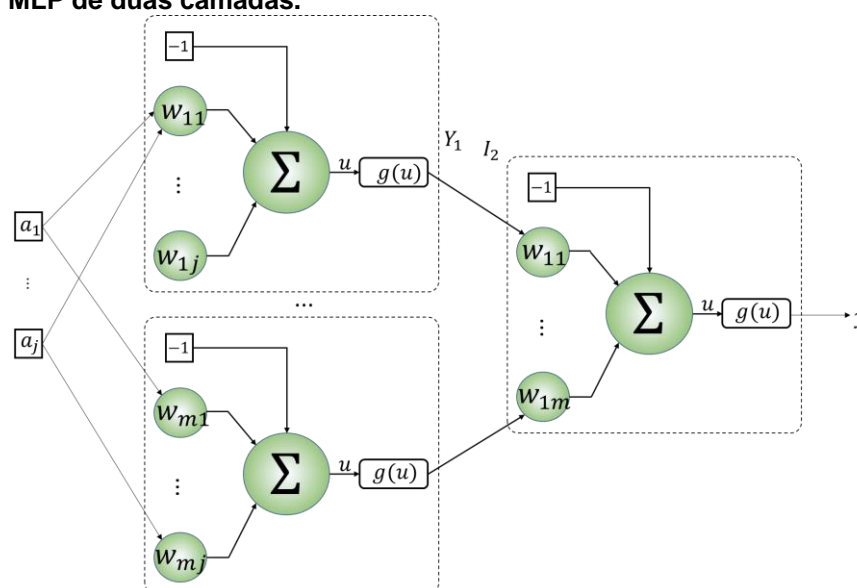
Consideram-se os pesos como sendo o conhecimento adquirido pelo neurônio com base em processos de aprendizagem (HAYKIN, 2001). Em relação à função de ativação, costumava-se utilizar funções parcialmente diferenciáveis, como as funções sinal, degrau e rampa simétrica, porém, baseado na evolução dos métodos de treinamento, funções como a logística, gaussiana, tangente hiperbólica e linear passaram a ser utilizadas principalmente em redes Perceptron de Múltiplas Camadas.

Uma RNA do tipo MLP é constituída de camadas escondidas além das de entrada e de saída. É uma arquitetura de rede muito utilizada em processos de

classificação e reconhecimento de padrões, otimização de sistemas e ainda aproximação universal de funções (SILVA, I. N. DA; SPATTI; FLAUZINO, 2010). Para ser caracterizada como MLP, uma rede deste tipo deve conter ao menos uma camada intermediária com qualquer quantidade de neurônios (HAYKIN, 2001; MENDES JR., 2016) em uma arquitetura *feedforward*, pela qual a informação trafega em apenas um único sentido de propagação, da camada de entrada à camada de saída (SILVA, I. N. DA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

O treinamento de uma MLP é supervisionado, como se houvesse um “professor” a cada treinamento indicando para a rede o que é certo e o que é errado, e consiste em duas etapas, uma *forward* e outra *backward*, ambas constituintes do método gradiente ótimo, cujas derivadas são calculadas através da retropropagação do erro (ou *backpropagation*). Na primeira, ocorre a propagação dos sinais de entrada da rede até a saída, que gera um resultado preliminar. Na segunda, a erro é analisado em função do valor esperado e da saída, o que possibilita a atualização dos pesos sinápticos através do incremento ou decremento, proporcional a uma taxa de aprendizagem, inspirada na regra de aprendizado de Hebb (HAYKIN, 2001; SILVA, I. N. DA; SPATTI; FLAUZINO, 2010). Pode-se observar na Figura 13 um exemplo de arquitetura de uma rede neural do tipo MLP, na qual é utilizada 2 camadas, uma escondida com m neurônios e outra de saída com 1, além de todas as entradas a_j .

Figura 13: Arquitetura de uma Rede Neural Artificial do tipo MLP de duas camadas.



Fonte: Autoria Própria.

Recomenda-se inicializar os pesos neurais (w) dos m neurônios de cada com valores aleatórios pequenos (GARDNER; DORLING, 1998) para que a rede possa ser capaz de aprender por meio do treinamento. Como limiar de ativação dos neurônios de todas as camadas escondidas, utiliza-se $\theta = -1$ (SILVA, I. N. DA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

Os vetores I e Y são diretamente dependentes dos pesos neurais. Iniciando-se pela primeira camada escondida, o vetor I_1 é o resultado direto da multiplicação entre as matrizes W_m e A_j , considerando o limiar de ativação como um *offset*. Após obter o vetor I_1 , ou vetor de entrada da primeira camada neural escondida, é aplicada a função de ativação para que o vetor obtido seja o de saída dessa camada, ou Y_1 , como se o vetor I_1 tivesse passado pelo neurônio. Para a camada de saída, ou segunda camada da rede, deve-se obter I_2 , o que é feito pela multiplicação do vetor Y_1 pela matriz de pesos neurais da última camada considerando o limiar de ativação nessa operação. Da mesma forma como em Y_1 , a saída y é obtida após a aplicação da função de ativação da última camada.

Ao obter o vetor y , ou o vetor de saída da rede, pode-se dar continuidade ao treinamento da rede neural, pois o erro entre os valores obtidos e os esperados já pode ser avaliado. Um dos métodos mais comuns utilizados na redução do erro é o do gradiente (HAYKIN, 2001; SILVA, I. N. DA; SPATTI; FLAUZINO, 2010) o qual baseia-se na derivada da função de ativação utilizada para as camadas neurais. Aqui fica evidente a obrigatoriedade da utilização de funções diferenciáveis em todo seu domínio.

O método de minimização do erro é executado em alguns passos, sendo o primeiro deles a inicialização das matrizes de peso W com valores pequenos. Ao determinar as matrizes de peso, deve-se obter todos os vetores I e Y para todas as camadas, da mesma forma como feito para o exemplo apresentado na Figura 13 para que seja obtido um primeiro valor de saída e torne-se possível o cálculo do gradiente local do erro, apresentado pela equação (11) (SILVA, I. N. DA; SPATTI; FLAUZINO, 2010),

$$\delta_2 = (d - Y_2) \frac{d}{du} g(I_2) \quad (11)$$

na qual:

δ_2 representa, para a camada de saída, o vetor ou matriz do gradiente local do erro;

d representa o vetor ou matriz de com os valores desejáveis de saída;

Y_2 representa o vetor ou matriz de saída obtido através da rede; e

$\frac{dg}{du}$ representa a derivada da função g em todo seu domínio u .

Ao obter o gradiente do erro para a última camada, pode-se ajustar a matriz de pesos sinápticos referentes à camada de saída através da equação (12), utilizando uma taxa de aprendizagem η (SILVA, I. N. DA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

$$W_2 = W_{2_{ant}} + \eta \times \delta_2 \times Y_2 \quad (12)$$

Da mesma forma como foi obtido o gradiente local do erro para a última camada, este também será obtido para a primeira camada escondida por meio da equação (13), a qual leva em consideração a matriz de pesos atualizada para a última camada junto do gradiente também referente a esta (HAYKIN, 2001; MENDES JR., 2016). Em posse do gradiente calculado para a primeira camada, pode-se também atualizar os pesos sinápticos desta por meio da equação (14).

$$\delta_1 = (\delta_2 \times W_2) \times \frac{d}{du} g(I_1) \quad (13)$$

$$W_1 = W_1 + \eta \times \delta_1 \times X \quad (14)$$

A equação (15) é definida com base no erro quadrático médio (E_M) do total de amostras (k), que, em decorrência de operações de derivadas, gera um fator de escala de 1/2 (SILVA, I. N. DA; SPATTI; FLAUZINO, 2010). Para que o treinamento seja encerrado, este erro calculado na época atual deve ser menor que o calculado na época anterior, sendo a diferença entre eles chamada de precisão (ϵ). Tanto o procedimento *forward* quanto o procedimento *backward*, empregado pelas equações (11) a (14), são executados até que a precisão seja atingida (SILVA, I. N. DA; SPATTI; FLAUZINO, 2010) ou o número máximo de épocas definido seja alcançado.

$$E_M = \frac{1}{k} \sum_1^k \left(\frac{1}{2} \sum (d - Y_2)^2 \right) \quad (15)$$

O critério de parada deve ser escolhido com cuidado para que a capacidade de generalização da rede não seja afetada. Isso implica no fato de a rede tornar-se tendenciosa, ou seja, funcionar adequadamente apenas para um determinado conjunto de amostras, mas não para outros, apresentando resultados divergentes dos esperados. Escolher a precisão adequada ou um número de épocas máximo aceitável, portanto, é fundamental para evitar esse fenômeno também chamado de *overfitting* (SILVA, I. N. DA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

Há ainda a necessidade de escolha da quantidade de neurônios que será utilizada nas camadas escondidas, bem como o número de camadas escondidas, ambas determinadas empiricamente para a maioria das aplicações. Uma técnica comum para essa determinação é a validação cruzada empregada sob topologias candidatas, também definidas empiricamente (SILVA, I. N. DA; SPATTI; FLAUZINO, 2010). Na literatura, alguns autores comentam que o ideal é, do conjunto total de dados, separar 80% para treinamento e validação, e 20% para testes (HAYKIN, 2001; SILVA, I. N. DA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

O número ótimo de neurônios de uma RNA do tipo MLP é aquele no qual o erro do subconjunto de validação converge para um ponto de mínimo, logo, este ponto é o critério adequado para parar o treinamento da rede (MENDES JR., 2016; SILVA, I. N. DA; SPATTI; FLAUZINO, 2010). Os dados a serem classificados devem ser adquiridos por meio de *hardwares* e *softwares* designados a montagem de base de dados, os quais podem ser implementados através das plataformas de prototipagem rápida e dos módulos de comunicação sem fios apresentadas nas próximas seções.

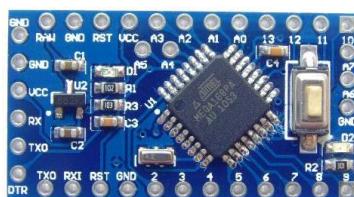
2.7 PLATAFORMAS DE PROTOTIPAGEM RÁPIDA

Há disponibilidade de diversas plataformas eletrônicas de prototipagem no mercado, mas destas, as que mais se destacam são a Arduino e a NodeMCU. Ambas têm sido muito utilizadas em algumas aplicações voltadas a controle (CHAO *et al.*, 2016; MARANHÃO *et al.*, 2015), Internet das Coisas (KUMAR *et al.*, 2016; MEJÍAS *et al.*, 2017; SALAMONE *et al.*, 2016) e sistemas de monitoramento (ANAND *et al.*, 2016; LOCKRIDGE *et al.*, 2016; SABBIR *et al.*, 2016) e, por este motivo, as principais características de cada uma delas quanto a *hardware* devem ser apresentadas.

2.7.1 Plataforma Arduino

Foram escolhidas para este trabalho duas plataformas Arduino, a Pro Mini (a) e a Due (b), ambas apresentadas pela Figura 14. O Arduino Due possui como microcontrolador principal um ATMEL SAM3X8E, dotado de um núcleo de processamento com arquitetura ARM Cortex-M3 de 32 bits a 84 MHz, além de possuir 512 kB de memória *flash* para armazenamento de programas e outros 96 kB de memória SRAM (do inglês, *Static Random Access Memory* ou Memória Estática de Acesso Randômico) (ARDUINO, 2018). Há ainda, integrado ao microcontrolador, um conversor A/D multiplexado em 12 canais com resolução de 12 bits, junto a outras 4 portas de comunicação serial.

Figura 14: Fotografias das Plataformas de Prototipagem Rápida Arduino Pro Mini (a) e Due (b).



(a)



(b)

Fonte: Autoria Própria.

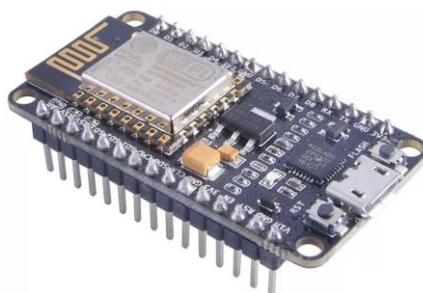
O Arduino Pro Mini é uma das plataformas menos complexas, dotada de um microcontrolador de 8 bits ATMEL ATMEGA328p a 16 MHz com memória *flash* de 32 kB e 2 kB de memória SRAM. Há ainda uma porta de comunicação serial e outra

de I²C que permitem a expansão dessa placa possibilitando a adição de outros periféricos.

2.7.2 Plataforma NodeMCU

Diferente das plataformas Arduino citadas, a NodeMCU, mostrada na Figura 15, contém suporte a Wi-Fi® 802.11 b/g/n embutido em seu microcontrolador principal, um ESP8266 de 32 bits com núcleo Tensilica à 80 MHz. Além de comunicar-se sem fios, essa placa contém uma porta serial acessível e é compatível com o protocolo de comunicação SPI (ESPRESSIF, 2018), também utilizado para estender a compatibilidade com outros dispositivos ou circuitos integrados.

Figura 15: Fotografia da Plataforma de Desenvolvimento NodeMCU.



Fonte: Autoria Própria.

Nota-se a possibilidade de estabelecer uma conexão entre todas as plataformas citadas, por meios com ou sem fio. Há ainda a vantagem de poder acrescentar compatibilidade com outros protocolos, não nativos nas placas, por meio de comunicação I²C, SPI ou serial, como o suporte a Bluetooth, na próxima seção, ou à CAN (*Controller-Area-Network*) veicular, já apresentada no decorrer deste capítulo.

2.8 COMUNICAÇÃO BLUETOOTH®

Ambas as plataformas Arduino não possuem, nativamente, suporte a qualquer tipo de comunicação sem fios, porém estas tecnologias podem ser instaladas aproveitando-se de suas portas de comunicação serial. Para acrescentar a compatibilidade com Bluetooth® Classe 2, por exemplo, pode-se utilizar o módulo HC-

05, apresentado pela Figura 16, que pode ser conectado a qualquer plataforma com suporte à conexão serial.

Figura 16: Fotografia do Módulo Bluetooth HC-05



Fonte: Aatoria Própria.

Os módulos HC-05 são configurados por meio de Comandos Hayes, os quais oferecem linhas de comandos bem específicas para emparelhar dois módulos, trocar seus nomes de rede ou alterar a velocidade de operação das portas seriais (INSTRUCTABLES, 2018). Se um desses módulos for conectado ao Arduino Pro Mini e outro ao Arduino Due, por exemplo, pode-se estabelecer uma conexão sem fio entre eles por até 10 m de distância.

3 MATERIAIS E MÉTODOS

A metodologia de desenvolvimento deste trabalho está ligada ao levantamento de alguns requisitos, os quais são fundamentais aos resultados parciais e finais. Nesse sentido, o primeiro passo metodológico inicia-se justamente com a definição dos requisitos de projeto, baseado no levantamento teórico sobre algumas tecnologias, a partir dos quais pode-se definir todos os dispositivos, técnicas e procedimentos necessários para que os objetivos iniciais sejam cumpridos, de maneiras geral e específica.

3.1 REQUISITOS GERAIS DO SISTEMA DE AQUISIÇÃO

Para o funcionamento do sistema de aquisição como um todo, alguns pontos devem ser levados em consideração. A lista apresenta todos os requisitos aos quais o sistema completo deve estar subordinado, em função do cumprimento dos objetivos iniciais e do referencial teórico descrito.

1. Comunicar-se com um veículo via diagnóstico automotivo por rede CAN;
2. Ser capaz de comunicar-se sem fios com até dois dispositivos de sensoriamento inercial, no caso da observação de outras grandezas além das relacionadas ao volante, com alcance suficiente para que todos os pontos dentro de um veículo possam ser atendidos;
3. Disponibilizar seis conversores A/D voltados à leitura de sensores de EMG, ECG, EOG, sendo dois canais para cada, com saída em níveis de tensão entre 0 e 3,3 V;
4. Todos os sensores conectados, com ou sem fios, devem ser sincronizados por meio de uma central por questões temporais e de confiabilidade; e
5. Adquirir, empacotar e transmitir dados a um computador conectado diretamente à central; e
6. Construir uma base de dados.

3.2 REQUISITOS ESPECÍFICOS

O sistema de aquisição como um todo deve ser coordenado por uma central, logo, todos os dispositivos e sensores periféricos conectados ao sistema devem ser sincronizados para que haja confiabilidade e concisão nos dados adquiridos. Para isso, cada um dos dispositivos conectados deve seguir alguns requisitos, mostrados especificamente nos próximos subitens.

3.2.1 Dispositivo de aquisição de dados veiculares

A comunicação com o veículo se dá por meio de uma rede CAN dedicada à realização de diagnóstico automotivo, logo, o dispositivo para a obtenção de informações veiculares deve:

1. Possuir compatibilidade com o protocolo de rede CAN ISO 11898;
2. Ter capacidade de operar à 500 kb/s, conforme a normatização para diagnóstico automotivo SAE J1979 e o veículo teste;
3. Conectar-se ao veículo por meio de interface OBD-II;
4. Ter capacidade de enviar e receber mensagens CAN formatadas conforme a ISO 15765-2;
5. Disponibilizar os dados adquiridos via diagnóstico à taxa de pelo menos 10 Hz, sendo 100 ms maior que o tempo necessário para atualização das grandezas veiculares pela ECU de diagnóstico conforme a ISO 15765-4; e
6. Ser controlado por outro microcontrolador.

3.2.2 Dispositivos de aquisição de dados inerciais

O sensoriamento inercial é fundamental na identificação do movimento do volante e dos pedais do veículo, logo por ser empregado em periféricos não estáticos, esses dispositivos devem:

1. Ser administrados por um microcontrolador;
2. Comunicar-se com a central de aquisição sem fios e serem alimentados autonomamente;

3. Garantir que a instalação seja possível em qualquer ponto do veículo;
4. Obter informações tridimensionais do giroscópio e do acelerômetro à taxa de 100 Hz, o suficiente para detecção da movimentação dos sinais de movimento do volante; e
5. Operar em sincronismo com todo o sistema de aquisição.

3.2.3 Dispositivos de aquisição de sinais de tensão analógicos

Com o objetivo de fazer aquisição de sinais biomédicos ou quaisquer outros dados em níveis de tensão de 0 a 3,3 V, o dispositivo de aquisição de sinais analógicos deve:

1. Ser administrado por um microcontrolador com um conversor A/D de 12 bits, o suficiente para a leitura de sinais como ECG, EMG e EOG;
2. Ler seis canais multiplexados à taxa de 1 kHz, recomendada para leitura de sinais biológicos (IVES; WIGGLESWORTH, 2003);
3. Ser capaz de empacotar todos os dados; e
4. Operar em sincronismo com todo o sistema de aquisição.

3.2.4 Central de aquisição de dados

A central de aquisição de dados é o elemento que garante o recebimento, o empacotamento e o envio de todos os dados adquiridos dos periféricos ao computador. Portanto, esta deve:

1. Conectar-se com todos os elementos de aquisição e garantir a sincronia entre eles, bem como o cumprimento de seus requisitos temporais;
2. Abrigar os dispositivos de aquisição de sinais de tensão analógicos e de aquisição de dados veiculares, bem como permitir a conexão, sem fio, dos dispositivos de aquisição de sensores inerciais;
3. Receber e armazenar todos os dados em um pacote ativo e modificável, conforme os dados vão sendo recebidos;
4. Armazenar o pacote finalizado a cada 100 ms internamente e disponibilizar uma cópia imodificável e estável deste para envio;

5. Enviar, por tecnologia sem fios, o pacote armazenado a um computador à taxa compatível; e
6. Ser de fácil instalação, alimentada diretamente pela bateria do veículo.

3.2.5 Computador

Todos os pacotes de dados enviados pela central de aquisição de dados devem ser recebidos pelo computador, portanto, para garantir que os dados serão recebidos e armazenados, o computador deve:

1. Ser portátil, com duração da bateria de pelo menos 30 minutos;
2. Conectar-se com a central de aquisição de dados por tecnologia de comunicação de dados sem fios;
3. Operar sob o sistema operacional Windows® 7, 8 ou 10;
4. Ter espaço de armazenamento para que os dados sejam gravados em disco a medida que são enviados pela central; e
5. Controlar o início e o fim da aquisição.

Em posse dos requisitos do sistema central e dos seus periféricos, pode-se definir os materiais necessários para cada um dos dispositivos. Nesse sentido, é necessário que os requisitos sejam totalmente atendidos, pois estes vão garantir a confiabilidade dos dados e sua utilização posterior para o desenvolvimento do sistema de reconhecimento das mãos no volante.

3.3 MATERIAIS E SOFTWARES

O sistema de aquisição foi acondicionado dentro de um veículo, que ora estará em movimento ora parado. Para garantir que o sistema funcione corretamente sob qualquer condição externa, é necessário que todos os circuitos envolvidos no sistema sejam acondicionados em placas de circuito impresso em fenolite ou fibra de vidro, projetadas e desenvolvidas no *software* EAGLE®.

Para o sistema de aquisição de dados veiculares foi utilizado o microcontrolador MCP2515 junto do transdutor CAN TJA1050, os quais, junto de

resistores e capacitores, comporão o circuito completo utilizado como interface entre um microcontrolador do sistema de aquisição e um veículo.

No caso dos dispositivos de monitoramento inercial, foram utilizados quatro componentes. O sensoriamento será realizado por uma unidade de medição inercial MPU6050 com giroscópio e acelerômetro triaxiais, o qual será administrado por um Arduino Pro Mini que se comunicará, sem fios, com a central de aquisição de dados via Bluetooth® por meio de um módulo HC-05. O módulo de medição inercial foi alimentado por uma bateria de Íon-Lítio.

O dispositivo de aquisição de dados analógicos será administrado por um Arduino DUE, que por questões de conveniência, também atuará como central de aquisição de dados e dispositivo de aquisição de sinais de tensão analógicos, sendo alimentado por meio do conector OBD-II do veículo através de um regulador de tensão LM7805. Outros dois módulos HC-05 serão utilizados para a conexão dos módulos de sensoriamento inercial e, ainda, uma NodeMCU 1.0 que fará, além do controle do dispositivo de aquisição de dados veiculares, a interface entre a central e o computador via Wi-Fi®.

Todos os *hardwares* que compõem a central de aquisição de dados precisam estar sincronizados, portanto, deve haver um método de interconexão entre todos os dispositivos de aquisição e a central. Os requisitos temporais empregados em todos os dispositivos do sistema exigem que seja implementado um sistema em tempo real escalonado, o que garante a periodicidade de todas as tarefas que serão executadas.

O veículo escolhido para teste é um Volkswagen Gol Comfortline 1.0 L ano 2015 por possuir um barramento CAN de diagnóstico veicular, operando a 500 Kb/s, bem como por disponibilizar sob o painel uma via de fácil acesso aos pedais, à barra de direção e ao conector OBD.

O computador que fará a administração e a coleta dos dados adquiridos da central é um DELL Vostro 5480 com processador Intel® Core® i7, RAM (*Random Access Memory* ou Memória de Acesso Aleatório) de 8 GB, 240 GB de armazenamento em SSD (*Solid State Drive*, ou Unidade de Armazenamento Sólida), placa Wi-Fi® Intel® 7265-AC padrão IEEE (*Institute of Electrical and Electronics Engineers*) 802.11 b/g/n/ac e bateria para até 6 h de duração. Nesta máquina, foi instalado o *software* MATLAB® junto da *Communication Systems Toolbox*, a qual fornece várias funções para trabalho com sistemas de comunicação, incluindo Wi-Fi®.

Em posse de todos os materiais e *softwares* necessários ao desenvolvimento do protótipo de dispositivo de aquisição e processamento de dados, a metodologia de desenvolvimento é apresentada na seção 3.4.

3.4 METODOLOGIA

A metodologia de desenvolvimento deste trabalho será distribuída em 4 etapas, as quais estão diretamente relacionadas ao cumprimento dos requisitos mencionados para cada um dos dispositivos que compõem o sistema de aquisição completo. Pode-se, portanto, elaborar metodologias explicativas para a construção física do dispositivo e da base de dados, bem como para o desenvolvimento de um classificador baseado em uma RNA e para a análise e validação dos resultados obtidos.

3.4.1 Metodologia de construção do dispositivo físico

Todos os requisitos empregados nos dispositivos que serão desenvolvidos durante este trabalho já são conhecidos, bem como todos os materiais e *softwares* computacionais necessários. Portanto, dez etapas serão seguidas para o desenvolvimento do protótipo físico e do *software* de aquisição em uma metodologia explicativa, conforme apresentado na lista a seguir.

- Etapa 1. Levantamento de todos os materiais e componentes necessários ao desenvolvimento do protótipo físico;
- Etapa 2. Proposição da arquitetura do *hardware* de aquisição completo;
- Etapa 3. Definição dos protocolos de comunicação utilizados entre os microcontroladores SAM3X8E (Arduino DUE), ESP8266 (NodeMCU 1.0), ATMEGA328p (Arduino Pro Mini), MCP2515, TJA1050 e MPU6050;
- Etapa 4. Elaboração do circuito e do *layout* das placas de circuito impresso dos dispositivos de sensoriamento inercial;
- Etapa 5. Elaboração do circuito e do *layout* da placa de circuito impresso do dispositivo de aquisição de dados veiculares e de sinais analógicos de tensão;

- Etapa 6. Desenvolvimento explicativo das tarefas executadas no ATMEGA328p, no SAM3X8E e no ESP8266;
- Etapa 7. Elaboração de um *software* para medição prévia do tempo de execução de cada uma das tarefas executadas nas plataformas;
- Etapa 8. Proposição de um escalonamento de *software* para cada plataforma de desenvolvimento;
- Etapa 9. Proposição do formato dos pacotes de dados trocados entre os dispositivos de aquisição, a central e o computador
- Etapa 10. Desenvolvimento do *software* de aquisição no MATLAB®.

3.4.2 Metodologia empregada na construção da base de dados

O sistema de aquisição completo e desenvolvido permite que as informações necessárias ao sistema de detecção de mãos no volante sejam adquiridas. Pode-se, portanto, definir um protocolo metodológico experimental de coleta e montagem de uma base de dados em onze etapas.

- Etapa 1. Instalação dos módulos de sensoriamento inercial no veículo, sendo um deles na barra de direção e outro no pedal de freio;
- Etapa 2. Instalação da central de aquisição de dados sob o painel de instrumentos do veículo, próximo ao conector OBD-II, e conexão desta ao veículo;
- Etapa 3. Conexão dos sensores com saída em tensão à central de aquisição de dados;
- Etapa 4. Conexão de um botão *pull-up* a uma das entradas de tensão analógicas, com tensão mínima de 0 V e máxima de 3,3 V;
- Etapa 5. Acionamento dos módulos de sensoriamento inercial, da central de aquisição de dados e do veículo, respectivamente;
- Etapa 6. Conexão do computador à rede Wi-Fi® disponibilizada pela central;
- Etapa 7. Configuração do tempo de coleta de dados;
- Etapa 8. Ajuste e posicionamento do banco e do botão, que deverá ficar preso ao volante;
- Etapa 9. Inicialização do *software* de aquisição;

Etapa 10. Para a correta execução da montagem do base de dados, o motorista deve, o veículo em movimento, manter o botão preso ao volante pressionado, indicando que suas mãos estão ao volante;

Etapa 11. Ao finalizar o tempo de aquisição, os arquivos com os dados são armazenados no computador em formato compatível ao MATLAB®.

A cada nova aquisição, as etapas de 5 a 11 podem ser executados em sequência para a montagem de uma base de dados, dispensando as primeiras etapas que consistem apenas da instalação do sistema de aquisição no veículo.

A Etapa 10 apresenta a forma como os dados serão classificados. O botão, configurado como *pull-up*, é utilizado apenas para segmentar as amostras da base de dados em duas classes: motorista com as mãos e sem as mãos ao volante, e serve como parte fundamental para indicar à rede MLP posteriormente, durante seu treinamento supervisionado, que utilizará essas amostras, a qual classe pertence cada uma delas.

3.4.3 Metodologia de implementação do classificador

Em posse de todos os dados recolhidos por meio do sistema de aquisição, pode-se definir a metodologia experimental de tratamento e classificação dos dados pelas próximas sete etapas.

Etapa 1. Segmentação automática de todos os sinais adquiridos com base no sinal gerado do botão preso ao volante;

Etapa 2. Normalização das amostras segmentadas;

Etapa 3. Extração de características dos trechos de sinal segmentados;

Etapa 4. Análise gráfica das características extraídas das amostras;

Etapa 5. Definição do conjunto de treinamento, validação e de testes;

Etapa 6. Implementação do método da validação cruzada *k-fold* (SILVA, I. N. DA; SPATTI; FLAUZINO, 2010) para a definição topológica da rede, em busca da melhor capacidade de generalização com base na taxa de acertos.

Os passos de 1 a 6 permitem que o botão utilizado na montagem da base de dados seja eliminado, pois uma vez treinado, o classificador é capaz de identificar quando o motorista está com ou sem as mãos no volante exclusivamente através dos sinais utilizados para o seu treinamento.

3.4.4 Metodologia de análise e validação dos resultados

Após todos os passos de desenvolvimento do sistema físico e de *software*, pode-se definir uma metodologia para a verificação da consistência dos resultados. Portanto, pode-se comprovar que todos os requisitos foram atendidos através das etapas apresentadas a seguir:

- Etapa 1. Avaliação, por meio de um osciloscópio, dos requisitos temporais e do tempo de duração de cada uma das tarefas empregados nos microcontroladores do sistema;
- Etapa 2. Verificação empírica, por meio de análise gráfica, da consistência dos dados e das taxas de aquisição impostas;
- Etapa 3. Verificação das taxas de acerto e erro geradas pela Rede Neural Artificial;
e
- Etapa 4. Discussão e avaliação dos resultados obtidos para o sistema de aquisição e de classificação.

Em posse dos requisitos do sistema completo, de todos os materiais e *softwares* necessários e ainda de metodologias para desenvolvimento e validação do dispositivo, foi realizado o desenvolvimento, apresentado em detalhes no próximo capítulo.

4 DESENVOLVIMENTO

O desenvolvimento deste trabalho consiste em duas partes, sendo a primeira o projeto e planejamento do sistema físico e a segunda a programação do sistema completo em tempo real, sendo que vários microcontroladores serão empregados desde a aquisição dos sinais até o empacotamento e envio de cada um destes, da placa de aquisição para o computador, por meio de tecnologias sem fio.

4.1 ARQUITETURA PROPOSTA PARA O SISTEMA FÍSICO

O sistema de aquisição de dados será desenvolvido tomando como base a arquitetura apresentada na Figura 17. A central de aquisição de dados será embarcada no AT91SAM3X8E, o qual também executará a leitura de 6 canais A/D em alta taxa de amostragem. À central, um módulo de aquisição inercial via Bluetooth® estará conectado, instalado na barra de direção do veículo e controlado pelo ATMEGA328p. Para a posterior montagem da base de dados, foi instalado um botão do tipo *pull-up* voltado ao auxílio na posterior segmentação dos dados, o qual será amostrado por um dos canais A/D como se fosse o sinal de um sensor biológico.

