

RODRIGO LARA GOUVEA

**SISTEMA DE DETECÇÃO DE ACIDENTES AUTOMATIZADO PARA
MOTOCICLISTAS USUÁRIOS DE CAPACETE**

São Paulo

2018

RODRIGO LARA GOUVEA

Sistema de Detecção de Acidentes Automatizado para Motociclistas Usuários
de Capacete

Este relatório é apresentado como requisito parcial para obtenção do grau de Engenheiro Mecatrônica na Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. É o produto do meu próprio trabalho, exceto onde indicado no texto. O relatório pode ser livremente copiado e distribuído desde que a fonte seja citada.

Área de Habilitação: Engenharia Mecatrônica

Orientador: Prof. Dr Marcos Ribeiro Pereira Barretto

São Paulo

2018

AGRADECIMENTOS

À minha mãe, que apesar de não estar hoje aqui para presenciar a conclusão desta fase da minha vida, foi fundamental no desenvolvimento da pessoa que hoje sou e, sem ela, nunca teria chegado onde cheguei.

À Isabella, que através de revisões, encorajamentos e broncas, foi essencial para a conclusão deste trabalho. Sem ela, ainda estaria escrevendo o “estado da arte”.

Ao meu Orientador, e também a todos os outros professores que me ensinaram os mais diversos tópicos, durante estes árduos anos de formação.

A todos meus familiares, que neste e em todos os outros aspectos da minha vida, estiveram ao meu lado para me apoiar.

RESUMO

Em casos de acidente envolvendo motociclistas, o tempo de resposta dos serviços de emergência é vital para as chances de sobrevivência do acidentado. Com o objetivo de reduzir este tempo, este trabalho tem como objetivo desenvolver um sistema de detecção automatizado de acidentes, cujo funcionamento consiste em um algoritmo, que avalia as medições inerciais obtidas por um IMU e determina a ocorrência de um acidente, caso seja detectado, ele envia um sinal para que o serviço de emergência seja acionado com as informações do local do acidente.

Para desenvolver tal sistema, um conjunto de algoritmos foi avaliado (alguns novos, outros baseados no estado da arte da área). Para avaliar o desempenho dos algoritmos, um conjunto de dados de operação foi levantado, consistindo de casos de operação que apresentam maiores amplitudes de aceleração e velocidade de rotação. Além de dados de acidentes obtidos externamente

Ao fim foi proposto um algoritmo baseado na avaliação simultânea das normas da aceleração absoluta e velocidade de rotação, com avaliação posterior da orientação para verificação do acidente.

Palavras-Chave: Detecção de Acidentes, Motocicleta, Capacete

ABSTRACT

In accident cases involving motorcyclists, the response time of the emergency services is vital for the chances of survival of the injured. This work aims to develop an automated accident detection system to reduce this time, whose operation consists of an algorithm, which evaluates the inertial measurements obtained by an IMU, and determines the occurrence of an accident, if detected, it sends a signal for the emergency service to be triggered with the accident site information.

To develop such a system, a set of algorithms was evaluated (some new, others based on the state of the art of the area). In order to evaluate the performance of the algorithms, a set of operating data was collected, consisting of operating cases that present higher amplitudes of acceleration and velocity. of rotation. in addition to data from accidents obtained externally

At the end, an algorithm based on the simultaneous evaluation of the norms of absolute and velocity acceleration was proposed. With a later evaluation of the orientation to verify the accident.

Keywords: Accident detection, Motorcycle, Helmet

LISTA DE FIGURAS

Figura 01: *Lowside* por perda de tração na roda dianteira.

Figura 02: *Lowside* por perda de tração na roda traseira.

Figura 03: Esquema ilustrativo de velocidades de rotação em torno dos eixos ortogonais.

Figura 04: Gráficos de Velocidades W_x (Roll) e W_z (Yaw) no caso de um *lowside* causado por perda de tração dianteira.

Figura 05: Gráficos de Velocidades W_x (Roll) e W_z (Yaw) no caso de um *lowside* causado por perda de tração traseira.

Figura 06: Ilustração de um *Highside*.

Figura 07: Gráficos de Velocidades W_x (Roll) e W_z (Yaw) no caso de um *highside*.

Figura 08: Dispositivo de Detecção de Acidente ICEdot.

Figura 09: Capacete Inteligente Skully AR-1.

Figura 10: Jaqueta Alpinestar Tech-Air.

Figura 11: Ilustração dos pontos de instalação dos sensores IMU.

Figura 12: Imagem do classificador MAP proposto por Parviainen.

Figura 13: Diagrama Esquemático do Funcionamento do Algoritmo proposto por Boubezoul et al.

Figura 14: Resultados obtidos por Boubezoul et al.

Figura 15: Diagrama Esquemático do funcionamento do algoritmo proposto por Wattanawisuth.

Figura 16: Diagrama de Componentes do hardware do Dispositivo proposto por Tabata et al.

Figura 17: Diagrama esquemático do funcionamento do algoritmo de detecção de acidente proposto por Tabata et al.

Figura 18: Diagrama esquemático dos estados do dispositivo proposto por Savaresi et al.

Figura 19: Diagrama esquemático funcionamento da porção responsável pela detecção de impactos do dispositivo proposto por Savaresi et al.

Figura 20: Diagrama esquemático funcionamento da porção responsável pela detecção de deslizamentos do dispositivo proposto por Savaresi et al.

Figura 21: Figura mostrando o efeito da função de correção de limite de detecção baseada em frequência.

Figura 22: Diagrama esquemático das funções do algoritmo de Ota et al.

Figura 23: Circuito “Urbano”.

Figura 24: Circuito “Estrada.

Figura 25: Modelo do tipo Adventure.

Figura 26: Modelo do tipo Scooter.

Figura 27: Modelo do tipo Off-Road.

Figura 28: Dados Obtidos em um Caso de Frenagem.

Figura 29: Dados Obtidos em um Caso de Aceleração da Moto.

Figura 30: Dados Obtidos em um Caso de Curva de Alta Inclinação.

Figura 31: Dados Obtidos para um caso de Lombada.

Figura 32: Comparação entre dados obtidos com sensor instalado no torso ou capacete, para os casos extremos de aceleração 0-100 km/h e frenagem 120-0 km/h.

Figura 33: Comparação entre acelerações e velocidade de rotação nos casos extremos de curva de alta inclinação para sensor no torso e no capacete.

Figura 34: Comparação entre acelerações e velocidade de rotação nos casos extremos de lombada para sensor no torso e no capacete.

Figura 35: Comparação entre os dados importados e dados originais para o acidente do tipo A.

Figura 36: Comparação entre os dados importados e dados originais) para o acidente do tipo B.

Figura 37: Gráfico das Acelerações e Velocidade de Rotação do acidente tipo C.

Figura 38: Gráfico das Acelerações e Velocidade de Rotação do acidente tipo D.

Figura 39: Comparação entre os dados importados para análise e os dados originais.

Figura 40: Acelerações de Cossalter et al. corrigidas por 70% e 50%.

Figura 41: Acelerações e Velocidade de Rotação absolutas, obtidas a partir dos dados de Cossalter et al.

Figura 42: Diagrama de blocos do Algoritmo 1.

Figura 43: Diagrama de Blocos do Algoritmo 2.

Figura 44: Diagrama de Blocos do Algoritmo 3.

Figura 45: Diagrama de Blocos do Algoritmo 4.

Figura 46: Diagrama de Blocos do Algoritmo 5.

Figura 47: Diagrama de Blocos do Algoritmo 6.

Figura 48: Diagrama de Blocos do Algoritmo 7.

Figura 49: Diagrama de Blocos do Algoritmo 8.

Figura 50: Diagrama de Blocos do Algoritmo 9.

Figura 51: Diagrama de Blocos do Algoritmo 10.

Figura 52: Diagrama de Estados do Algoritmo de Orientação Automático.

Figura 53: Desempenho do Algoritmo 3 com parâmetros de $\|AG\|_{\text{máx}} = 0.5G$ e $\|W\|_{\text{min}} = 2.5 \text{ Rad/s}$ em um caso de lombada.

Figura 54: Desempenho do Algoritmo 3 com parâmetros de $\|AG\|_{\text{máx}} = 0.5G$ e $\|W\|_{\text{min}} = 2.5 \text{ Rad/s}$ em um caso acidente tipo B.

Figura 55: Gráficos das Integrações de $Az p/ \Delta t$ de 0.1, 0.24, 0.5 e 1s para os seguintes casos: Lombada, Cossalter, Caso A e Caso D.

Figura 56: Resultados da Integração das Velocidade de Rotação para os casos extremos de aceleração e frenagem.

Figura 57: Resultados da Integração das Velocidade de Rotação para o caso extremo de curva de alta inclinação medida através do torso.

Figura 58: Resultados da Integração das Velocidade de Rotação para o caso extremo de curva de alta inclinação medida através do capacete.

Figura 59: Resultados da Integração das velocidades de Rotação para o caso extremo de lombada.

Figura 60: Resultados da Integração das Velocidade de Rotação para o caso de acidente.

Figura 61: Gráfico de Acelerações e de $\|A\|$ em coordenadas polares para o caso de acidente de Cossalter et al.

Figura 62: Gráfico de Acelerações para caso de lombada.

Figura 63: Parâmetros SI, EI e D do algoritmo 10 para caso de frenagem

Figura 64: Parâmetros SI, EI e D do algoritmo 10 para caso de curva.

Figura 65: Parâmetros SI, EI e D do algoritmo 10 para caso de lombada.

Figura 66: Parâmetros SI, EI e D do algoritmo 10 para caso de acidente Cossalter.

Figura 67: Diagrama de Blocos do Algoritmo Final.

Figura 68: Resultado da aplicação do algoritmo final nos dados de caso extremo de aceleração 0-100 km/h com sensores no torso.

Figura 69: Resultado da aplicação do algoritmo final nos dados de caso extremo de frenagem 120-0 km/h com sensores no torso.

Figura 70: Resultado da aplicação do algoritmo final nos dados de caso extremo de curva de alta inclinação com sensores no torso.

Figura 71: Resultado da aplicação do algoritmo final nos dados de caso extremo de lombada com sensores no torso.

Figura 72: Resultado da aplicação do algoritmo final nos dados de caso extremo aceleração, frenagem, curva de alta inclinação para sensor no capacete.

Figura 73: Resultado da aplicação do algoritmo final nos dados de caso extremo de lombada com sensores no capacete.

Figura 74: Resultado da aplicação do algoritmo final nos dados de caso acidente tipo A.

Figura 75: Resultado da aplicação do algoritmo final nos dados de caso acidente tipo B.

Figura 76: Resultado da aplicação do algoritmo final nos dados de caso acidente tipo C.

Figura 77: Resultado da aplicação do algoritmo final nos dados de caso acidente tipo D

Figura 78: Resultado da aplicação do algoritmo final nos dados de caso acidente tipo Cossalter.

LISTA DE TABELAS

Tabela 01: Valores máximos, mínimos e médios para as variáveis medidas em caso de Frenagem.

Tabela 02: Valores máximos, mínimos e médios para as variáveis medidas em caso de Aceleração.

Tabela 03: Valores máximos, mínimos e médios para as variáveis medidas em caso de Curva de alta inclinação.

Tabela 04: Valores máximos, mínimos e médios para as variáveis medidas em caso de Lombada.

Tabela 05: Valores máximos, mínimos e médios para as variáveis medidas em caso de acidente tipo A

Tabela 06: Valores máximos, mínimos e médios para as variáveis medidas em caso de acidente tipo B

Tabela 07: Valores máximos, mínimos e médios para as variáveis medidas em caso de acidente tipo C

Tabela 08: Valores máximos, mínimos e médios para as variáveis medidas em caso de acidente tipo D

Tabela 09: Valores máximos, mínimos e médios para as variáveis medidas no acidente obtido do artigo de Cossalter et al.

Tabela 10: Valores limites de aceleração máximos para não detecção de falsos positivos.

Tabela 11: Valores limites de aceleração mínimos para detecção de acidentes.

Tabela 12: Valores limites de velocidade rotação máximos para não detecção de falsos positivos.

Tabela 13: Valores limites de velocidade rotação mínimos para detecção de acidentes.

Tabela 14: Resultado do Algoritmo 3 para os casos de acidente.

Tabela 15: Máximos valores limite de $\|W\|$ para não detecção de acidente do Algoritmo 4 usando os parâmetros $\text{máx}|AG|$ e Δt indicados na tabela para o caso de aceleração

Tabela 16: Máximos valores limite de $\|W\|$ para não detecção de acidente do Algoritmo 4 usando os parâmetros $\text{máx}|AG|$ e Δt indicados na tabela para o caso de lombada

Tabela 17: Máximos valores limite de $\|W\|$ para não detecção de acidente do Algoritmo 4 usando os parâmetros $\text{máx}|AG|$ e Δt indicados na tabela para o caso de acidente A.

Tabela 18: Máximos valores limite de $\|W\|$ para não detecção de acidente do Algoritmo 4 usando os parâmetros $\text{máx}|AG|$ e Δt indicados na tabela para o caso de acidente B

Tabela 19: Máximos valores limite de $\|W\|$ para não detecção de acidente do Algoritmo 4 usando os parâmetros $\text{máx}|AG|$ e Δt indicados na tabela para o caso de acidente C.

Tabela 20: Máximos valores limite de $\|W\|$ para não detecção de acidente do Algoritmo 4 usando os parâmetros $\text{máx}|AG|$ e Δt indicados na tabela para o caso de acidente C.

Tabela 21: Máximos valores limite de $\|W\|$ para não detecção de acidente do Algoritmo 4 usando os parâmetros $\text{máx}|AG|$ e Δt indicados na tabela para o caso de acidente Cossalter et al.

Tabela 22: Máximos valores limite de $\|W\|$ para não detecção de acidente do Algoritmo 4 usando os parâmetros $\text{máx}|AG|$ e Δt indicados na tabela para o caso de acidente Cossalter 50%.

Tabela 23: Valores limites de aceleração horizontais máximas para não detecção de falsos positivos.

Tabela 24: Valores limites de acelerações mínimas para detecção de acidentes

Tabela 25: Relação de Período de Tempos para detecção de queda livre.