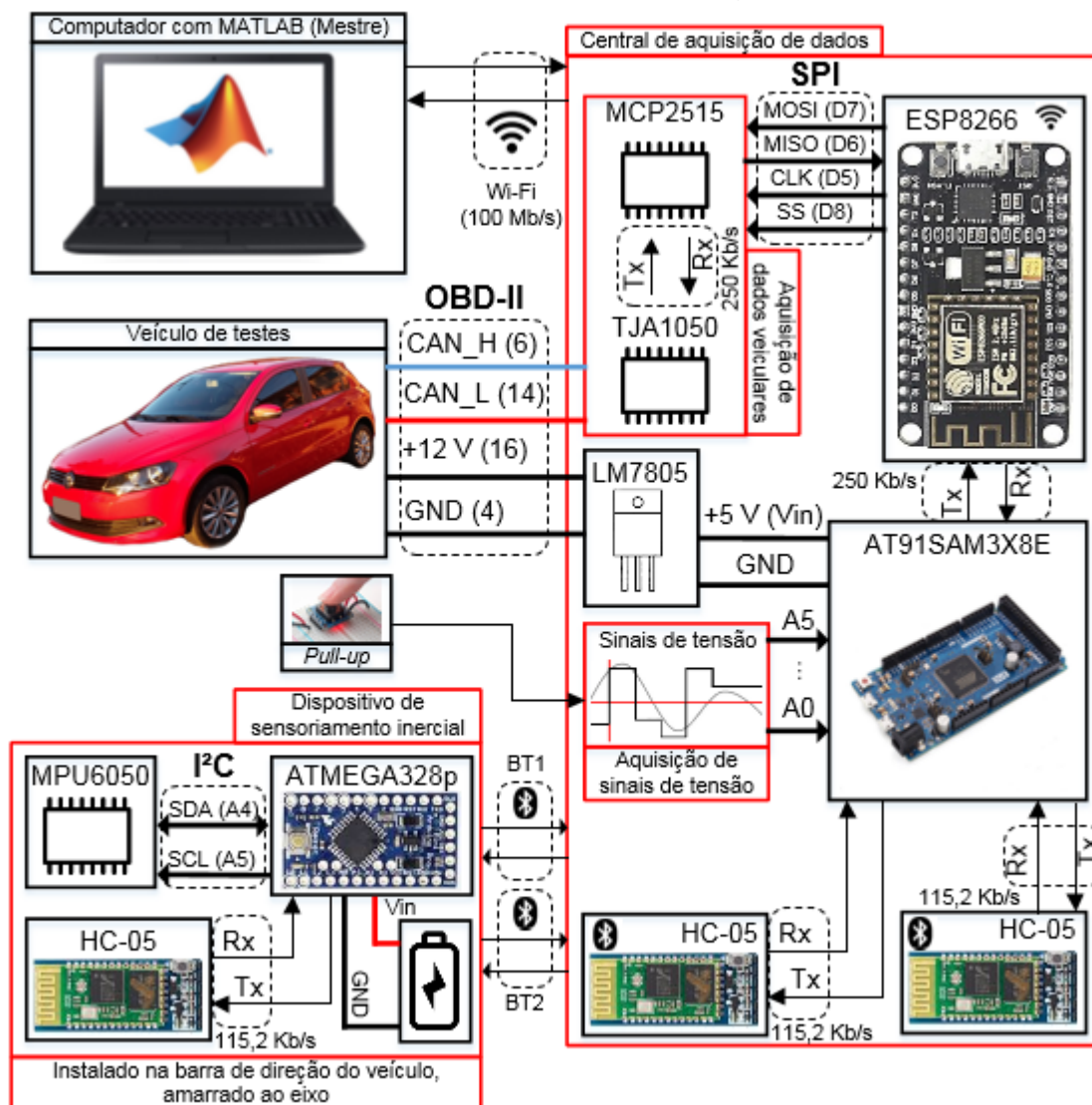
O ESP8266 controlará o dispositivo de aquisição de dados veiculares, conectado à rede CAN do veículo. O microcontrolador MCP2515 é controlado via SPI e comunica-se com o transdutor TJA 1050 via RS232. Também é função do ESP8266 enviar um pacote de dados periodicamente via Wi-Fi® para o computador contendo todas as amostras realizadas pelo sistema durante um intervalo de tempo pré-definido posteriormente.

A central de aquisição será alimentada pela bateria do veículo por meio do conector OBD-II, cuja tensão será regulada para 5V devido à ação do alternador de aumentar a tensão da bateria quando o veículo está ligado, constatada em uma medida prévia da tensão nos pinos 4 e 16 feita através de um multímetro. O protocolo de comunicação escolhido entre os microcontroladores da central foi o serial RS232 (Rx e Tx), o qual torna viável a comunicação entre o AT91SAM3X8E e os módulos Bluetooth® HC-05 e o ESP8266.

Para os dispositivos de aquisição inercial, são utilizados o protocolo RS232 entre o ATMEGA328p, que administra todo o dispositivo de aquisição, e o módulo HC-

05 e o protocolo I²C entre o microcontrolador e o módulo MPU6050. Cada um dos dispositivos é alimentado por uma bateria de Íon-Lítio, o que garante um longo tempo de operação.

Figura 17: Arquitetura proposta para o sistema de aquisição.



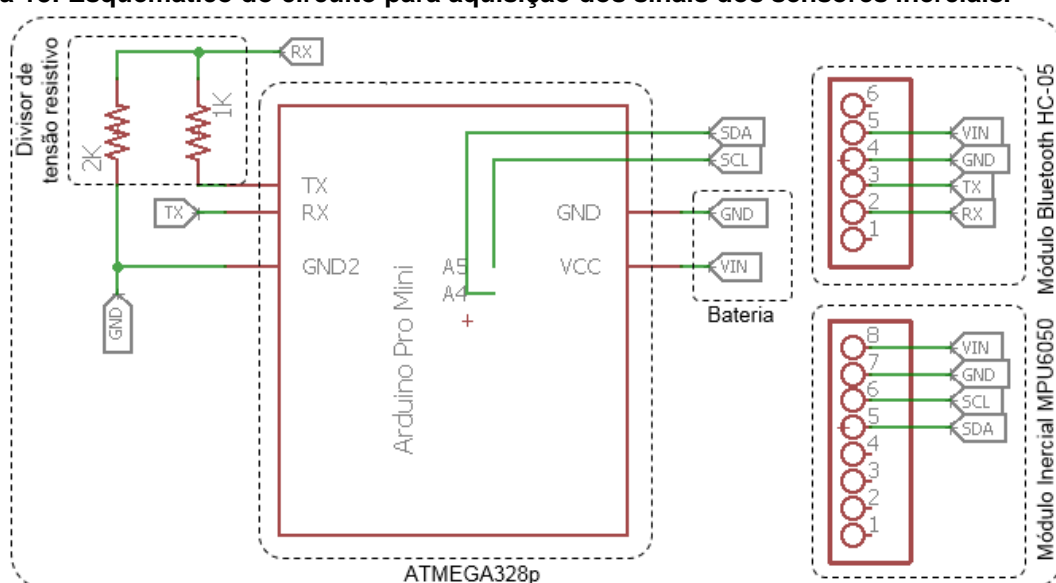
Fonte: Autoria Própria.

Com a arquitetura completa do sistema de aquisição definida, pôde-se dar início ao desenvolvimento dos cabos e das PCIs (Placas de Circuito Impresso) de todos os módulos e da central. Nas seções a seguir, são apresentadas todas as partes do sistema mostrado na Figura 17 em formas de circuito esquemático.

4.2 DESENVOLVIMENTO DO DISPOSITIVO DE SENSORIAMENTO INERCIAL

O periférico planejado para se conectar por meio de Bluetooth® é um dispositivo de sensoriamento inercial, alimentado por bateria de Íon-Lítio de 3,6 V, o que o garante versatilidade, instalação em qualquer lugar e movimentação livre, sem a necessidade de cabeamento adicional. O circuito completo do módulo é apresentado na Figura 18.

Figura 18: Esquemático do circuito para aquisição dos sinais dos sensores inerciais.



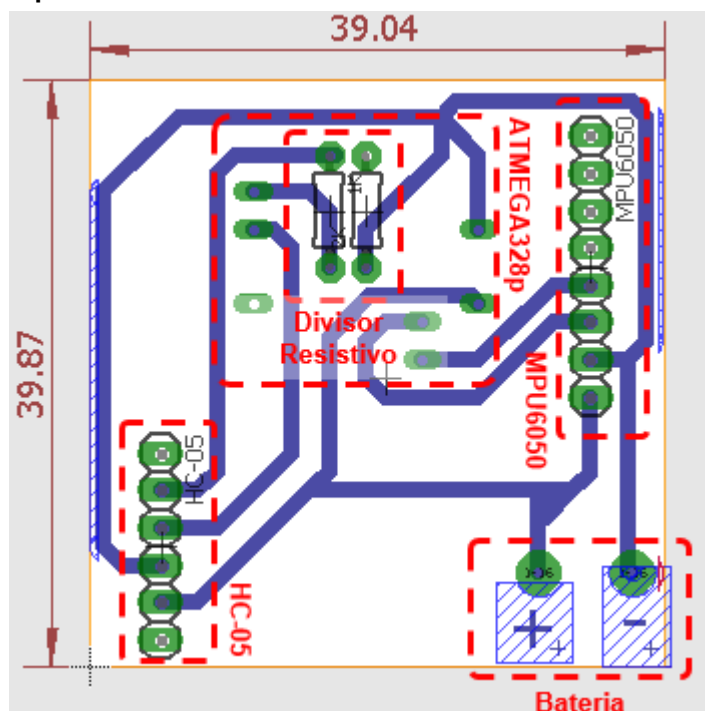
Fonte: Autoria Própria.

O ATMEGA328p é alimentado com tensão a partir de 3,6V, o que dispensa a inclusão de qualquer regulador de tensão na placa. Para comunicar-se com o MPU6050 é utilizado o protocolo I²C pelos canais SDA (em inglês, *Serial Data* ou Dados Seriais) e SCL (em inglês, *Serial Clock* ou Relógio Serial), mapeados pelos pinos A4 e A5 do microcontrolador respectivamente, bem como a comunicação com o Bluetooth® HC-05 é feita pelos pinos Tx e Rx com o emprego de um divisor resistivo, a fim de evitar tensões superiores à máxima suportada por este módulo. A alimentação é conectada à placa diretamente nos pinos Vin e GND de todos os componentes.

O encaixe dos módulos HC-05 e MPU6050 é feito na placa por meio de dois conectores fêmea em barra, um de seis e outro de oito pinos para os dois dispositivos respectivamente. Buscando a melhor disposição dos elementos na placa, no centro foi posicionado o microcontrolador principal, no canto inferior esquerdo o HC-05 e no

canto superior direito o MPU6050, conforme apresenta o *layout* da placa em vista superior na Figura 19.

Figura 19: Esquemático da placa de circuito impresso para aquisição de dados dos sensores inerciais, em vista superior.



Fonte: Autoria Própria.

A bateria foi conectada à placa por meio de dois fios soldados diretamente nos conectores disponibilizados a ela. O tamanho da placa projetada resultou em aproximadamente 4 cm de largura por 4 cm de altura, desconsiderando as dimensões da bateria acoplada diretamente sob ela. Com o projeto do dispositivo de aquisição inercial finalizado, pôde-se fabricar a placas através do processo de transferência de circuito fotossensível e de corrosão por perclorato de ferro (FOLLOW, 2019), método pelos quais todas as placas apresentadas neste trabalho foram fabricadas. Com este dispositivo finalizado, puderam ser desenvolvidos os dispositivos de aquisição de sinais veiculares e de tensão acondicionados na central de aquisição de dados, apresentada na sequência.

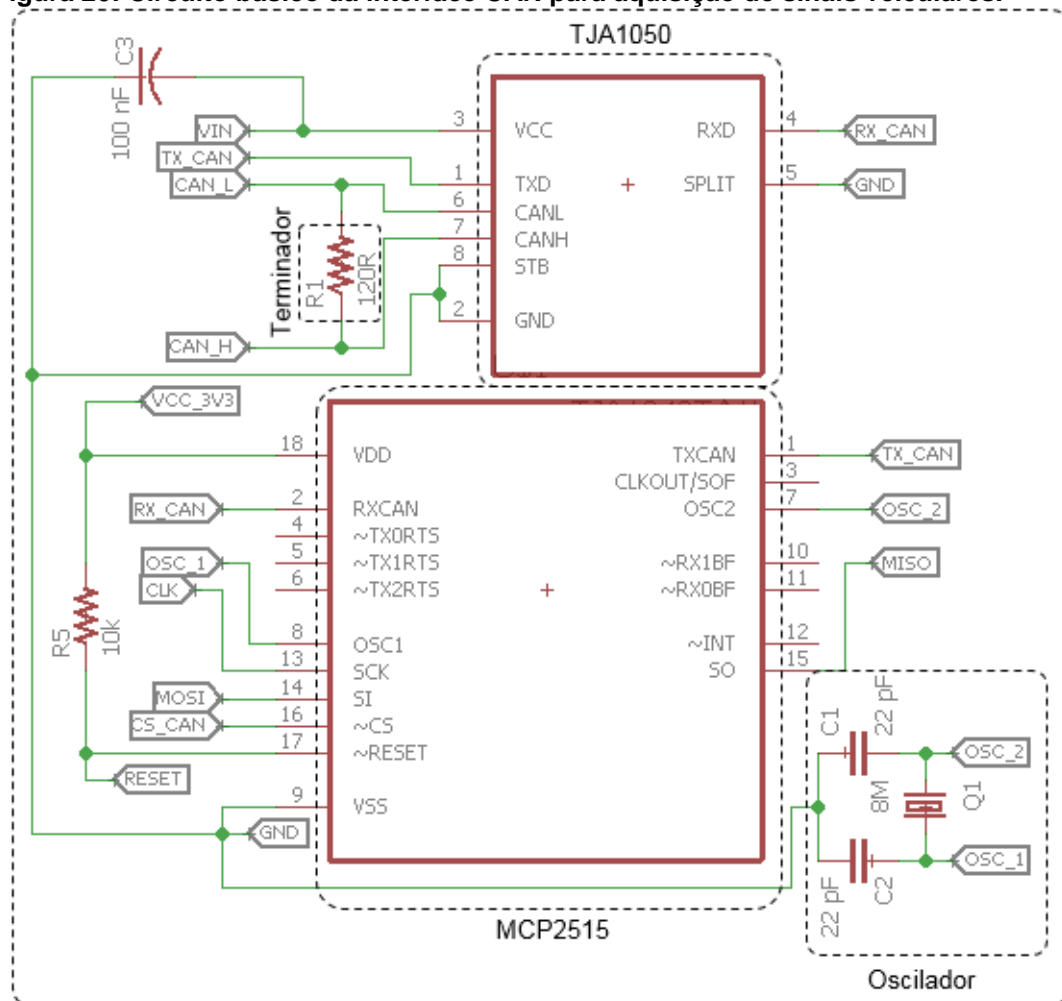
4.3 DESENVOLVIMENTO DA CENTRAL DE AQUISIÇÃO DE SINAIS

A central de aquisição de sinais é o dispositivo que reúne todos os periféricos conectados ao sistema e transmite seus dados via Wi-Fi® ao computador. Por esse

motivo, a ela foram acoplados dois módulos Bluetooth® HC-05, para a comunicação dos dispositivos de armazenamento inercial, e um ESP8266, para controle do dispositivo de aquisição de dados veiculares e comunicação Wi-Fi®. A central é controlada pelo microcontrolador AT91SAM3X8E, o qual também realiza a aquisição de sinais analógicos por meio de seus canais A/D.

No *hardware* de aquisição dos dados veiculares, foi utilizado o circuito apresentado na Figura 20 (MICROCHIP TECHNOLOGIES, 2005; NXP SEMICONDUCTORS, 2003). Ao conectar as linhas CAN_H e CAN_L ao transdutor TJA1050, junto do resistor terminador de 120Ω, os bits do barramento CAN físico são convertidos para níveis TTL (em inglês, *Transistor-Transistor Logic* ou Níveis Lógicos Transistorizados) e repassados ao MCP2515 por meio dos pino TX_CAN e RX_CAN.

Figura 20: Circuito básico da interface CAN para aquisição de sinais veiculares.

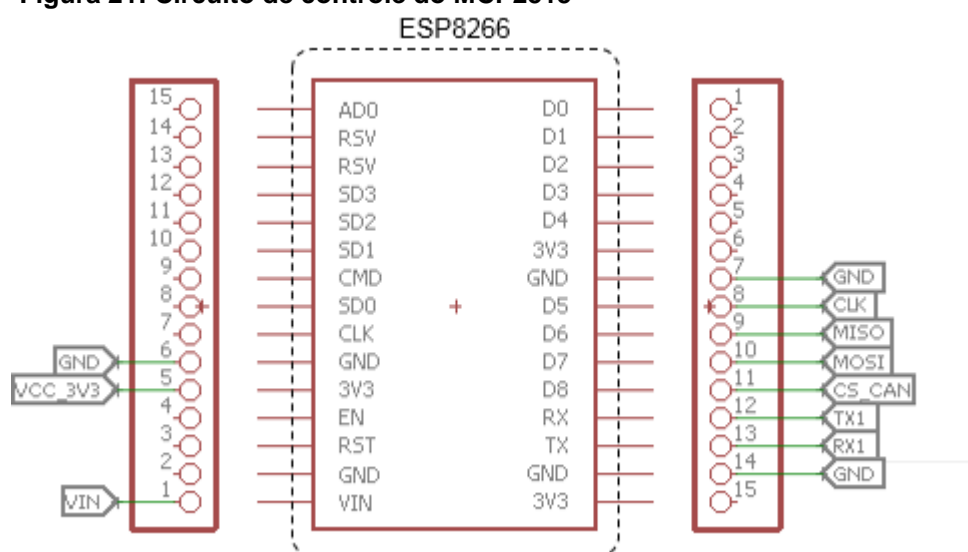


Fonte: Autoria Própria

Os níveis TTL permitiram que a interpretação dos bits vindos da rede fosse feita no MCP2515. Cada mensagem recebida por este microcontrolador é armazenada em seus registradores, os quais podem ser lidos e / ou modificados por meio dos pinos *Master Input Slave Output* (MISO) e *Master Output Slave Input* (MOSI), responsáveis pelo tráfego de dados do protocolo SPI. O sincronismo é feito por meio do *Clock* (CLK) enviado pelo mestre, sendo permitido o tráfego de informações apenas quando o *Chip Select* (CS_CAN) é habilitado. Para o circuito oscilador foi utilizado um cristal de 8 MHz acoplado a dois capacitores de 22 nF, necessário ao funcionamento do microcontrolador MCP2515.

O dispositivo que controla o MCP2515 e todo o circuito referente ao barramento CAN é o microcontrolador ESP8266, conectado ao dispositivo de aquisição de dados veiculares por meio do circuito apresentado na Figura 21. Nota-se que a ligação entre o ESP8266 e o MCP2515 se dá através dos pinos MOSI, MISO, CLK e CS_CAN, referentes ao protocolo SPI.

Figura 21: Circuito de controle do MCP2515

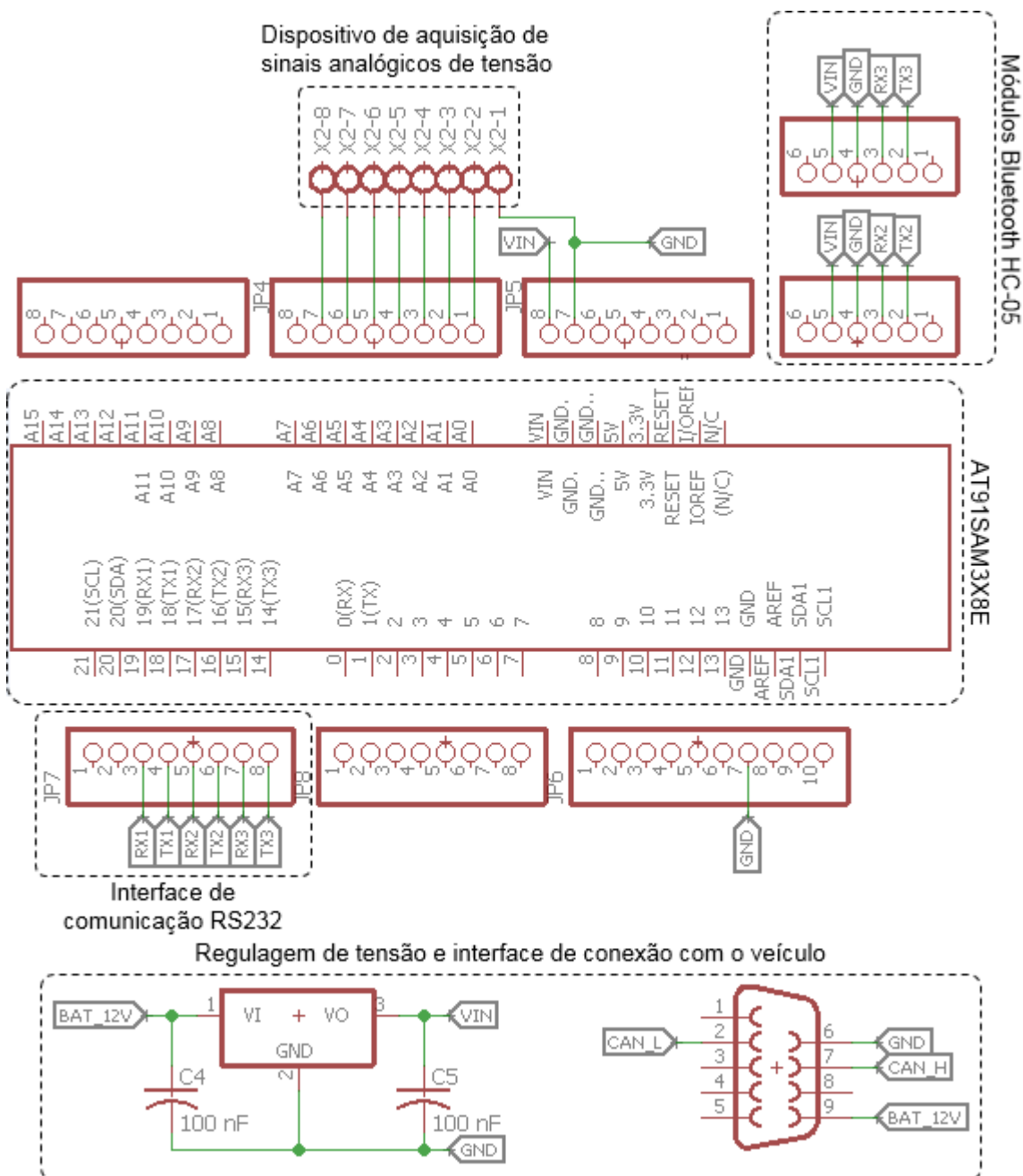


Fonte: Autoria Própria.

O ESP8266 também foi o responsável pela comunicação Wi-Fi® com o computador, logo, ele precisa trocar informações com o AT91SAM3X8E para receber, via RS232 (TX1 e RX1), o pacote completo a ser enviado. Por fim, pôde-se desenvolver o circuito da central completa, a qual deve se comunicar com todos os periféricos de aquisição de dados, junto do dispositivo de aquisição de sinais analógicos. A interface serial não é necessária para este dispositivo, conectado à

sensores por meio de conectores aparafusados, visto que para este sinal o próprio AT91SAM3X8E foi utilizado conforme apresenta a Figura 22.

Figura 22: Definição de todas as conexões dos periféricos com o AT91SAM3X8E.



Fonte: Autoria Própria.

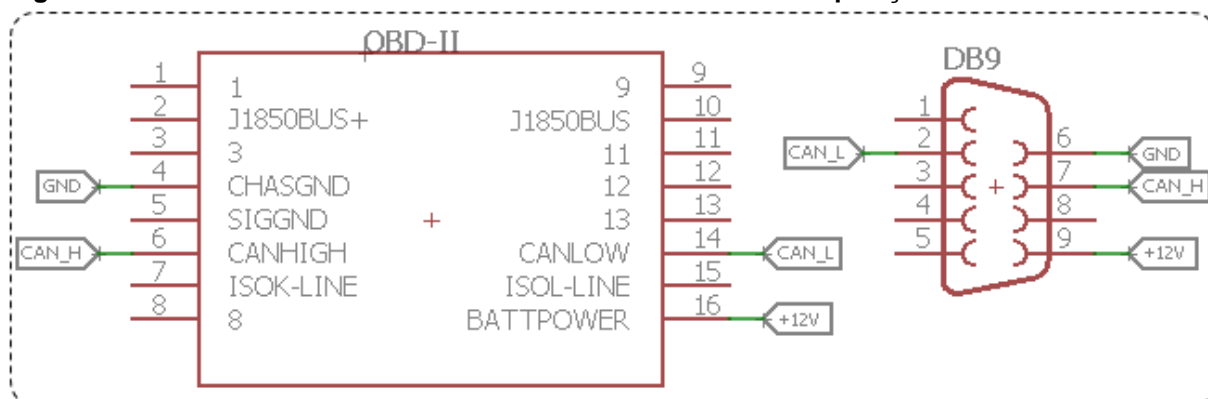
O protocolo padrão para troca de informações entre os microcontroladores principais é o RS232, logo, cada uma das portas seriais do AT91SAM3X8E foi designada à um dos dispositivos de aquisição. Para o dispositivo de aquisição de dados veiculares, apresentado na seção 4.2, foi utilizada a porta 1 (TX1 e RX1) e para

os outros dois dispositivos de aquisição de sinais inerciais, conectados via Bluetooth por módulos HC-05, foram utilizadas as portas 2 (TX2 e RX2) e 3 (TX3 e RX3).

Foram utilizadas barras de pinos para a conexão tanto do AT91SAM3X8E, quanto dos módulos HC-05, o que possibilita a eventual remoção dos módulos e do microcontrolador temporariamente. A alimentação da central é regulada pelo LM-7805 para que a tensão da bateria seja abaixada e torne-se compatível ao dispositivo, após ser recebida junto com os sinais da CAN do veículo, por meio de um conector DB9.

A interface entre a central de aquisição de dados e o veículo foi feita por meio de um cabo OBD para DB9, visto que o primeiro é o conector padrão de diagnóstico encontrado nos veículos, e o segundo é o padrão nas interfaces de comunicação CAN. Como, por meio do OBDII também é possível fornecer a mesma tensão da bateria do veículo ao sistema, então tanto alimentação quanto a comunicação são fornecidas à placa pelo mesmo cabo, montado conforme a Figura 23.

Figura 23: Cabeamento utilizado entre o veículo e o módulo de aquisição de sinais.



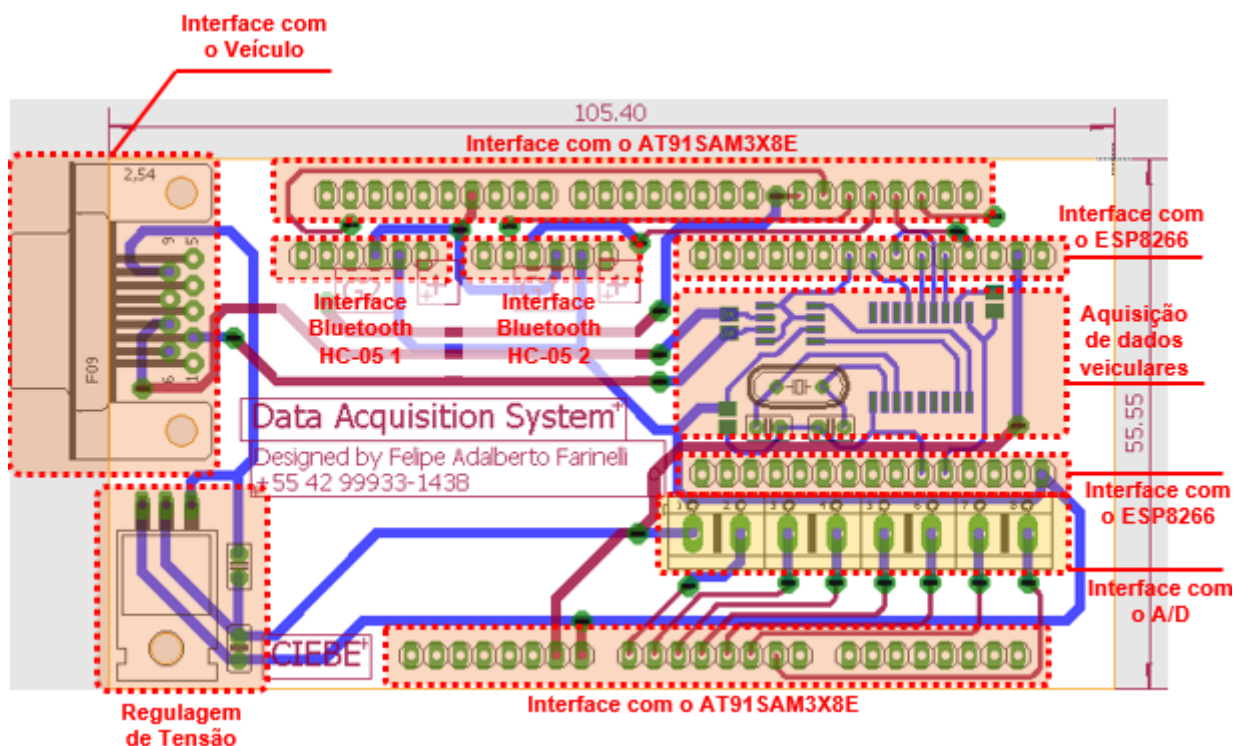
Fonte: Autoria Própria.

O cabo proposto é satisfatório para manter o sistema ativo e conectado, sendo que a capacidade de fornecimento de corrente da bateria do veículo é elevada e suficientemente capaz de alimentar todos os componentes. Para esse caso, os conectores utilizados foram um OBDII tipo macho e um DB9 tipo fêmea, interligados por um cabo UTP (em inglês, *Unshielded Twisted Pair*, ou Par Trançado sem Blindagem) de categoria 5e, semelhante aos utilizados em cabos *Ethernet*.

Com todas as conexões estabelecidas, pôde-se dar início ao desenho do *layout* da placa de circuito impresso que acomodará todo o circuito da central. Por questões de bom aproveitamento do espaço e para tornar todo o sistema de fácil acomodação, foi projetada uma placa de tamanho equivalente à plataforma que

acomoda o AT91SAM3X8E, na qual os dois módulos HC-05 foram posicionados em paralelo sobre o módulo na região central, o conector DB9 macho, como interface ao veículo, à esquerda na porção lateral da placa e o ESP8266 à direita, acima dos conectores parafusados utilizados como interface para os canais A/D e ao aterramento, conforme apresentado na Figura 24.

Figura 24: Esquemático da placa de circuito impresso da central de aquisição de sinais.



Fonte: Autoria Própria.

A interface CAN de aquisição de dados veiculares foi posicionada embaixo da placa que acomoda o ESP8266, devido a tecnologia utilizada nesses componentes ser SMD, o que permitiu um *layout* que viabilizou a proteção ao circuito. O regulador de tensão foi posicionado no canto inferior esquerdo e fixado, para o qual foi utilizada a própria placa e uma chapa de alumínio como dissipadores de calor.

Neste ponto, pôde-se fabricar a placa utilizando a mesma técnica de transferência de *layout* apresentada para o dispositivo de aquisição de sinais inerciais. Com o sistema físico desenvolvido, pôde-se dar início ao desenvolvimento do *software*, iniciando-se pela definição de todas as tarefas para cada microcontrolador do dispositivo de aquisição, apresentado na próxima seção.

4.4 TAREFAS DESIGNADAS AOS MICROCONTROLADORES

Cada um dos microcontroladores utilizados no desenvolvimento deste trabalho foi designado à execução de um sistema em tempo real, voltado a manter a sincronização entre todos os pontos do sistema de aquisição completo. Portanto, foram propostas todas as tarefas para o ATMEGA328p, do ESP8266 e do AT91SAM3X8E, apresentadas detalhadamente nas próximas subseções.

4.4.1 Tarefas do ATMEGA328p (a)

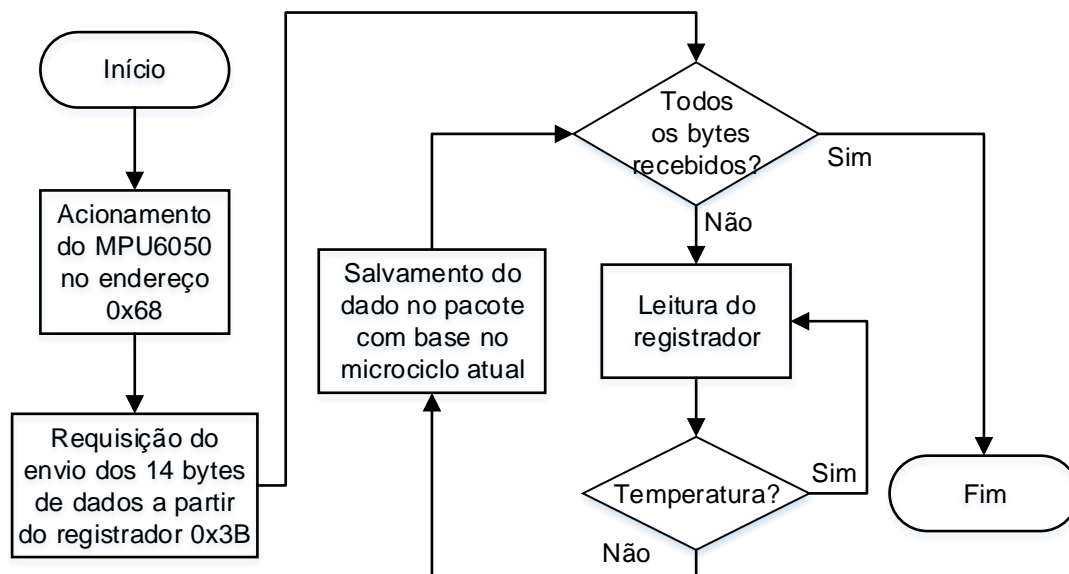
O ATMEGA328p foi o microcontrolador utilizado no gerenciamento do dispositivo de sensoriamento inercial, conectados à central por meio dos módulos Bluetooth® HC-05 à taxa de comunicação de 115,2 kb/s. Para que a aquisição fosse realizada com sucesso foi necessário definir as três tarefas para esse *hardware*:

- Tarefa 1 (τ_{a1}): Fazer a aquisição de sinais do sensor inercial MPU6050;
- Tarefa 2 (τ_{a2}): Salvar uma cópia dos dados adquiridos para envio;
- Tarefa 3 (τ_{a3}): Enviar os dados quando a requisição for realizada pela central.

O sensor inercial comunica-se com o microcontrolador ATMEGA328p por meio do protocolo I²C, logo, antes de iniciar qualquer tipo de comunicação, é necessário declarar o endereço do módulo, definido tipicamente em sua folha de dados como 68_{16} ou 0x68 além de acioná-lo, definindo o registrador PWR_MGMT_1 no endereço de memória 0x6B com o valor 0.

Após estabelecer o endereço do MPU6050 no barramento, o sinal do acelerômetro, giroscópio e temperatura podem ser adquiridos através de uma requisição do valor de 14 registradores, desde o ACCEL_XOUT_H, no endereço 0x3B, até o GYRO_ZOUT_L no endereço 0x48, sendo retornados 12 bytes referentes a giroscópio e acelerômetro e 2 a temperatura, que foram desconsiderados da aquisição conforme apresenta o fluxograma da Figura 25, representando a Tarefa 1.

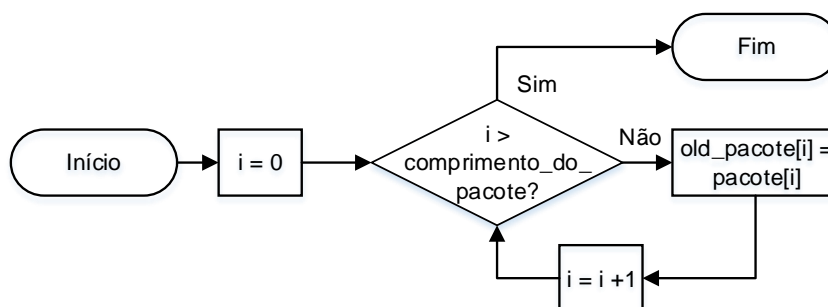
Figura 25: Fluxograma referente à Tarefa 1, executada no ATMEGA328p.



Fonte: Autoria Própria

Conforme os requisitos, a taxa de aquisição deve ser de 100 Hz (LAWOYIN; FEI; BAI, 2015). Nesse caso, antes de preparar os dados a enviar, foi necessário realizar 10 aquisições em um intervalo de 100 ms para preencher um pacote, o que gera 120 bytes no total, para então a Tarefa 2, apresentada pela Figura 26, ser executada. Portanto, o tamanho da variável “comprimento_do_pacote” no ATMEGA328p será de 120 bytes, e a variável “old_pacote” armazenará a cópia completa do pacote a ser enviada, sendo que toda a cópia é controlada por meio da variável “i”. Logo, se todos os bytes tiverem sido copiados, a tarefa é finalizada. Esta cópia foi gerada para que, durante o envio das informações, a consistência dos dados adquiridos fosse garantida.

Figura 26: Fluxograma referente à Tarefa 2, executada no ATMEGA328p.



Fonte: Autoria Própria.

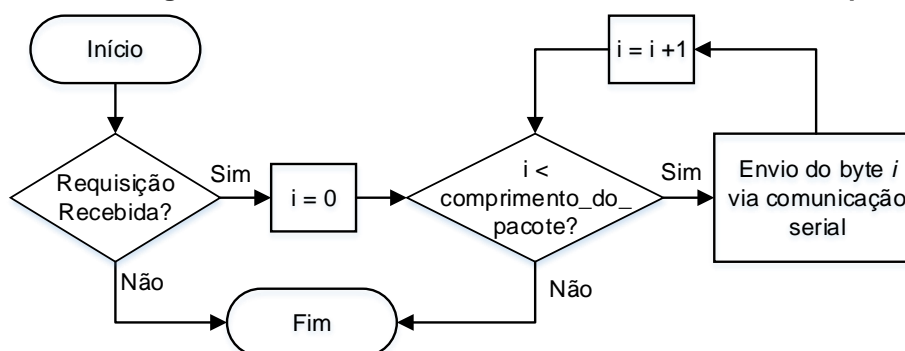
Resta agora o desenvolvimento da Tarefa 3 que consiste no envio do pacote formatado conforme a Figura 27 e preparado pela Tarefa 2, Bluetooth® para a central, conforme apresentado no fluxograma da Figura 28. Tendo em vista que essa tarefa deve ser executada apenas após ser terminada a Tarefa 2, então a ela será atribuída uma prioridade menor quando o escalonamento for realizado.

Figura 27: Formato do pacote de dados enviado à central.

Pacote Completo (120 bytes), enviado para a central à 10 Hz		
Aquisição 1	Aquisições Intermediárias	Aquisição 10
bytes 0 a 11	bytes 12 a 107	bytes 108 a 119

Fonte: Autoria Própria.

Figura 28: Fluxograma referente à Tarefa 3, executada no ATMEGA328p.



Fonte: Autoria Própria.

O envio dos dados ocorre mediante a uma requisição feita pelo microcontrolador da central de aquisição de dados. A variável “i” controla o envio do pacote byte a byte, logo, quando o pacote é enviado por completo via comunicação serial, a tarefa é encerrada. O desenvolvimento da Tarefa 3 encerrou todas as tarefas executadas pelo ATMEGA328p. Pôde-se, portanto, partir para a apresentação e o desenvolvimento das tarefas executadas no AT91SAM3X8E.

4.4.2 Tarefas do AT91SAM3X8E (b)

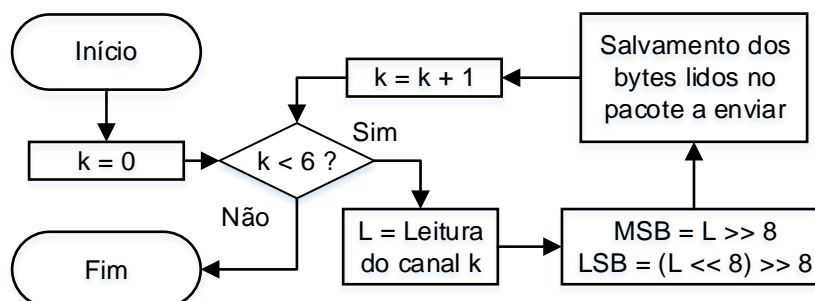
Todos os periféricos serão controlados temporalmente pelo AT91SAM3X8E, o microcontrolador principal da central. Com o objetivo de sincronizar todos os dispositivos de aquisição propostos no sistema completo e amostrar 6 canais A/D a uma taxa de 1 kHz, as quatro tarefas a seguir foram desenvolvidas.

- Tarefa 1 (τ_{b1}): Fazer a aquisição de sinais de seis canais A/D com 12 bits e salvar os dados no pacote a ser enviado posteriormente;
- Tarefa 2 (τ_{b2}): Fazer a requisição para aquisição de sinais dos sensores inerciais e salvar os dados no mesmo pacote da Tarefa 1;
- Tarefa 3 (τ_{b3}): Cópia do pacote montado após a aquisição de todos os dados;
- Tarefa 4 (τ_{b4}): Envio do pacote de dados via comunicação Serial para o ESP8266.

A tarefa de maior prioridade executada pelo AT91SAM3X8E é a Tarefa 1, devido a elevada taxa de aquisição necessária para a interpretação de sinais analógicos de natureza biológica. Para essa tarefa, foi proposto o algoritmo da

Figura 29, no qual foi realizada a leitura de cada canal, armazenada na variável “L” do tipo inteiro de 16 bits. Foi feita a leitura de cada canal “k”, e o resultado lido foi dividido em dois bytes, “MSB” e “LSB”, referentes ao byte mais significativo e menos significativo respectivamente, por meio da operação de deslocamento binário. No término da leitura, esses bytes são salvos diretamente no pacote a ser enviado.

Figura 29: Fluxograma referente à Tarefa 1, executada no AT91SAM3X8E.



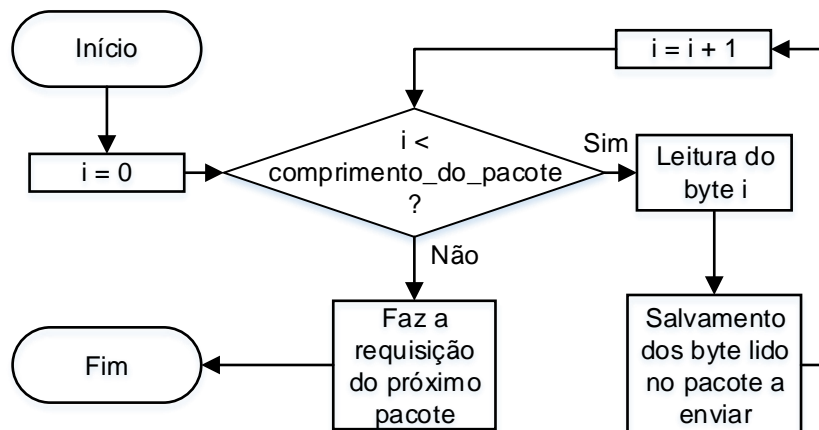
Fonte: Autoria Própria.

Devido à alta taxa proposta, então a Tarefa 1 é executada em períodos de 1 ms, gerando 2 bytes por canal e consequentemente 12 bytes por aquisição devido a leitura de 6 canais em apenas 1 período. Portanto, em apenas 1 segundo, 12000 bytes de informação são gerados.

A Tarefa 2 é executada a cada 100 ms, pois é com este período que o dispositivo de aquisição de dados inerciais disponibiliza um pacote com 10 aquisições do MPU6050 e o mantém, até que seja requisitado pela central. Esta tarefa, apresentada pela Figura 30, gerou 120 bytes por requisição a serem somados no pacote manipulado pelo AT91SAM3X8E, apresentado pela Figura 31, logo, a cada

segundo, apenas os dados dos sensores inerciais acumulam 1200 bytes de informação.

Figura 30: Fluxograma referente à Tarefa 2, executada no AT91SAM3X8E.



Fonte: Autoria Própria.

Figura 31: Estrutura do pacote de dados enviado pela central ao ESP8266

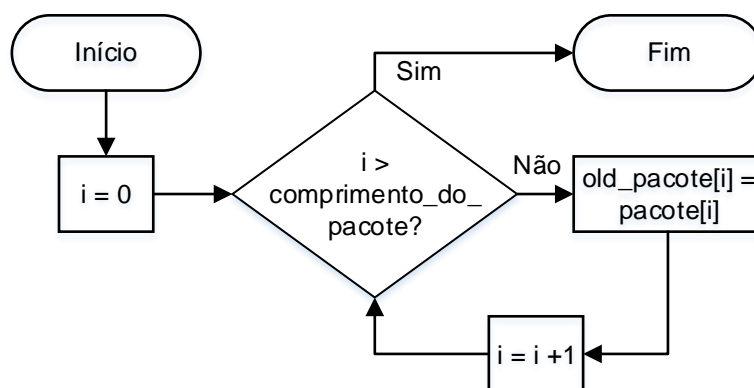
Pacote Completo (1320 bytes), enviado para a ESP8266 à 10 Hz			
Sinais do A/D			Sinais dos sensores inerciais
Aquisição 1	Aquisição n	Aquisição 100	bytes 1200 a 1319
bytes 0 a 11	bytes 12 a 1187	bytes 1188 a 1199	

Fonte: Autoria Própria.

Nesse ponto, o pacote contido de dados analógicos e inerciais está pronto para ser enviado ao ESP8266. Nota-se no algoritmo da Figura 30 que a partir do momento que os dados vindos via Bluetooth® são lidos, outra requisição já é feita. Esse procedimento garante que os dados estejam prontos para serem lidos novamente na próxima execução da tarefa, pois ficam armazenados no *buffer* da porta serial designada ao meio de comunicação nativamente no microcontrolador.

Ao finalizar a aquisição de um pacote com dados tanto do conversor A/D quanto dos dispositivos de sensoriamento inercial, foi possível criar uma cópia a ser enviada conforme apresenta o fluxograma da Figura 32. A Tarefa 3 teve por objetivo evitar a manipulação e o envio do pacote de dados pelo microcontrolador ao mesmo tempo, garantindo a segurança e a consistência dos dados adquiridos, visto que o tamanho total do pacote, representado por “comprimento_do_pacote”, somou aproximadamente 13,2 KB.

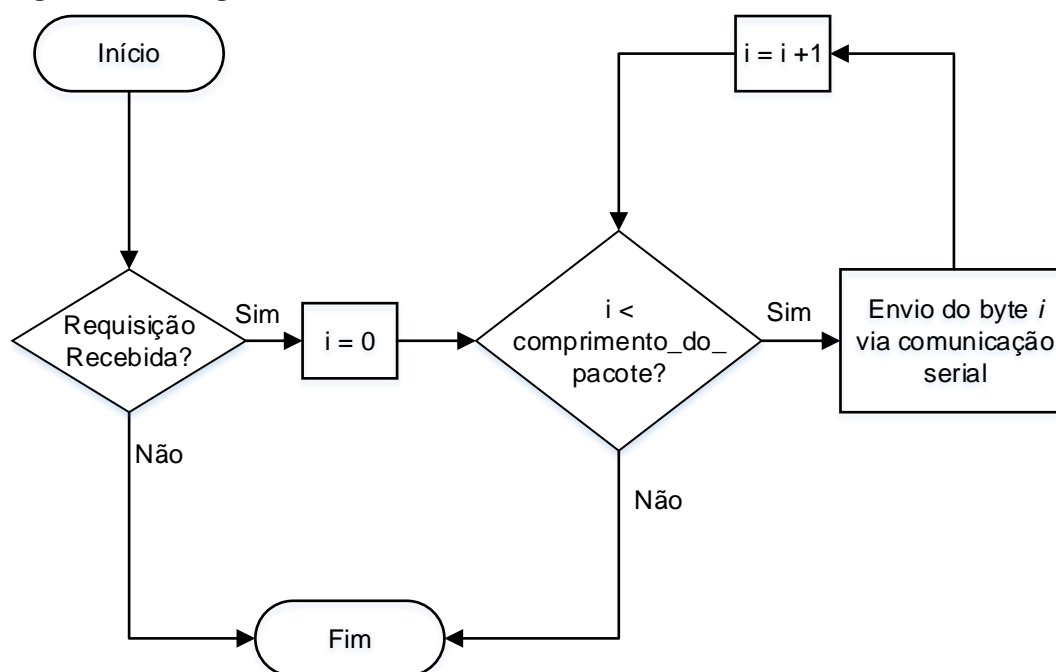
Figura 32: Fluxograma referente à Tarefa 3, executada no AT91SAM3X8E.



Fonte: Autoria Própria.

Com o pacote preparado pela Tarefa 3, a qual tem lógica semelhante à da Tarefa 2, proposta para o microcontrolador ATMEGA328p, pode-se partir para o envio via RS232 à plataforma ESP8266 (Tarefa 4), à qual enviará o pacote posteriormente ao computador. A conexão por fios entre os microcontroladores permitiu que a velocidade de comunicação fosse determinada como 250 kb/s para essa operação. O envio do pacote é feito byte-a-byte, conforme apresenta o fluxograma da Figura 33.

Figura 33: Fluxograma referente à Tarefa 4, executada no AT91SAM3X8E.



Fonte: Autoria Própria.

4.4.3 Tarefas do ESP8266 (c)

Além de enviar os dados via Wi-Fi® para o computador, o ESP8266 foi o responsável por administrar o dispositivo de aquisição de dados veiculares. Para que a sincronia na aquisição dos dados fosse mantida e os dados enviados corretamente ao computador, as tarefas listadas a seguir foram propostas.

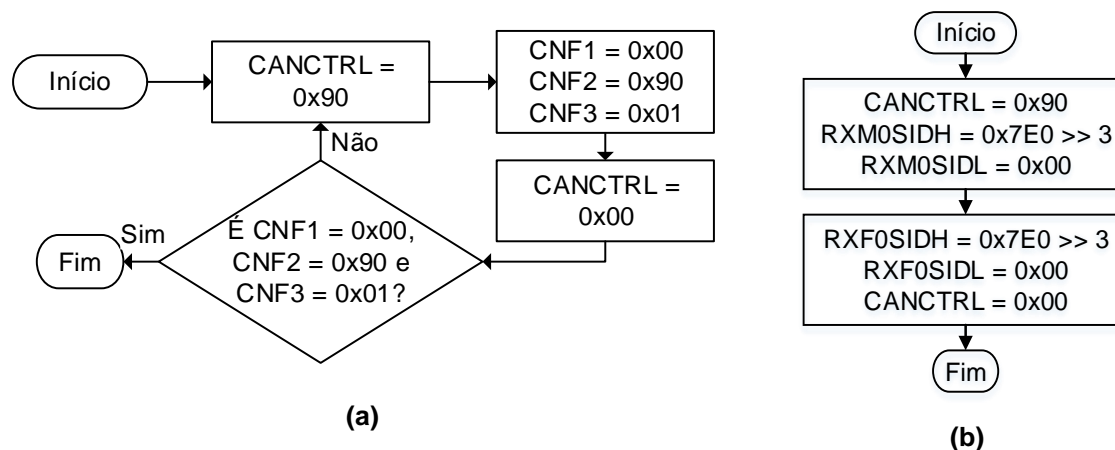
- Tarefa 1 (τ_{c1}): Recebimento do pacote de dados enviado pelo AT91SAM3X8E;
- Tarefa 2 (τ_{c2}): Requisição, recebimento e armazenamento dos dados do veículo;
- Tarefa 3 (τ_{c3}): Empacotamento dos dados do veículo e envio deste ao computador via Wi-Fi.

Na inicialização da ESP8266 foi necessário que duas operações fossem executadas apenas uma vez em relação à rede CAN a inicialização do microcontrolador MCP2515, via SPI, e dos filtros de recebimento e envio de mensagens, os quais evitam a sobrecarga do microcontrolador e, conseqüentemente, reduzem as chances de erros na execução das requisições. Além disso, foi preciso configurar a plataforma como um ponto de acesso Wi-Fi®, pois o computador conecta-se diretamente para fazer a aquisição dos dados. Com o objetivo de tornar a placa apta à conexão do computador, o nome de rede escolhido foi “DAQ_SYSTEM” com a senha “12345678”.

O endereço IP atribuído à placa é 192.168.4.1, logo, o computador conectado ao sistema deve comunicar-se por um endereço nesta mesma faixa e com máscara 255.255.255.0. O endereço escolhido para a máquina conectada é 192.168.4.100 através da porta 4210, definida aleatoriamente e permitida no *firewall* do sistema operacional Windows® utilizado no computador.

Em seguida, a interface CAN foi configurada a 500 Kb/s. Seguindo as instruções da folha de dados do microcontrolador MCP2515, foram elaboradas as rotinas da Figura 34 (a), referente à inicialização, e da Figura 34 (b), referente a configuração dos filtros de recebimento de mensagens.

Figura 34: Fluxogramas de inicialização da rede CAN.



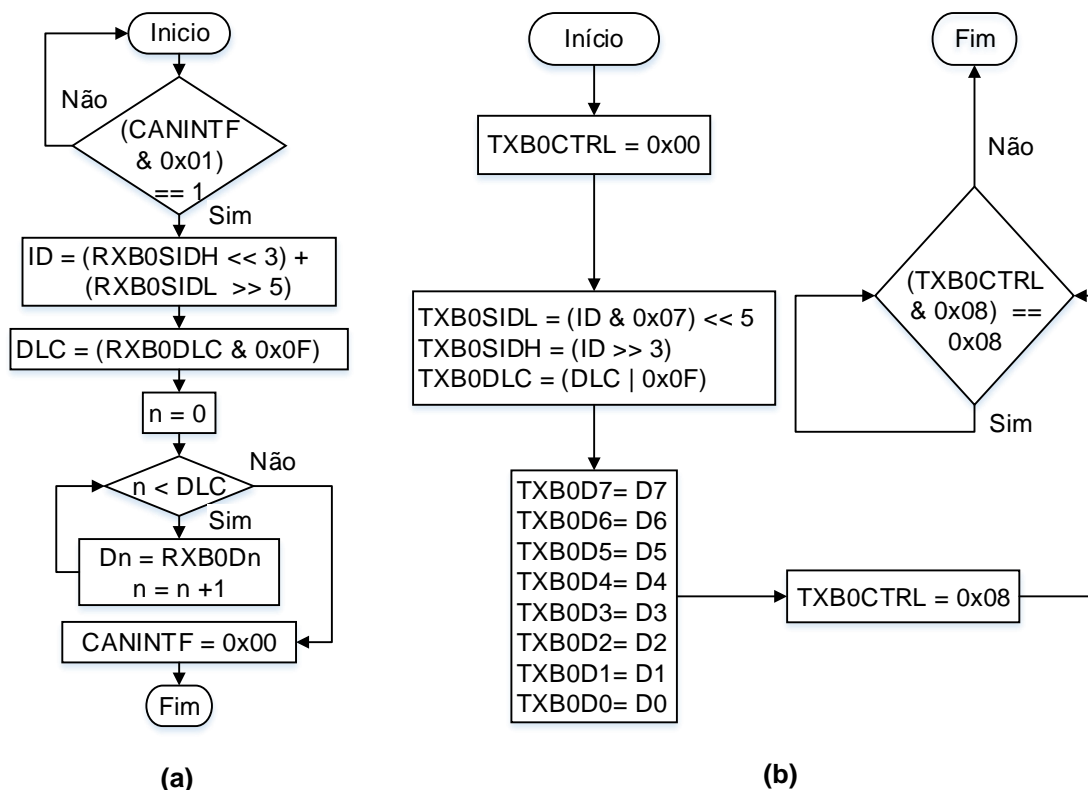
Fonte: Autoria Própria.

Nota-se que apenas quatro registradores são utilizados na configuração da velocidade de operação da rede CAN: CANCTRL, CNF1, CNF2 e CNF3. Quando colocado no modo de configuração, o microcontrolador MCP2515 permite a alteração dos registradores CNF1, CNF2 e CNF3 que definem os requisitos temporais em relação a cada bit que trafega na rede. Para a configuração de operação a 500 Kb/s, a configuração de valores dos registradores mencionados deve ser 0x00, 0x90 e 0x01 respectivamente, sendo estes já calculados para esta velocidade com base na norma ISO 11898 e na folha de dados do microcontrolador. Após sair do modo de configuração, definindo o valor de CANCTRL como 0, o MCP2515 passou a operar à taxa escolhida.

As mensagens recebidas via diagnóstico automotivo possuem identificadores de 0x7E0 a 0x7EF, logo, se a máscara RXM0 for configurada com os 7 bits mais significativos dos identificadores, ou seja, 0x7F0, e o filtro RXF0 for configurado com 0x7E0, têm-se a certeza de que as mensagens recebidas serão referentes à requisição feita via diagnóstico e estarão entre o intervalo mencionado, sendo ambos os elementos configurados conforme instruções da folha de dados do microcontrolador. O microcontrolador foi colocado novamente em modo de configuração para a definição dos filtros e máscaras através do registrador CANCTRL definido como 0x90, RXM0SIDH, que armazena os 8 bits mais significativos, foi definido como 0xFE (ou 11111110₂) e a RXF0SIDH é atribuído 0xFB (ou 11111100₂). Não é necessário preencher os registradores RXM0SIDL e RXF0SIDL, porém a eles foi atribuído o valor 0 para evitar quaisquer problemas de configuração. Pôde-se,

portanto, configurar as rotinas de recebimento, mostradas pela Figura 35 (a) e envio de mensagens, apresentada na Figura 35 (b).

Figura 35: Rotinas para recebimento (a) e envio (b) de mensagens CAN.



Fonte: Autoria Própria.

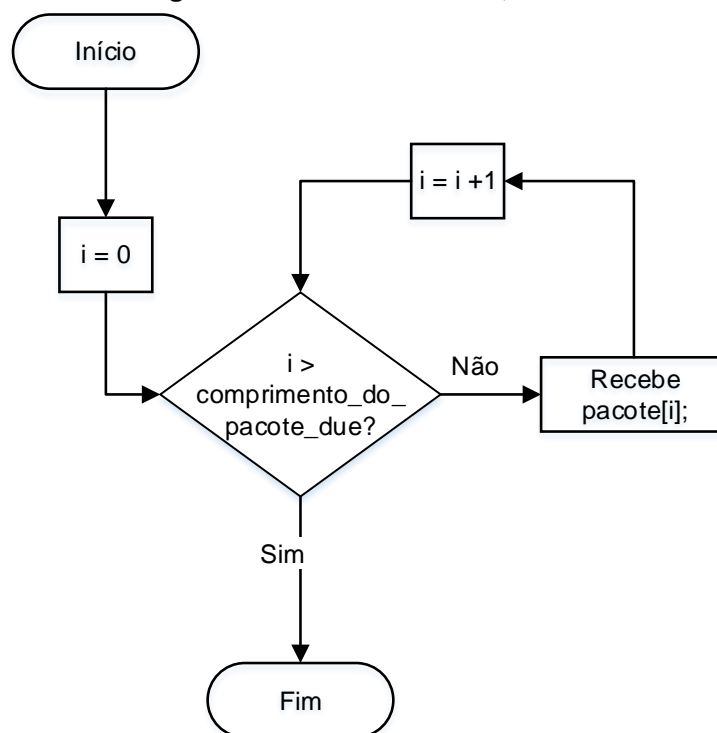
Quando uma mensagem precisa ser enviada, o registrador TXB0CTRL é definido, para que qualquer tentativa de envio previamente realizada seja abortada. Então os registradores TXB0SIDL e TXB0SIDH são preenchidos com o identificador da mensagem a ser enviada, TXB0DLC com o DLC e TXB0D0 a TXB0D7 com os dados. Após preencher esses registradores de configuração, basta definir TXB0CTRL como 0x08 e então aguardar que ele volte a 0x00, seu valor inicial, indicando que a mensagem foi enviada corretamente.

Ao receber uma mensagem, é necessário verificar se há alguma já armazenada nos *buffers* do MCP2515. Se o primeiro bit do registrador CANINTF estiver definido como 0x01, significa que uma mensagem está armazenada no *buffer* de recebimento do MCP2515 e pode ser lida, sendo os registradores RXB0SIDH e RXB0SIDL responsáveis por armazenar o identificador, RXB0DLC pelo DLC e RXB0D0 a RXB0D7 pelos dados. Para que o microcontrolador seja habilitado

novamente ao recebimento de novas mensagens, basta definir CANINTF como 0x00 e aguardar até que outra mensagem seja recebida.

Com todas as rotinas necessárias ao funcionamento da comunicação CAN configuradas, pôde-se dar continuidade à programação da rotina referente à Tarefa 1, O recebimento dos dados enviados pela central é o que sincronizará o ESP8266 com o resto do sistema temporalmente, logo propõe-se que a Tarefa 1 seja executada de maneira não-preemptiva conforme apresenta o fluxograma da Figura 36. Nota-se que enquanto todos os dados não forem recebidos, o sistema fica travado e nenhuma outra tarefa é executada.

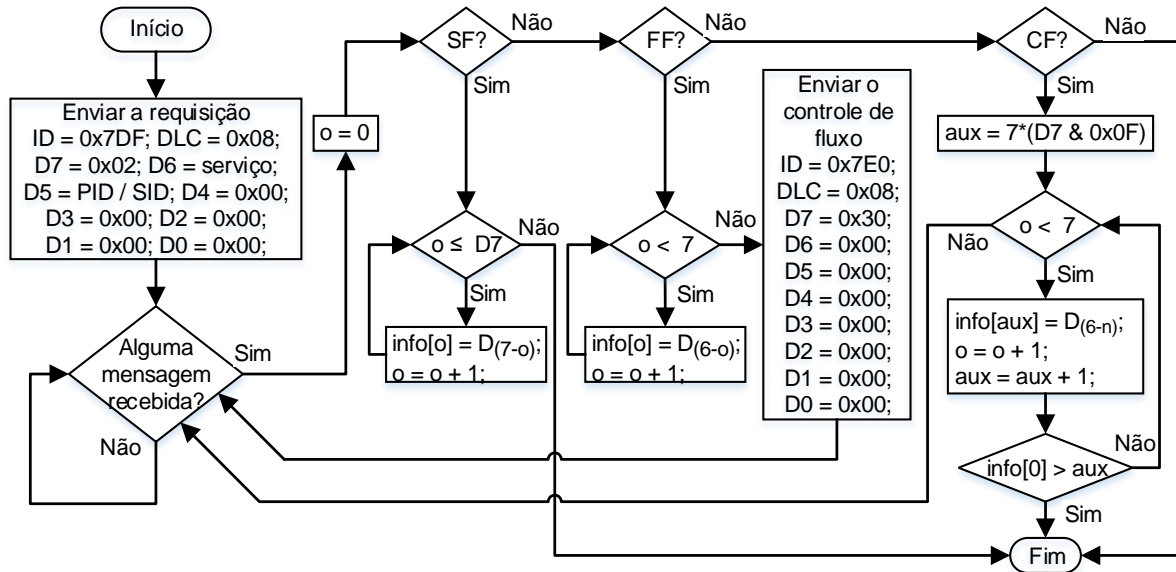
Figura 36: Fluxograma referente à Tarefa 1, executada no ESP8266.



Fonte: Autoria Própria.