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

- IMU – *Inertial Measurement System*
- SDA – Sistema de Detecção de Acidentes
- GPS – *Global Positioning System*
- EdA – Estado da Arte
- OV – Outros Veículos
- LDI – Local de Impacto do Acidente
- Local de Parada do Motociclista
- MAP – *Maximum a Posteriori*

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO E VISÃO GERAL, OBJETIVOS.....	18
1.1. MOTIVAÇÃO	18
1.2. OBJETIVOS	20
1.3 ESTRUTURA	21
2. REVISÃO DO ESTADO DA ARTE	22
2.1. MECÂNICA DOS ACIDENTES	22
2.1.1. VISÃO GERAL SOBRE ACIDENTES MOTOCICLÍSTICOS.....	22
2.1.2. ACIDENTES TIPO MULTI-VEÍCULO	26
2.1.3. ACIDENTES TIPO ÚNICO-VEÍCULO	26
2.1.3.1. <i>LOWSIDE</i>	26
2.1.3.2. <i>HIGHSIDE</i>	29
2.2 DISPOSITIVOS DE DETECÇÃO DE ACIDENTES DISPONÍVEIS COMERCIALMENTE	31
2.2.1. ICEDOT.....	31
2.2.2. SKULLY AR-1	32
2.2.3. JAQUETAS COM SISTEMA DE AIR-BAG	32
2.3. DISPOSITIVOS DE DETECÇÃO DE ACIDENTES NA ACADEMIA.....	35
2.3.1. DESIGN OF A RAPID FIRST-AID ALERT SYSTEM FOR TWO-WHEELED VEHICLES VIA SMARTPHONES INERTIAL SENSORS.....	35
2.3.2. AUTOMATIC CRASH DETECTION FOR MOTORCYCLES.....	37
2.3.3. A SIMPLE FALL DETECTION ALGORITHM FOR POWERED TWO-WHEELERS	39
2.3.4. MOTORCYCLE HELMET CRASH DETECTION/PREVENTION SYSTEM	42
2.3.5. WIRELESS BLACK BOX USING MEMS ACCELEROMETER AND GPS TRACKING FOR ACCIDENTAL MONITORING OF VEHICLES	43
2.3.6. OUTROS.....	45
2.4. DISPOSITIVOS DE DETECÇÃO DE ACIDENTES PATENTEADOS	46
2.4.1. AUTOMATIC ACCIDENT INFORMING APPARATUS FOR TWO-WHEEL VEHICLE	46
2.4.2. APPARATUS, SYSTEM AND PROCESS FOR DETECTING ACCIDENTS	50
2.4.3. COLLISION DETECTING APPARATUS FOR VEHICLE.....	55
2.4.4. OUTROS.....	57
3. TECNOLOGIAS DE BASE.....	58
3.1. APLICATIVO POWERSENSE.....	58
4. LEVANTAMENTO DE DADOS	59
4.1. DADOS DE CASOS EXTREMOS	63
4.1.1. ACELERAÇÃO 0-100 KM/H E FRENAGEM 120-0 KM/H	63
4.1.2. CURVAS DE ALTA VELOCIDADE/INCLINAÇÃO	66

4.1.3. TRUAS ESBURACADAS E LOMBADAS	68
4.2 VALIDAÇÃO DOS DADOS TORSO-CAPACETE	70
4.3. DADOS DE CASOS DE ACIDENTE	73
4.3.1. BOUBEZOUL ET AL.	73
4.3.2. COSSALTER ET AL.	78
5. SOLUÇÃO PROPOSTA	81
5.1. ALGORITMOS AVALIADOS.....	82
5.1.1. ALGORITMO 1 - VALOR LIMITE DE $\ A\ $	82
5.1.2. ALGORITMO 2 - VALOR LIMITE DE $\ W\ $	84
5.1.3. ALGORITMO 3 - VALOR LIMITE DE $\ AG\ $ E $\ W\ $	85
5.1.4. ALGORITMO 4 - VALOR LIMITE DE $\ AG\ $ E $\ W\ $ EM UM ΔT	86
5.1.5. ALGORITMO 5 - VALOR LIMITE DE $\ A\ $ E $\int A$ EM ΔT	87
5.1.6. ALGORITMO 6 - VALOR LIMITE DE $\ W\ $ + $\int W$ EM ΔT	89
5.1.7. ALGORITMO 7 - VALOR LIMITE DE A_x A_y E $V = 0$ EM ΔT	90
5.1.8. ALGORITMO 8 - ORIENTAÇÃO DA ACELERAÇÃO VERTICAL E $V = 0$	92
5.1.9. ALGORITMO 9 - PERÍODO DE GRAVIDADE NULA.....	93
5.1.10. ALGORITMO 10 - LIMITES DE ENERGIA E ESTRESSE DE IMPACTO.	94
5.2. ORIENTAÇÃO AUTOMÁTICA.....	95
5.3. RESULTADOS DOS ALGORITMOS PROPOSTOS.....	97
5.3.1. ALGORITMO 1 - RESULTADOS.....	97
5.3.2. ALGORITMO 2 - RESULTADOS.....	99
5.3.3. ALGORITMO 3 - RESULTADOS.....	100
5.3.4. ALGORITMO 4 - RESULTADOS.....	102
5.3.5. ALGORITMO 5 - RESULTADOS.....	106
5.3.6. ALGORITMO 6 - RESULTADOS.....	107
5.3.7. ALGORITMO 7 - RESULTADOS.....	110
5.3.8. ALGORITMO 8 - RESULTADOS.....	111
5.3.9. ALGORITMO 9 - RESULTADOS.....	113
5.3.10. ALGORITMO 10 - RESULTADOS.....	114
5.4. SELEÇÃO DO ALGORITMO FINAL	117
5.4.1. ALGORITMO 3 - ANÁLISE.....	117
5.4.2. ALGORITMO 4 - ANÁLISE.....	117
5.4.3. ALGORITMO 6 - ANÁLISE.....	117
5.4.4. ALGORITMO 8 - ANÁLISE.....	118
5.5. ALGORITMO FINAL	119
5.6. RESULTADOS DO ALGORITMO FINAL	120
6. CONCLUSÃO	126
7. BIBLIOGRAFIA	128

1. INTRODUÇÃO E VISÃO GERAL, OBJETIVOS

1.1 MOTIVAÇÃO

Motocicletas representam 26,9% da frota veicular brasileira, uma porcentagem que vem crescendo ano a ano. Como meios de transporte, elas são em média mais econômicas, menos poluentes e mais baratas do que um carro transportando apenas um passageiro [2][3]. Além disso, motocicletas mostram-se ótimas alternativas como solução individual para o problema de mobilidade urbana por necessitarem de menos espaço nas vias e poderem circular por entre os carros, assim reduzindo o tempo de trajeto em vias congestionadas. No entanto, existem alguns fatores que desfavorecem esta alternativa aos olhos dos consumidores, como a falta de conforto e, principalmente, a falta de segurança em comparação aos carros.

Por sua vez, os acidentes com motocicletas representam 30,3% do total de acidentes de trânsito registrados no Brasil, mas ainda mais preocupante são as estatísticas ao se comparar acidentes de motos aos acidentes de carro: motociclistas possuem uma probabilidade 200% maior de sofrer um ferimento grave, e ainda 310% maior de sofrer uma fatalidade [1].

Ao contrário dos carros, que com o passar dos anos adquiriram uma gama de equipamento de segurança, como por exemplo ABS, *airbags*, ESC e frenagem de emergência, a quantidade de equipamentos de segurança implementados em motocicletas é bastante inferior, sendo os mais comuns: freios ABS e o controle de estabilidade (este presente apenas nos modelos de alto desempenho).

Por não estar preso ao veículo, as alternativas para proteção ativa do motociclista em caso de acidente são muito restritas, sendo as únicas comercialmente disponíveis as jaquetas e macacões com sistema integrado de airbag. Além disso, é válido pontuar que tais sistemas possuem alto custo de aquisição, com preços variando entre USD\$ 800,00 e USD\$ 3000,00 [4].

Grande parte dos custos destes dispositivos está associada à construção dos componentes do sistema de airbag. Por outro lado, os componentes responsáveis pela detecção do acidente em si representam uma pequena parte do preço final. Esses componentes geralmente são compostos por uma unidade de medição inercial MEMS (Microelectromechanical Systems), um sensor GPS e um micro controlador para realizar a operação do algoritmo.

Uma aplicação alternativa para esses sistemas de detecção de acidentes (SDA) é um dispositivo dedicado a acionar serviços de emergência e informar-lhes sobre o acidente e seu local. Assim, noticiando o acidente para o resgate imediatamente após o ocorrido pode-se acelerar a prestação de socorro, aumentando a chance de sobrevivência do acidentado. Essa proposta é interessante, principalmente quando se considera a possibilidade do motociclista ficar inconsciente e/ou gravemente ferido após o acidente, sendo incapaz de acionar qualquer resgate.

Já existem algumas alternativas para a implementação do dispositivo descrito acima, como por exemplo: aplicativos para celular que utilizam o IMU e GPS do próprio aparelho, dispositivos fixos na moto ou ainda dispositivos independentes que são vestidos pelo motociclista [5][6]. Todavia ainda não foram encontrados no mercado ou na literatura a implementação de DAS para intercomunicadores para capacetes em específico.

Por fim, intercomunicadores já possuem uma estrutura de hardware favorável à implementação de um SDA, pois eles possuem um microprocessador, uma bateria, uma interface humana, um tamanho compacto e um sistema de comunicação bluetooth que os permite conectarem com um smartphone. Devido a este conjunto de fatores, decidiu-se por desenvolver um dispositivo contendo um SDA para ser implementado em um capacete, visando esta possibilidade de aplicação posterior.

1.2 OBJETIVOS

O objetivo primário do projeto é desenvolver um sistema de detecção de acidentes, composto por um algoritmo capaz de detectar acidentes motociclísticos de diversos tipos.

O algoritmo deverá ser insensível à diferentes condições de operações, incluindo “Casos Extremos de Operação” (definidos na seção “Levantamento de Dados”). Deverá também ser capaz de detectar os tipos de acidentes “High-Side” e “Low-Side” além de colisões com outros veículos (definidos na seção “Mecânica dos Acidentes”).

1.3 ESTRUTURA

Este trabalho foi organizado nas seções descritas a seguir.

- **INTRODUÇÃO E VISÃO GERAL:** Introduzir o leitor ao tema do trabalho, informando sobre a motivação por trás do mesmo, os objetivos finais, e sua estrutura do trabalho.
- **ESTADO DA ARTE E TECNOLOGIAS DE BASE:** Nessa seção pretende-se fazer um estudo sobre o corpo de conhecimento já existente do tema, aprofundando em tecnologias que foram base para o desenvolvimento deste trabalho. A sessão é dividida em quatro categorias: Mecânica dos Acidentes, Dispositivos de Detecção de Acidentes na Academia, Dispositivos de Detecção de Acidentes Patenteados e Dispositivos de Detecção de Acidentes Disponíveis Comercialmente.
- **LEVANTAMENTO DE DADOS:** Demonstrar o processo de levantamento de dados e informações, nas quais o desenvolvimento do algoritmo e dispositivo se basearam
- **PROJETO DO DISPOSITIVO E ALGORITMO:** Avaliar o desempenho e funcionamento de diversos tipos de algoritmos sobre o conjunto de dados levantado, selecionando aquele que obtém melhor desempenho e implementando-o
- **RESULTADOS:** Avaliar o desempenho do algoritmo desenvolvido
- **CONCLUSÃO:** Visão geral do trabalho e seus resultados

2. REVISÃO DO ESTADO DA ARTE

2.1. MECÂNICA DOS ACIDENTES

2.1.1 Visão Geral sobre Acidentes Motociclísticos

Para se desenvolver um dispositivo de detecção de acidentes motociclísticos, antes é necessário entender a sua dinâmica dos acidentes motociclísticos, e para isso, esse trabalho irá se basear inicialmente em dois artigos para classificar os tipos de acidentes:

- **Motorcycle Accident Cause Factors and Identification of Countermeasures** de H.H. Hurt Jr, J. V. Ouellet e D.R. Thom, conhecido como “Relatório HURT” [7]
- **Motorcycle Accident In-Depth Study**, da ACEM - Associação Europeia de Fabricantes de Motocicletas, conhecido como “MAIDS” [8].

O relatório HURT, realizado na Califórnia e publicado em 1981 foi um trabalho pioneiro no levantamento de dados sobre acidentes motociclísticos, fazendo um estudo detalhado de mais de 900 acidentes ao longo de um período de 2 anos. De maneira geral, o levantamento de dados dos acidentes consistiu em informações sobre: local e momento dos acidentes, veículos envolvidos, características dos motoristas envolvidos. Ainda mais importante, o grupo HURT fazia uma reconstrução dos acidentes, possibilitando entender assim suas causas e consequências. Este relatório foi responsável por uma série de mudanças no panorama de segurança motociclística, tais como a implementação de leis impondo a obrigatoriedade de capacetes e o levantamento da influência da visibilidade do motociclista na ocorrência de acidentes, que por sua vez resultou na popularização de detalhes refletivos em equipamentos de segurança para motociclistas.

No entanto, alguns autores discutem a relevância das descobertas de HURT no contexto atual de transportes, defendendo que fatores como o aumento do desempenho dos veículos (tanto motocicletas como de carros), o aumento da velocidade média de viagem, e um drástico aumento na quantidade e densidade de veículos nas estradas, que mudaram a forma como os acidentes acontecem e a gravidade dos mesmos. [9]

O relatório MAIDS (2004), realizado em colaboração por diversos países da união europeia é similar ao relatório HURT, partilhando o mesmo objetivo, porém com dados mais recentes. O relatório MAIDS obteve alguns resultados e conclusões diferentes daquelas do relatório HURT, como por exemplo: observou-se que apenas 50% dos acidentes foram causados por Outros Veículos (OV), enquanto HURT observou um número próximo aos 75%. MAIDS também levantou que em 50% dos casos com fatalidades a culpa era atribuída ao motociclista, já HURT estimava esse percentual em 30%.

O relatório MAIDS classifica os acidentes entre dois tipos: Multi-Veículos e Único-Veículo. No caso de acidentes Multi-Veículo ele não propõe uma categorização explícita dos tipos de acidentes, mas utiliza uma classificação dos comportamentos pré-acidente do motociclista e dos OV, além de incluir informações como a velocidades de cruzeiro dos veículos e o sentido de viagem relativo entre os veículos.

Analisando os comportamentos mais comuns, e comparando-os com a classificação feita por HURT, podemos categorizar os acidentes Multi-Veículos nas seguintes classes:

Multi-Veículos: Quando ocorre a colisão entre a motocicleta e um OV

- A. Colisão Frontal:** Quando ocorre a colisão direta entre veículos indo em direções opostas
- B. Conversão/Ultrapassagem à Esquerda:** Quando um OV está realizando uma conversão à esquerda ou mudança de faixa, e o motociclista está realizando uma ultrapassagem deste mesmo veículo
- C. Colisão Lateral - Motocicleta com OV:** Quando dois veículos viajando em direções perpendiculares colidem, mais especificamente, a motocicleta atinge a parte lateral do OV
- D. Colisão Lateral - OV com Motocicleta:** Quando dois veículos viajando em direções perpendiculares colidem, mais especificamente, o OV atinge a parte lateral da motocicleta
- E. Colisão Traseira – Motocicleta com OV:** Quando um OV está parado ou em frenagem, e o motociclista o atinge na parte posterior
- F. Colisão Traseira - OV com Motocicleta:** quando um motociclista está parado ou em frenagem, e o OV o atinge na parte posterior

Já nos casos dos acidentes Único-Veículo, MAIDS classifica os acidentes conforme ocorre a perda de controle do veículo. Vale ressaltar que, por mais que um OV tenha causado indiretamente o acidente, se não há colisão entre os veículos, o acidente é categorizado como do tipo Único-Veículo

- **Único-veículo:** Quando não há colisão entre a motocicleta e um OV
 - A. **Queda Lateral (Tombamento):** Quando ocorre a queda em baixa velocidade, que resulta em tombamento da moto sem perda de tração das rodas
 - B. **Lowside durante frenagem:** Quando ocorre um tombamento decorrente de uma perda de tração por frenagem no qual a parte superior da moto tende contra o sentido de viagem do veículo
 - C. **Highside durante frenagem:** Quando ocorre um tombamento decorrente de uma perda de tração por frenagem no qual a parte superior da moto tende a favor do sentido de viagem do veículo
 - D. **Lowside durante curva:** Quando ocorre um tombamento decorrente de uma perda de tração durante uma curva no qual a parte superior da moto tende contra o sentido de viagem do veículo
 - E. **Highside durante curva:** Quando ocorre um tombamento decorrente de uma perda de tração durante uma curva no qual a parte superior da moto tende a favor do sentido de viagem do veículo
 - F. **Oscilação (Speed Wobble):** Oscilação do ângulo de esterçamento da motocicleta resultante de uma perturbação que inicia um movimento harmônico
 - G. **Desvio:** Quando durante uma manobra de desvio, isto é, duas mudanças consecutivas de direção, ocorre a perda de tração, resultando em um *Lowside*
 - H. **End-Over (Tombamento frontal):** Quando a motocicleta rotaciona em torno da roda dianteira, arremessando o motociclista por cima do guidão, resultante de uma frenagem brusca ou colisão

Além disso, dois outros tipos de acidentes encontrados na literatura que não foram classificados dentro desses dois estudos são:

- A. Colisão entre Veículos (Corredor):** Quando o motociclista está transitando entre OV parados ou em baixa velocidade (popularmente conhecido como corredor) e o espaço disponível para ultrapassagem se torna insuficiente.
- B. Colisão contra porta aberta:** Quando um dos passageiros de um OV abre a porta, impedindo o caminho do motociclista e resultando em uma colisão.