Ao receber todos os bytes do AT91SAM3X8E, é iniciada a Tarefa 2, a qual também se optou pela não-preempção, visto que o microcontrolador precisa estar apto a receber todas as mensagens de diagnóstico que virão da CAN e registrar esta informação assim que possível, conforme apresenta a Figura 37.

Figura 37: Fluxograma para obtenção de dados de um barramento CAN veicular de diagnóstico, referente à Tarefa 2 do ESP8266.



Fonte: Autoria Própria.

O fluxograma apresentado pela Figura 37 foi suficiente para fazer a requisição de qualquer informação em um veículo. O exemplo mostrado consiste na requisição de apenas 1 PID, mas podem ser recolhidos até seis utilizando apenas uma requisição. Inicialmente, a mensagem de requisição com o identificador 0x7DF é enviada ao veículo e então o microcontrolador CAN passa a esperar pela resposta de qualquer ECU.

Quando algo é recebido do barramento CAN, a variável auxiliar “o” é reiniciada e o tipo da mensagem é verificado com base no *nibble* mais significativo do byte D7. No caso de SFs, a mensagem completa é armazenada na variável “info”, o que não ocorre quando um FF ou um CF são recebidos. Se a mensagem recebida é um FF, o byte de dados D7 é referente ao tipo da mensagem, logo ele não é armazenado, diferente do que acontece com os bytes D6 a D0, que contém informações importantes e precisam ser salvos.

Para que os CFs com o resto da informação sejam enviados pelas ECUs do veículo, é enviada uma mensagem FC ao barramento, restando apenas esperar que o veículo termine de enviar as informações referentes a requisição. Todos os dados são, por fim, armazenados na variável “info”, que fica disponível para uso nas tarefas da ESP8266, da qual os bytes relevantes, referentes à requisição, são armazenados no pacote a ser enviado ao computador.

Foi feita a requisição da velocidade do veículo (PID 0x0C), da rotação do motor (PID 0x0D) e do deslocamento relativo do pedal de aceleração (PID 0x49) a cada 100 ms para que a taxa de 10 Hz fosse respeitada, conseqüentemente, a taxa de envio de pacotes ao computador também foi de 10 Hz.

Após receber os dados da CAN, pôde-se enviar o pacote inicialmente via protocolo TCP e em seguida via UDP, com o objetivo de avaliar o tempo levado entre ambos os protocolos. Este pacote foi formatado conforme a Figura 38 e enviado à estação conectada via Wi-Fi® ao ESP8266 (Tarefa 3). O tamanho do pacote a ser enviado é de 1324 bytes, dos quais 1200 são referentes aos dados analógicos recebidos pelo AT91SAM3X8E, 120 referentes ao dispositivo de sensoriamento inercial e 4 do dispositivo de aquisição de dados veiculares.

Figura 38: Estrutura do pacote de dados enviado pelo ESP8266 ao computador

Pacote Completo (1444 bytes), enviado para o computador à 10 Hz				
Sinais do A/D	Sinais dos sensores inerciais	Sinais veiculares		
bytes 0 a 1199	bytes 1200 a 1439	Velocidade	Rotação	Acelerador
		byte 1440	byte 1441 e 1442	byte 1443

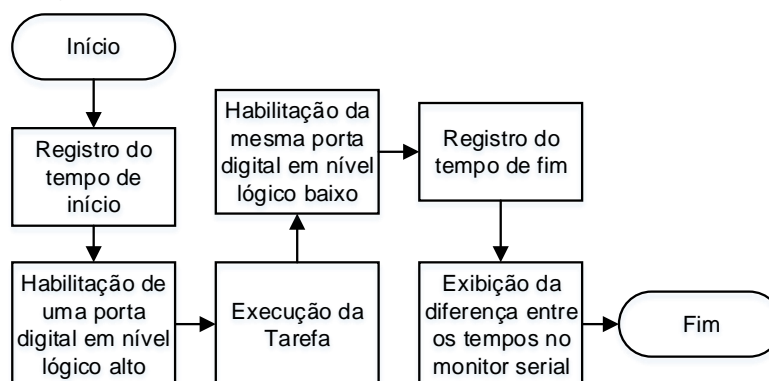
Fonte: Autoria Própria.

O desenvolvimento da Tarefa 3 executada pelo ESP8266 finalizou todas as tarefas que o dispositivo de aquisição completo deve executar. Em posse de todas as rotinas de aquisição, controle e transmissão de dados, pôde-se propor um método de medição do tempo de duração de cada uma das tarefas, o qual possibilita o escalonamento do sistema como um todo.

4.5 TEMPO DE EXECUÇÃO DAS TAREFAS

Todos os microcontroladores utilizados no sistema de aquisição de dados operam com temporização pré-definida, sem aceitar nenhum tipo de tarefa esporádica. O tempo computacional cada tarefa foi medido inicialmente através do fluxograma apresentado na Figura 39. Nota-se o uso de um pino do microcontrolador em teste para cada tarefa, pois ele será utilizado posteriormente na validação temporal do sistema por meio de um osciloscópio.

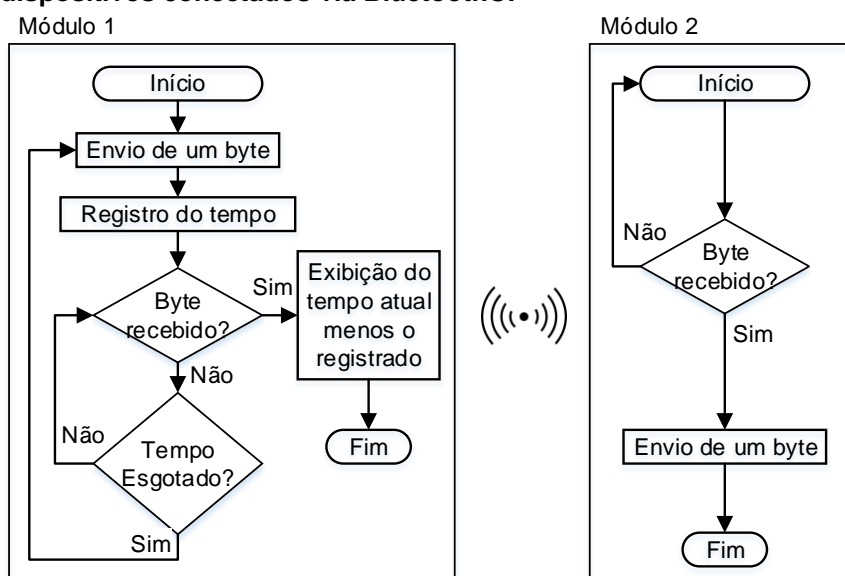
Figura 39: Fluxograma do software para medição de tempo de execução de tarefas.



Fonte: Autoria Própria.

O registro do tempo de início da tarefa foi feito com a função *micros()*, compatível a todos os microcontroladores. Para cada tarefa do sistema, o tempo de execução inicial e final foram registrados, logo, a verificação do tempo de execução consiste na diferença entre ambos os registros. Por questões de segurança e melhor avaliação, foi feita média do tempo de duração de dez execuções da mesma tarefa, sendo este o valor de tempo usado como referência no escalonamento. A latência entre a central e o dispositivos de sensoriamento inercial foi avaliada através da implementação do algoritmo da Figura 40.

Figura 40: Fluxograma voltado à verificação de latência entre dispositivos conectados via Bluetooth®.



Fonte: Autoria Própria.

Nota-se que o procedimento de verificação da latência consiste em enviar um byte de um *hardware* até outro, registrar o tempo de execução, aguardar que a resposta chegue e enfim verificar o tempo de execução atual em relação ao registrado. A diferença nesses tempos consiste em um atraso da tarefa de envio dos dados que, dependendo das condições de distância entre os módulos, chegou a 50 ms.

4.6 ESCALONAMENTO DAS TAREFAS NOS MICROCONTROLADORES

Em posse de todas as tarefas executadas nos microcontroladores ATMEGA328p, AT91SAM3X8E, e ESP8266, pôde-se, com base no algoritmo proposto na seção 4.5, medir o tempo de execução de cada uma delas. Para que não houvesse nenhuma interferência, cada tarefa foi embarcada isoladamente no seu respectivo microcontrolador, com todas as partes do sistema de aquisição desconectadas. A Tabela 3 apresenta todas as tarefas e suas propriedades, as quais foram fundamentais no escalonamento das plataformas.

Tabela 3: Tabela de escalonamento para os microcontroladores (μC) do sistema de aquisição.

μC	Tarefa	Prioridade	Preempção	Tempo de Computação (ms)	Tempo Considerado (ms)	Atraso Inicial (ms)	Período (ms)
ATMEGA328p	τ_{a1}	1	Não	1,720	2	-	10
	τ_{a2}	2	Não	0,070	1	100	100
	τ_{a3}	3	Não	4,700	5	100	100
AT91SAM3X8E	τ_{b1}	1	Não	0,030	0,05	-	1
	τ_{b2}	2	Não	0,150	1	150	100
	τ_{b3}	3	Sim	0,850	1	100	100
	τ_{b4}	4	Sim	46,160	50,00	100	100
ESP8266	τ_{c1}	1	Não	52,700	60	-	100
	τ_{c2}	2	Não	20,000	25	-	100
	τ_{c3}	3	Não	0,320	10	-	100

Fonte: Autoria Própria.

No dispositivo de sensoriamento inercial, controlado pelo ATMEGA328p, três tarefas são executadas. Após o emprego do algoritmo de medição do tempo de execução, pôde-se constatar que a aquisição dos dados do MPU6050 (τ_{a1}) levou 1,72 ms, enquanto que a preparação do pacote a ser enviado (τ_{a2}) levou 70 μ s e seu envio (τ_{a3}) 4,70 ms. Por questões de segurança, foram considerados tempos superiores aos medidos como referência para o escalonamento em todos os microcontroladores, definidos arbitrariamente em acordo com a possibilidade de erros, como falhas de execução, em cada uma das tarefas.

Na central de aquisição de dados, coordenada pelo AT91SAM3X8E, a aquisição dos seis canais A/D (τ_{b1}) somou um total de 30 μ s, enquanto que a requisição e o recebimento dos dados dos dispositivos de sensoriamento inercial (τ_{b2}) levou 150 μ s. A cópia do pacote completo a ser enviado ao ESP8266 (τ_{b3}) teve duração de 0,85 ms, porém o envio do pacote (τ_{b4}) durou cerca de 46,16 ms.

A latência entre a central e os dispositivos de aquisição inercial teve de ser considerada, pois poderia afetar diretamente a integridade das informações recebidas. Nota-se que, à tarefa de requisição dos dados do dispositivo de sensoriamento inercial, foi inserido um atraso inicial de 150 ms, suficiente para avaliar posteriormente se haverá ou não impacto no escalonamento das tarefas da central.

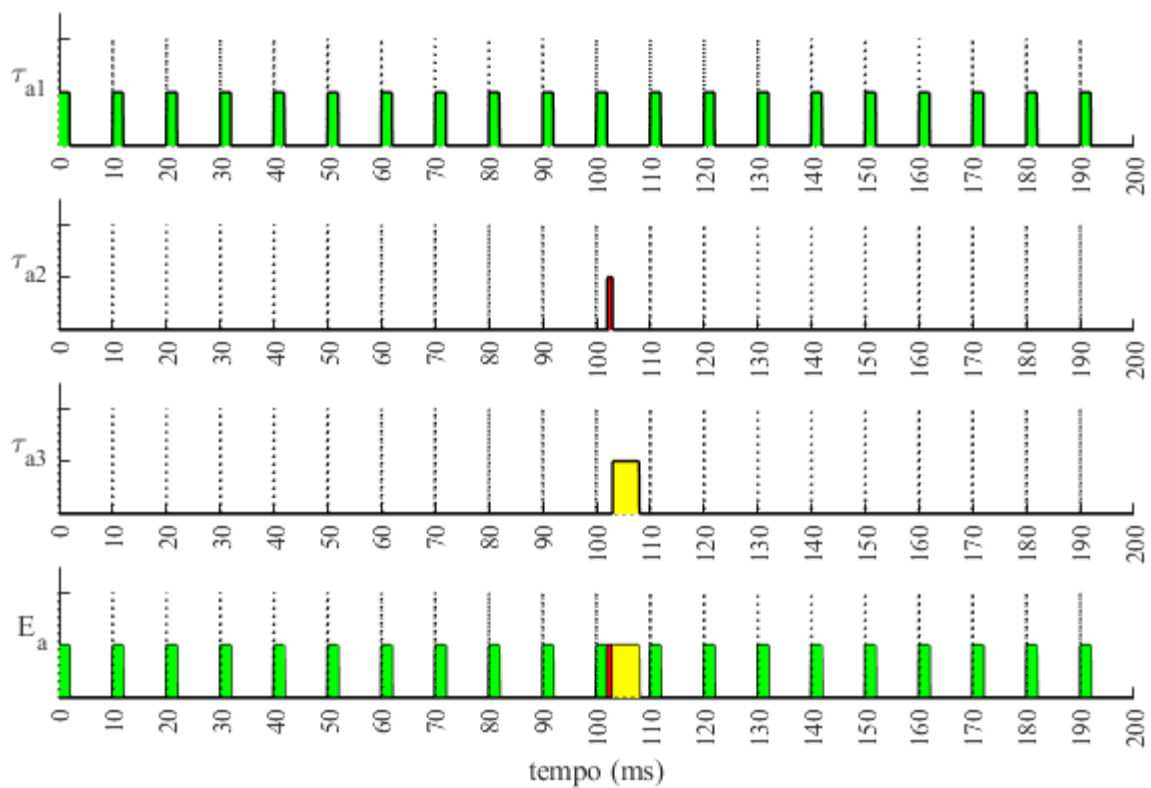
No ESP8266, responsável por administrar o dispositivo de aquisição de dados veiculares, a tarefa de maior prioridade, ou seja, a de receber o pacote enviado pelo AT91SAM3X8E (τ_{c1}) levou cerca de 52,70 ms, enquanto que a de aquisição dos dados do veículo (τ_{c2}) durou cerca de 20,0 ms. O envio do pacote completo para o computador durou apenas 320 μ s via UDP, perto do que já era esperado devido à alta taxa de transmissão do Wi-Fi® 802.11 b/g/n. Uma vez que o tempo de envio do pacote completo à estação via TCP levou um tempo ligeiramente superior ao via UDP e não houve perdas de pacotes em nenhum dos protocolos, optou-se por manter o UDP como padrão no envio de dados via Wi-Fi. Em posse do tempo computacional de todas as tarefas, pôde-se dar início ao escalonamento.

4.6.1 Escalonamento empregado no ATMEGA328p

O microciclo do sistema escalonado, em qualquer uma das plataformas, pode ser definido como o máximo divisor comum dos tempos computacionais, portanto,

cada microciclo do sistema será de 10 ms para o ATMEGA328p. O macrociclo foi definido como 100 ms devido a este ser referente às atividades com maiores períodos. Considerando que todos os elementos necessários ao escalonamento do sistema já foram definidos e os tempos das tarefas medidos, então foi desenvolvido o diagrama de Gantt, ou diagrama temporal, para cada uma das tarefas (τ_{a1} , τ_{a2} e τ_{a3}), e para o sistema escalonado (E_a), conforme apresenta a Figura 41.

Figura 41: Diagramas de Gantt referentes ao escalonamento das tarefas mencionadas para o ATMEGA328p.



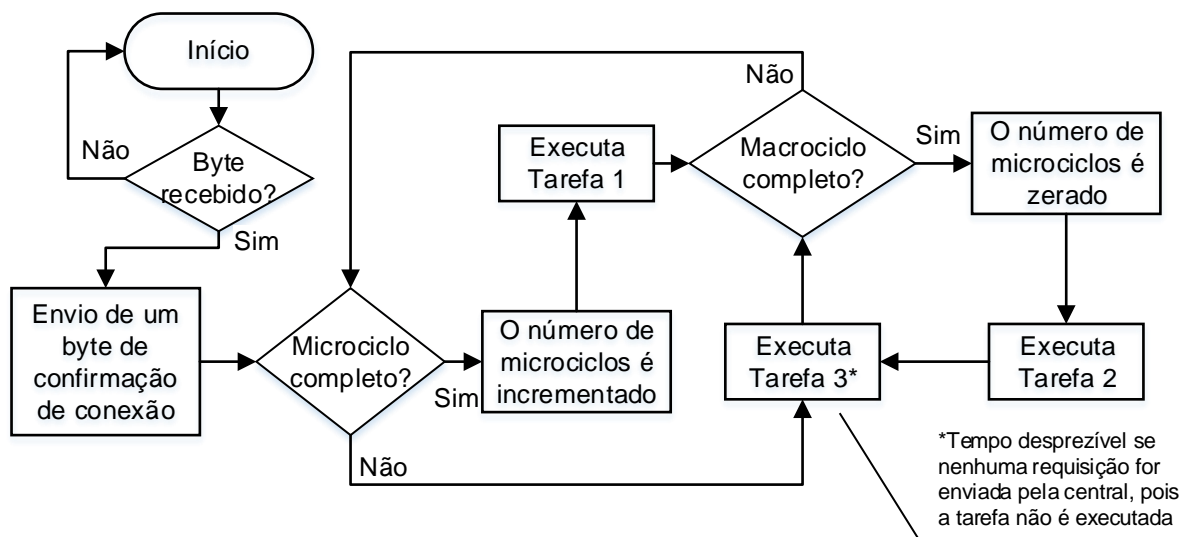
Fonte: Autoria Própria.

Nota-se, todas as tarefas são executadas corretamente nos períodos propostos, logo o ATMEGA328p é capaz de fazer a aquisição a 100 Hz do sensor inercial e, além disso, empacotar e enviar esses dados via Bluetooth® para a central, mesmo com a alta latência de comunicação causada pela tecnologia de transmissão sem fios utilizada. Logo, todas as tarefas propostas puderam ser embarcadas no *hardware* seguindo o fluxograma apresentado pela Figura 42.

Esse algoritmo exige que a central se conecte aos *hardwares* antes que esse faça qualquer tipo de coleta de dados ou de operação. Isso permite que haja sincronia

entre todos os dispositivos e que nenhum dado seja perdido por erros temporais, pois após a conexão bem-sucedida, as tarefas são executadas continuamente conforme os requisitos impostos.

Figura 42: Fluxograma do software em tempo real aplicado ao ATMEGA328p.

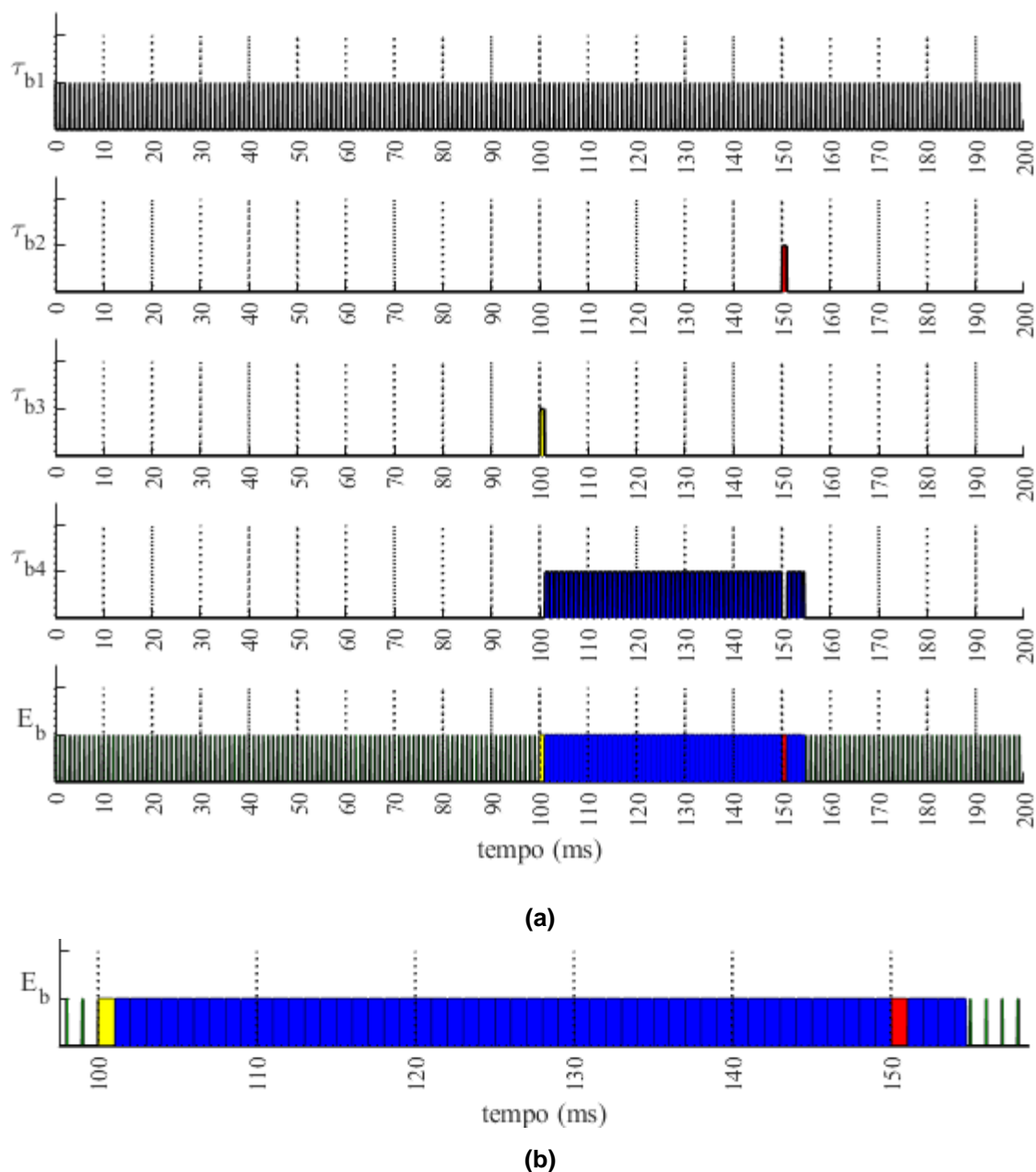


Fonte: Autoria Própria.

4.6.2 Escalonamento empregado no AT91SAM3X8E

Foram definidos como microciclo e macrociclo para o AT91SAM3X8E 1 ms e 100 ms respectivamente, levando em consideração que a tarefa de aquisição de dados do A/D é a de menor período e a de envio de dados para o ESP8266 a de maior. Apesar da quantidade de dados e do tempo levado pela tarefa de envio ser expressivamente maior que o de qualquer outra das tarefas mencionadas, o sistema pôde ser escalonado, conforme mostra o diagrama temporal da Figura 43 (a). Devido ao microciclo ser 100 vezes menor que o macrociclo, foi feita a ampliação do escalonamento completo (E_b) na Figura 43 (b), para que este se tornasse mais visível. Pôde-se perceber que, mesmo com a tarefa de envio levando um tempo ligeiramente superior as outras, todas as tarefas foram executadas conforme suas prioridades, sendo a preempção sempre respeitada e, além disso, a aquisição dos dados dos A/Ds não é interrompida e nem deixa de ser executada em momento algum.

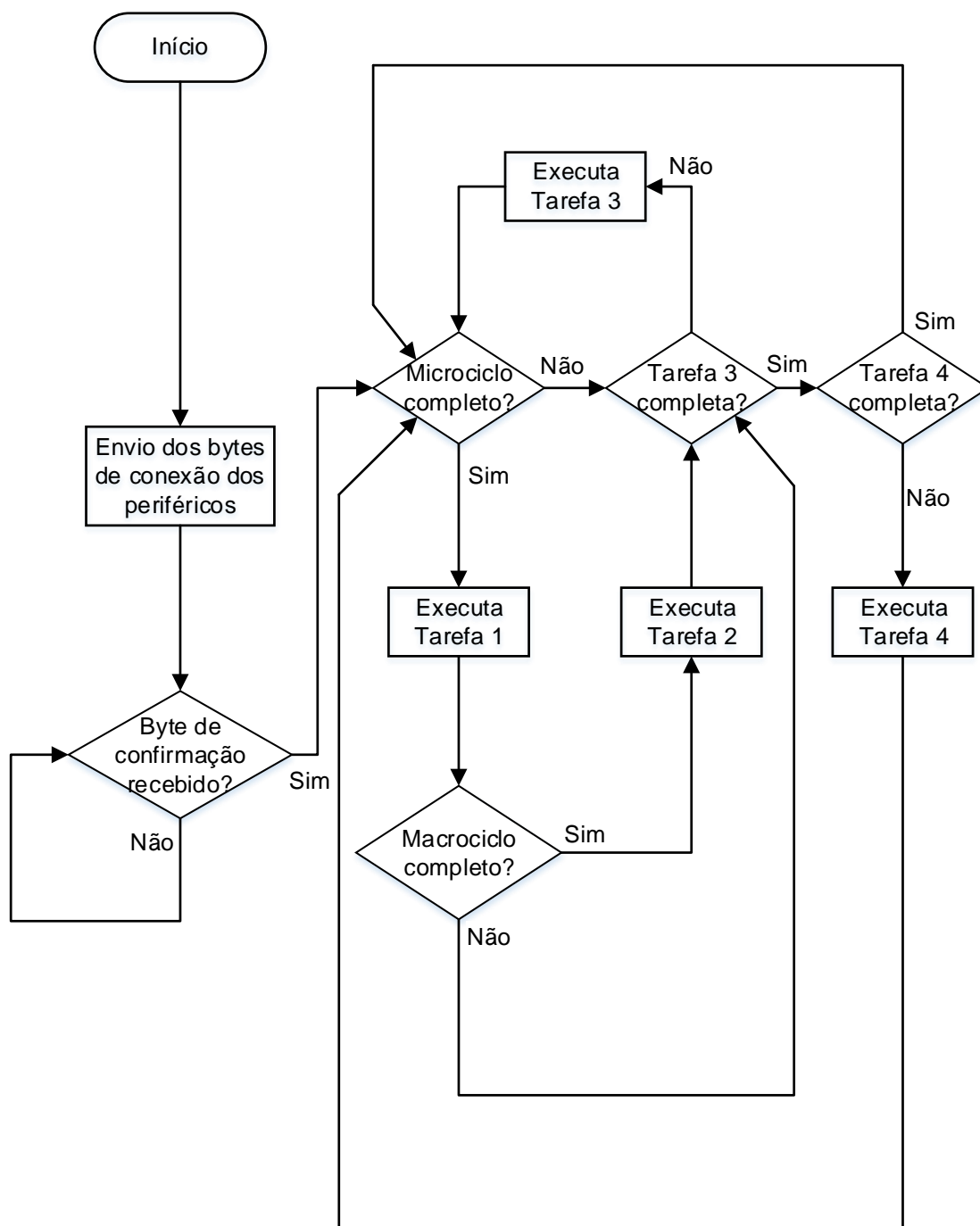
Figura 43: Diagramas de Gantt referentes ao escalonamento das tarefas mencionadas para o AT91SAM3X8E.



Fonte: Autoria Própria.

Assim como feito para o *firmware* embarcado nos dispositivos de aquisição inercial, o fluxograma da Figura 44 mostra uma seção de conexão antes que qualquer dado seja amostrado ou enviado, o que garante a conexão de todos os *hardwares* à central e evita erro ou dados não confiáveis. As Tarefas 3 e 4 foram programadas de maneira preemptiva, pois estas não atrapalham a aquisição dos dados.

Figura 44: Fluxograma do software em tempo real aplicado ao AT91SAM3X8E.



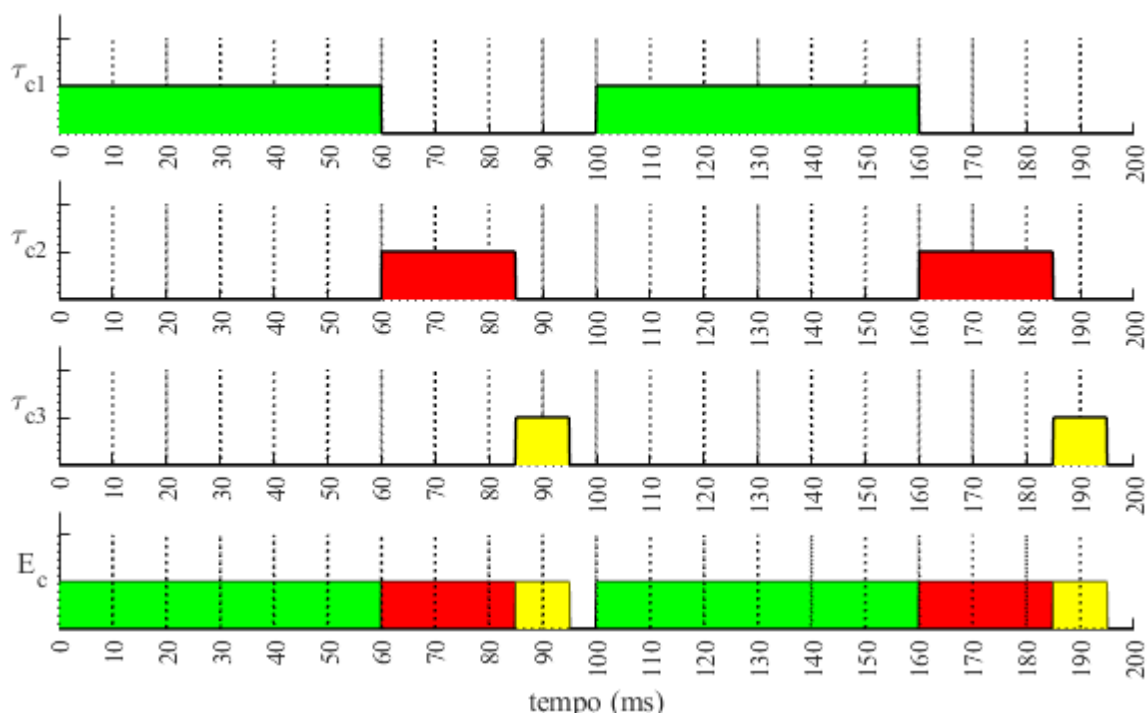
Fonte: Autoria Própria.

A central não exige nenhum tipo de requisição vinda do ESP8266 para controle do tempo, visto que o envio dos dados, ou Tarefa 4, é uma tarefa periódica executada de 100 em 100 ms. Apenas isso é necessário para manter o AT91SAM3X8E em sincronia com o ESP8266, pois todas as decisões tomadas antes do envio dos dados para o computador são com base no pacote recebido.

4.6.3 Escalonamento empregado no ESP8266

Sabe-se que a tarefa prioritária do sistema proposto é o recebimento de todas as informações advindas da central, pois elas constituem parte fundamental do pacote que será enviado posteriormente ao computador via Wi-Fi. Ao receber esse pacote, é feita a requisição dos dados ao veículo e, assim que a resposta estiver pronta e devidamente encaixada no pacote final, este é enviado. Sendo assim, pode-se verificar a consistência do escalonamento (E_c) para o ESP8266, controlado temporalmente pelo AT91SAM3X8E por meio do envio do período do pacote de dados, sugerido nos diagramas de Gantt mostrados pela Figura 45.

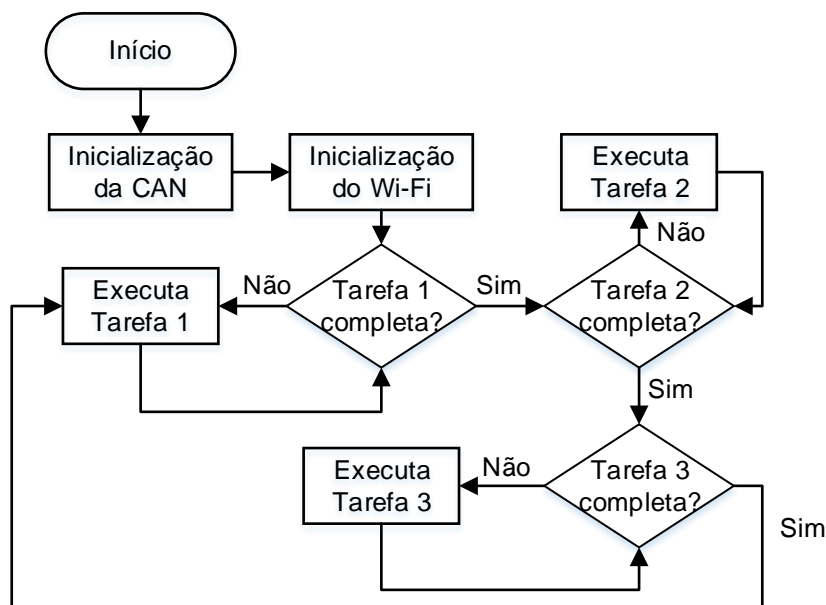
Figura 45: Diagramas de Gantt referentes ao escalonamento das tarefas mencionadas para o ESP8266.



Fonte: Autoria Própria.

A implementação do escalonamento proposto para o sistema do ESP8266 é executado conforme apresenta o fluxograma da Figura 46. Nota-se que nenhuma das tarefas embarcadas neste microcontrolador é preemptiva, ou seja, todas são executadas em sequência conforme suas prioridades sem que haja interrupção, mesmo que temporária, em sua execução.

Figura 46: Fluxograma do software aplicado ao ESP8266.



Fonte: Autoria Própria.

O procedimento de envio dos dados finaliza física e virtualmente o desenvolvimento da interface de aquisição de dados, restando apenas a decodificação e armazenamento destes no computador por meio do *software* MATLAB®.

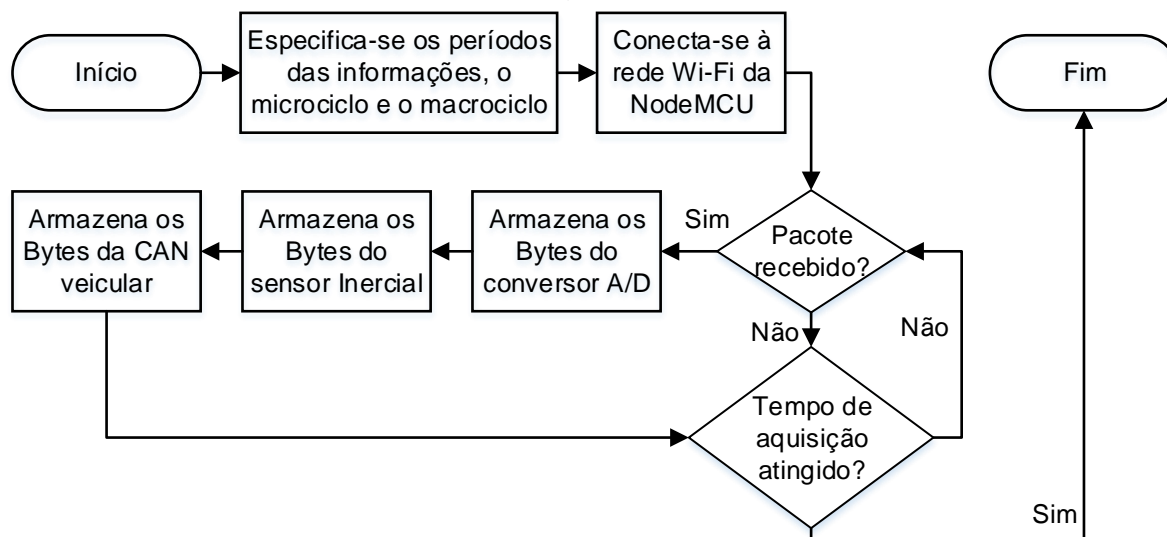
4.7 SOFTWARE COMPUTACIONAL PARA AQUISIÇÃO DOS DADOS

A aquisição dos sinais é feita pelo sistema físico de aquisição e são recebidos no computador por meio de uma rotina no MATLAB® capaz de receber um pacote via UDP/TCP, processá-lo, decodificá-lo e armazená-lo. Todos os parâmetros escolhidos para o *hardware* são importados ao *software*, tais como, duração de macro e microciclos e período de cada um dos sinais. Em seguida, utilizando-se da *Communication Systems Toolbox*, o computador conecta-se à rede criada no ESP8266 e passa a aguardar o recebimento dos pacotes enviados por ela periodicamente na frequência proposta de 10 Hz, sem nenhum tipo de exceção, devido a todo o escalonamento realizado para evitar erros.

Ao receber um pacote, cada byte dele é analisado com base no empacotamento feito pelo *hardware*, conforme apresenta o fluxograma da Figura 47. Nesse caso, é necessário que a rotina desenvolvida no MATLAB tenha a capacidade

de compreender qual o tamanho de cada informação, para que as variáveis sejam corretamente separadas para posterior tratamento feito pelo sistema de classificação.

Figura 47: Fluxograma do *software* desenvolvido no MATLAB para recebimento e decodificação dos pacotes enviados pelo *hardware* de aquisição de dados.



Fonte: Autoria Própria.

Após o recebimento e o armazenamento de todos os bytes referentes às medições, estes são decodificados. Sabe-se que pela precisão do conversor A/D do AT91SAM3X8E ser de 12 bits, cada canal, ao ser quantizado, gera dois bytes de dados ou um inteiro sem sinal de 16 bits cujo valor mínimo é 0 e valor máximo é 4095. Quanto aos bytes amostrados do dispositivo de sensoriamento inercial, sabe-se que a medição de cada eixo é armazenada em dois registradores, os quais formam um valor inteiro, com sinal, e precisão de 16 bits, variando entre -32767 e 32767. Ao dividir o valor gerado da amostragem por 65536 e acrescentar 0,5 unidades, obtém-se o valor medido em uma escala entre 0 e 1, a mesma mostrada para o conversor A/D. Os dados retornados da rede CAN veicular são mantidos na mesma unidade que a apresentada pela norma SAE J1979 (2006).

4.8 CONSTRUÇÃO DA BASE DE DADOS

Previamente à coleta dos dados, os dois dispositivos de sensoriamento inercial foram acoplados ao veículo. Um deles foi instalado na barra de direção, com

o objetivo de manter a rotação livre da barra, com fitas de alta aderência para evitar o deslizamento do módulo e arames para fixá-lo e evitar o movimento inercial em torno do próprio eixo. O dispositivo instalado no pedal foi fixado apenas com fita de alta aderência, o que o manteve preso e não impediu o movimento livre do pedal.

O cabo do dispositivo foi conectado ao veículo por meio do conector OBDII, bem como o dispositivo foi conectado ao cabo por meio de sua interface DB9. A central de aquisição de dados foi acondicionada sob o painel de instrumentos, paralelo ao console central do veículo no lado do passageiro para evitar quaisquer interações indesejadas do motorista com o sistema.

Em seguida, foi conectado um botão configurado como *pull-up* a uma das entradas do conversor A/D da central. O botão foi posicionado na lateral do volante, indicando que, enquanto o motorista está com as mãos no volante, há um nível de tensão baixo na saída do botão, caso contrário, há um nível de tensão alto. Poderia ser utilizado um sistema por comandos de voz, o que auxiliaria na eliminação de falsos-positivos constantes na base de dados, porém, por questões de disponibilidade, optou-se pelo uso do botão.

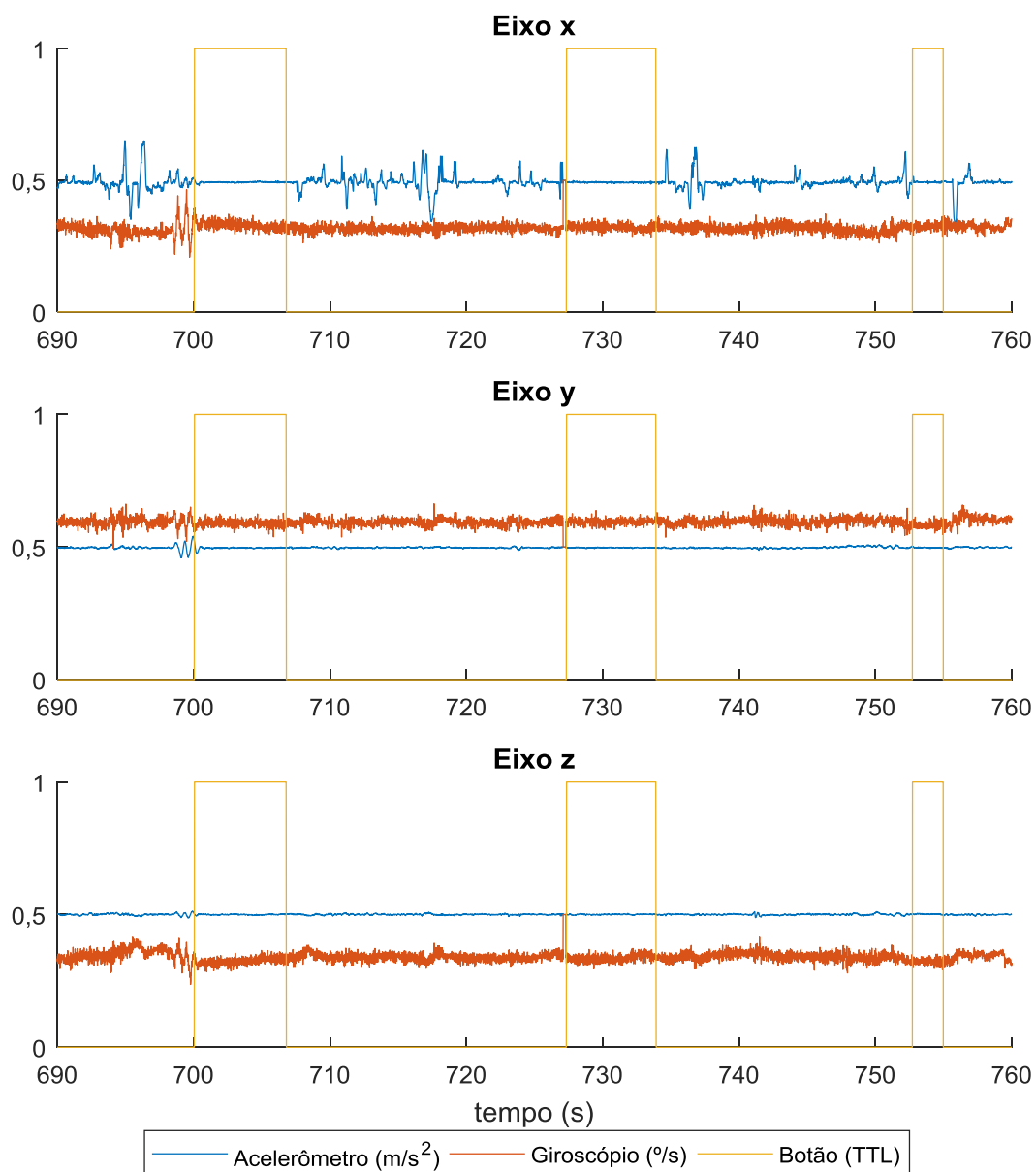
Antes de iniciar a aquisição dos dados, o dispositivo inercial foi acionado e, por fim, a central foi acionada. Ao verificar que a conexão entre os módulos HC-05 foi finalizada, o dispositivo inercial foi reiniciado junto da central, o que garantiu o funcionamento do sistema como um todo, desde as etapas de conexão, até as de aquisição. Pôde-se, portanto, conectar o computador à central e realizar a aquisição de sinais do veículo e do dispositivo de sensoriamento inercial instalado no volante por meio do MATLAB®, os quais foram adquiridos em estradas de asfalto, terra e paralelepípedo e segmentados conforme apresenta a próxima seção.

4.9 SEGMENTAÇÃO DOS SINAIS E EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS

O sinal obtido do botão instalado em um dos canais A/D da central de aquisição é fundamental na segmentação das amostras que identificam quando o motorista está com as mãos no volante (botão pressionado) ou sem (botão solto). Este sinal permite que a segmentação das amostras seja automática, o que poupa tempo e auxilia no incremento da base de dados, podendo as amostras serem modificadas conforme a necessidade do sistema de classificação.

A segmentação dos dados é a primeira etapa após a conclusão do processo de aquisição. Optou-se por padronizar o tempo de cada amostra em 3 segundos, visto que através da análise gráfica do sinal do sensor inercial instalado na barra de direção, apresentado na Figura 48, já pode-se notar um comportamento mais estável do volante, principalmente no eixo X do sinal do acelerômetro, quando o motorista dirige sem as mãos, conforme verificado através do sinal em nível alto do botão também na mesma figura.

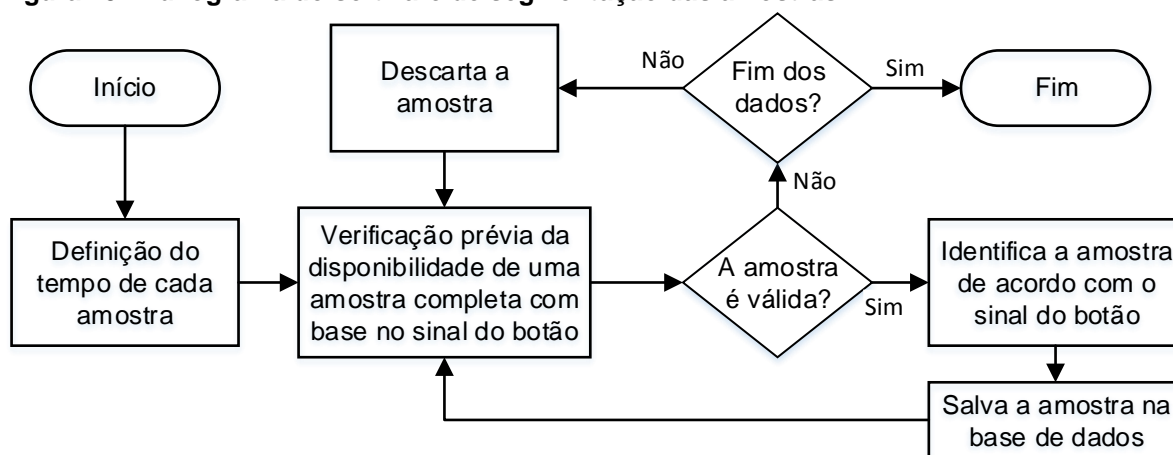
Figura 48: Visão aproximada dos sinais do dispositivo de sensoriamento inercial instalado no volante.



Fonte: Autoria Própria.

Após definir o tempo de aquisição no MATLAB®, pôde-se separar as amostras por meio de um *software* em acordo com o fluxograma da Figura 49. Com base no tempo escolhido para todas as amostras, é verificado no dado original se é possível extrair uma amostra completa antes que o botão seja solto ou pressionado. Isso garante que haja apenas amostras concisas, ou seja, que contenham exclusivamente os dados dos sinais indicando uma das situações mencionadas quanto a presença das mãos do motorista ao volante.

Figura 49: Fluxograma do software de segmentação das amostras



Fonte: Autoria Própria.

O *software* verifica se a amostra é válida por meio da análise do seu tempo de duração. Se os 3 segundos definidos anteriormente foram respeitados, então esta amostra é identificada com um rótulo (classe) conforme sua classificação (advinda do sinal do botão) e salva na base de dados; caso contrário, ela é descartada para que outra possa ser analisada. Quando a aquisição termina, toda a base de dados obtida é salva em disco para avaliação posterior.

Outro critério também utilizado para a verificação da validade das amostras é a velocidade do veículo. Esse filtro já garantiu que fossem obtidas amostras apenas com o carro em movimento, ou seja, no cenário real em que de fato o sistema poderia atuar no auxílio à prevenção de acidentes causados, por exemplo, pela distração causada pelo uso do celular ao volante.

Em posse das amostras do sinal do sensor inercial instalado na barra de direção do veículo, pôde-se aplicar as fórmulas para extração de características apresentadas pelas Equações de (1) a (8), seção 2.3. A inserção de dados brutos diretamente nas entradas da rede neural faria com que o processamento do sistema

ficasse muito lento e impreciso, devido ao excesso de dados e ruídos, logo, a aplicação de cada característica resume a amostra inteiramente em um menor conjunto de dados. Foram utilizados ao todo oito características de cada amostra, as mesmas apresentadas na Tabela 2, organizadas em uma matriz de dados conforme mostra, a título de exemplo, a Tabela 4.

Tabela 4: Matriz de características aplicada as amostras segmentadas referentes ao eixo X do acelerômetro.

a_i	Características								Classe
	\bar{x}	σ^2	γ	K	σ	x_{min}	x_{max}	x_{Δ}	
a_1	32056,47	2921716,738	0,690872	7,297888	1709,303	39515	28107	11408	Com mão
a_2	45607,89	240730975	0,431411	1,260181	15515,51	65535	31457	34078	Com mão
a_3	34909,89	28731587,37	0,805232	5,954409	5360,185	57607	22961	34646	Sem mão
a_4	35175	94449672,61	-1,15034	6,411314	9718,522	54469	803	53666	Sem mão
a_5	43133,2	449635060,3	-0,18318	1,723637	21204,6	65536	71	65465	Com mão
a_6	43677,81	182559281,9	0,351678	2,589011	13511,45	65536	626	64910	Sem mão
...									

Fonte: Autoria Própria.

Em posse de todas as amostras, foi feita a normalização do conjunto completo pelo método *Z-score* mostrado na equação (16),

$$a_{NORM} = \frac{a_i - \bar{a}}{\sigma} \quad (16)$$

onde:

a_{NORM} representa a amostra normalizada;

a_i representa a amostra i a ser normalizada;

\bar{a} representa a média de todos os dados da característica sendo normalizada;

σ representa o desvio padrão do conjunto de dados referente a característica.

A normalização é fundamental para chegar a uma boa taxa de acertos em uma rede neural artificial, pois as amostras são delimitadas a um espaço amostral que é matematicamente mais apropriado para a classificação dos dados. Após este

procedimento, o resultado fica semelhante ao da Tabela 5, na qual a normalização é feita característica por característica.

Tabela 5: Matriz de características após a aplicação do método Z-score

a_{NORM}	Características								Classe
	\bar{x}	σ^2	γ	K	σ	x_{min}	x_{max}	x_{Δ}	
a_1	-0,20313	-0,34780686	0,345767	0,158584	-0,42717	-0,19739	0,494133	-0,3682	Com mão
a_2	6,007895	3,924239921	0,159271	-1,09332	3,54177	2,888391	0,937274	1,177575	Com mão
a_3	1,104675	0,115846139	0,427966	-0,11998	0,622369	1,948189	-0,18659	1,216304	Sem mão
a_4	1,226182	1,296417225	-0,97766	-0,02524	1,875282	1,576046	-3,11767	2,513197	Sem mão
a_5	4,873669	7,677029154	-0,28248	-0,99723	5,177241	2,888509	-3,2145	3,317721	Com mão
a_6	5,123284	2,879233533	0,101961	-0,81779	2,965654	2,888509	-3,14108	3,279878	Sem mão
...									

Fonte: Autoria Própria.

Para a montagem da base de dados, foram utilizadas apenas as amostras referentes ao eixo X do acelerômetro contido no dispositivo de aquisição de sinais inerciais, pois conforme apresentado na Figura 48, é neste eixo que fica visivelmente mais clara de que forma como o motorista está dirigindo o veículo. Todas as características apresentadas também foram aplicadas a apenas esse eixo e a esse dispositivo, o qual mostrou-se suficiente na classificação do problema em questão.

A matriz de dados de entrada da rede neural foi montada da mesma forma como mostrado nas tabelas Tabela 4 e Tabela 5, contidas das características das amostras, normalizadas com valores entre 0 e 1 devido às funções de ativação utilizadas no desenvolvimento da RNA MLP apresentada na próxima seção, e da classe à qual estas pertencem, conforme exigido pelo método de aprendizado supervisionado.

4.10 CLASSIFICADOR POR REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS

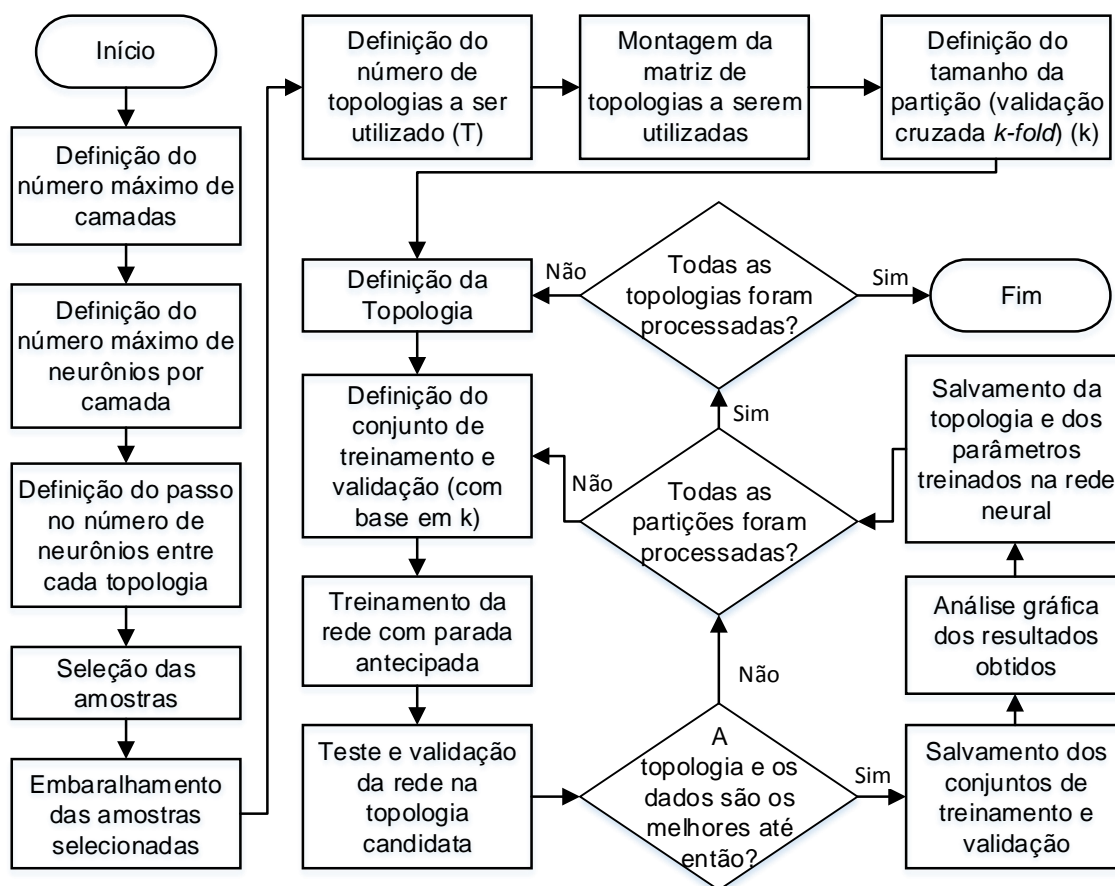
A rede proposta para solução do problema de detecção das mãos do motorista ao volante é um Perceptron de Múltiplas Camadas com várias topologias diferentes a serem testadas. Toda a topologia da rede é variável, desde número de camadas até o número de neurônios por camada, conforme mostrado no fluxograma da Figura 50,

o qual representa o *software* desenvolvido no MATLAB® para escolha do melhor conjunto de dados e das melhores topologias de rede a serem empregadas nesse processo.

O algoritmo inicia-se pela definição de alguns parâmetros importantes para a execução do sistema, como qual é o número máximo de camadas e a quantidade de neurônios máxima que cada camada pode ter. Para se chegar ao número máximo de neurônios por camada, é utilizado um passo que deve ser divisor inteiro do número máximo de neurônios, ou seja, se esse número máximo for 20, então o passo poderá ser 1, 2, 4, 5, 10 ou 20, o que representa que o número de neurônios das camadas variará de passo a passo até que o máximo da camada seja atingido.

As amostras são selecionadas na proporção de 1:1. Como o número de amostras do motorista dirigindo sem as mãos no volante é naturalmente inferior e correspondente a um percentual muito baixo do base de dados, então o conjunto amostral apresentado à rede é contido de todas elas, somadas ao mesmo número de amostras na situação oposta escolhidas aleatoriamente e automaticamente no base de dados. Em seguida, todas as amostras escolhidas são embaralhadas para evitar resultados tendenciosos na classificação.

Figura 50: Fluxograma empregado no software de classificação



Fonte: Autoria Própria.

O número de topologias total leva em consideração o número máximo de camadas escondidas (m_{max}), o número máximo de neurônios por camada (n_{max}) e o passo (s) utilizado entre os neurônios das camadas conforme apresenta a Equação (17). Ao analisar essa equação, percebe-se que, para todos os conjuntos apresentados à rede, na qual são testadas topologias com número de camadas de 1 a m com no máximo de 3 camadas escondidas com máximo de 20 neurônios por camada e passo 5, serão testadas ao todo 84 topologias (T_{max}) por conjunto.

$$T_{max} = \sum_{i=1}^{m_{max}} \left(\frac{n_{max}}{s} \right)^i \quad (17)$$

Com base nos parâmetros especificados, é montada a matriz topológica empregada no decorrer do algoritmo de treinamento e validação da rede neural artificial, a qual conterá todas as topologias passíveis de utilização. Com todas as

topologias candidatas já conhecidas e os parâmetros fundamentais já especificados, pôde-se dar início a definição de como as características foram sendo apresentadas à rede.

Cada amostra é contida de 8 características, logo, optou-se por apresentar todas elas à entrada da rede. Em posse do conjunto amostral a ser utilizado, é definido o parâmetro k do método *k-fold*, relacionado ao número de partições, no qual as amostras são divididas em dois conjuntos: o utilizado no treinamento e validação da rede e o utilizado nos testes.

O total de partições atribuído ao conjunto de treinamento é $k - 1$, ao passo que a partição restante é utilizada para a validação. Logo, se $k = 5$, subentende-se que o conjunto de treinamento será compreendido por 80% (de $k = 2$ até $k = 5$) do conjunto amostral de treinamento e validação, enquanto que 20% ($k = 1$) será utilizado para a validação. Nesse processo, o conjunto de testes permanece inalterado.

Com os conjuntos definidos, pode-se iniciar o treinamento, a validação e o teste da rede MLP para cada uma das topologias candidatas, definidas conforme os parâmetros de número máximo de camadas e de neurônios nelas contido e o passo. Foi empregado no treinamento a técnica conhecida como parada antecipada (*early-stopping*), que permite parar o algoritmo de treinamento antes que a precisão ou o número máximo de épocas da rede seja alcançado ao encontrar um ponto de mínimo do erro quadrático do conjunto de validação.

Ao executar o treinamento, a validação e o teste da atual topologia candidata, verifica-se o seu resultado perante aos já obtidos como sendo melhores ou piores em relação ao erro de treinamento, que quanto menor, mais significativo é a compreensão da rede perante o problema, e a taxa de acertos advinda do conjunto de validação, que quanto maior, melhor é a generalização da rede perante as amostras desconhecidas que possam ser apresentadas posteriormente.

Conforme as topologias definidas previamente foram sendo executadas, todos os parâmetros como matrizes de peso, estrutura de rede, conjuntos de teste e validação, erro quadrático médio, número de épocas de treinamento e taxas de erro e acerto foram sendo salvas. O mesmo conjunto de dados é apresentado para todas as topologias propostas, sendo a validação cruzada aplicada em cada uma delas com o objetivo de se obter os melhores conjuntos de treinamento e validação conforme a verificação da taxa de acertos, obtida da aplicação do classificador já treinado ao conjunto de testes.

Ao finalizar o treinamento com todas as topologias candidatas e com o emprego da validação cruzada, o algoritmo retorna quais as melhores topologias de rede para o problema em questão com as características apresentadas, bem como permite a discussão e avaliação dos resultados. Para o problema de classificação quanto a presença das mãos do motorista ao volante, são feitas as considerações a seguir:

1. Conjuntos de treinamento, validação e testes: Aos conjuntos de treinamento e validação foram destinadas 80% do conjunto amostral, ao passo que para o conjunto de testes serão destinadas 20%.
2. Neurônios na entrada da rede (n_0): Foi definido automaticamente pelo algoritmo conforme o número de características apresentadas à rede, sendo 8 nesse caso;
3. Número de camadas escondidas (m): Foi definido como variável de 1 a 3, em busca da melhor representatividade do problema;
4. Neurônios na camada de saída (n_{m+1}): Foi definido automaticamente pelo algoritmo conforme o número de classes do problema, que para o caso deste trabalho, correspondem a duas classes que representam o motorista dirigindo com e sem as mãos no volante;
5. Número de neurônios nas camadas escondidas (n_m): Foi definido um máximo de 20 neurônios para todas as camadas escondidas, as quais variam com passos de 5 em 5 neurônios de topologia a topologia;
6. Validação cruzada em k partições: Foram definidas 5 partições, o que implica em um conjunto de treinamento com 80% das amostras e em um conjunto de validação com 20%.
7. Funções de ativação (b): foram utilizadas no intuito de inserir não linearidade a rede, sendo empregadas nos neurônios das camadas escondidas a função tangente hiperbólica e nos da camada de saída a função logística, ambas diferenciáveis em todo seu domínio. A inclinação definida para as funções foi de 0,5, a qual permite que os neurônios não sejam saturados;
8. Matrizes de pesos sinápticos (W): Foram inicializadas com valores pequenos e com dimensões compatíveis às topologias empregadas em função do número de entradas e saídas, do número de camadas

escondidas e da quantidade de neurônios presente em cada uma das camadas;

9. Taxa de aprendizagem (α): é definida como a constante 0,01 para que os pesos sinápticos fossem alterados levemente a cada época de treinamento;
10. Precisão (ϵ): É o valor utilizado como critério de parada do treinamento, nesse caso 10^{-6} , quando o erro quadrático médio atual subtraído do anterior resulta em um valor menor que ϵ .
11. Épocas: O número de épocas máximo foi definido como 10000, sendo este o número máximo de vezes que o conjunto de amostras é apresentado à rede durante o seu treinamento no caso de a precisão não ser atingida ou um ponto de mínimo do conjunto de validação não ser encontrado.

Todos os parâmetros apresentados foram definidos empiricamente, sendo o algoritmo o responsável pela definição das melhores matrizes de pesos sinápticos, número de neurônios e quantidade de camadas escondidas. Ao definir toda a parametrização e as constantes necessárias à execução da rede neural, puderam ser obtidos também os resultados do sistema de classificação, apresentado em conjunto aos do sistema de aquisição no próximo capítulo.