Estes dois tipos de acidentes não são classificados dentro do estudo MAIDS por consequência da proibição em países europeus do trânsito de motociclistas entre carros. Consequentemente, tais tipos de acidentes são mais comuns onde não há essa proibição, como no Brasil. Outra classificação feita no MAIDS é referente ao comportamento do motociclista após o acidente, e classifica entre os seguintes tipos:

- A. Local de Impacto (LDI) coincide com Local de Parada (LDP)
- B. LDP à 2m do LDI
- C. Rolou do LDI ao LDP
- D. Rolou do LDI ao LDP e colidiu com objeto no LDP
- E. Deslizou do LDI ao LDP
- F. Deslizou do LDI ao LDP e colidiu com objeto no LDP
- G. Foi arremessado do LDI e rolou até LDP
- H. Foi arremessado do LDI e deslizou até LDP
- I. Foi arremessado do LDI e colidiu com objeto no LDP
- J. Foi arrastado pelo outro veículo até o LDP
- K. Não se separou da motocicleta, dirigindo até o LDP

2.1.2. Acidentes tipo Multi-Veículo

Os acidentes Multi-Veículos podem ser divididos entre aqueles de alta velocidade (superior a 40 km/h) e baixa velocidade. No caso de acidentes de alta velocidade, geralmente ocorre o arremesso do motociclista ou a colisão do mesmo com o OV, nesses casos é possível detectar o acidente através do pico de aceleração consequente e do período de “gravidade zero”, o qual é detectado enquanto o motociclista não atinge o chão. No caso dos acidentes de baixa velocidade é mais provável que o motociclista deslize ou role até o LDP.

De qualquer forma, em ambos os casos as acelerações sofridas pelo motociclista tendem a ser consideravelmente superiores às acelerações que o motociclista está sujeito durante sua operação normal, especialmente em casos de impacto lateral e frontal, que representam 90% dos acidentes [8].

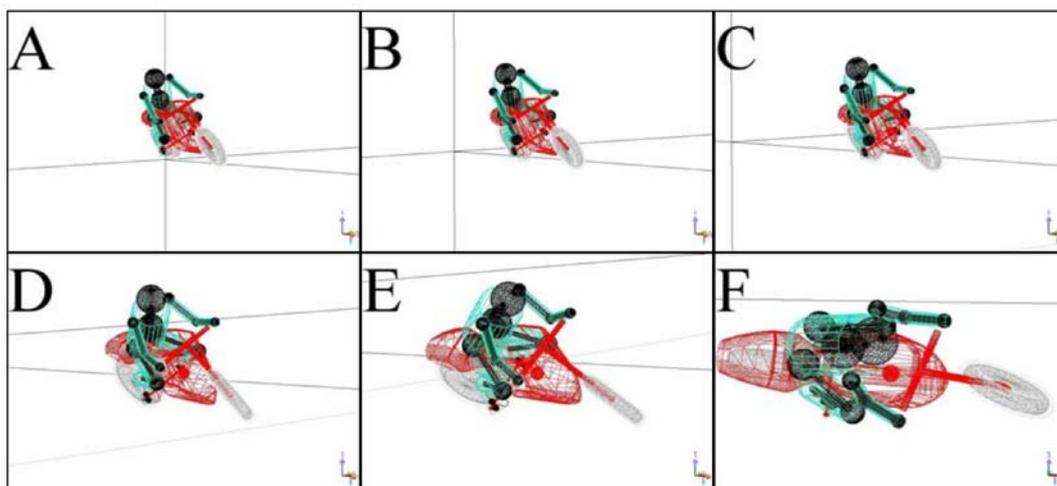
2.1.3. Acidentes tipo Único-Veículo

Entre os subtipos de acidente Único-Veículo, os dois principais são o *Lowside* e o *Highside*, os outros subtipos além de serem menos comuns (representando apenas 7% dos motivos de acidentes [8]), também podem ser aproximados por um *Lowside* ou *Highside*.

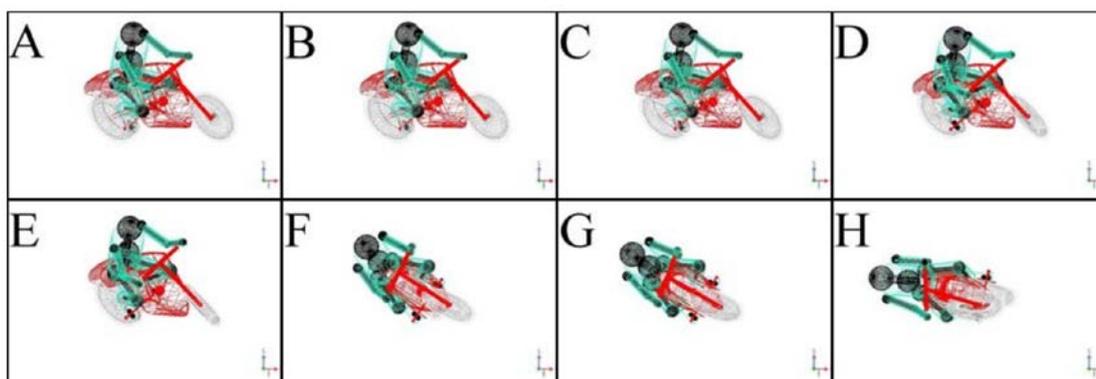
Consequentemente, o trabalho focará em entender a dinâmicas que ocorrem no *Highside* e *Lowside*, as quais foram estudadas mais profundamente por diversos artigos [10][11][12]. Os modelos apresentados por Cossalter et. Al. [10] foram validados por Bonci et al. [11][12] e serão apresentados a seguir para efeito explicativo.

2.1.3.1. *Lowside*

Cossalter et al. divide os acidentes *Lowsides* em dois subtipos: por perda de tração na roda dianteira (que pode ser ocasionada por frenagem ou impurezas na pista) e por perda de tração da roda traseira (que pode ser ocasionada por frenagem, aceleração excessiva, ou impurezas). As figuras 1 e 2 ilustram uma simulação dos dois casos respectivamente.

Figura 01: *Lowside* por perda de tração na roda dianteira

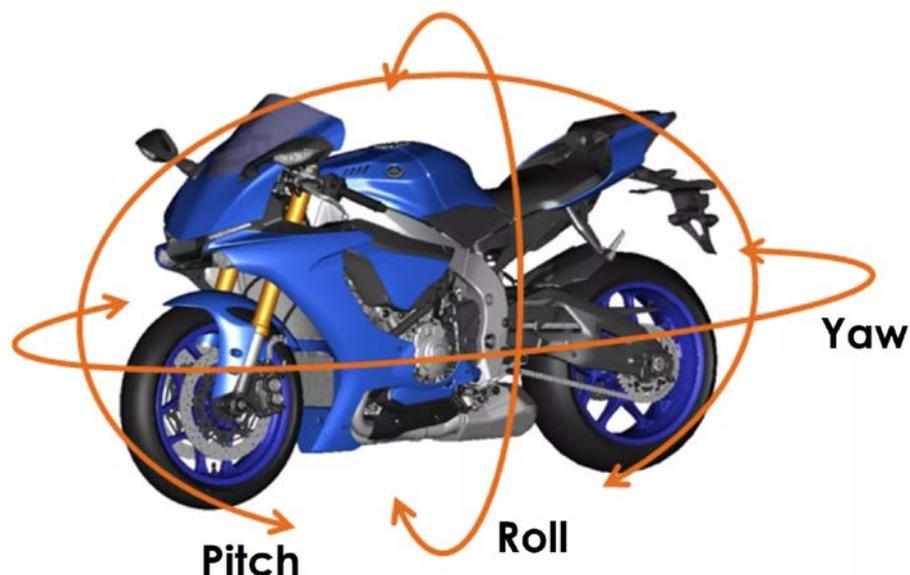
Fonte: Cossalter et al. (2005)

Figura 02: *Lowside* por perda de tração na roda traseira

Fonte: Cossalter et al. (2005)

Uma maneira simplificada de explicar a dinâmica do *Lowside* é a seguinte: motocicletas são veículos naturalmente instáveis quando paradas, o que permite que uma motocicleta permaneça em pé é a rotação das rodas. Quando se aplica uma força de esterçamento na roda, gera-se um momento giroscópico contrário, que tende a levar a motocicleta de volta ao estado estável (de movimento) que é em pé. Quando uma motocicleta perde tração, a força de atrito que gera o momento giroscópico deixa de existir, logo não há mais “estabilidade em movimento”, e a motocicleta se torna um veículo instável. Assim, nesse caso a motocicleta tende a cair, como se estivesse parada.

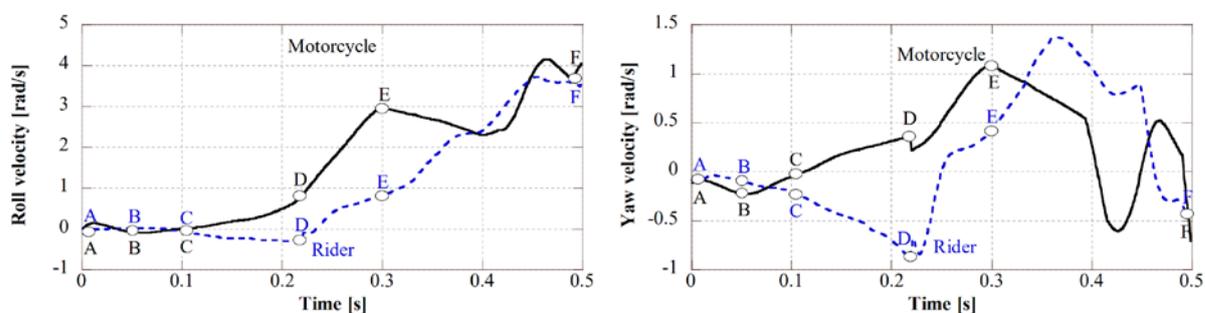
Figura 03 - Esquema ilustrativo de velocidades de rotação em torno dos eixos ortogonais



Fonte: <https://motodna.net/emergency-braking-facts-vs-myths/> Acesso em 18 de Outubro de 2018.

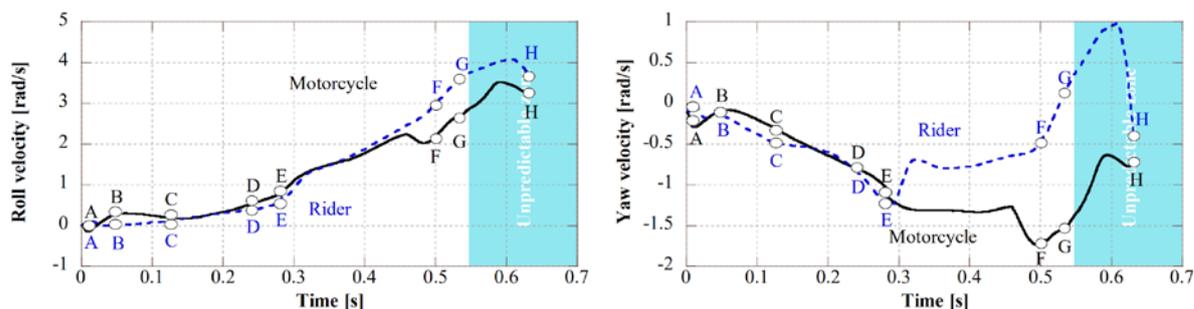
Quando um acidente *Lowside* é medido através de um IMU pode-se observar que a velocidade de rotação em torno de X (eixo longitudinal), normalmente chamada de “*Roll*”, aumenta no momento de perda de tração de tal maneira que seu valor fica acima daquele encontrado durante operação normal (aproximadamente 1.5 rad/s). Já a velocidade de rotação em torno de Z (eixo vertical), normalmente chamada de “*Yaw*”, acaba sofrendo uma brusca mudança de direção no momento do acidente. Ambas as mudanças podem ser observadas nas figuras 04 e 05 retiradas de [10].

Figura 04 : Gráficos de Velocidades W_x (Roll) e W_z (Yaw) no caso de um *lowside* causado por perda de tração dianteira, o acidente começa no ponto D



Fonte: Cossalter et al. (2005)

Figura 05 : Gráficos de Velocidades W_x (Roll) e W_z (Yaw) no caso de um lowside causado por perda de tração traseira, o acidente começa no ponto E

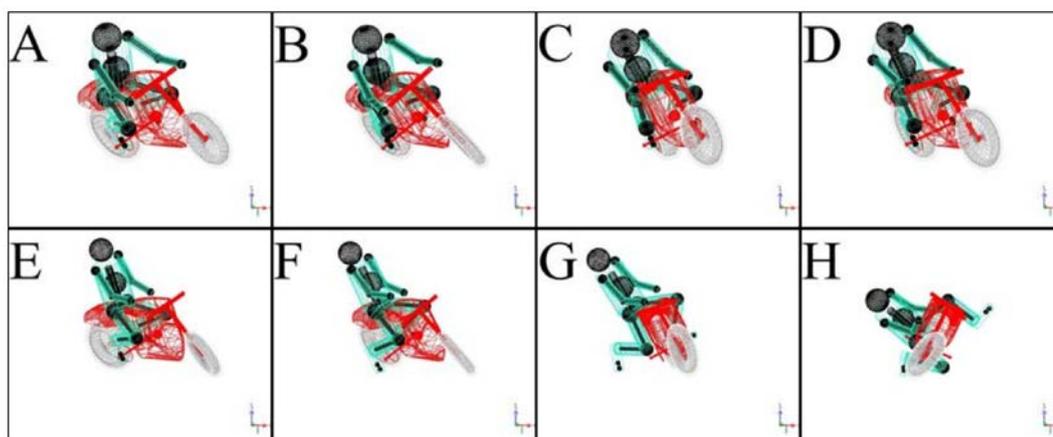


Fonte: Cossalter et al. (2005)

2.1.3.2. Highside

Os *Highsides* acontecem quando há uma perda de tração momentânea da roda traseira, que é interrompida por uma brusca retomada da tração. Esta recuperação súbita de tração gera um momento de rotação em X (*Roll*) no chassi do veículo, que em casos extremos, tende a arremessar o motociclista. A Figura 06 ilustra a simulação de um acidente do tipo *Highside*.

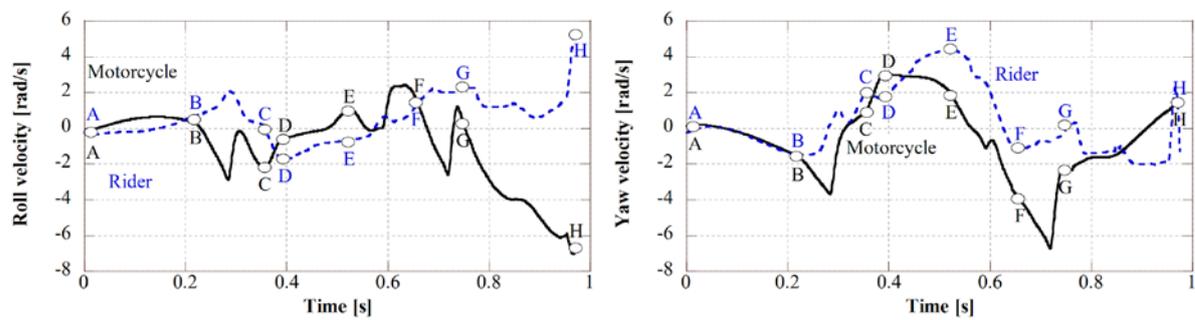
Figura 06. Highside



Fonte: Cossalter et al. (2005)

A figura a seguir apresenta os valores de W_x (*Roll*) e W_z (*Yaw*), nota-se a brusca mudança de sentido e amplitudes de *Roll*, dos momentos de B à E, além do pico em *Yaw* no momento E. Tais valores de velocidade de rotação não são encontrados normalmente fora de casos de acidentes.

Figura 07. Gráficos de Velocidades W_x (Roll) e W_z (Yaw) no caso de um highside, o acidente começa no ponto B.,



Fonte: Cossalter et al. (2005)

2.2 DISPOSITIVOS DE DETECÇÃO DE ACIDENTES DISPONÍVEIS COMERCIALMENTE

2.2.1. ICEDot

Entre as alternativas encontradas comercialmente, aquela que mais se aproxima do dispositivo proposto neste trabalho é o ICEDot Crash Sensor [26]. O ICEDot é um sensor de impacto para capacetes, que se conecta com um aplicativo smartphone através de uma conexão *bluetooth*. Ao contrário do escopo deste projeto, o ICEDot é desenvolvido para ser utilizado por esportistas de aventura, como ciclistas, montanhistas, esquiadores entre outros, que praticam esportes em regiões remotas.

Figura 08. Dispositivo de Detecção de Acidente ICEDot



Fonte: "ICEDot Crash Sensor." <<http://site.icedot.org/site/crash-sensor/>> Acesso em 18 de jun. 2018

Um dos diferenciais do ICEDot é o fato do mesmo possuir um sistema de informações médicas do usuário, que foi desenvolvido conjuntamente com as associações de resgate americanas, e que é informado junto aos dados do acidente ao serviço de emergência.

O dispositivo não possui nenhuma interface física, sendo toda sua operação feita através do aplicativo de smartphone. Em caso de detecção de acidente o aplicativo inicia um timer de cancelamento, e caso o usuário não cancele o sinal a tempo, uma mensagem de emergência é então enviada.

Nenhuma informação foi encontrada sobre o funcionamento do método de detecção de acidentes utilizado pelo dispositivo.

2.2.2. Skully AR-1

O Skully AR-1 é um projeto de financiamento coletivo de um capacete inteligente com múltiplas funções, as quais incluem: um intercomunicador interno, um *Heads-Up Display* (HUD), e um sistema de detecção de acidentes [27].

Figura 09. Capacete Inteligente Skully AR-1



Fonte: “Skully AR-1. Indiegogo.” <[https://www.indiegogo.com/projects/skully-ar-1-the-world-s-smartest-motorcycle-helmet#/>](https://www.indiegogo.com/projects/skully-ar-1-the-world-s-smartest-motorcycle-helmet#/). Acesso em: 18 jun. 2018.

No entanto, o não deu certo e a empresa responsável cancelou o projeto, deixando apenas algumas unidades disponíveis no mercado e poucas informações sobre as mesmas.

2.2.3. Jaquetas com Sistema de Air-Bag

Outro tipo de dispositivo disponível comercialmente que também utiliza a tecnologia de detecção de acidentes são as jaquetas com *airbag* das marcas Dainese e Alpinestar [28][29].

Tais jaquetas utilizam um conjunto de sensores para detectar quando um acidente está prestes a ocorrer e inflam um conjunto de *airbags* internos ao equipamento de proteção. Tal dispositivo foi desenvolvido inicialmente para o uso em competições motociclísticas, nas quais acidentes como *Lowsides* e *Highsides* são comuns. Devido à alta velocidade e as condições extremas de operação, o risco de lesões graves em caso de acidentes (especialmente *Highsides*) é muito alto, criando uma necessidade por um sistema ativo de proteção.

Inicialmente tais tecnologias utilizavam um conjunto de sensores e controles instalados na motocicleta, que se comunicavam com a unidade de controle do *airbag* por meio de radiofrequência. Com o aprimoramento da tecnologia, versões disponíveis para o uso casual em ambiente urbano também foram desenvolvidas, com todo seu sistema contido dentro do equipamento de proteção.

Figura 10. Jaqueta Alpinestar Tech-Air



Fonte: <https://www.alpinestars.com/tech-air-street-airbag-system> em 16 de jun. 2018

Existem algumas diferenças na constituição de cada sistema. A linha Dainese D-Air utiliza um conjunto de 6 acelerômetros distribuídos pela jaqueta e uma unidade GPS, onde a unidade central de controle calcula a ocorrência do acidente cerca de 1000 vezes por minuto para ativar o *airbag* o mais rápido possível. Já a linha Alpinestar Tech-Air utiliza apenas 3 acelerômetros distribuídos pela jaqueta e não utiliza o GPS no seu sistema de detecção de acidentes, calculando a ocorrência do acidente cerca de 800 vezes por minuto.

Ambos os sistemas são projetados para a detecção de impactos com OV ou objetos estacionários, assim como acidentes do tipo *Lowside* e *Highside*.

Outros tipos de jaquetas com *airbag* existem no mercado, porém essas utilizam de um cordão de ligação entre a jaqueta e a moto, que caso rompido aciona o *airbag*, conseqüentemente elas não serão abordadas aqui por não servirem de base para o desenvolvimento do trabalho.

2.3. DISPOSITIVOS DE DETECÇÃO DE ACIDENTES NA ACADEMIA

2.3.1. Design of a Rapid First-Aid Alert System for Two-Wheeled Vehicles via Smartphones Inertial Sensors

O trabalho de Alberto Lucchetti, Mara Tanelli, Sergio M. Savaresi e Mario Santucci [13] utiliza os sensores IMU de um smartphone para a detecção de acidentes. Ao contrário de outros algoritmos que utilizam a detecção de variações dinâmicas, o algoritmo proposto por Lucchetti identifica estados estacionários de operação, tais como: se o veículo está ligado e desligado, veículo em movimento e parado, ou veículo deitado e em pé.

Lucchetti argumenta que os acelerômetros presentes em smartphone não são capazes de detectar um impacto sofrido por acidente a partir de um simples limite de aceleração por apresentarem baixa precisão e uma pequena amplitude de medição (no caso, o smartphone em que o trabalho foi baseado possuía uma precisão de $\pm 0.018g$ e amplitude de $\pm 2g$ de medição).

A maneira encontrada para verificar o funcionamento e movimento da motocicleta foi a análise de vibrações de alta frequência. Quando o motociclista está sobre a motocicleta ligada, a vibração do motor pode ser medida pelo acelerômetro. A maneira como Lucchetti implementou este conceito no algoritmo é pelo cálculo da variância das acelerações.

$$V = \Sigma Var(a)$$

Quando a variância medida é superior ao limite de variância permitido, o algoritmo reconhece que a motocicleta está ligada e em operação, então o algoritmo começa a calcular a média das acelerações e, caso esta supere o limite de aceleração média permitido, o acidente é apontado.

De acordo com o artigo, a medição das acelerações é suficiente para a detecção de um acidente. No entanto tal afirmação é contraditória à de outras soluções encontradas, que utilizam tanto a velocidade angular quanto a orientação espacial para ajudar na detecção de acidentes e prevenção de falsos-positivos.

Outra característica única a solução de Lucchetti é a análise da influência quanto a fixação dos sensores ao corpo do motociclista. No artigo, o levantamento de

dados foi feito com o smartphone instalado de três maneiras diferentes: na primeira o smartphone foi fixado à moto, na segunda ele estava rigidamente preso dentro de um bolso da jaqueta do motociclista, e na terceira o smartphone estava “solto” dentro do bolso, permitindo um movimento adicional ao movimento do conjunto motocicleta-piloto. O resultado da avaliação foi de que, apesar de exercer influência nos dados, a “fixação não rígida” do sensor ainda é capaz de funcionar para o algoritmo proposto.

Uma das deficiências encontradas no trabalho de Lucchetti foi a maneira de avaliação do funcionamento do dispositivo, mais especificamente a maneira como foi verificada a detecção da ocorrência do acidente. Para a avaliação do funcionamento do dispositivo um piloto freia bruscamente e após a parada, se jogava no chão.

Apesar de condizer com a proposta do trabalho, que seria diferenciar entre estados de operação ou não operação e de motocicleta em pé ou deitada, esse tipo de classificação de acidentes não é muito confiável, por representar apenas um tipo de acidente (o tombamento parado) que é relativamente incomum e inofensivo quando comparado aos outros tipos de acidentes (colisões, *Lowsides* e *Highsides* de alta velocidade).

2.3.2. Automatic Crash Detection for Motorcycles

O trabalho de Jussi Parviainen, Jussi Collin, Timo Pihlström, Jarmo Takala, Kari Hanski e Aki Lumiaho [14] propõe um sistema de três dispositivos IMU instalados no capacete e torso do motociclista e também no banco da motocicleta.

Figura 11: Ilustração dos pontos de instalação dos sensores IMU



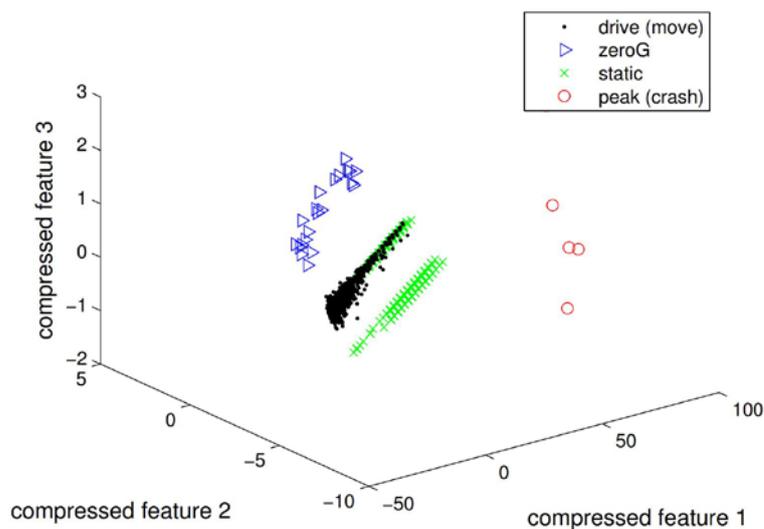
Fonte: Parviainen et al. (2014)

O algoritmo de detecção de acidentes foi baseado no conceito de um classificador estatístico do tipo *Máximo a Posteriori* (MAP) que deve ser capaz de classificar o estado de operação entre 4 estados predefinidos:

- Estático: O motorista não está em movimento
- Movimento: Motorista em movimento
- ZeroG: Motorista em queda Livre
- Pico/Impulso: Motorista sofrendo um impacto

O classificador precisa ser treinado com uma base de dados de operações conhecidas, o que dificulta o desenvolvimento do mesmo em um contexto acadêmico por necessitar de extensos levantamentos de dados experimentais de acidentes diversos. Uma maneira encontrada por Parviainen para contornar esta complicação foi treinar o classificador para reconhecer a operação em condições normais, porém “complicadas”, isto é, onde haveria uma grande oscilação e acelerações, como por exemplo: estradas esburacadas e de paralelepípedos. Além disto, vale pontuar que Parviainen utilizou um boneco de testes para simular uma queda livre e impacto.

Figura 12. Imagem do classificador MAP proposto por Parviainen



Fonte: Parviainen et al. (2014)

Parviainen defende que uma maneira mais eficiente para treinar o classificador é utilizar argumentos que são independentes da orientação do acelerômetro. Os argumentos utilizados para treinar o algoritmo foram:

- A. Variância absoluta
- B. Média absoluta
- C. Valor Máximo absoluto
- D. Quantidade de cruzamentos do zero

Outra alternativa proposta é treinar o classificador com dados vetoriais, porém aplicando múltiplas matrizes de rotação para tornar o classificador independente de orientação. Para construção do hardware, foram utilizados acelerômetros do tipo *LSM303DLHC2* com amplitude de medição de 16g e frequência de amostragem de até 1 KHz. Também foram utilizados giroscópios do tipo *L3GD20*, com capacidade de medição de até 2000 dps (graus por segundo). Os dados dos acelerômetros foram transmitidos por meio de Bluetooth para uma unidade central de processamento, que contém um processador do tipo *ARM Cortex M3*, operando a 72 MHz.

Nota-se que o algoritmo proposto (baseado em um classificador estatístico) possui um custo computacional superior à de algoritmos que se baseiam apenas em limites de aceleração/rotação, sem realizar contas mais extensas.

2.3.3. A Simple Fall Detection Algorithm for Powered Two-Wheelers

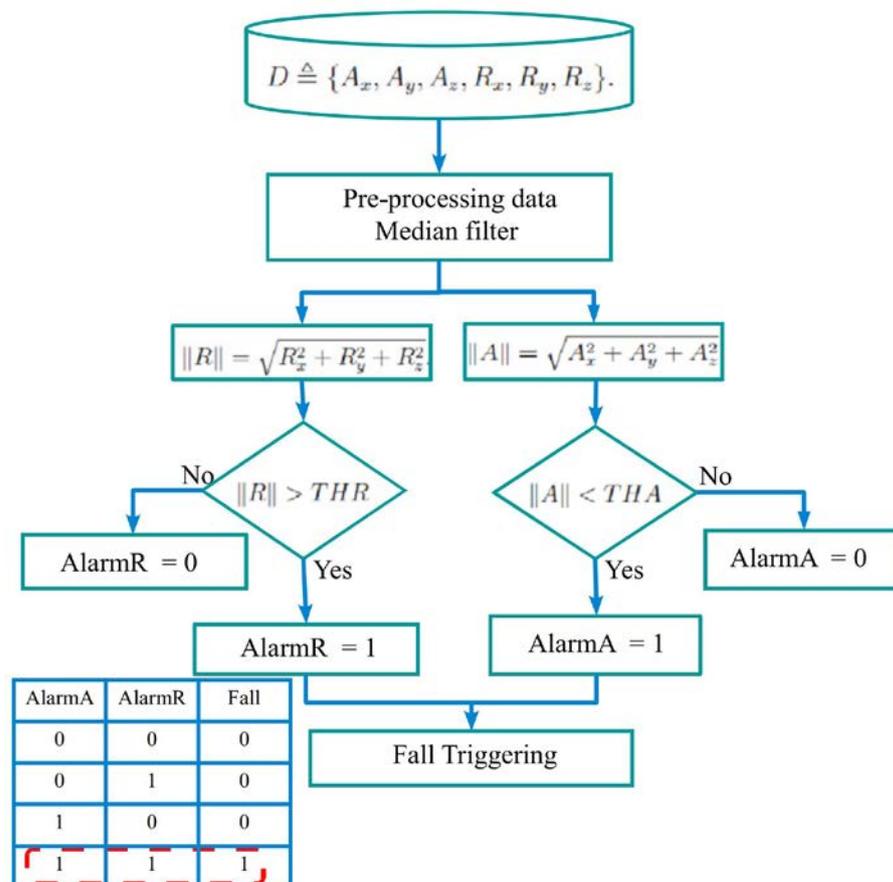
O trabalho de Adberrahmane Boubezoul, Stéphane Espié, Bruno Larnaudie e Samir Bouaziz [15] propõe o desenvolvimento de um algoritmo de baixa complexidade baseado em limites de aceleração e rotação. O algoritmo foi desenvolvido com o objetivo de acionar um sistema de *airbags* para jaquetas. Foram utilizados 3 sensores IMU (acelerômetros e giroscópios) instalados em diferentes posições na motocicleta e, quando ocorre a detecção do acidente, o dispositivo envia um sinal para o acionamento do *airbag*.