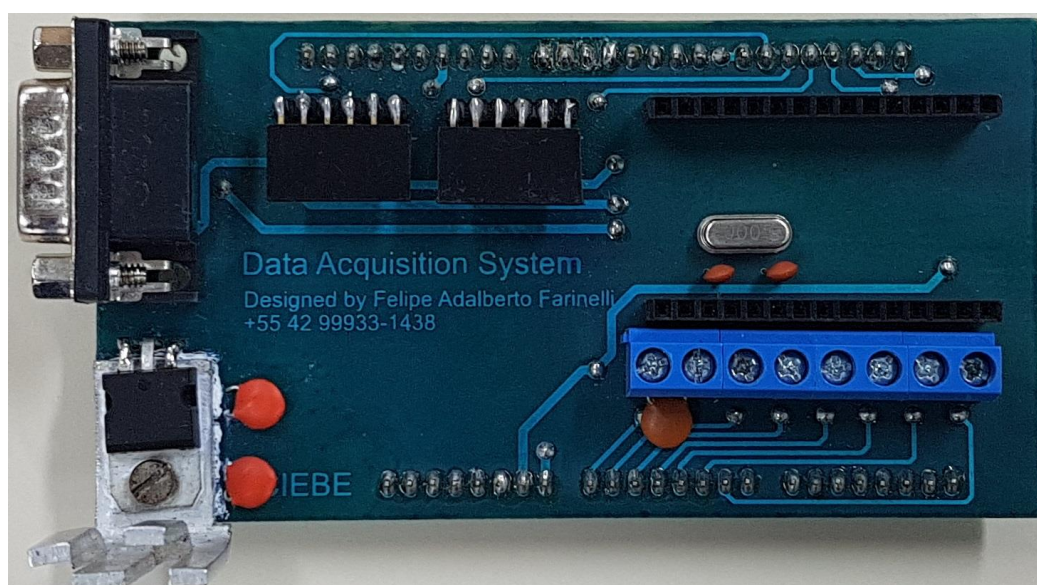
5 RESULTADOS

Esse capítulo apresenta todos os dispositivos desenvolvidos, bem como valida, com base em medições reais, todos os escalonamentos propostos para todos os sistemas constituintes da plataforma de aquisição. Por fim, os dados adquiridos com o sistema de aquisição são avaliados pelo algoritmo de classificação por redes neurais MLP proposto e seus resultados são mostrados. O primeiro a ser apresentado refere-se à construção de todos os sistemas físicos necessários à aquisição dos dados, conforme mostra a próxima seção.

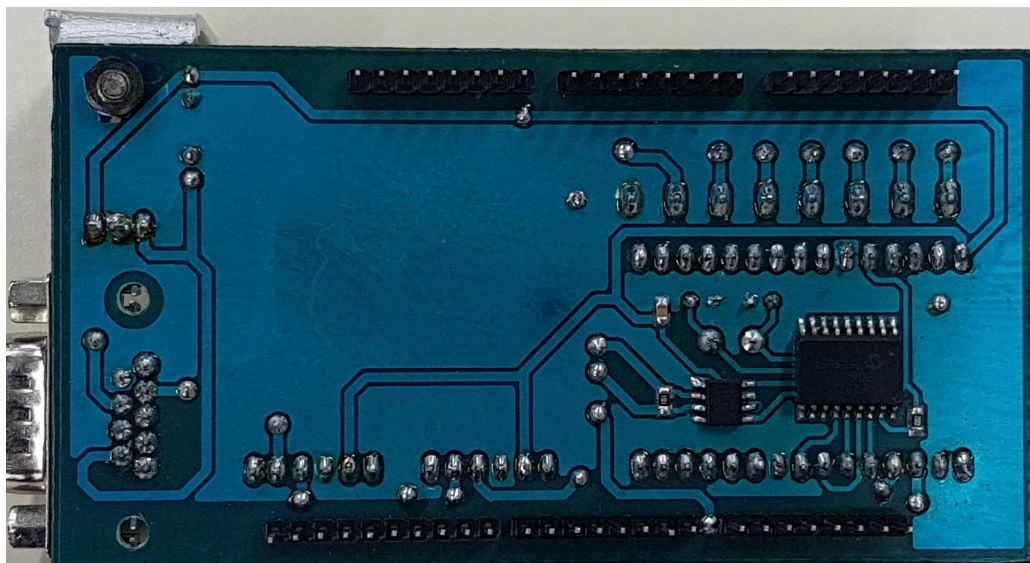
5.1 SISTEMA DE AQUISIÇÃO FÍSICO

Foi proposto o desenvolvimento de dois dispositivos físicos para a aquisição dos dados, dos quais o primeiro consiste em uma central, conectada ao veículo e alimentada por ele através do conector OBDII, e dois módulos Bluetooth®, alimentado por uma bateria de íons de Lítio, com mobilidade para instalação em qualquer lugar do veículo. A Figura 51 apresenta o módulo desenvolvido para a central, na qual (a) representa uma vista superior, (b) uma vista inferior, na qual fica evidente todo circuito relacionado à rede CAN, e (c) uma vista em perspectiva.

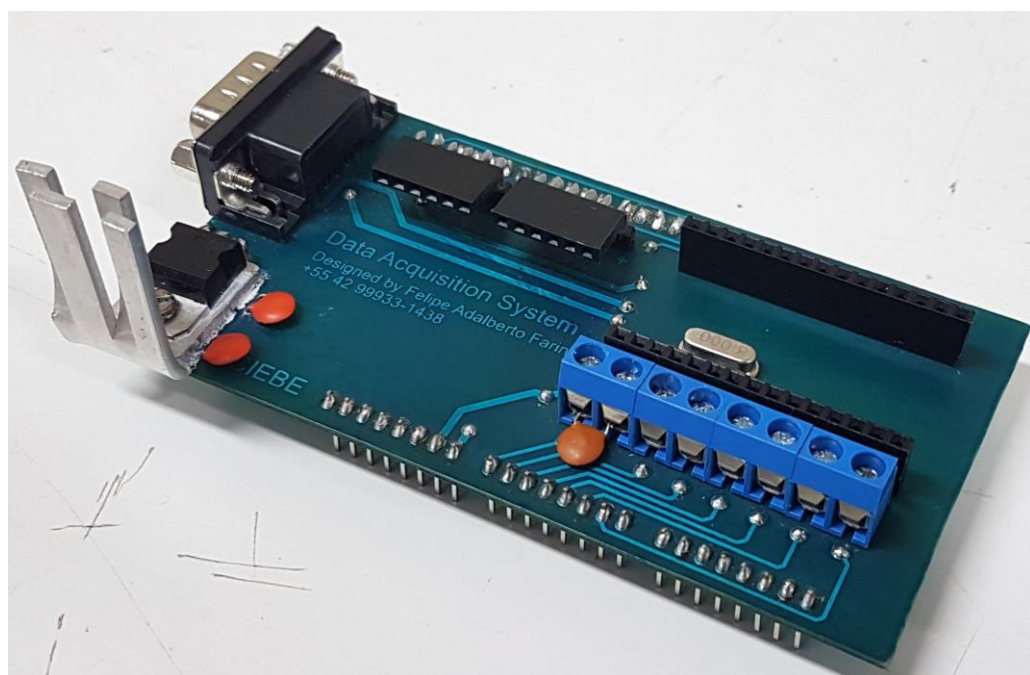
Figura 51: Fotos do *shield* desenvolvido para a central de aquisição de dados.



(a)



(b)

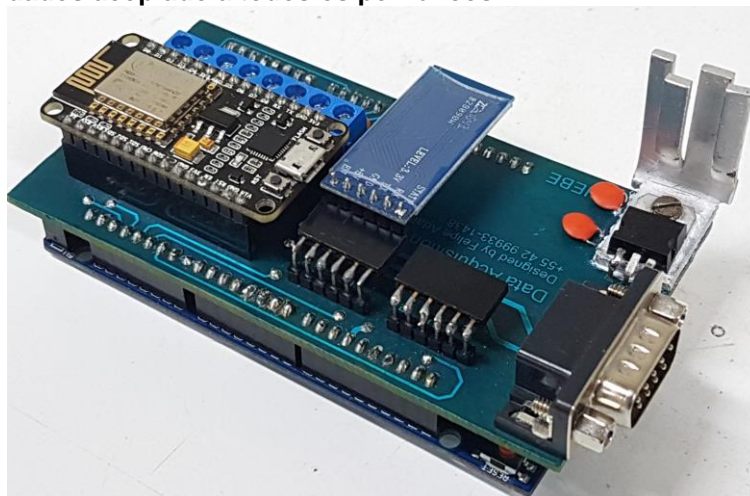


(c)

Fonte: Autoria Própria.

Nota-se que foram incluídos na central todos os *slots* necessários aos dois módulos HC-05, ao ESP8266 e, ainda, um conector de parafusos para aquisição de sinais analógicos externos, sejam estes biomédicos ou de qualquer outra natureza. A Figura 52 mostra que o módulo tem encaixe perfeito com a plataforma do AT91SAM3X8E, bem como com todos os periféricos aos quais foi proposta a compatibilidade.

Figura 52: Fotografia do sistema completo de aquisição de dados acoplado a todos os periféricos.



Fonte: Autoria Própria.

O tamanho completo da central, de aproximadamente 11 por 6 cm, é pequeno o suficiente para sua instalação embaixo do painel do veículo, o que não atrapalha em nenhum momento o motorista. Apenas um cabo é necessário para colocar o sistema em funcionamento, como mostra a Figura 53. Logo, a fiação reduzida e a conexão sem fio permitem que o sistema seja instalado em qualquer parte do veículo com pouco esforço. Vale frisar que alguns veículos possuem o conector OBDII no compartimento do motor, o que inviabilizaria uma conexão cabeada entre o computador e o dispositivo desenvolvido.

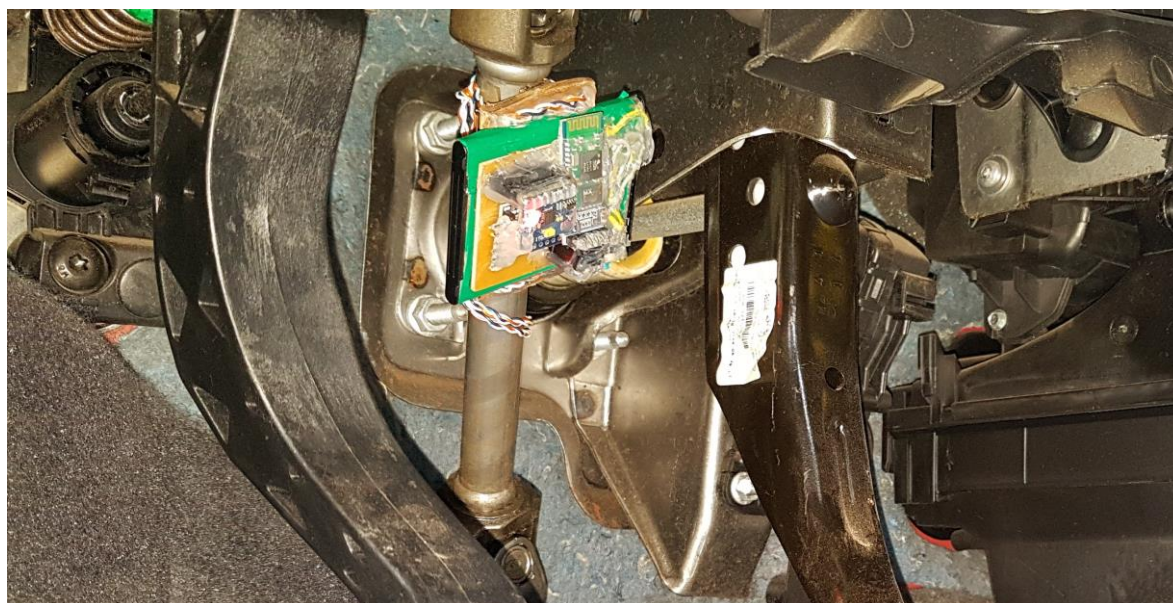
Figura 53: Sistema completo instalado no veículo.



Fonte: Autoria Própria.

A comunicação da central com o sensor inercial é feita via Bluetooth, logo não importa onde a central esteja instalada dentro do veículo, bastando apenas que o limite máximo da interface de comunicação seja respeitado. Foi fabricada uma placa de circuito impresso também para o sensor inercial, que garantiu uma conexão tanto com o módulo Bluetooth HC-05 quanto com o *shield* do MPU6050 e com a alimentação, proveniente de uma bateria, conforme mostra a Figura 54.

Figura 54: Módulo de aquisição dos sensores inerciais sem fio.



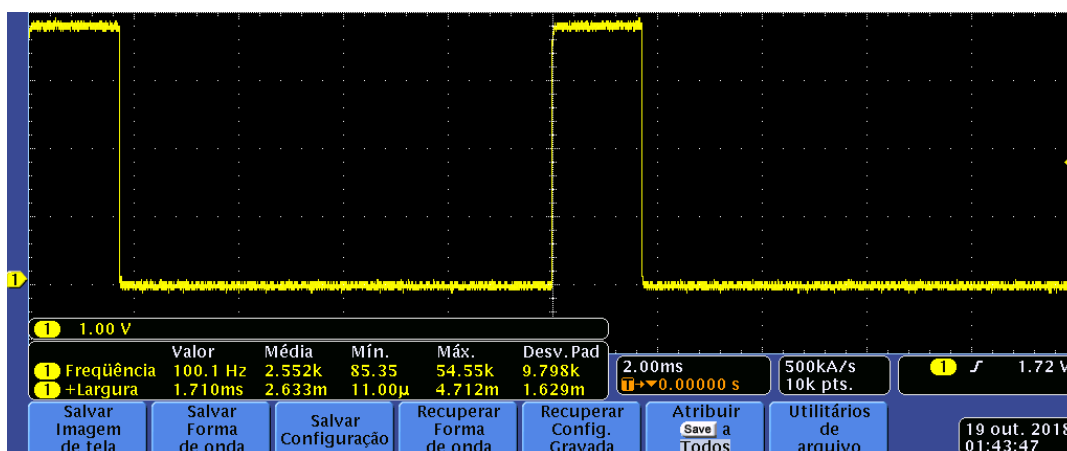
Fonte: Autoria Própria.

Neste ponto, pode-se afirmar que todos os componentes físicos do sistema foram desenvolvidos e alcançaram todas as expectativas por meio dos circuitos apresentados no desenvolvimento do trabalho. Com todo o sistema funcionando, pôde-se verificar os resultados e validar o *software* embarcado em cada uma das plataformas, como mostram as próximas seções.

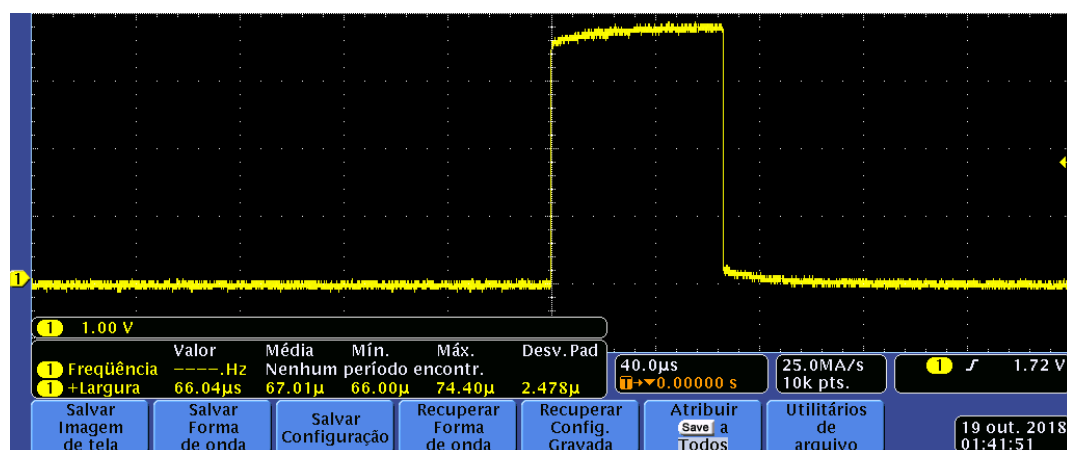
5.2 VALIDAÇÃO DO ESCALONAMENTO DO ATMEGA328P

Ao dispositivos de aquisição de dados inerciais, incumbido ao ATMEGA328p, foram designadas três tarefas, as quais consistem na leitura dos dados do sensor MPU6050 por meio do protocolo I²C (τ_{a1}), no empacotamento destes dados (τ_{a2}) e no envio via protocolo serial (τ_{a3}) ao módulo HC-05. Os tempos de execução reais medidos em um osciloscópio podem ser avaliados observando a Figura 55.

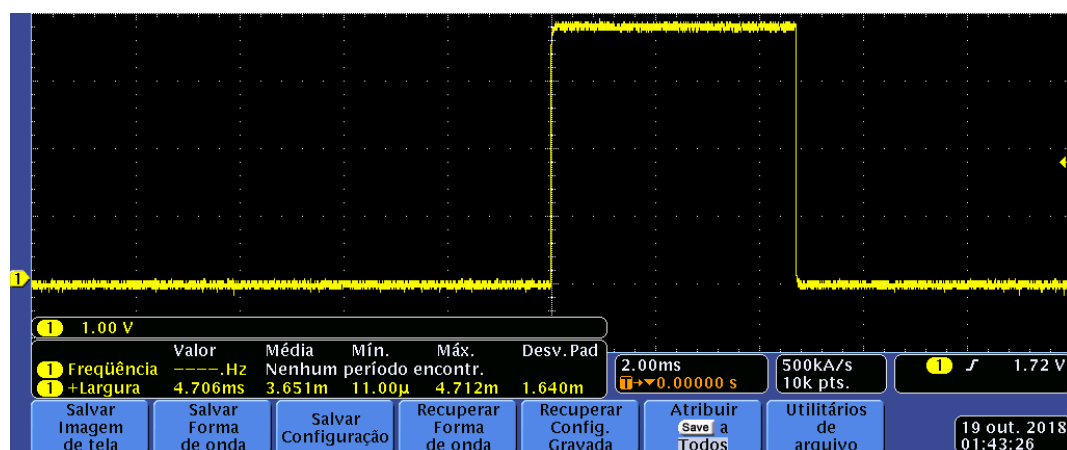
Figura 55: Tempo de execução real de cada tarefa, medidos em um osciloscópio para a tarefa τ_{a1} (a), τ_{a2} (b) e τ_{a3} (c).



(a)



(b)



(c)

Fonte: Autoria Própria.

Nota-se que o tempo medido por meio da rotina apresentada na seção 4.5 para cada uma das tarefas se manteve próximo do real, avaliado com o osciloscópio. No caso da tarefa τ_{a1} , o tempo medido via *software* foi de 1,72 ms, enquanto que o

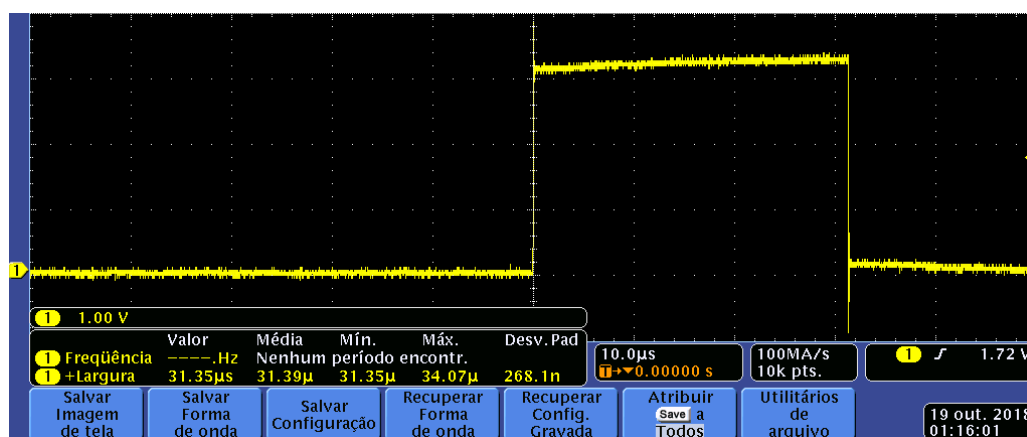
tempo real de sua execução foi de aproximadamente 1,71 ms. Um erro pequeno também ocorreu na execução da tarefa τ_{a2} , para a qual foi medido um tempo de 70 μs via *software*, mas que, na realidade, levou 66,04 μs . Do mesmo modo, para a tarefa τ_{a3} , o tempo avaliado foi de 4,7 ms, que semelhante ao real, também ficou em torno deste valor.

Sabendo que poderia haver pequenas divergências entre os valores medidos e os valores reais, o intervalo de tempo considerado para todas as plataformas no escalonamento sempre foi superior e, em nenhuma medição real, ultrapassou os limites previamente estabelecidos. Além disso, a frequência das tarefas se manteve constante. Estes fatos indicam que o escalonamento das tarefas nessa plataforma é realizado e respeitado durante todo o tempo de execução.

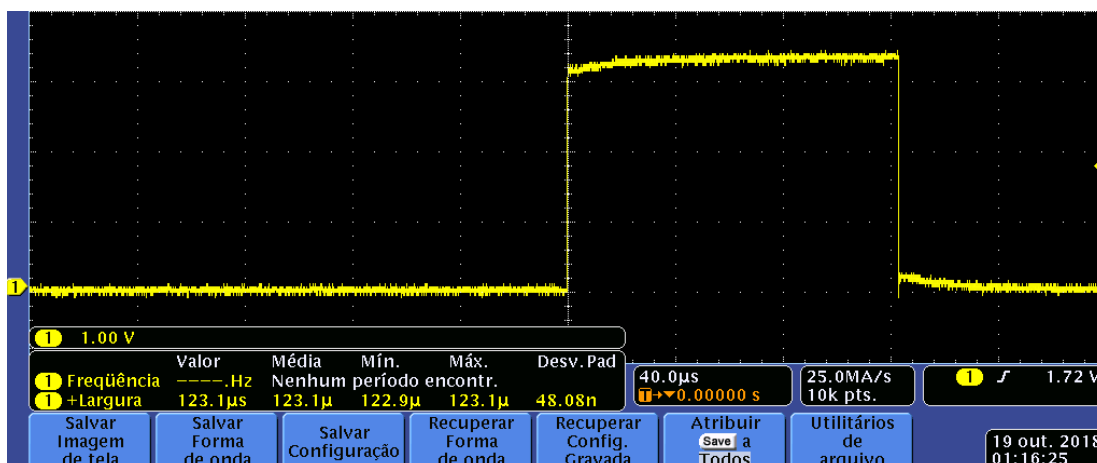
5.3 VALIDAÇÃO DO ESCALONAMENTO NO AT91SAM3X8E

O escalonamento completo proposto para ser executado no AT91SAM3X8E é, além de mais complexo que o apresentado na seção anterior, o que gera o maior fluxo de dados. Nele, são gerenciadas a aquisição de seis canais A/D (τ_{b1}), o controle do tempo de execução dos módulos de sensoriamento inercial, para o qual são feitas requisições e recebimento de dados (τ_{b2}), cópia de segurança dos dados adquiridos (τ_{b3}) e o envio da informação bruta para o ESP8266 (τ_{b4}). Para todas essas tarefas, os tempos foram medidos conforme apresenta a Figura 56.

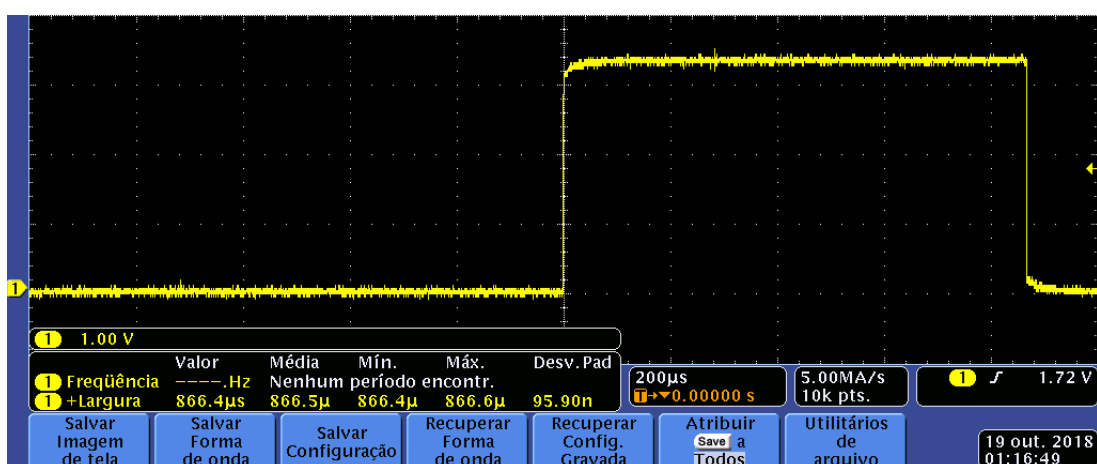
Figura 56: Tempo de execução real de cada tarefa, medidos em um osciloscópio para a tarefa τ_{b1} (a), τ_{b2} (b), τ_{b3} (c) e τ_{b4} (d).



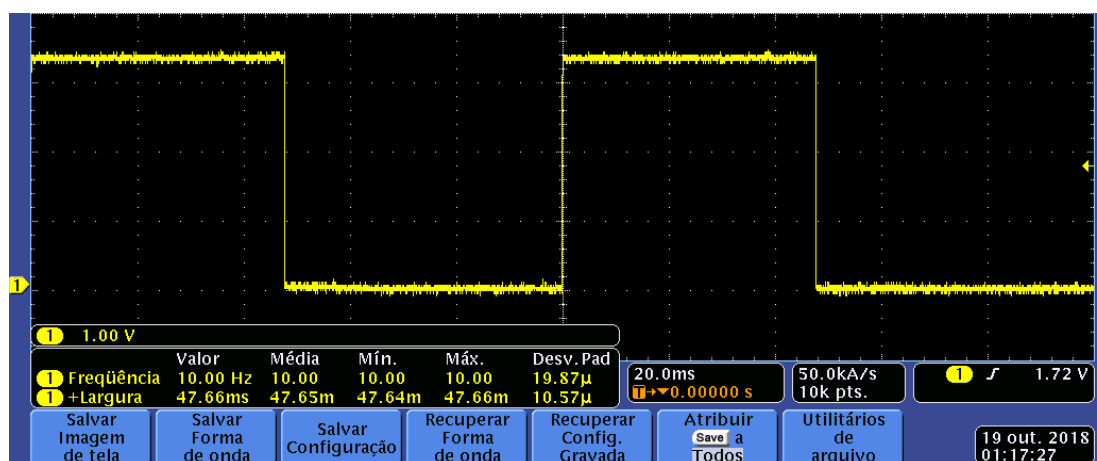
(a)



(b)



(c)



(d)

Fonte: Autoria Própria.

O tempo medido via *software* para cada tarefa ficou próximo do medido através do osciloscópio. Cada aquisição, realizada na tarefa τ_{b1} , levou em torno de 31,35 μ s, um valor muito próximo dos 30 μ s medidos previamente ao escalonamento. Da mesma forma, o tempo de cada requisição e salvamento dos dados feitos na tarefa

τ_{b2} também ficou próximo dos 150 μs medidos via *software*, resultando em 123,1 μs na realidade. A tarefa τ_{b3} também apresentou um bom resultado ao passo que o valor de tempo medido previamente foi de 0,85 ms e o medido no osciloscópio foi de 866,6 μs .

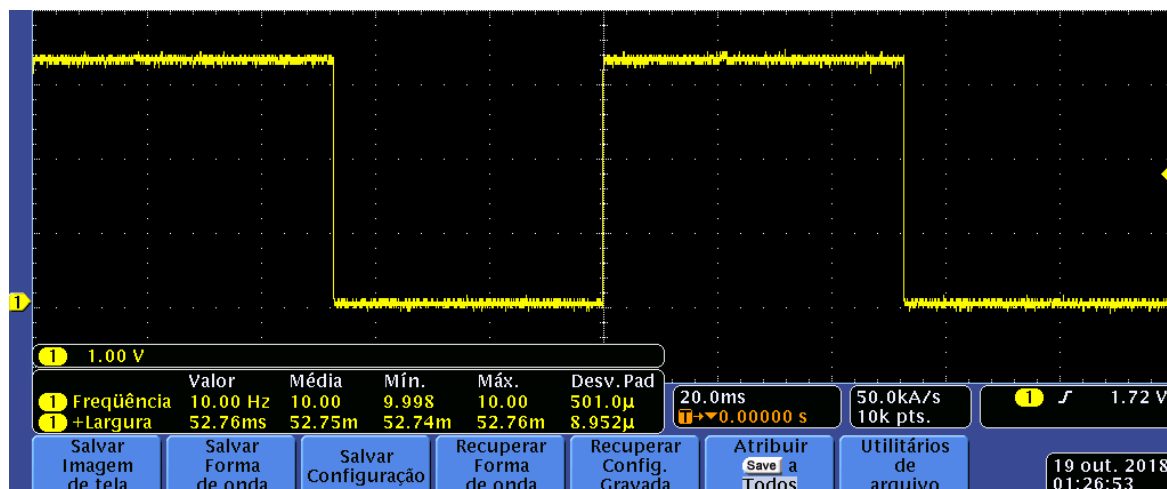
O que chama a atenção são os tempos medidos no osciloscópio para a tarefa τ_{b4} (47,66 ms), que ficaram superiores aos medidos via *software* (46,16 ms). Isso ocorre devido à característica preemptiva dessa tarefa, pois o pulso medido no osciloscópio é disparado no início de sua execução no *hardware* e desligado após a sua conclusão, ou seja, por ser preemptiva, τ_{b4} é interrompida várias vezes para execução das tarefas τ_{b1} e τ_{b2} que têm maior prioridade, causando um atraso. Esse fator fica evidente quando os diagramas de Gantt do sistema escalonado no AT91SAM3X8E são analisados (Figura 43), conforme foi previsto no desenvolvimento do sistema.

Outro ponto importante a ser analisado na central é a periodicidade das tarefas propostas, pois é este *hardware* que garante todo o sincronismo do sistema de aquisição. Sabe-se que a taxa de amostragem dos canais A/D é feita a 1 kHz, logo, a tarefa τ_{b1} deve ser executada de 1 em 1 ms. Do mesmo modo, as tarefas τ_{b2} , τ_{b3} e τ_{b4} devem ser executadas de 100 em 100 ms conforme os requisitos mencionados no capítulo 4. Ao analisar o gráfico da Figura 56 (d), nota-se que a frequência na execução da tarefa de maior tempo é respeitada, o que garante a inexistência de problemas temporais.

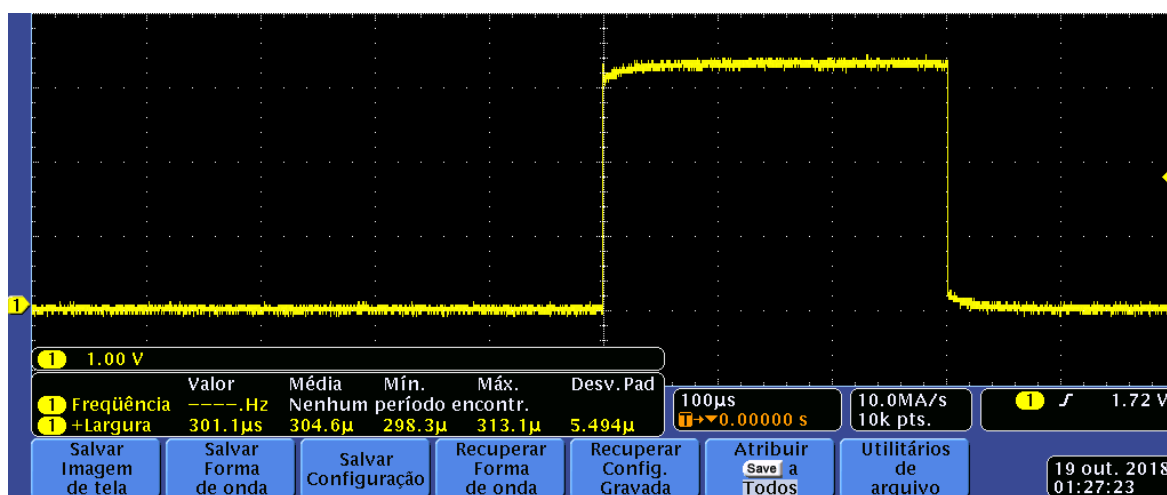
5.4 VALIDAÇÃO DO ESCALONAMENTO NO ESP8266

O ESP8266 é a interface que realiza a comunicação tanto do sistema de aquisição de sinais completo com o computador via Wi-Fi, quanto a comunicação veicular, por meio da rede CAN de diagnóstico veicular. Foram designadas três tarefas principais a essa plataforma, sendo estas o recebimento do pacote de dados vindos da central (τ_{c1}), a realização da requisição de dados ao veículo (τ_{c2}) e o envio do pacote de dados completo ao computador via Wi-Fi (τ_{c3}). A Figura 57 apresenta todas as medições temporais realizadas com o osciloscópio para as tarefas τ_{c1} e τ_{c3} .