Os dados obtidos pelos sensores passaram por um filtro passa-baixa de 10 Hz para reduzir os ruídos de alta frequência do sinal, e em seguida por um filtro do tipo “média móvel” em torno de uma janela de 10 ms.

Após passar por este pré-processamento, os valores são processados pelo algoritmo esquematizado na figura 13. Resumidamente, o algoritmo obtém os valores médio absolutos, e os compara ao limite de rotação (THR) e aceleração (THA), e apenas quando ambos são ultrapassados a detecção de acidente ocorre.

Uma das vantagens da utilização de valores absolutos de aceleração e rotação é a independência da orientação do IMU no dispositivo, o que ajuda no caso de implementação do dispositivo em um capacete.

Figura 13: Diagrama Esquemático do Funcionamento do Algoritmo proposto por Boubezoul et al.



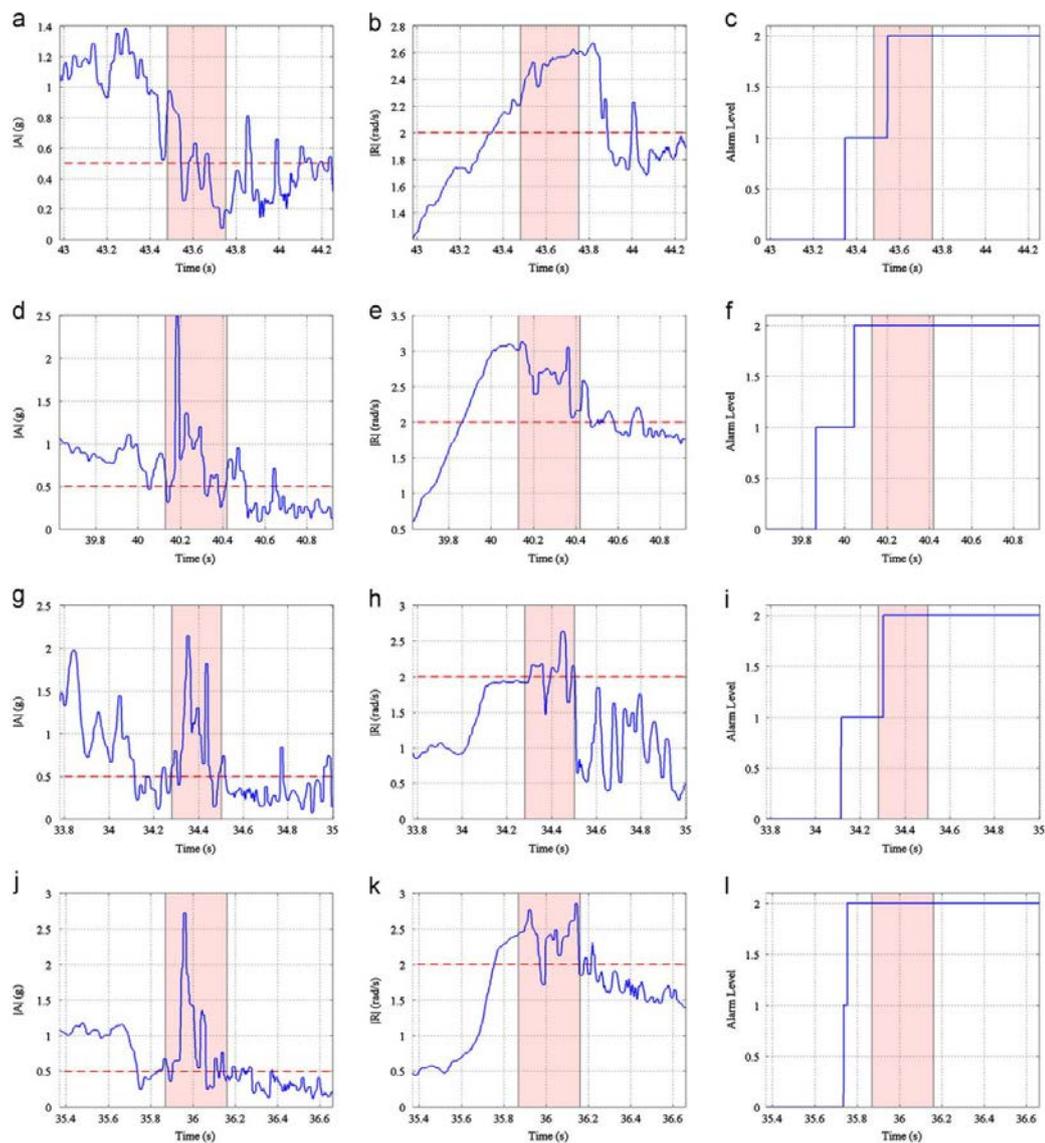
Fonte: Boubezoul et al. (2013)

O grande diferencial do estudo feito por Boubezoul et al é a realização de testes de validação com acidentes reais. Para tanto foi utilizado um dublê devidamente preparado que propositalmente causaria acidentes dos seguintes tipos:

- A. *Lowside* durante curva - baixa velocidade
- B. *Lowside* durante curva - alta velocidade
- C. *Lowside* durante frenagem
- D. *Lowside* durante aceleração

Ao avaliar o desempenho do sistema em condições reais de acidente e, mais especificamente, com os tipos de acidentes mais difíceis de serem detectados, o trabalho de Boubezoul et al é o que apresenta a melhor validação de funcionamento.

Figura 14. Resultados obtidos por Boubezoul et al, cada linha representa os valores obtidos para cada tipo de acidente (Lowside durante curva - baixa velocidade, Lowside durante curva - alta velocidade, Lowside durante frenagem, Lowside durante aceleração),



Fonte: Boubezoul et al. (2013)

2.3.4. Motorcycle Helmet Crash Detection/Prevention System

A artigo de David Witsaman, Joseph Douglas, Brandon Flint e Wesley Waters [16] é o que mais se aproxima do escopo deste trabalho, pois propõe um sistema de detecção de impactos e prevenção de acidentes para um capacete inteligente. Além de propor um sistema de detecção de acidentes e comunicação de emergência, o dispositivo de Witsaman também possui as seguintes funcionalidades: Um *Heads-Up Display* (HUD) com informações de velocidade de cruzeiro, instruções de navegação e de detecção de pontos cegos.

Apesar da semelhança de escopos, o trabalho de Witsaman dá um maior enfoque ao desenvolvimento do HUD do sistema, propondo um sistema de detecção de acidentes cujo enfoque são os impactos diretos ao capacete. Esse mecanismo de detecção de acidentes utiliza sensores de impacto piezo resistivos distribuídos pelo casco do capacete, além de monitorar as acelerações do smartphone pareado ao sistema. O algoritmo que supervisiona o IMU do smartphone detecta se houve algum grande pico de aceleração.

Um dos destaques do trabalho, é a apresentação de uma estrutura de hardware baseada na linha de componentes “tinyDuino” [17], que possui uma série de placas e sensores compactos, baseados em Arduino, e que foi utilizada para a construção de um dispositivo compacto de forma simplificada.

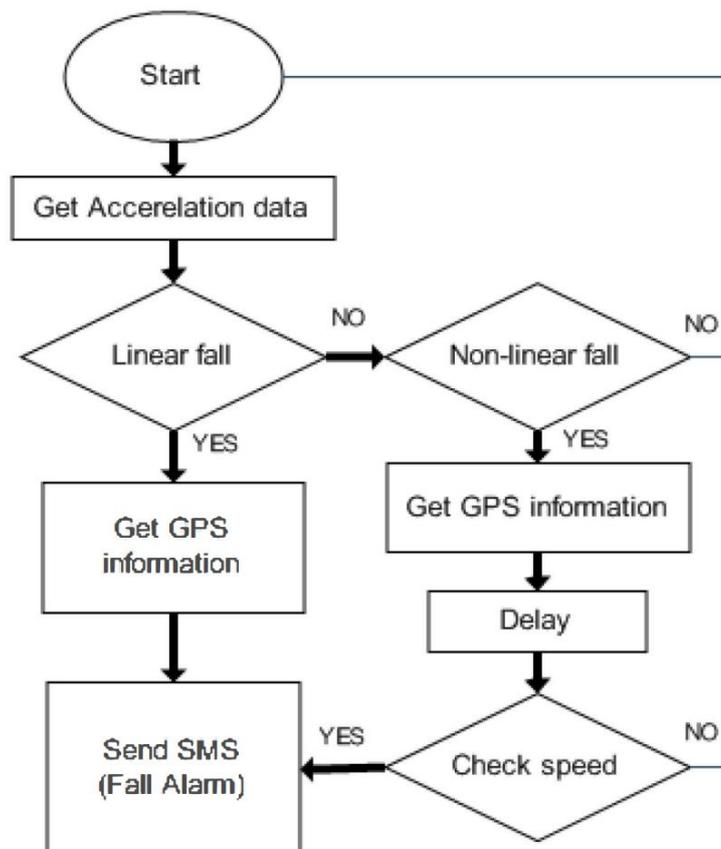
Apesar de não ser diretamente relacionada ao enfoque de nosso trabalho, Witsaman desenvolveu uma metodologia para se estabilizar as medições do IMU, que por sua vez foram utilizadas pelo mecanismo de prevenção de acidentes/detecção de pontos cegos. Tal tecnologia pode ser útil para estabilizar o centro de coordenadas junto ao motociclista, eliminando os ruídos induzidos pelo movimento da cabeça do motociclista.

2.3.5. Wireless Black Box using MEMS Accelerometer and GPS Tracking for Accidental Monitoring of Vehicles

O dispositivo proposto por N. Wattanawisuth, T. Lomas e A. Tuantranot [18] é composto de um SDA, e um sistema de comunicação com os serviços de emergência. O dispositivo foi desenvolvido para ser instalado sob o banco da motocicleta, e funciona de forma independente, sem a necessidade de conexão com um smartphone para realizar a chamada de emergência. O dispositivo é composto por um Acelerômetro, um GPS, um sistema de comunicação celular-GSM, e um micro controlador.

O algoritmo do SDA funciona ao classificar a operação entre três estados: queda linear (que representa um acidente do tipo único-veículo), queda não linear (que representa uma colisão/acidente multi-veículo) e operação normal. Para detectar a queda linear, avalia o eixo z de aceleração, que caso se torne nulo (período de queda livre), por um determinado período, se detecta uma queda linear. No caso da queda não linear, avalia-se se houve uma mudança instantânea superior à 1.5g da aceleração absoluta $\|A\|$, que segundo Wattanawisuth indica uma colisão. Caso alguma das duas condições seja cumprida, o algoritmo avalia se houve uma redução na velocidade (que é obtida através do GPS) para zero, demonstrando então que de fato houve o acidente. (Figura 15)

Figura 15. Diagrama Esquemático do funcionamento do algoritmo proposto por Wattanawisuth



Fonte: Wattanawisuth et al. (2012)

Uma das deficiências encontradas no trabalho de Wattanawisuth é a metodologia de validação de funcionamento do dispositivo, onde foi utilizada uma bicicleta para simular os acidentes. No entanto não houve uma justificativa de porque esta aproximação é válida. Apesar disto, a solução proposta apresenta conceitos interessantes que podem ser adaptados para outros algoritmos, como a avaliação da variação no eixo Z e a utilização do GPS para verificar a ocorrência posterior do acidente.

2.3.6. Outros

Outras soluções encontradas na literatura que, ou por não apresentarem conceitos úteis ao desenvolvimento do projeto ou por serem muito semelhantes a outras já existentes, serão mencionadas a seguir.

- A. **Konnect - IoT based Smart Helmet:** de S. Chandran, S. Chandrasekar e E. Elizabeth N. [19]. Utiliza um sistema de Internet das Coisas (IOT) para fazer a transmissão dos dados dos sensores para um sistema na nuvem, que processaria os dados para avaliar a ocorrência do acidente. Não há enfoque no algoritmo de detecção de acidente nem no sensoriamento, apenas na estrutura de dados do sistema.
- B. **Design of Accident Detection and Alert System for Motorcycle:** de F. B. Basheer, J. J. Alias, M. Favas C., Navas V, N. K. Fahran, Raghu C. V. [20]. Apresenta uma solução muito similar à proposta por Wattanawisuth, por isso, não será detalhada.

2.4. DISPOSITIVOS DE DETECÇÃO DE ACIDENTES PATENTEADOS

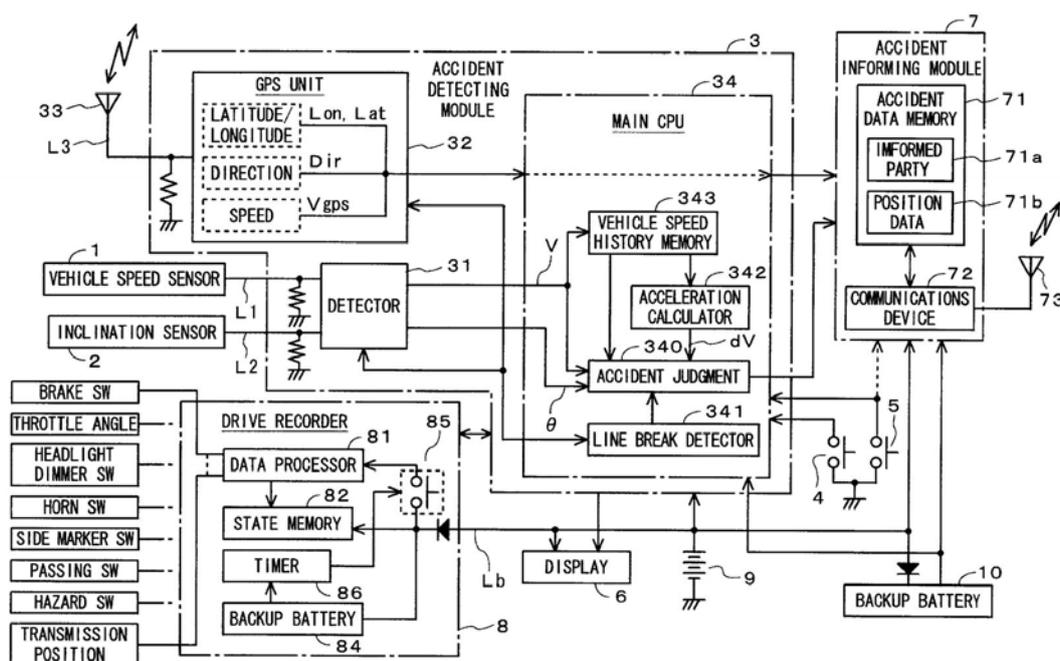
2.4.1. Automatic Accident Informing Apparatus for Two-Wheel Vehicle

Tabata, H. **Automatic Accident Informing Apparatus for Two-Wheel Vehicle** US Pat. 6.587.042 B2, 1 jul. 2003 11p.

Tabata et al. propõem um dispositivo capaz de detectar um acidente de moto, e enviar um sinal de emergência informando sobre o acidente e seu local. O dispositivo utiliza sensores GPS, além da velocidade da motocicleta e da sua inclinação. Ademais, o dispositivo possui um sistema de registro de dados de operação da motocicleta. As informações dos sensores são processadas por um micro controlador, que, no caso de detecção de acidente, aciona um módulo de comunicação, enviando também as últimas coordenadas.

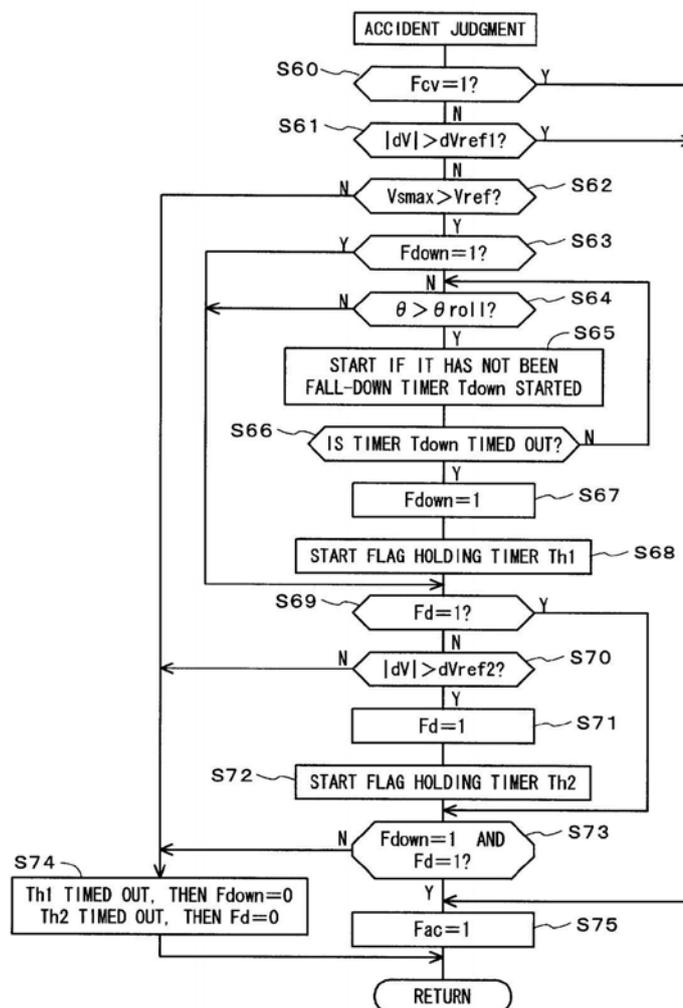
Apesar de não usar um acelerômetro ou IMU entre seus sensores, o algoritmo de detecção faz uma derivação da velocidade de cruzeiro medida para obter uma aceleração na direção de viagem da motocicleta.

Figura 16. Diagrama de Componentes do hardware do Dispositivo proposto por Tabata et al



O algoritmo proposto por Tabata et al., apesar de utilizar sensores diferentes dos propostos neste trabalho, possui uma estrutura que pode ser adaptada ao nosso algoritmo, a qual é composta por funções como detecção de inclinação conjunta de impacto e impacto de grande amplitude, com tempos paralelos de medição.

Figura 17. Diagrama esquemático do funcionamento do algoritmo de detecção de acidente proposto por Tabata et al.,



Fonte: tabata et al. (2010).

Lista explicativa das variáveis e estados da Figura 17:

Variáveis:

Fcv	Flag de perda de sinal
Fac	Flag de Detecção de Acidente
 dV 	Módulo da Aceleração Medida
dVref1	Limite de Aceleração Normal
Vsmáx	Velocidade Máxima recente
Vref	Mínima Velocidade para detecção de acidentes
dVref2	Limite de Aceleração para quedas
θ	Ângulo de Inclinação da Motocicleta
θ_{roll}	Limite máximo de ângulo de inclinação
Fd	Flag de excesso de aceleração
Fdown	Flag de motocicleta caída
Tdown	Timer de motocicleta caída
Th1	Timer de medição de impacto
Th2	Timer de medição de inclinação

Estados:

60	Avalia se houve perda de sinal na linha
61	Avalia se houve impacto de alta força ($ dV > dVref1$)
62	Avalia se o veículo está acima da mínima velocidade de operação para detecção de acidentes $Vref$
63	Avalia se a Flag de Queda $Fdown$ já foi acionada, se verdadeiro pula a avaliação da inclinação
64	Avalia se o ângulo de inclinação da moto θ é maior que o permitido θ_{roll}
65	Inicia o timer de motocicleta caída $Tdown$ caso não esteja iniciado
66	Avalia se o $Tdown$ estourou, isto significa que a moto de fato está caída
67	Ativa o Flag de motocicleta caída $Fdown$

- 68 Inicia o timer de medição de impacto $Th1$, que é a janela de tempo do algoritmo para a detecção de um impacto
- 69 Avalia se a Flag de excesso de aceleração Fd está ativa
- 70 Avalia se a aceleração medida $|dV|$ é superior à aceleração de limite de quedas $dVref2$
- 71 Aciona o Flag de excesso de aceleração Fd
- 72 Inicia o timer de medição de inclinação, que é a janela de tempo do algoritmo para detecção de uma queda
- 73 Avalia se ambas as Flags, de excesso de aceleração Fd e motocicleta caída $Fdown$ estão ativas
- 74 Caso a outra detecção não tenha ocorrido dentro do timer $Th1$ ou $Th2$, ele para o timer
- 75 Aciona a Flag de Acidentes Fac

De maneira similar ao dispositivo de Boubezoul et al, o dispositivo de Tabata et al. associa a aceleração de um impacto pequeno à rotação do veículo para detectar ao acidente. Porém, ao contrário de Boubezoul et al, Tabata et al. utiliza sensores individuais de aceleração/velocidade e de inclinação do veículo.

2.4.2. Apparatus, System and Process for Detecting Accidents

Savaresi, S. M., Boniolo, I., Perego, M., Silani, E., De Fillipi, P. **Apparatus, System and Process for Detecting Accidents** US Pat. 2014/0070931 A1 13 mar. 2014 17p.

O dispositivo proposto por Savaresi et al. tem como objetivo acionar uma jaqueta *airbag* por meio de uma comunicação por rádio-frequência com uma unidade de controle do *airbag* na jaqueta. Um par de sensores é instalado no garfo da moto, e assim as acelerações obtidas são processadas por um par de algoritmos: um que é responsável por detectar impactos (o algoritmo descrito na figura 19) e o outro que é responsável por detectar deslizamentos/*Lowsides* (o algoritmo descrito na figura 20). O funcionamento geral do software do dispositivo é descrito na figura 18.

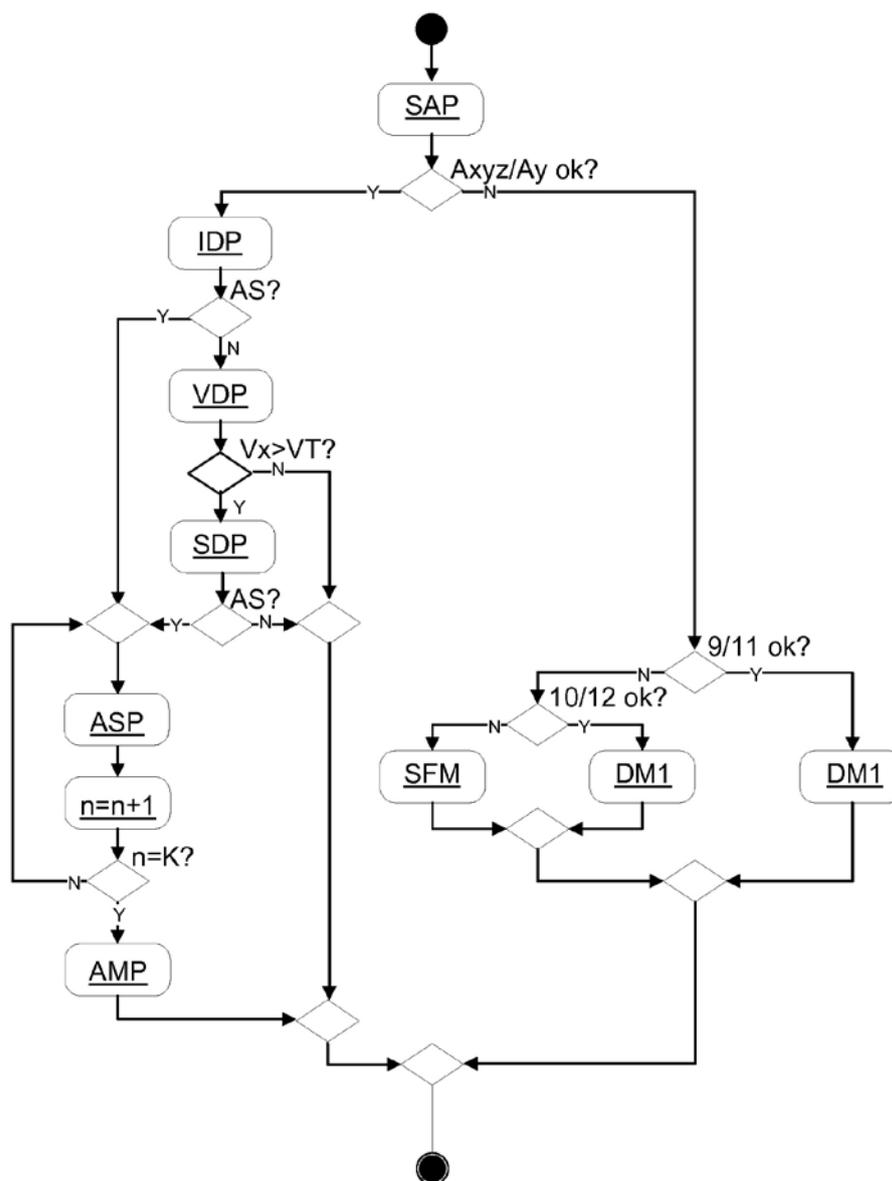
Estados:

SAP	Fase de aquisição de sinal
IDP	Fase de detecção de impacto
VDP	Fase de detecção de velocidade
SDP	Fase de detecção de deslizamento
ASP	Fase de sinalização de acidente
AMP	Fase de armazenamento de memória do acidente
SFM	Modo de falha no sistema
DM1	Degradação do sistema grau 1 (apenas um dos dois acelerômetros com falha)

Variáveis:

Axyz/Ay	Dados dos acelerômetros
AS	Sinalização de acidente
Vx	Velocidade de cruzeiro
Vt.	Velocidade mínima de cruzeiro para funcionamento

Figura 18. Diagrama esquemático dos estados do dispositivo proposto por Savaresi



Fonte: Savaresi et al. (2011)

O algoritmo avalia se os sinais dos acelerômetros estão corretos e, caso verdadeiro, ele avalia se houve um impacto e, caso falso, ele avalia se houve uma queda com deslizamento. Em caso de impacto ou queda com deslizamento, ele armazena os últimos dados dos acelerômetros e envia o sinal de ativação aos *airbags*.

A figura 19 contém um diagrama esquemático do funcionamento da porção de detecção de impacto, o algoritmo baseia-se na medição do estresse de impacto SI (ou seja, força de impacto) e na energia de impacto EM .

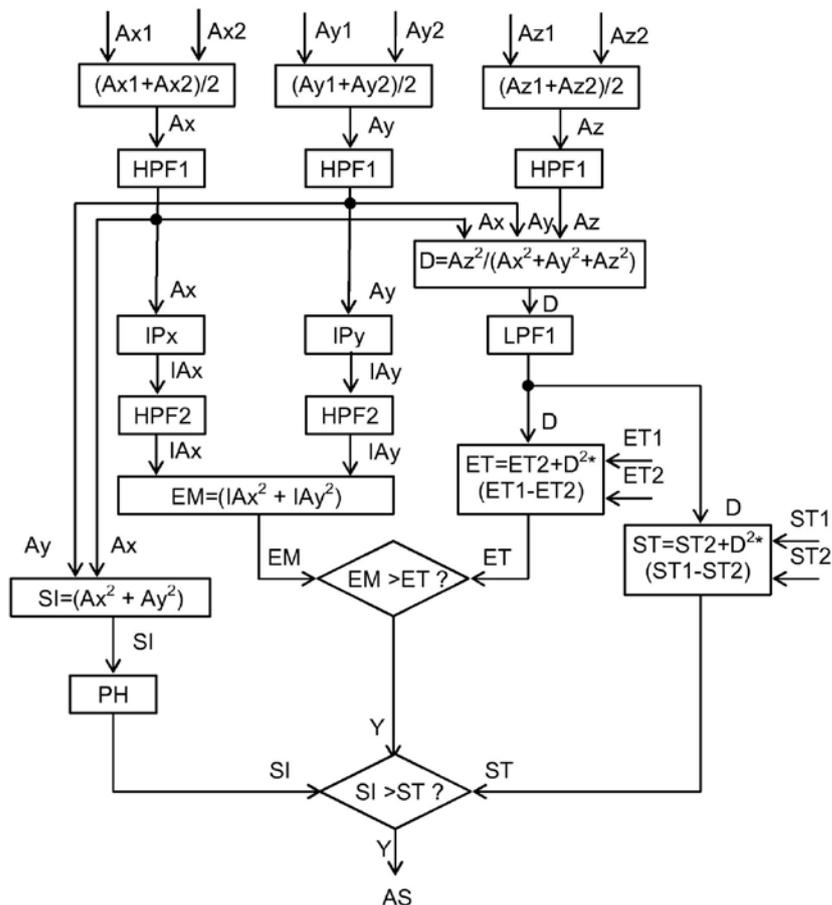
Os limites de estresse de impacto ST e de energia de impacto ET são variáveis, e são função do vetor D (onde $D = A_z^2 / [A_x^2 + A_y^2 + A_z^2]$) que representa a participação

das acelerações verticais na magnitude absoluta das acelerações. Tal fator é implementado porque as acelerações em z geralmente são causadas por oscilações na pista (ruas esburacadas, ou não pavimentadas). Quando o motociclista está trafegando em uma dessas vias, os limites de estresse e energia de impacto vão aumentar devido à influência das acelerações verticais na aceleração absoluta.

Variáveis e Funções:

A_{ij}	Aceleração no eixo i , medida pelo acelerômetro j
HPF1/HPF2	Filtro passa-alta
IP_x/IP_y	Integrador Discreto
LPF1	Filtro passa-baixa
EM	Energia de Impacto Medida
SI	Estresse de Impacto Medido
PH	Função <i>Peak-Holder</i> (valor de pico)
D	Vetor proporcional de $A_z/ A $
ET	Limite de Energia de Impacto
ET1/ET2	Constantes de Energia de Impacto
ST	Limite de Estresse de Impacto
ST1/ST2	Constantes de Estresse de Impacto

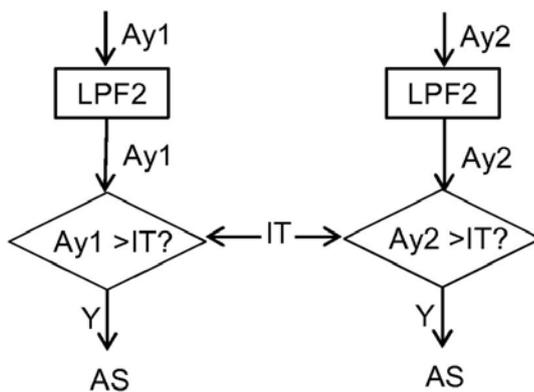
Figura 19: Diagrama esquemático funcionamento da porção responsável pela detecção de impactos do dispositivo proposto por Savaresi et al.



Fonte: Savaresi et al. (2011)

A Função de detecção de deslizamento é mais simples, pois avalia se uma das acelerações no eixo y (perpendicular ao movimento da motocicleta) é superior a um limite IT durante um período específico de tempo, sinalizando que a moto está deitada. Tal avaliação só ocorre quando a moto está em movimento.

Figura 20: Diagrama esquemático funcionamento da porção responsável pela detecção de deslizamentos do dispositivo proposto por Savaresi et al.