Figura 57: Tempo de execução real de cada tarefa, medidos em um osciloscópio para a tarefa τ_{c1} (a) e τ_{c3} (b).



(a)



(b)

Fonte: Autoria Própria.

Nota-se que o tempo de recebimento das informações é semelhante ao tempo de envio pela central, pois ambos estão sincronizados à mesma taxa de transferência. Para a tarefa τ_{c1} , o tempo medido com o osciloscópio ficou em torno de 52,76 ms, valor muito próximo do medido via *software* considerando esta tarefa como não-preemptiva (52,7 ms). No caso da tarefa τ_{c3} , o tempo medido anteriormente via *software* de 0,32 ms também ficou próximo do real, de aproximadamente 0,3 ms.

A necessidade de instalar o sistema no veículo, para realizar a medição temporal real da tarefa τ_{c2} , inviabilizou o uso do osciloscópio dentro do veículo, logo, o tempo considerado para esse caso é o mesmo do medido via *software* (20 ms). Apesar de não ser possível realizar a validação da tarefa de aquisição dos dados veiculares por meio do osciloscópio, o tempo de execução designado a esta tarefa

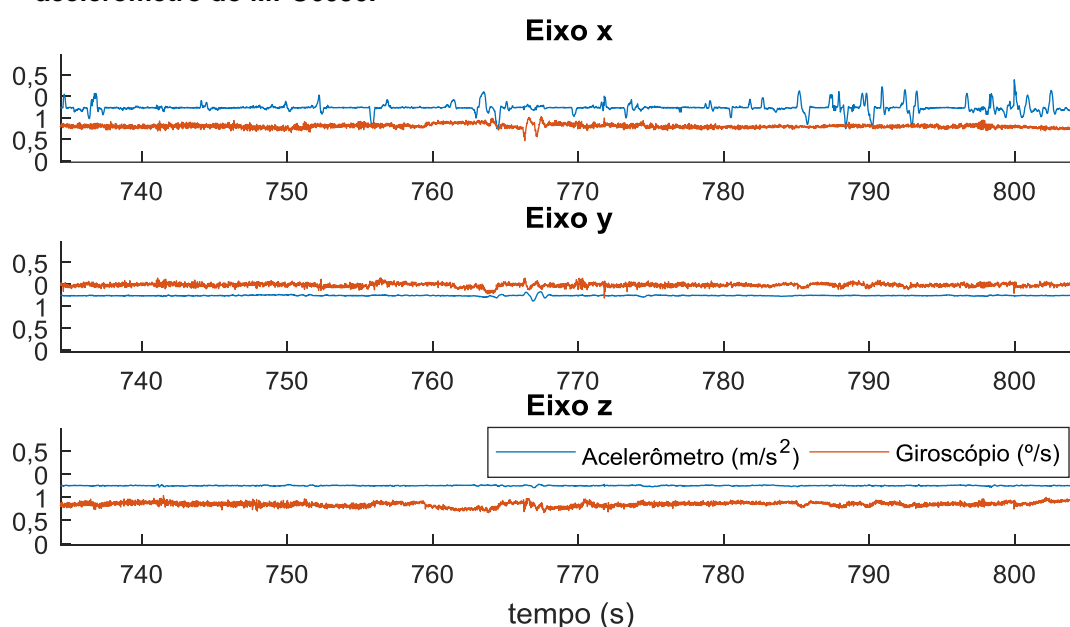
julgu-se suficiente, visto que a periodicidade das tarefas τ_{c1} e τ_{c3} não foi afetada, o que indica que o escalonamento está sendo respeitado.

Nesse ponto já é possível perceber que o sistema está sincronizado e funcionando corretamente em relação ao tempo. Além disso, pode-se validar também o funcionamento correto do dispositivo físico, pois se houvesse algum erro de comunicação entre a central e os periféricos, os requisitos temporais não seriam respeitados e erros de periodicidade seriam constatados. Sabendo-se que as tarefas estão sendo executadas corretamente, resta agora a validação dos dados adquiridos dos canais A/D, do sensor inercial conectado sem fios e do veículo.

5.5 VALIDAÇÃO DA AQUISIÇÃO DE SINAIS

Após validar o sistema com base em requisitos temporais, pode-se fazer uma breve análise dos dados coletados visando analisar a sua consistência. A primeira é da aquisição de dados do dispositivo de sensoriamento inercial, do qual foram adquiridas informações sobre os 3 eixos tanto do giroscópio quanto do acelerômetro conforme apresenta a Figura 58.

Figura 58: Aquisição realizada dos três eixos do sensor inercial para o giroscópio e o acelerômetro do MPU6050.

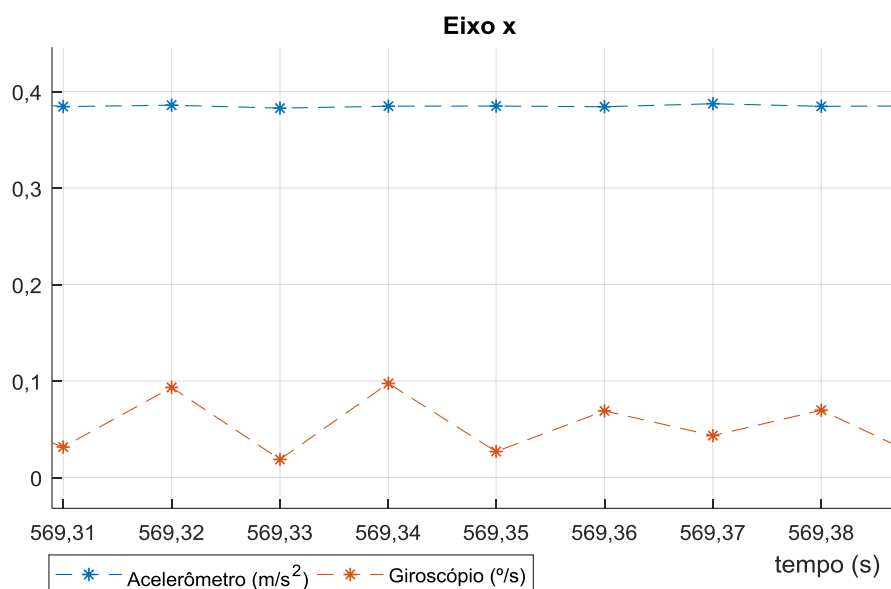


Fonte: Autoria Própria.

Por possuir comunicação sem fio via Bluetooth, o dispositivo de aquisição de dados inerciais foi instalado previamente na barra de direção do veículo, onde lá permaneceu durante todo o tempo de aquisição. As mudanças de amplitude apresentadas no eixo X pelo acelerômetro são referentes ao movimento de esterçar o volante para a direita e para a esquerda, com o objetivo de mostrar as características do sinal durante uma manobra. Nota-se ainda que, nos outros eixos, a variação do sinal do acelerômetro é menos evidente, o que caracteriza uma movimentação quase unidimensional, não sendo totalmente devido à inclinação da barra de direção.

Como requisito, a taxa de aquisição do MPU6050 devia ser de 100 Hz a qual pode ser verificada através da Figura 59, que mostra uma ampliação do sinal normalizado até a possibilidade de verificação de um período de 10 ms entre uma amostra e outra.

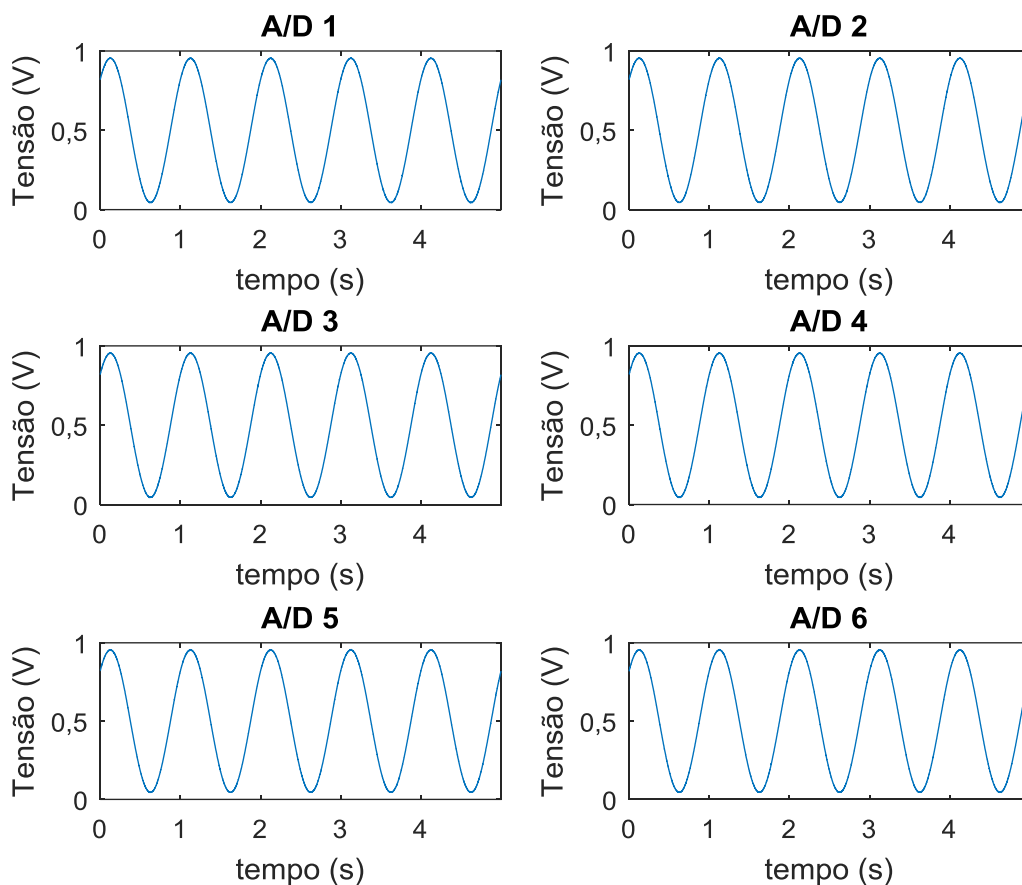
Figura 59: Período entre as amostras do sinal do sensor inercial para validação da taxa de amostragem.



Fonte: Autoria Própria.

Ao validar a aquisição dos sinais dos sensores inerciais, pode-se partir para a aquisição dos canais A/D, amostrados à taxa de 1 kHz. O objetivo de implementação dos canais A/D é tornar possível a amostragem de sinais de EMG, ECG e EOG, mas, por questões de teste, foi inserido um sinal senoidal de 1 Hz com amplitude de aproximadamente 1 V e *offset* de 0,5 V para evitar tensões negativas nas entradas dos canais, conforme apresentado na Figura 60.

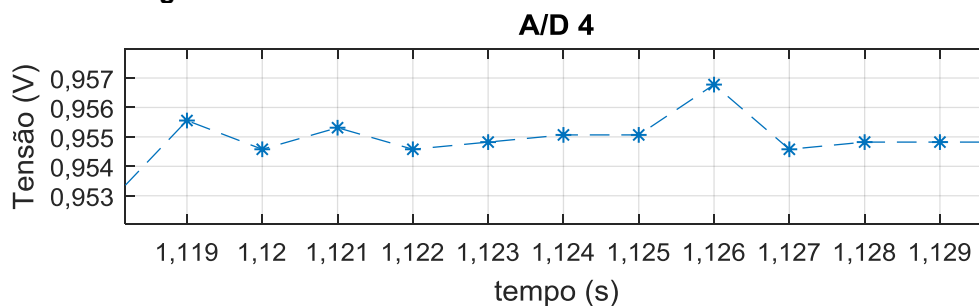
Figura 60: Sinal amostrado pelos seis canais A/D habilitados no *hardware* de aquisição de sinais.



Fonte: Autoria Própria.

Da mesma forma como foi feito para o sinal do sensor inercial, a Figura 61 mostra a uma aproximação do sinal, comprovando um período de 1 ms entre cada uma das amostras.

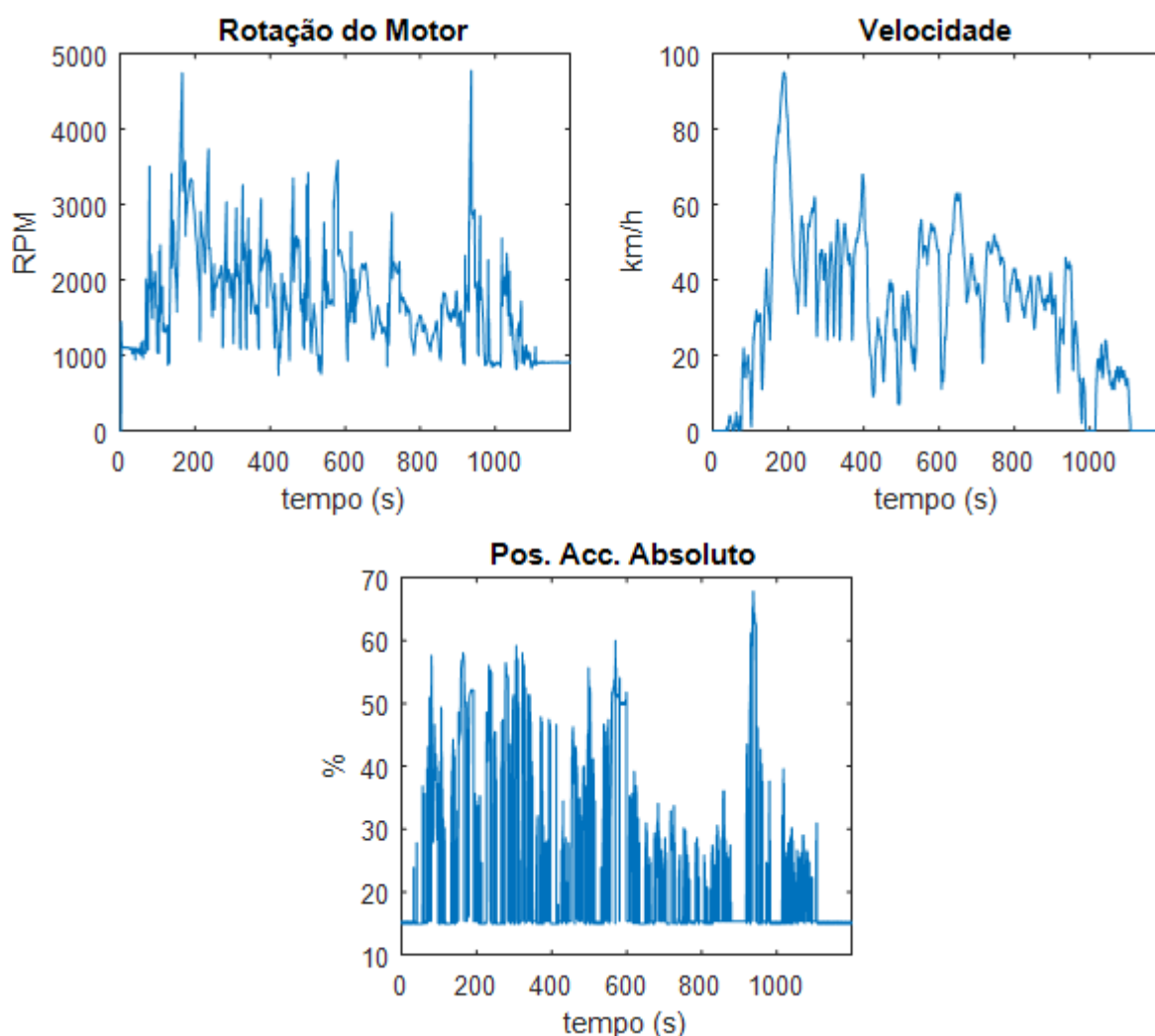
Figura 61: Período entre as amostras do sinal do conversor A/D para validação da taxa de amostragem.



Fonte: Autoria Própria.

Após a validação da aquisição dos sinais do conversor A/D da plataforma, pode-se por fim avaliar os sinais requisitados do veículo por meio de diagnóstico automotivo. Para isso, os PIDs 0x0C, 0x0D e 0x49 foram requisitados, sendo estes referentes respectivamente a velocidade de rotação do motor, velocidade de deslocamento do veículo e posição absoluta do acelerador. Os sinais recebidos, a uma taxa de 10 Hz e decodificados a partir das fórmulas apresentadas pela Tabela 1 do referencial teórico, podem ser vistos na Figura 62.

Figura 62: Aquisição realizada dos três eixos do sensor inicial para o giroscópio e o acelerômetro do MPU6050.



Fonte: Autoria Própria.

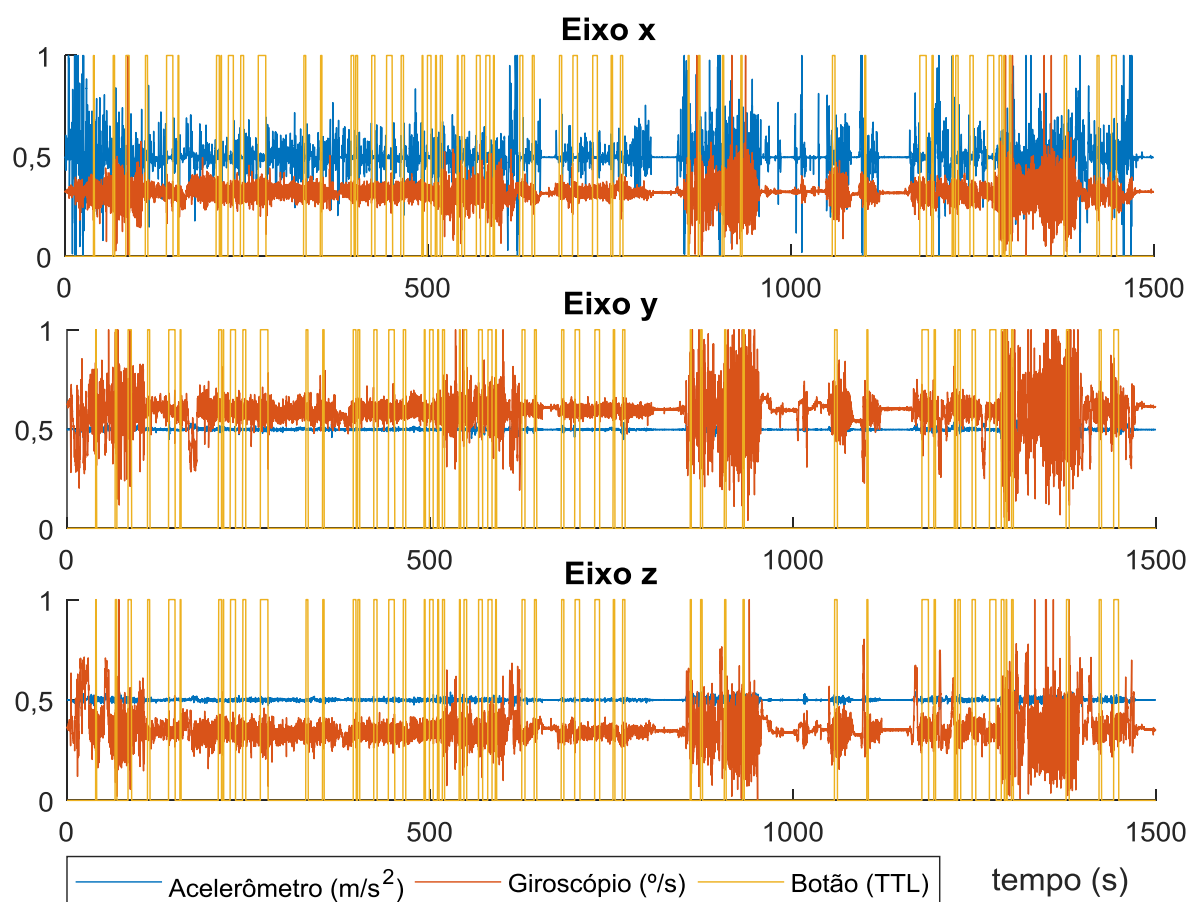
Ao aproximar o sinal da velocidade, pode-se validar a taxa de amostragem da mesma forma como feito para os conversores A/D e para o sensor inercial. Nesse caso, cada amostra dista-se de suas vizinhas por 100 ms, novamente validando não

apenas a aquisição de dados veiculares, mas toda a interface CAN desenvolvida para esse propósito bem como todas as rotinas de *software* voltadas à interpretação desse protocolo de comunicação automotivo. Pode-se, portanto, encerrar a validação do sistema completo de aquisição, o qual é capaz de fazer a amostragem de todos os sinais mencionados nas taxas de aquisição preestabelecidas.

5.6 ANÁLISE DOS DADOS OBTIDOS

Com o sistema instalado e funcionando no veículo, foi feita uma aquisição com 1500 s de duração, a qual será futuramente particionada em amostras do motorista dirigindo com ou sem as mãos no volante com base no sinal do botão. A Figura 63 apresenta os sinais do dispositivo de sensoriamento inercial instalado na barra de direção e do botão sobrepostos.

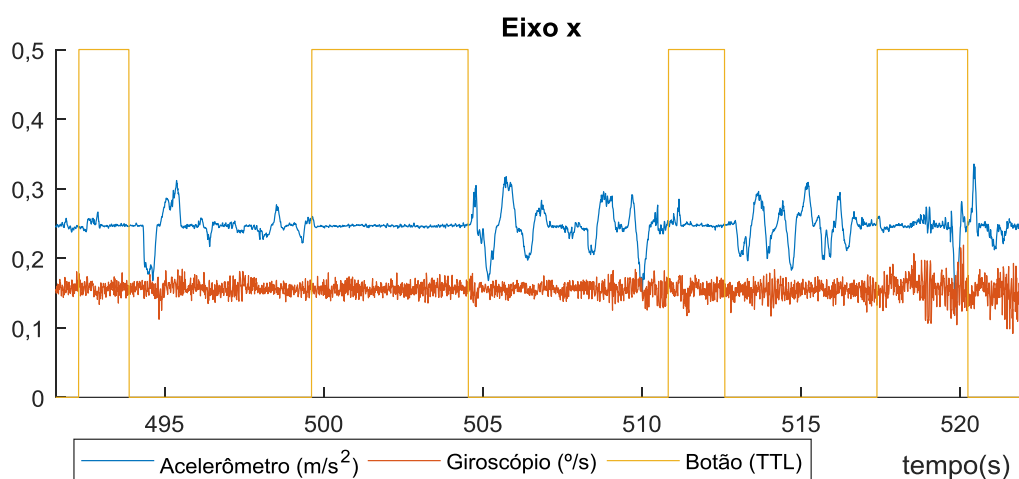
Figura 63: Aquisição realizada conforme a metodologia de coleta de dados.



Fonte: Autoria Própria.

A aplicação de uma Rede Neural nesse problema de classificação justificou-se para amostras semelhantes à apresentada na Figura 64, obtidas de trechos onde ou a estrada é contida de imperfeições e falhas de manutenção, ou pavimentada com paralelepípedos ou pedras-sabão, cenário diferente do apresentado pela Figura 48 mostrada na seção 4.9, no qual são vistas amostras apenas em trechos asfaltados. A vibração do veículo afetou diretamente o sensoriamento inercial instalado na barra de direção, conforme visto aproximadamente dos 517 e 520 segundos, mas o comportamento do sinal segue o mesmo padrão, mesmo que mais ruidoso, tanto para o acelerômetro quanto para o giroscópio.

Figura 64: Amostra do motorista dirigindo por trechos sem as mãos no volante em uma pista em más condições.



Fonte: Autoria Própria.

5.7 RESULTADOS OBTIDOS DO CLASSIFICADOR

Foram realizadas 60 execuções do algoritmo apresentado no fluxograma da Figura 50, apresentadas pela tabela no Apêndice A, sendo 15 para cada um dos 4 conjuntos conjuntos de dados parcialmente distintos impostos à rede, os quais são compostos de 50% das amostras referentes ao motorista dirigindo com as mãos (escolhidas aleatoriamente) ao volante e 50% sem as mãos ao volante (todas as disponíveis). Os conjuntos foram estruturados nesses padrões devido a quantidade

de amostras do motorista com as mãos no volante ser ligeiramente superior à situação oposta, logo evita-se que a rede fique tendenciosa a apenas uma das situações.

De todas as 60 execuções, foram separados algumas por suas características principais, mostrados na Tabela 6, como taxa de acertos e erro quadrático médio mínimo obtido durante a validação da rede.

Tabela 6: Treinamentos escolhidos para análise com base em parâmetros pré-estabelecidos (continua).

Critério de seleção		Número de Camadas Escondidas	Número de Neurônios nas Camadas Escondidas	EQM mínimo de Validação	Taxa de Acertos
Conjunto de amostras 1	Maior Taxa de Acertos	3	15 10 10	0,3119	94,2857
	Menor EQM de Treinamento	3	15 5 5	0,1979	80,0000
	Maior EQM de Treinamento	3	5 5 5	0,2339	94,2857
	Menor EQM de Validação	3	15 20 15	0,1834	87,1429
	Maior EQM de Validação	3	15 10 10	0,3119	94,2857
Conjunto de amostras 2	Maior Taxa de Acertos	3	15 10 15	0,1788	97,1429
	Menor EQM de Treinamento	3	15 10 20	0,1446	91,4286
	Maior EQM de Treinamento	1	5	0,3743	87,1429
	Menor EQM de Validação	3	15 5 10	0,0908	87,1429
	Maior EQM de Validação	1	5	0,3743	87,1429
Conjunto de amostras 3	Maior Taxa de Acertos	1	5	0,1993	95,7143
	Menor EQM de Treinamento	3	5 15 20	0,2284	81,4286
	Maior EQM de Treinamento	2	10 15	0,2385	92,8571
	Menor EQM de Validação	2	10 15	0,1422	90,0000
	Maior EQM de Validação	1	10	0,3730	88,5714

Tabela 7: Treinamentos escolhidos para análise com base em parâmetros pré-estabelecidos (continuação).

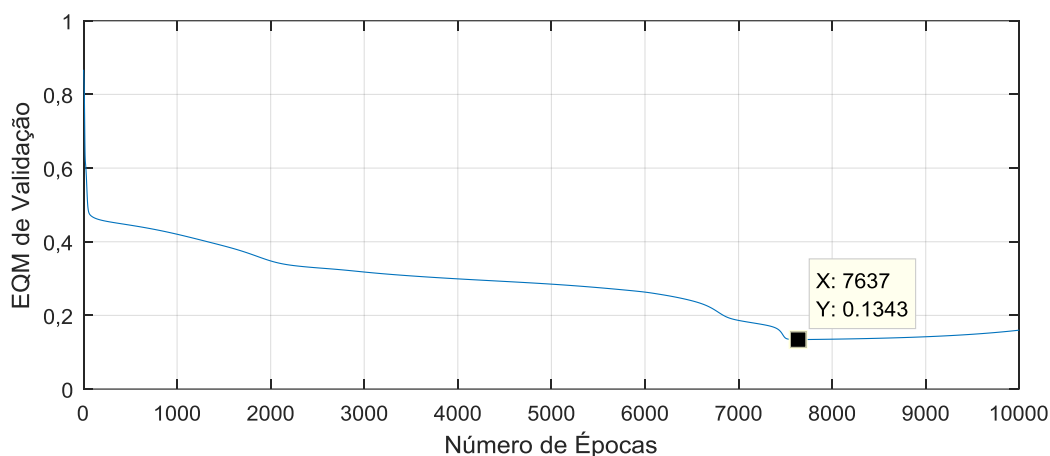
Critério de seleção		Número de Camadas Escondidas	Número de Neurônios nas Camadas Escondidas	EQM mínimo de Validação	Taxa de Acertos
Conjunto de amostras 4	Maior Taxa de Acertos	3	15 10 5	0,1342	95,7143
	Menor EQM de Treinamento	3	20 5 10	0,1737	87,1429
	Maior EQM de Treinamento	3	15 5 5	0,1460	91,4286
	Menor EQM de Validação	2	10 15	0,0797	92,8571
	Maior EQM de Validação	2	10 10	0,1953	92,8571

Fonte: Autoria Própria.

Os quatro conjuntos de amostrais apresentaram resultados diferentes devido a suas questões construtivas. O conjunto 2, que apresentou a taxa de acertos mais elevada de 97,14% perante os outros conjuntos, sugere que as amostras do motorista com as mãos no volante, escolhidas aleatoriamente da base de dados, foram mais nítidas perante a rede em relação às amostras da situação oposta que, por serem de menor quantidade, compuseram todos os conjuntos integralmente.

A escolha da topologia ideal para o problema de classificação quanto a presença, ou não, das mãos do motorista ao volante se deu por meio da maior taxa de acertos registrada, conforme visto no treinamento obtido através do conjunto de amostras 2 como 97,14%. Essa topologia, contendo as 8 características do sinal como entradas, três camadas escondidas com 15, 10 e 15 neurônios respectivamente e 2 neurônios na camada de saída apresentou-se como uma das mais eficientes. Foi possível, portanto, encontrar um ponto de mínimo do erro através do método do gradiente ótimo, que foi aplicado corretamente conforme apresentado na Figura 65.

Figura 65: Gráfico do erro quadrático médio do conjunto de validação da topologia que gerou a maior taxa de acertos.



Fonte: Autoria Própria.

Ainda ao analisar a Figura 65, percebe-se que o número de épocas levadas até concluir o treinamento foi menor que o máximo estabelecido no desenvolvimento do trabalho (10000). Isso se dá devido a identificação de um ponto de mínimo do erro de validação (na época 7637), logo, neste ponto foi encerrado o treinamento da rede, pois a partir deste momento o erro de validação começa a aumentar.

5.8 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Foi proposto, como um dos objetivos deste trabalho, a construção de um dispositivo de aquisição de que pudesse ser instalado em qualquer lugar do veículo. Para isso, todos os circuitos, como o de aquisição inercial e da central de dados, foram propostos, desenvolvidos e construídos, os quais resultaram em um sistema completo de aquisição.

Ao analisar o escalonamento empregado em cada uma das plataformas de prototipagem rápida, notou-se que todas as tarefas de aquisição, processamento e empacotamento de dados foram executadas conforme planejado anteriormente em uma tabela de requisitos temporais. Foi feita a análise do desempenho do sistema físico por meio de um osciloscópio e notou-se que se pode incrementar a taxa de aquisição dos canais A/D, em um trabalho futuro, tendo sido percebida uma sobra de tempo computacional no dispositivo que controla a central de aquisição de dados.

Ao finalizar o teste e a validação do sistema físico de aquisição, pôde-se perceber que todos os requisitos temporais foram respeitados. Nesse sentido, tornou-

se viável a construção de uma base de dados com amostras de sinais analógicos, inerciais e veiculares. Nota-se também que a plataforma completa de aquisição de dados pode ser utilizada, em um trabalho futuro, não somente para classificar manobras do motorista, mas o seu comportamento perante o veículo e a estrada no qual está trafegando.