Fonte: Savaresi et al. (2011)

2.4.3. Collision Detecting Apparatus for Vehicle

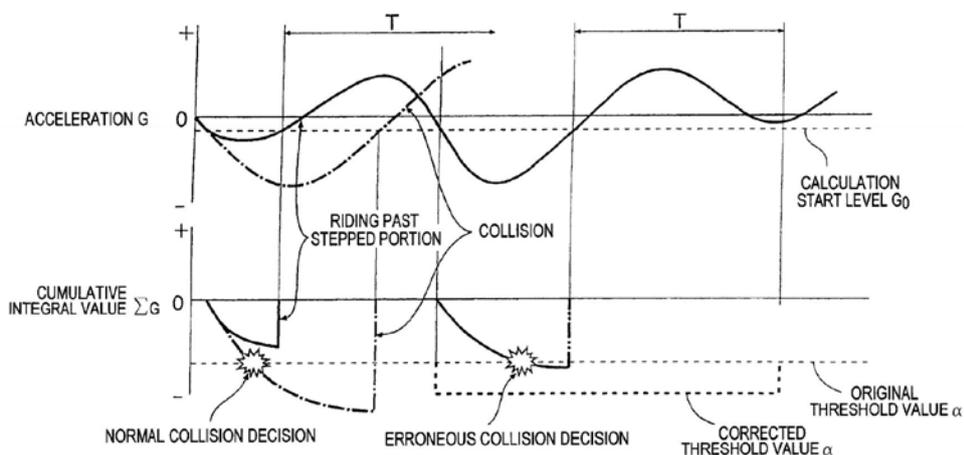
Ota, A. **Collision Detecting Apparatus for Vehicle** US Pat. 6,781,511 B2 24 ago. 2004. [23]

O algoritmo proposto por Ota et al. utiliza um acelerômetro para detectar impactos e acionar um sistema de *airbags*. O algoritmo baseia-se no conceito de que uma motocicleta ao passar por um obstáculo, como por exemplo um degrau ou um buraco, tem resposta oscilatória. Isto se deve ao comportamento do tipo “massa-mola-amortecedor” que a motocicleta e seu sistema de suspensão apresentam.

Assim como o algoritmo de Savaresi et al., o algoritmo de Ota et al. utiliza um integrador das acelerações, que permite obter a variação de energia e um limite de energia variável. No entanto, para variar este limite Ota et al. propõe que se utilize uma função de análise de onda/frequência e que o limite de energia seja uma função da frequência medida.

Desta forma, quando a motocicleta passa por um obstáculo, o limite de energia será aumentado e o algoritmo não irá detectar o acidente.

Figura 21: Figura mostrando o efeito da função de correção de limite de detecção baseada em frequência



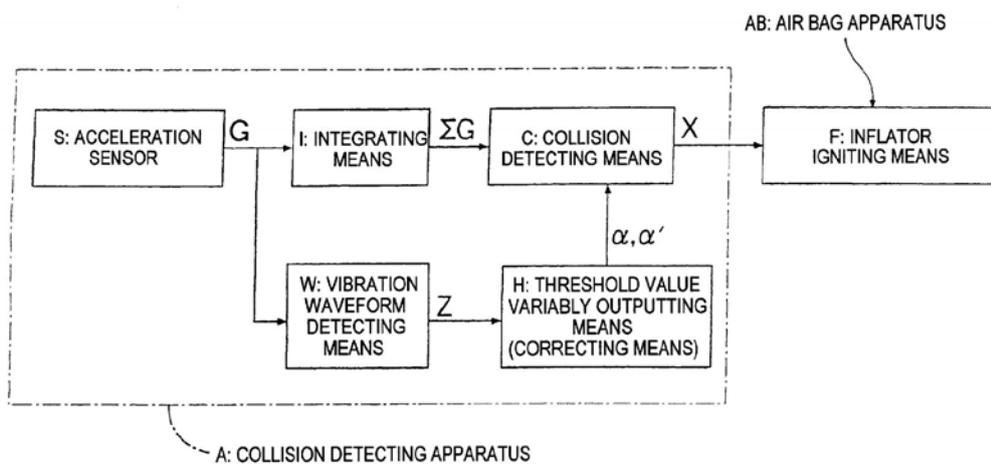
Fonte: Ota et al. (2004)

O conceito de utilizar uma análise de onda para variar os limites de detecção tem potencial, mas considerando a aplicação a um sensor instalado no capacete é possível que a dinâmica adicional do corpo do motociclista somada ao capacete

influencie o comportamento oscilatório do sistema, dificultando assim o reconhecimento de ondas por parte do algoritmo.

Além disto, o reconhecimento de ondas tem um peso computacional relativamente alto quando comparado ao funcionamento de outros algoritmos, e pode não ser aplicável ao enfoque do projeto.

Figura 22. Diagrama esquemático das funções do algoritmo de Ota et al.



Fonte: Ota et al. (2004)

2.4.4. Outros

Nesta sessão estão outras patentes, que por serem similares, não serão detalhadas a fundo.

- A. Debenham, P., Massam, P., **Method, Apparatus and Computer Program for detecting a Collision using Accelerometer Data** US Pat. 2016/0052473 A1 25 fev. 2016. 16p.[24]. Similar aos algoritmos propostos por Savari et al. e Ota et al., porém não possui fator de correção do limite, apenas a implementação do integrador de aceleração

- B. Meder, L. B. **Safety/Security Method and Device for Two-Wheeled vehicles and Similar** US Pat. 2006/0164217 A1 27 jul. 2006 11p. [25]. A patente descreve um sistema de segurança para motocicletas que utiliza os sensores para verificar se há movimento da motocicleta quando o alarme está ativo. Além desta funcionalidade, o dispositivo também é capaz de fazer a detecção de acidentes, porém o algoritmo proposto utiliza um simples limite de aceleração.

3. TECNOLOGIAS DE BASE

3.1. Aplicativo PowerSense

Para realizar a aquisição de dados de operação inicial foi utilizado um aplicativo para smartphone chamado PowerSense [30]. Esse aplicativo funciona como um *data logger* para os sensores IMU e GPS de um smartphone, e foi escolhido por facilitar a importação dos dados para o computador, uma vez que possui uma ferramenta de exportação de dados em um arquivo .CSV (*comma separated values*) que é enviado por e-mail ou pelo serviço DropBox para o computador.

Foi escolhido utilizar esta solução para o levantamento de dados para eliminar a necessidade de desenvolver um sistema proprietário, ou ainda adquirir um sistema comercial de *data logging*. Os artigos de [13] e [18] comprovaram que a taxa de amostragem oferecida pelo PowerSense (que é de 100 Hz) é suficiente para se realizar uma detecção de acidente passiva.

Outra vantagem do aplicativo comparado a uma solução proprietária é a possibilidade de utilizar a capacidade de armazenamento do smartphone para realizar a aquisição de dados durante longos períodos.

Os dados obtidos do aplicativo são os seguintes:

- A. Orientação espacial (Ângulos de Euler)
- B. Velocidades angulares
- C. Orientação da gravidade
- D. Acelerações Corrigidas
- E. Latitude e Longitude
- F. Velocidade
- G. Orientação Geográfica

Os dados são então importados e tratados utilizando os softwares Microsoft Excel e MATLAB.

4. LEVANTAMENTO DE DADOS

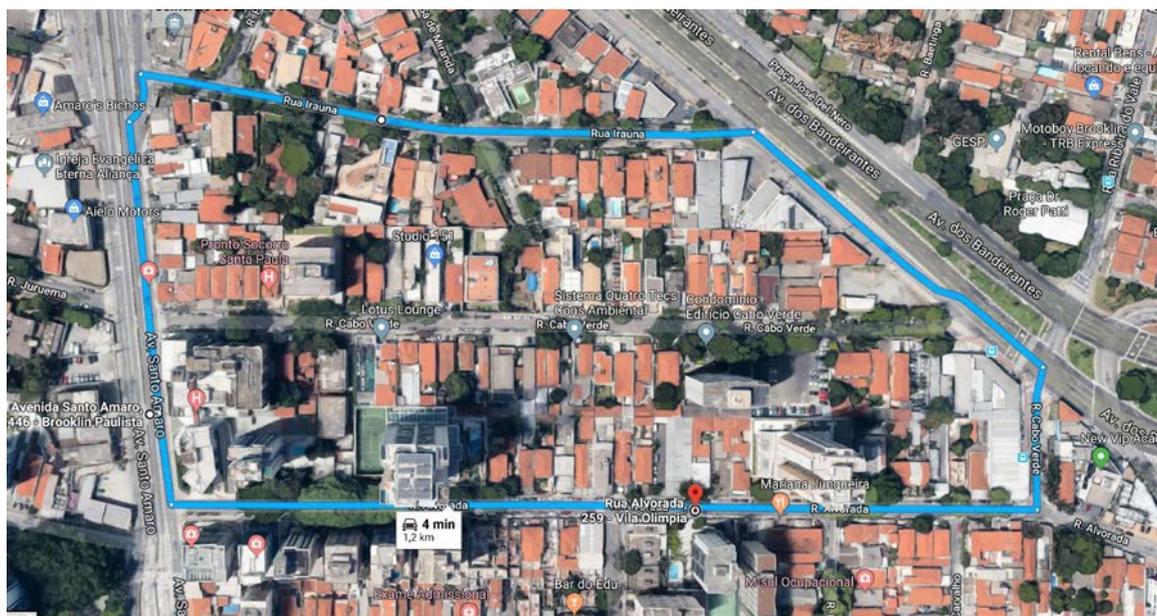
Foi feito um levantamento de dados de operação utilizando o aplicativo mobile PowerSense descrito na seção “Tecnologias de Base”. Este aplicativo fornece dados de aceleração, velocidade de rotação, orientação e dados GPS. Tais dados foram utilizados para avaliar o desempenho e comportamento dos algoritmos descritos na seção EdA, além de permitir entender o comportamento dinâmico de diversos casos de uso em que o SDA operará.

Para obter os dados dinâmicos dos casos de acidentes, a única alternativa encontrada que garante fidelidade com o comportamento real de um acidente foi a recriação do acidente em um ambiente controlado por um motociclista-dublê, assim como feito por Boubezoul et al., todavia, devido aos custos, complexidade e riscos associado a tal ensaio, decidiu-se por não fazer esse teste, e utilizar os dados encontrados no artigo de Boubezoul et al. e Cossalter et al. [15][10].

Os dados de operação normal foram divididos em duas categorias: “Dados Genéricos” e “Casos Extremos”. Na categoria “Dados Genéricos” dois circuitos foram percorridos com três modelos diferentes de motos: uma moto do tipo “Adventure” (figura 25), uma “Scooter” (figura 26) e uma “Off-Road” (figura 27). Tais modelos foram escolhidos por possuírem diferentes configurações de motor, chassis e suspensão, além de representarem diferentes condições de uso. Quanto aos circuitos, o primeiro representa condições encontradas em um ambiente urbano, conforme ilustrado na figura 23, enquanto o segundo representa condições de estrada, como ilustrado na figura 24.

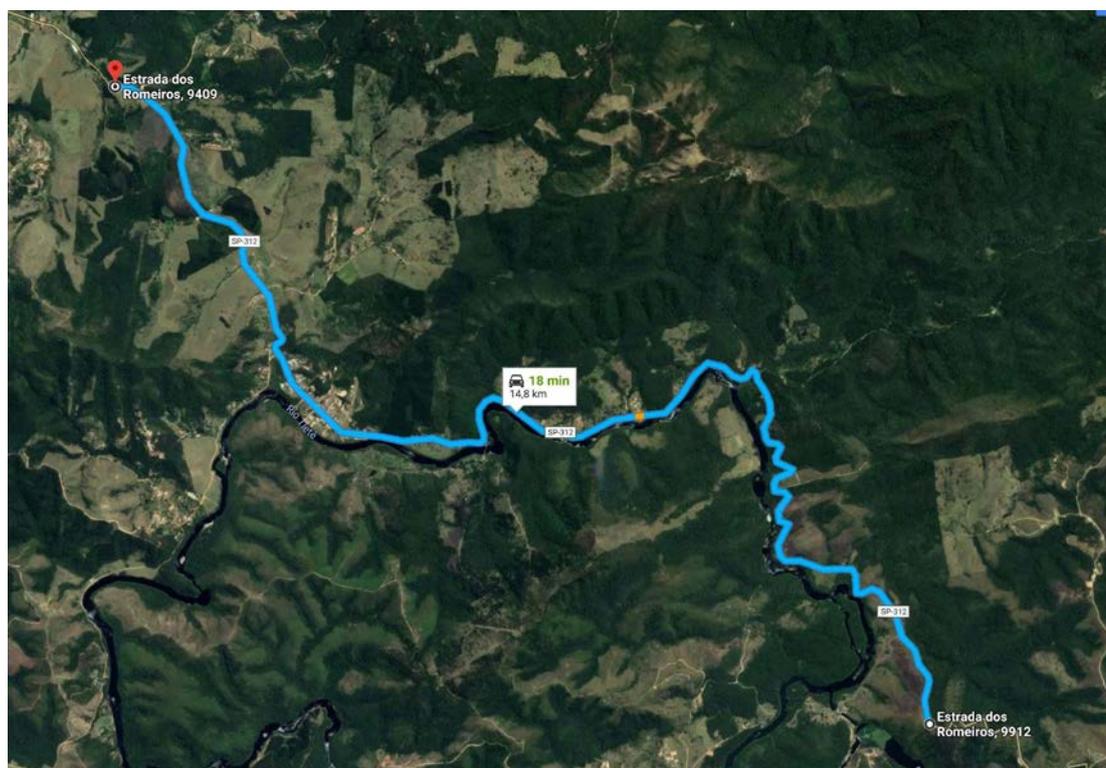
Após análise dos dados obtidos nos ensaios do “Casos Genéricos”, concluiu-se que era necessário um estudo mais detalhado, focado em situações dinâmicas específicas, como por exemplo: acelerações bruscas, frenagens, curvas de alta inclinação, ruas esburacadas e lombadas. Por fim, a partir desses dados foi feito o desenvolvimento do algoritmo final.

Figura 23. Circuito “Urbano”



Fonte: Imagens Google.

Figura 24. Circuito “Estrada”.



Fonte: Imagens Google

Figura 25. Modelo do tipo Adventure



Fonte: <https://www.honda.com.br/motos/cb-500x> Acesso em 16 de jun. 2018

Figura 26. Modelo do tipo Scooter



Fonte: <https://www.yamaha-motor.com.br/nmax160/> Acesso em 16 de jun. 2018

Figura 27. Modelo do tipo Off-Road



Fonte: <https://www.ktm.com/en/enduro/500-exc-f/> acesso em 16 de jun. 2018

4.1. DADOS DE CASOS EXTREMOS

Ao analisar os “Dados Genéricos” obtidos nos circuitos urbanos e estrada, percebeu-se que as maiores variações ocorriam em: momentos de aceleração e frenagem, nas curvas mais intensa e em lombadas. Estas situações foram enquadradas neste trabalho na categoria que chamaremos de “Dados de Casos Extremos”, onde fez-se um levantamento para cada um desses exemplos citados, visando obter os dados de operação que representassem os maiores valores de amplitudes de aceleração e velocidade de rotação.

Para cada caso foi feito um conjunto de 5 ensaios com cada modelo de moto, e a partir daí foram escolhidos os dados com as piores dinâmicas para se fazer o desenvolvimento do algoritmo. A seguir estes casos serão apresentados e definidos mais detalhadamente.

4.1.1. Aceleração 0-100 km/h e Frenagem 120-0 km/h

Por apresentarem fortes semelhanças, as dinâmicas de aceleração da moto e frenagem foram agrupadas nessa seção. As principais características foram: fortes acelerações no sentido longitudinal (A_y) e pequenas variações nas acelerações laterais e verticais (A_x e A_z), bem como nas velocidades de rotação (W_x, W_y e W_z).