Para o problema de classificação quanto a presença, ou não, das mãos do motorista ao volante, os dados provenientes do dispositivo de sensoriamento inercial instalado no volante foram suficientes, conforme a análise gráfica realizada do sinal tanto em rodovias asfaltadas quanto em vias sob más condições de preservação. Deste sinal, foram extraídas 8 características que, ao serem impostas como entradas à uma determinada RNA MLP, resultou em 97,14% de acerto, sendo esta a melhor taxa obtida após a realização de 60 treinamentos com 4 conjuntos amostrais diferentes.

Em um trabalho futuro, a taxa de acertos poderia ser melhorada através da implementação de um método de seleção de características, porém isto demandaria um tempo maior de análises e estudos referentes ao problema em questão. Em compensação, foi apresentada uma ferramenta robusta para a aquisição dos dados que, uma vez instalada e corretamente configurada, requer apenas que o computador se conecte a ela via Wi-Fi para salvar os dados amostrados. Além de sinais analógicos de qualquer natureza, inclusive biológicos, poderem ser amostrados, há ainda a possibilidade de se incluir na base de dados várias informações veiculares, as quais poderiam, inclusive, acrescentar melhorias no sistema de classificação.

Por fim, vale ressaltar que os objetivos estabelecidos no início deste trabalho foram atingidos, pois tanto o sistema de aquisição de dados quanto uma forma de classificação destes foi apresentada, seguindo-se todos os requisitos e procedimentos metodológicos fundamentais ao desenvolvimento.

6 CONCLUSÃO

Neste trabalho, após realizar uma pesquisa de contextualização, foi observada a necessidade de desenvolvimento de um sistema completo que auxiliasse na redução do número de acidentes ocorridos anualmente, tanto em cenário nacional quanto internacional. Foram apresentados vários dispositivos já fornecidos com veículos mais modernos, voltados a sistemas avançados de assistência ao motorista guiados por câmeras e sinais veiculares.

Outras propostas, desenvolvidas com base em fusão de câmeras com sinais veiculares ou biológicos, também foram apresentadas. Nesse contexto, notou-se a falta de uma plataforma de aquisição de dados voltada a sinais de naturezas distintas. Para suprir essa necessidade, foi desenvolvido um sistema completo de aquisição conectado ao computador sem fios, o que permite sua instalação em qualquer ponto de um veículo.

A central do sistema desenvolvido, alimentada pela própria bateria do veículo, suporta até dois dispositivos conectados via Bluetooth, logo, ainda é possível acrescentar outro equipamento para monitorar qualquer ponto do veículo em um trabalho futuro, além do dispositivo de aquisição de sinais inerciais também desenvolvido e instalado na barra de direção do veículo. Vários dados também puderam ser adquiridos diretamente veículo por meio de uma rede CAN conectada a uma ECU de diagnóstico.

O sensor inercial, instalado na barra de direção do veículo, é alimentado por uma bateria de íons de lítio e, através de um microcontrolador ATMEGA328p, é feita a aquisição dos sinais, o empacotamento destes e o envio a central via Bluetooth à taxa de 100 Hz, a qual mostrou-se suficiente à análise do movimento na barra de direção.

O fato de poder realizar a aquisição de 6 canais A/D amostrados a 1 kHz com cabos conectados diretamente à central, tornou o dispositivo ideal para a aquisição de sinais biológicos como ECG, EMG e EOG. Além disso, todas as aquisições de todos os sinais veiculares, biológicos e inerciais são feitas no mesmo tempo, sincronizadas em todos os *hardwares* por meio de sistemas em tempo real programados para cada uma das plataformas, organizadas conforme a arquitetura proposta para o *hardware* de aquisição dos dados com processamento distribuído.

A quantidade de sinais adquiridas quase ao mesmo tempo levou à necessidade de escalonar tarefas adequadamente em cada um dos *hardwares*, visto que o controle do tempo, medido posteriormente via *software* e comparado a um osciloscópio, foi fundamental para a confiabilidade dos dados. Após a implementação das tarefas em todas as plataformas, foi realizada a medição da frequência das tarefas em cada microcontrolador e pôde-se concluir que todos os requisitos temporais para aquisição dos dados foram respeitados, restando ainda poder computacional suficiente para a implementação de mais tarefas em todas as plataformas, que será realizada em trabalhos futuros.

Após validar temporalmente o sistema de aquisição, foi desenvolvida uma rotina no MATLAB voltada à conexão do computador ao sistema de e à aquisição dos dados. Através da análise gráfica de algumas amostras, notou-se que todos os dados propostos puderam ser adquiridos e utilizados no desenvolvimento de sistemas de auxílio ao motorista.

Com o sistema de aquisição de dados validado temporalmente, todo o *hardware* necessário ao sistema de classificação foi desenvolvido. Em posse de uma ferramenta para amostragem de sinais de diversas naturezas, foi proposta uma metodologia de coleta de dados e construída uma base contendo amostras do motorista dirigindo com e sem as mãos no volante para que esta atitude pudesse ser classificada via *software* através de uma Rede Neural Artificial do tipo MLP, já utilizada em alguns dos sistemas ADAS mencionados na introdução deste trabalho. Pôde-se, então, extrair as características dos sinais do sensoriamento inercial e aplica-las nas entradas da RNA proposta.

Através da observação do sinal de um sensor inercial e da alta taxa de acertos obtida do sistema de classificação, de 97,14%, conclui-se que é possível avaliar movimentos de várias amplitudes na barra de direção, os quais fornecem dados suficientes para identificar quando o motorista está com ou sem as mãos no volante com base em pequenas correções realizadas por ele enquanto está dirigindo. Estas pequenas manobras são necessárias para manter o controle do veículo na estrada e pôde-se confirmar, como visto no referencial teórico, que é possível classificar movimentos e manobras utilizando-se exclusivamente de sensores inerciais.

REFERÊNCIAS

ABAS, A.; MELLOR, J.; CHEN, X. Non-intrusive drowsiness detection by employing Support Vector Machine. In: 2014 20TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON AUTOMATION AND COMPUTING (ICAC), set. 2014, Cranfield, Bedfordshire, United Kingdom. IEEE, set. 2014. p. 188–193. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/6935484/>>. Acesso em: 22 fev. 2019.

ABBOTT-MCCUNE, S.; SHAY, L. A. Techniques in hacking and simulating a modern automotive controller area network. In: 2016 INTERNATIONAL CARNAHAN CONFERENCE ON SECURITY TECHNOLOGY (ICCST), out. 2016, Orlando, FL, USA. IEEE, out. 2016. p. 1–7. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/7815712/>>. Acesso em: 22 fev. 2019.

ACRAS, M. *Análise de requisitos temporais para sistemas embarcados automotivos*. 2016. 110 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Ponta Grossa, PR, 2016. Disponível em: <<http://repositorio.utfpr.edu.br:8080/jspui/handle/1/2437>>. Acesso em: 11 out. 2018.

AIDMAN, E. *et al.* Real-time driver drowsiness feedback improves driver alertness and self-reported driving performance. *Accident Analysis & Prevention*, v. 81, p. 8–13, ago. 2015.

ALTUN, K.; BARSHAN, B.; TUNÇEL, O. Comparative study on classifying human activities with miniature inertial and magnetic sensors. *Pattern Recognition*, v. 43, n. 10, p. 3605–3620, out. 2010.

ALVES MENDES JR., J. J. *et al.* DESENVOLVIMENTO DE ARMBAND COM FUSÃO DE sEMG E GIROSCÓPIO PARA IDENTIFICAÇÃO DE GRUPOS MUSCULARES DO BRAÇO. jan. 2017, Foz do Iguaçu. jan. 2017. p. 528–531.

ANAND N *et al.* Design and implementation of a high speed Serial Peripheral Interface. In: 2014 INTERNATIONAL CONFERENCE ON ADVANCES IN ELECTRICAL ENGINEERING (ICAEE), jan. 2014, Vellore, India. IEEE, jan. 2014. p. 1–3. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/6838431/>>. Acesso em: 7 fev. 2019.

ANAND, R. *et al.* Design and analysis of a low cost PV analyzer using Arduino UNO. In: 2016 IEEE 1ST INTERNATIONAL CONFERENCE ON POWER ELECTRONICS, INTELLIGENT CONTROL AND ENERGY SYSTEMS (ICPEICES), jul. 2016, Delhi,

India. IEEE, jul. 2016. p. 1–4. Disponível em:
<<http://ieeexplore.ieee.org/document/7853491/>>. Acesso em: 7 fev. 2019.

ARAKAWA, T.; SAKAKIBARA, N.; KONDO, S. DEVELOPMENT OF NON-INVASIVE STEERING-TYPE BLOOD PRESSURE SENSOR FOR DRIVER STATE DETECTION. *International Journal of Innovative Computing, Information and Control* .v. 14, n. 4, p. 1301–1310, set. 2018.

ARDUINO. *Getting started with the Arduino Due*. Disponível em:
<http://www.nxp.com/documents/data_sheet/TJA1050.pdf>. Acesso em: 20 out. 2018.

ARTANTO, D. *et al.* Drowsiness detection system based on eye-closure using a low-cost EMG and ESP8266. In: 2017 2ND INTERNATIONAL CONFERENCES ON INFORMATION TECHNOLOGY, INFORMATION SYSTEMS AND ELECTRICAL ENGINEERING (ICITISEE), nov. 2017, Yogyakarta. IEEE, nov. 2017. p. 235–238. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/8285502/>>. Acesso em: 22 fev. 2019.

BEAUDOIN, Y. *et al.* Satellite Launcher Navigation with One Versus Three IMUs: Sensor Positioning and Data Fusion Model Analysis. *Sensors*, v. 18, n. 6, p. 1872, 7 jun. 2018.

BHATTACHARYYA, S. S. *et al.* (Org.). *Handbook of Signal Processing Systems*. 2. ed. New York: Springer-Verlag, 2013. Disponível em:
<<http://www.springer.com/la/book/9781461468585>>. Acesso em: 10 out. 2018.

BURNS, A.; WELLINGS, A. J. *Real-time Systems and Programming Languages: Ada, Real-Time Java and C/Real-Time POSIX*. [S.l.]: Addison-Wesley, 2009.

CAN IN AUTOMATION. *CAN data link layers in some detail*. Disponível em:
<<http://www.can-cia.org/can-knowledge/can/can-data-link-layers/>>. Acesso em: 6 mar. 2017.

CAPUANO, F. G.; IDOETA, I. V. *Elementos de eletrônica digital*. [S.l.]: Ed. Érica, 2000.

CELAYA-PADILLA, J. *et al.* Speed Bump Detection Using Accelerometric Features: A Genetic Algorithm Approach. *Sensors*, v. 18, n. 2, p. 443, 3 fev. 2018.

CERVANTES-VILLANUEVA, J. *et al.* Vehicle Maneuver Detection with Accelerometer-Based Classification. *Sensors*, v. 16, n. 10, p. 1618, 29 set. 2016.

CHAI, M. *et al.* Drowsiness monitoring based on steering wheel status. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, jul. 2018. Disponível em: <<https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1361920917306582>>. Acesso em: 22 ago. 2018.

CHAO, C.-T. *et al.* A Simple Interface for 3D Position Estimation of a Mobile Robot with Single Camera. *Sensors*, v. 16, n. 4, p. 435, 25 mar. 2016.

CHOWDHURY, A. *et al.* Sensor Applications and Physiological Features in Drivers' Drowsiness Detection: A Review. *IEEE Sensors Journal*, v. 18, n. 8, p. 3055–3067, 15 abr. 2018.

CHRISTIANSEN, M. *et al.* Designing and Testing a UAV Mapping System for Agricultural Field Surveying. *Sensors*, v. 17, n. 12, p. 2703, 23 nov. 2017.

CORRIGAN, S. *Introduction to the Controller Area Network (CAN)*. Application Report. Dallas: Texas Instruments, ago. 2012.

DAUD, W. M. B. W.; SUDIRMAN, R. Time Frequency Analysis of Electrooculograph (EOG) Signal of Eye Movement Potentials Based on Wavelet Energy Distribution. In: 2011 5TH ASIA MODELLING SYMPOSIUM (AMS 2011), maio 2011, Manila, Philippines. IEEE, maio 2011. p. 81–86. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/5961219/>>. Acesso em: 11 out. 2018.

DI NATALE, M. (Org.). *Understanding and using the controller area network communication protocol: theory and practice*. 1. ed. New York: Springer, 2012.

DU, S.; SUN, W.; GAO, Y. Improving Observability of an Inertial System by Rotary Motions of an IMU. *Sensors*, v. 17, n. 4, p. 698, 28 mar. 2017.

SAE J 1979. E/E Diagnostic Test Modes. [S.l.]: SAE, 25 ago. 2006

ESPRESSIF. *ESP8266 Overview | Espressif Systems*. Disponível em: <<https://www.espressif.com/en/products/hardware/esp8266ex/overview>>. Acesso em: 20 out. 2018.

EVARTS, T. J. *et al.* *Steering wheel hand position sensing device*. [S.l.]. US8564424B2. 22 out. 2013. Disponível em: <<https://patents.google.com/patent/US8564424B2/en>>. Acesso em: 22 fev. 2019. ,

FARINELLI, F. A.; STEVAN JR., S. L. Decodificação e Análise dos dados de um Sensor Comercial de Esterçamento de Volante (SAS) com comunicação CAN. *Brazilian Journal of Instrumentation and Control*, v. 4, n. 2, p. 17, 20 dez. 2016.

FOLLOW, V. *Making SMD PCBs at Home (Photoresist Method)*. Disponível em: <<https://www.instructables.com/id/Making-SMD-PCBs-at-Home-Photoresist-Method/>>. Acesso em: 20 fev. 2019.

FOROUZAN, B. A. *Comunicação de dados e redes de computadores*. Porto Alegre: Bookman, 2006.

G. KUMAR *et al.* A LiDAR and IMU Integrated Indoor Navigation System for UAVs and Its Application in Real-Time Pipeline Classification. *Sensors*, v. 17, n. 6, p. 1268, 2 jun. 2017.

GANDRA, A. *Acidentes de trânsito geram mais de 4,5 milhões de indenizações*. Disponível em: <<http://agenciabrasil.ebc.com.br/geral/noticia/2018-05/acidentes-de-transito-geram-mais-45-milhoes-de-indenizacoes>>. Acesso em: 1 out. 2018.

GARDNER, M. W.; DORLING, S. R. Artificial neural networks (the multilayer perceptron)—a review of applications in the atmospheric sciences. *Atmospheric Environment*, v. 32, n. 14, p. 2627–2636, 1 ago. 1998.

GUO, J.; JIAN, X.; LIN, G. Performance Evaluation of an Anti-Lock Braking System for Electric Vehicles with a Fuzzy Sliding Mode Controller. *Energies*, v. 7, n. 10, p. 6459–6476, 9 out. 2014.

HAYKIN, S. S. *Redes Neurais - 2ed.* São Paulo: Bookman Companhia Ed, 2001.

HEBB, D. O. *The organization of behavior; a neuropsychological theory*. Oxford, England: Wiley, 1949. (The organization of behavior; a neuropsychological theory).

INSTRUCTABLES. *AT Command Mode of HC-05 and HC-06 Bluetooth Module*. Disponível em: <<https://www.instructables.com/id/AT-command-mode-of-HC-05-Bluetooth-module/>>. Acesso em: 20 out. 2018.

INVENSENSE. *MPU-6000 and MPU-6050 Product Specification*. Disponível em: <<https://www.invensense.com/wp-content/uploads/2015/02/MPU-6000-Datasheet1.pdf>>.

IVES, J. C.; WIGGLESWORTH, J. K. Sampling rate effects on surface EMG timing and amplitude measures. *Clinical Biomechanics*, v. 18, n. 6, p. 543–552, jul. 2003.

JABBAR, R. *et al.* Real-time Driver Drowsiness Detection for Android Application Using Deep Neural Networks Techniques. *Procedia Computer Science*, v. 130, p. 400–407, 2018.

JIMÉNEZ, F. *et al.* Intravehicular, Short- and Long-Range Communication Information Fusion for Providing Safe Speed Warnings. *Sensors*, v. 16, n. 2, p. 131, 21 jan. 2016.

JUNG, S.-J.; SHIN, H.-S.; CHUNG, W.-Y. Driver fatigue and drowsiness monitoring system with embedded electrocardiogram sensor on steering wheel. *IET Intelligent Transport Systems*, v. 8, n. 1, p. 43–50, 1 fev. 2014.

KATYAL, Y.; ALUR, S.; DWIVEDI, S. Safe driving by detecting lane discipline and driver drowsiness. In: 2014 INTERNATIONAL CONFERENCE ON ADVANCED COMMUNICATION, CONTROL AND COMPUTING TECHNOLOGIES (ICACCCT), maio 2014, Ramanathapuram, India. IEEE, maio 2014. p. 1008–1012. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/7019248/>>. Acesso em: 22 fev. 2019.

KLAUSNER, M.; GRIMM, W. *Method for detecting the position of hands on a steering wheel*. [S.l.]. 28 mar. 2006. Disponível em: <<https://patents.google.com/patent/US7019623B2/en>>. Acesso em: 2 out. 2018.

KOPETZ, H. *Real-Time Systems: Design Principles for Distributed Embedded Applications*. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2011.

KOSCHER, K. *et al.* Experimental Security Analysis of a Modern Automobile. In: 2010 IEEE SYMPOSIUM ON SECURITY AND PRIVACY, 2010, Oakland, CA, USA. IEEE, 2010. p. 447–462. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/5504804/>>. Acesso em: 22 fev. 2019.

KUMAR, N. S. *et al.* IOT based smart garbage alert system using Arduino UNO. In: TENCON 2016 - 2016 IEEE REGION 10 CONFERENCE, nov. 2016, Singapore. IEEE, nov. 2016. p. 1028–1034. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/7848162/>>. Acesso em: 22 fev. 2019.

KVASER AB. *Kvaser Leaf Light v2*. Disponível em: <http://www.kvaser.com/software/7330130980146/V1_2_189/kvaser_leaf_light_v2_usersguide.pdf>. Acesso em: 16 abr. 2018.

LAWOYIN, S.; FEI, D.-Y.; BAI, O. Accelerometer-based steering-wheel movement monitoring for drowsy-driving detection. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering*, v. 229, n. 2, p. 163–173, fev. 2015.

LEE, K. *et al.* Convolutional Neural Network-Based Classification of Driver's Emotion during Aggressive and Smooth Driving Using Multi-Modal Camera Sensors. *Sensors*, v. 18, n. 4, p. 957, 23 mar. 2018.

LI, Z.; CHEN, L.; *et al.* Automatic Detection of Driver Fatigue Using Driving Operation Information for Transportation Safety. *Sensors*, v. 17, n. 6, p. 1212, 25 maio 2017.

LI, Z.; LI, S.; *et al.* Online Detection of Driver Fatigue Using Steering Wheel Angles for Real Driving Conditions. *Sensors*, v. 17, n. 3, p. 495, 2 mar. 2017.

LIANG, Y. *et al.* Prediction of drowsiness events in night shift workers during morning driving. *Accident Analysis & Prevention*, nov. 2017. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0001457517303913>>. Acesso em: 22 ago. 2018.

LIN, C.-W. *et al.* Security-aware Mapping for CAN-based Real-time Distributed Automotive Systems. ICCAD '13, 2013, Piscataway, NJ, USA. IEEE Press, 2013. p. 115–121. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=2561828.2561852>>. Acesso em: 8 out. 2018.

LOCKRIDGE, G. *et al.* Development of a Low-Cost Arduino-Based Sonde for Coastal Applications. *Sensors*, v. 16, n. 4, p. 528, 13 abr. 2016.

LUGLI, A.; SANTOS, M. *Sistemas Fieldbus Para Automação Industrial: Devicenet, Canopen, Sds e Ethernet*. 1. ed. São Paulo: Érica, 2009. v. 1.

MARANHÃO, G. *et al.* Using LDR as Sensing Element for an External Fuzzy Controller Applied in Photovoltaic Pumping Systems with Variable-Speed Drives. *Sensors*, v. 15, n. 9, p. 24445–24457, 22 set. 2015.

MARWEDEL, P. *Embedded system design: embedded systems foundations of cyber-physical systems*. 2. ed ed. Dordrecht: Springer, 2011. (Embedded systems).

MATSUMOTO, T. *et al.* A Method of Preventing Unauthorized Data Transmission in Controller Area Network. In: 2012 IEEE VEHICULAR TECHNOLOGY CONFERENCE (VTC 2012-SPRING), maio 2012, Yokohama, Japan. IEEE, maio 2012. p. 1–5. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/6240294/>>. Acesso em: 8 out. 2018.

MCCULLOCH, W. S.; PITTS, W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics*, v. 5, n. 4, p. 115–133, 1 dez. 1943.

MCDONALD, A. D. *et al.* A contextual and temporal algorithm for driver drowsiness detection. *Accident Analysis & Prevention*, v. 113, p. 25–37, abr. 2018.

MEJÍAS, A. *et al.* Easy Handling of Sensors and Actuators over TCP/IP Networks by Open Source Hardware/Software. *Sensors*, v. 17, n. 1, p. 94, 5 jan. 2017.

MENDES JR., J. J. A. *Desenvolvimento de uma Armband para captura de sinais eletromiográficos para reconhecimento de movimentos*. 2016. 110 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Ponta Grossa, PR, 2016. . Acesso em: 11 out. 2018.

MENG, X.; WANG, H.; LIU, B. A Robust Vehicle Localization Approach Based on GNSS/IMU/DMI/LiDAR Sensor Fusion for Autonomous Vehicles. *Sensors*, v. 17, n. 9, p. 2140, 18 set. 2017.

MICROCHIP TECHNOLOGIES. *MCP2515: Stand-Alone CAN Controller With SPI Interface*. Disponível em: <<http://ww1.microchip.com/downloads/en/DeviceDoc/21801d.pdf>>. Acesso em: 6 mar. 2017.

MONIAGA, J. V. *et al.* Diagnostics vehicle's condition using obd-ii and raspberry pi technology: study literature. *Journal of Physics: Conference Series*, v. 978, p. 012011, mar. 2018.

NAVET, N.; SIMONOT-LION, F. (Org.). *Automotive embedded systems handbook*. Boca Raton: CRC Press, 2009. (Industrial information technology series).

OLIVER, A. D. *et al.* A new three axis low power MEMS gyroscope for consumer and industrial applications. In: TRANSDUCERS 2015 - 2015 18TH INTERNATIONAL SOLID-STATE SENSORS, ACTUATORS AND MICROSYSTEMS CONFERENCE, jun. 2015, Anchorage, AK, USA. IEEE, jun. 2015. p. 31–34. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/7180853/>>. Acesso em: 22 fev. 2019.

PARK, G.; CHOI, S. B. Optimal brake distribution for electronic stability control using weighted least square allocation method. In: 2016 16TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON CONTROL, AUTOMATION AND SYSTEMS (ICCAS), out. 2016, Gyeongju, South Korea. IEEE, out. 2016. p. 1420–1425. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/7832492/>>. Acesso em: 22 fev. 2019.

RICHARDS, P. *A CAN Physical Layer Discussion*. Disponível em: <<http://ww1.microchip.com/downloads/en/AppNotes/00228a.pdf>>. Acesso em: 3 mar. 2017.

ISO 11898-2. Road vehicles — Controller area network (CAN) — Part 2: High-speed medium access unit. [S.l.]: ISO copyright office, 1 dez. 2003

SABBIR, A. S. *et al.* Prototyping Arduino and Android based m-health solution for diabetes mellitus patient. In: 2016 INTERNATIONAL CONFERENCE ON MEDICAL ENGINEERING, HEALTH INFORMATICS AND TECHNOLOGY (MEDITEC), dez. 2016, Dhaka, Bangladesh. IEEE, dez. 2016. p. 1–4. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/7835360/>>. Acesso em: 22 fev. 2019.

SALAMONE, F. *et al.* An Open Source “Smart Lamp” for the Optimization of Plant Systems and Thermal Comfort of Offices. *Sensors*, v. 16, n. 3, p. 338, 7 mar. 2016.

SANDSTRÖM, M. *et al.* Detecting lane departures from steering wheel signal. *Accident Analysis & Prevention*, v. 99, p. 272–278, fev. 2017.

SAYAO, V. *90% dos acidentes são causados por falhas humanas, alerta OBSERVATÓRIO*. Disponível em: <<https://www.onsv.org.br/90-dos-acidentes-sao-causados-por-falhas-humanas-alerta-observatorio/>>. Acesso em: 1 out. 2018.

SHAW, A. C. *Sistemas E Software de Tempo Real*. [S.l.]: Bookman Companhia Ed, 2003.

SHOAIB, M. *et al.* A Survey of Online Activity Recognition Using Mobile Phones. *Sensors*, v. 15, n. 1, p. 2059–2085, 19 jan. 2015.

SIIRTOLA, P.; RONING, J. Ready-to-use activity recognition for smartphones. In: 2013 IEEE SYMPOSIUM ON COMPUTATIONAL INTELLIGENCE AND DATA MINING (CIDM), abr. 2013, Singapore, Singapore. IEEE, abr. 2013. p. 59–64. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/6597218/>>. Acesso em: 11 out. 2018.

SILVA, I. N. DA; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. *Redes Neurais Artificiais para Engenharia e Ciências Aplicadas*. 1. ed. São Paulo: Artliber, 2010. v. 1.

SILVA, M. *Resolução CONAMA Nº 354/2004*. Disponível em: <<http://www2.mma.gov.br/port/conama/legiabre.cfm?codlegi=456>>. Acesso em: 9 out. 2018.

TEXAS INSTRUMENTS. *uA7800 Series: Positive-Voltage Regulators*. Disponível em: <<https://www.sparkfun.com/datasheets/Components/LM7805.pdf>>. Acesso em: 9 out. 2018.

TIGORI, K. T. G. *et al.* Using formal methods for the development of safe application-specific RTOS for automotive systems. set. 2015, Paris, France. set. 2015. Disponível em: <<https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01193023>>. Acesso em: 21 set. 2018.

VECTOR. *CANdb++ User Manual*. . [S.l.]: Vector Informatik GmbH. Disponível em: <https://vector.com/portal/medien/cmc/manuals/CANdb++_Manual_EN.pdf>. Acesso em: 1 mar. 2016. , 18 maio 2010

VECTOR. *VN1600 Interface Family*. Disponível em: <https://vector.com/portal/medien/cmc/manuals/VN1600_Interface_Family_Manual_EN.pdf>. Acesso em: 7 mar. 2017.

VENKATARAMAN, A.; CHITRA, P. RealTime Implementation of RTOS based Vehicle Tracking System. *Biosciences Biotechnology Research Asia*, v. 12, n. 1, p. 237–241, 30 abr. 2015.

VIVACQUA, R.; VASSALLO, R.; MARTINS, F. A Low Cost Sensors Approach for Accurate Vehicle Localization and Autonomous Driving Application. *Sensors*, v. 17, n. 10, p. 2359, 16 out. 2017.

WAKITA, T. *et al.* Driver identification using driving behavior signals. In: 2005 IEEE INTELLIGENT TRANSPORTATION SYSTEMS, 2005., 2005, Vienna, Austria. IEEE, 2005. p. 907–912. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/1520171/>>. Acesso em: 22 fev. 2019.

ZIEMSEN, T.; GASCH, J.; RUEDIGER, H. Influence of ECG Sampling Frequency on Spectral Analysis of RR Intervals and Baroreflex Sensitivity Using the EUROBAVAR Data set. *Journal of Clinical Monitoring and Computing*, v. 22, n. 2, p. 159–168, abr. 2008.

ZWICKY, T. D. *et al.* *Hands-off steering wheel governed by pedestrian detection*. . [S.l.]. US9612596B2. 4 abr. 2017. Disponível em: <<https://patents.google.com/patent/US9612596B2/en>>. Acesso em: 2 out. 2018.

APÊNDICE A - Tabela de resultados obtida ao executar os 60 treinamentos com várias topologias de Redes Neurais Artificiais MLP

	Treina- mento	Total de Épocas	Número de Camadas Escondidas	Número de Neurônios nas Camadas Escondidas	EQM mínimo de Validação	Taxa de Acertos
Conjunto 1	1	4618	3	15 10 10	0,3119	94,2857
	2	3251	2	10 15	0,2094	91,4286
	3	5224	2	5 15	0,2210	90,0000
	4	6031	3	5 5 5	0,2339	94,2857
	5	6222	3	10 5 10	0,2260	91,4286
	6	7941	3	15 10 5	0,2345	90,0000
	7	8042	1	5	0,2003	87,1429
	8	5418	1	10	0,1979	90,0000
	9	3711	1	5	0,2129	85,7143
	10	6392	3	5 20 20	0,2995	91,4286
	11	3306	2	10 15	0,2691	92,8571
	12	6659	3	15 20 15	0,1834	87,1429
	13	5551	2	15 15	0,2389	87,1429
	14	9837	3	15 5 5	0,1979	80,0000
	15	8740	3	10 10 20	0,1623	91,4286
Conjunto 2	16	3531	2	15 5	0,2109	85,7143
	17	8724	1	15	0,3560	84,2857
	18	491	1	5	0,3743	87,1429
	19	8497	2	10 5	0,1506	85,7143
	20	5178	3	15 20 10	0,1325	90,0000
	21	3888	2	20 5	0,2274	84,2857
	22	6047	1	15	0,2816	87,1429
	23	6833	3	15 10 20	0,1446	91,4286
	24	9930	3	15 5 10	0,0908	87,1429
	25	6281	2	5 15	0,1893	81,4286
	26	6915	2	10 5	0,1479	84,2857
	27	4801	2	5 10	0,1991	88,5714
	28	7637	3	15 10 15	0,1788	97,1429
	29	7743	2	10 15	0,1662	87,1429
	30	9382	2	10 5	0,1769	90,0000
Conjunto 3	31	2776	1	5	0,1993	95,7143
	32	3052	1	10	0,3730	88,5714
	33	8787	2	15 15	0,2700	88,5714
	34	6681	2	10 15	0,1422	90,0000
	35	998	2	10 15	0,2385	92,8571
	36	8903	3	5 15 20	0,2284	81,4286
	37	4691	3	10 5 15	0,2402	77,1429
	38	7623	3	20 20 20	0,2681	81,4286
	39	7120	3	15 20 20	0,1693	84,2857
	40	3541	3	20 5 5	0,2662	84,2857
	41	8619	3	5 15 20	0,2490	87,1429
	42	6207	1	10	0,1880	94,2857
	43	9744	2	20 15	0,2179	87,1429
	44	3274	3	10 5 5	0,2531	87,1429
	45	8021	3	20 15 15	0,2347	84,2857
Conjunto 4	46	9164	3	10 20 20	0,1466	88,5714
	47	9187	2	20 5	0,1003	92,8571
	48	8957	3	20 5 10	0,1737	87,1429
	49	7439	3	20 5 5	0,1265	87,1429
	50	9184	3	15 5 5	0,1460	91,4286
	51	8380	3	10 20 10	0,1798	88,5714
	52	4589	2	20 10	0,1390	87,1429
	53	5948	2	10 10	0,1953	92,8571
	54	7835	2	5 15	0,1473	88,5714
	55	7119	2	20 5	0,1556	92,8571
	56	9243	3	15 10 5	0,1342	95,7143
	57	9679	2	10 15	0,0797	92,8571
	58	8176	3	5 5 5	0,1078	90,0000
	59	9566	3	15 15 20	0,1233	94,2857
	60	7500	2	20 5	0,1496	90,0000