A ação de frenagem foi aquela que apresentou maiores valores de A_y , com máximos de até 1.25G, e valores médios de 1G durante a frenagem. (Tabela 01) Vale comentar que a duração da frenagem tende a variar em função da velocidade inicial da moto enquanto a força de frenagem permanece constante durante o processo. (Figura 28)

Já no caso da aceleração, os valores tendem a variar devido a interrupção da força motora durante a troca de marchas do veículo e também conforme a velocidade aumenta, pois ocorre a diminuição da taxa de aceleração. (Tabela 02, Figura 29)

Figura 28. Dados Obtidos em um Caso de Frenagem

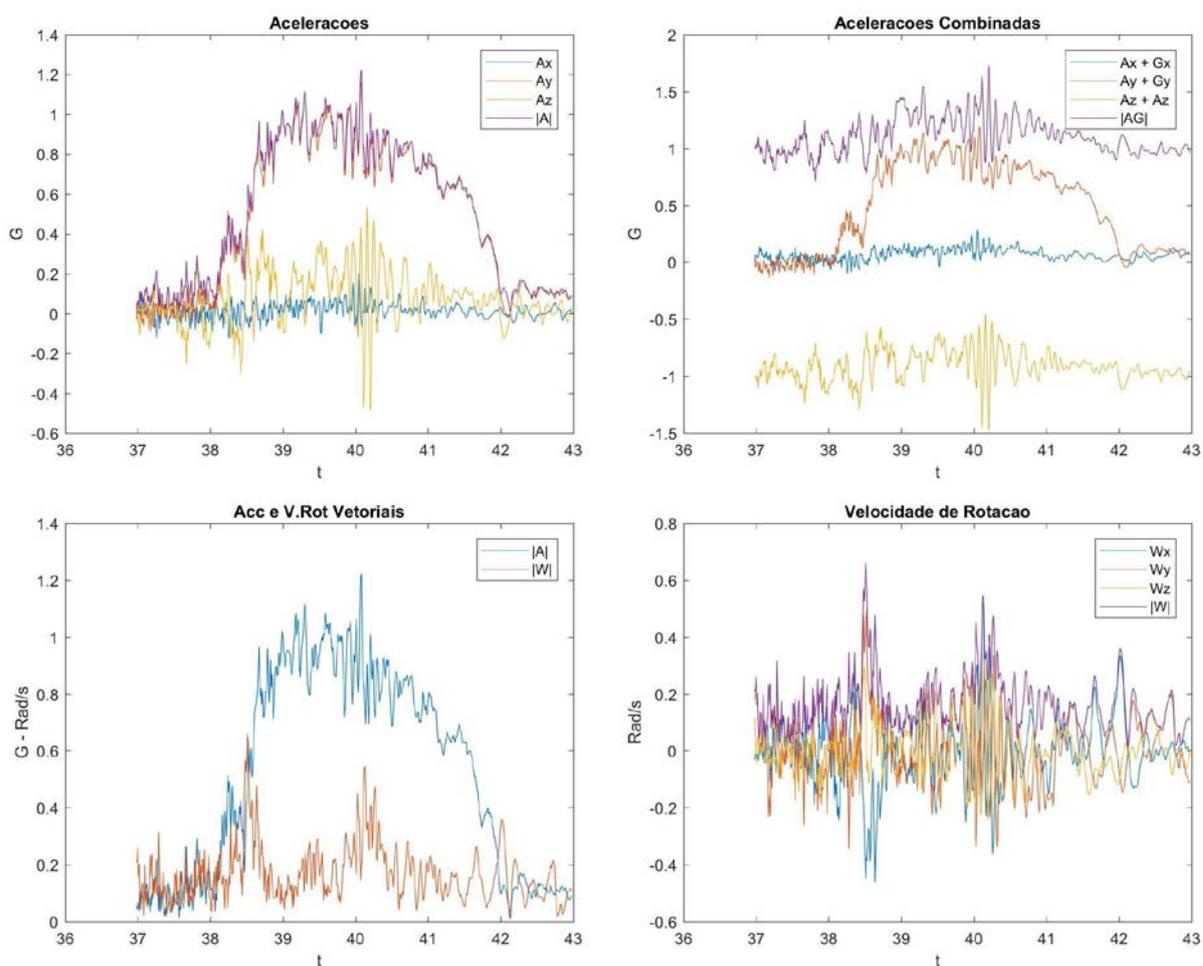


Tabela 01. Valores máximos, mínimos e médios para as variáveis medidas em caso de Frenagem.

	$ A $	A_x	A_y	A_z	$ AG $	$ W $	W_x	W_y	W_z
máx	1,222	0,202	1,167	0,535	1,726	0,661	0,522	0,493	0,310
mín	0,009	-0,124	-0,092	-0,485	0,713	0,015	-0,461	-0,344	-0,242
mean	0,513	0,012	0,480	0,074	1,105	0,166	-0,001	0,007	-0,004

Figura 29. Dados Obtidos em um Caso de Aceleração da Moto

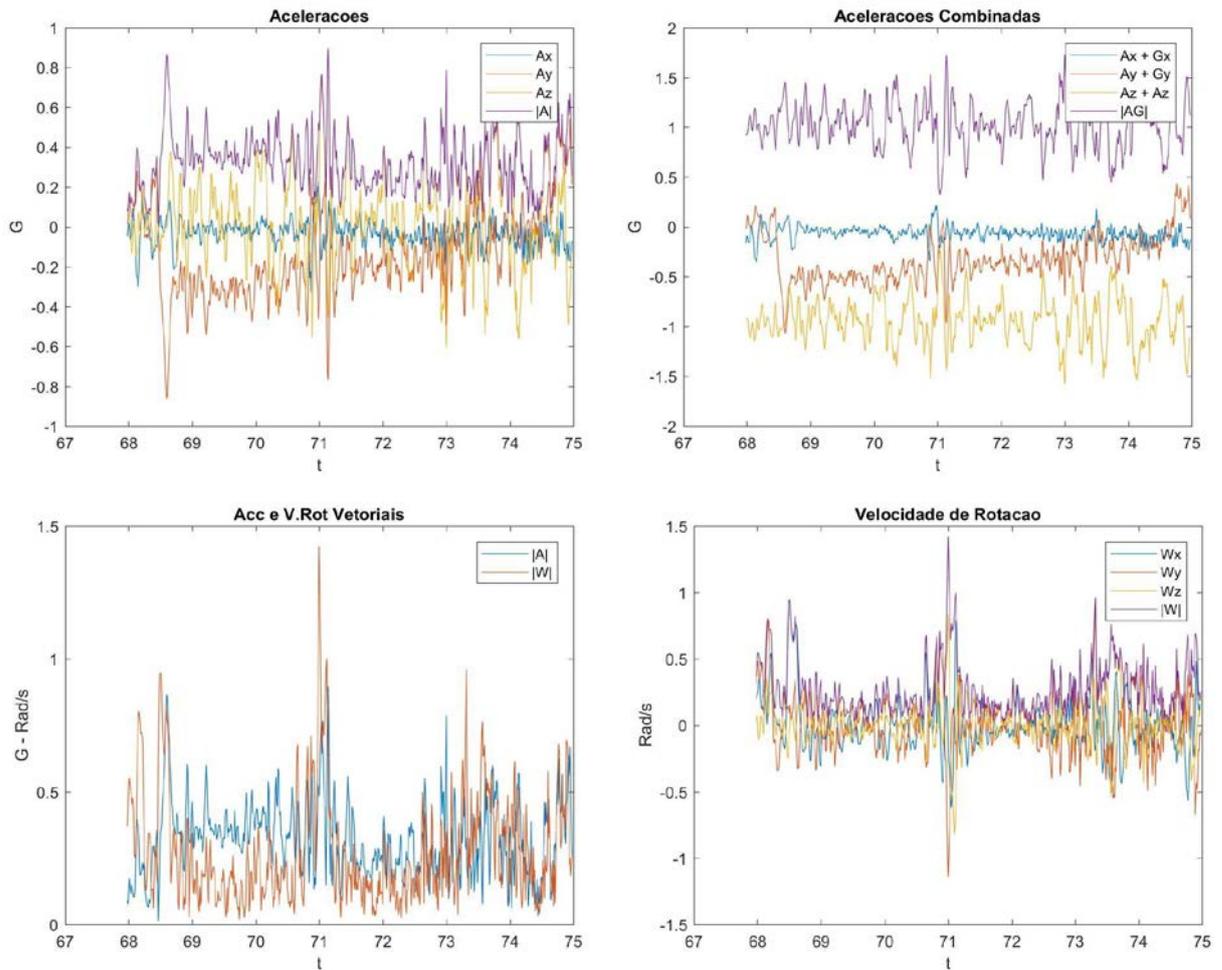


Tabela 02. Valores máximos, mínimos e médios para as variáveis medidas em caso de Aceleração.

	$\ A\ $	A_x	A_y	A_z	$\ AG\ $	$\ W\ $	W_x	W_y	W_z
máx	0,895	0,227	0,563	0,746	1,729	1,423	0,938	0,944	0,832
mín	0,014	-0,343	-0,863	-0,607	0,322	0,019	-0,623	-1,139	-0,821
mean	0,324	-0,033	-0,148	0,030	1,030	0,280	0,010	0,011	-0,003

4.1.2. Curvas de Alta Velocidade/Inclinação

Ao analisar o comportamento dos sensores em diferentes tipos de curvas, concluiu-se que o fator de maior influência nos dados obtidos é a inclinação da moto durante a curva, e não a velocidade. Vale comentar que a inclinação da moto durante a curva é fator conjunto da velocidade da moto e do raio de curvatura do percurso, logo é possível obter grandes inclinações em baixas e médias velocidades.

Durante as curvas, não se observou grandes amplitudes nas medidas das acelerações, mas sim uma diminuição da componente da gravidade no eixo Z (vertical) um aumento da componente no eixo X (lateral), resultante da inclinação da moto. (Figura 30)

Já nas medidas de velocidade de rotação, nota-se duas grandes variações. Primeiro quando o motociclista inclina a moto para iniciar a curva (conhecido como “*lean-in*”) e observa-se um pico de W_y (*Roll*). Segundo quando o motociclista finaliza a curva e endireita a moto (“*lean-out*”), o que corresponde a um pico de W_y no sentido contrário. Durante a curva ocorre também a variação de W_z (*Yaw*), que é efetivamente a medida da rotação da moto no plano horizontal e representa a curva em si. (Tabela 03)

Figura 30. Dados Obtidos em um Caso de Curva de Alta Inclinação

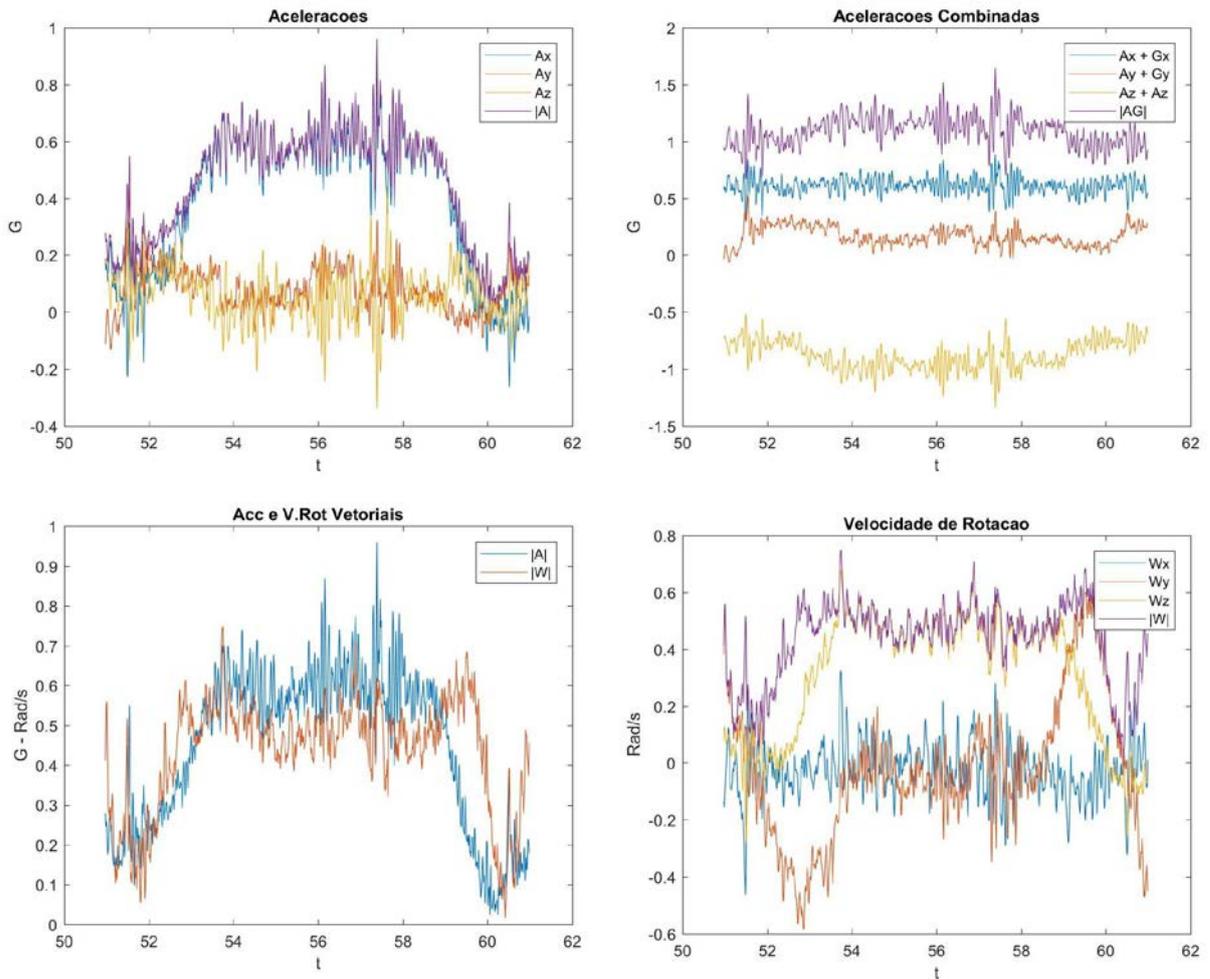


Tabela 03. Valores máximos, mínimos e médios para as variáveis medidas em caso de Curva de alta inclinação.

	$\ A\ $	A_x	A_y	A_z	$\ AG\ $	$\ W\ $	W_x	W_y	W_z
máx	0,960	0,846	0,429	0,444	1,643	0,748	0,326	0,601	0,685
mín	0,025	-0,263	-0,131	-0,337	0,667	0,016	-0,463	-0,585	-0,279
mean	0,447	0,393	0,077	0,063	1,088	0,436	-0,025	-0,024	0,308

4.1.3. Ruas Esburacadas e Lombadas

Assim como acelerações e frenagens, ruas esburacadas e lombadas apresentam dinâmicas similares entre si. Sua principal característica são os fortes impactos que, ao serem transferidos ao motociclista, resultam em impulsos de aceleração e de velocidade de rotação nos sensores, com grandes amplitudes de sinal: acelerações chegam a 5G e as velocidades de Rotação a 4 rad/s. (Tabela 4)

Sua dinâmica é muito similar àquela de acidentes, sendo a única característica que as diferencia do acidente é que a motocicleta retorna a um estado “estável” após o impacto (com mesma orientação). (Figura 31)

Figura 31. Dados Obtidos para um caso de Lombada

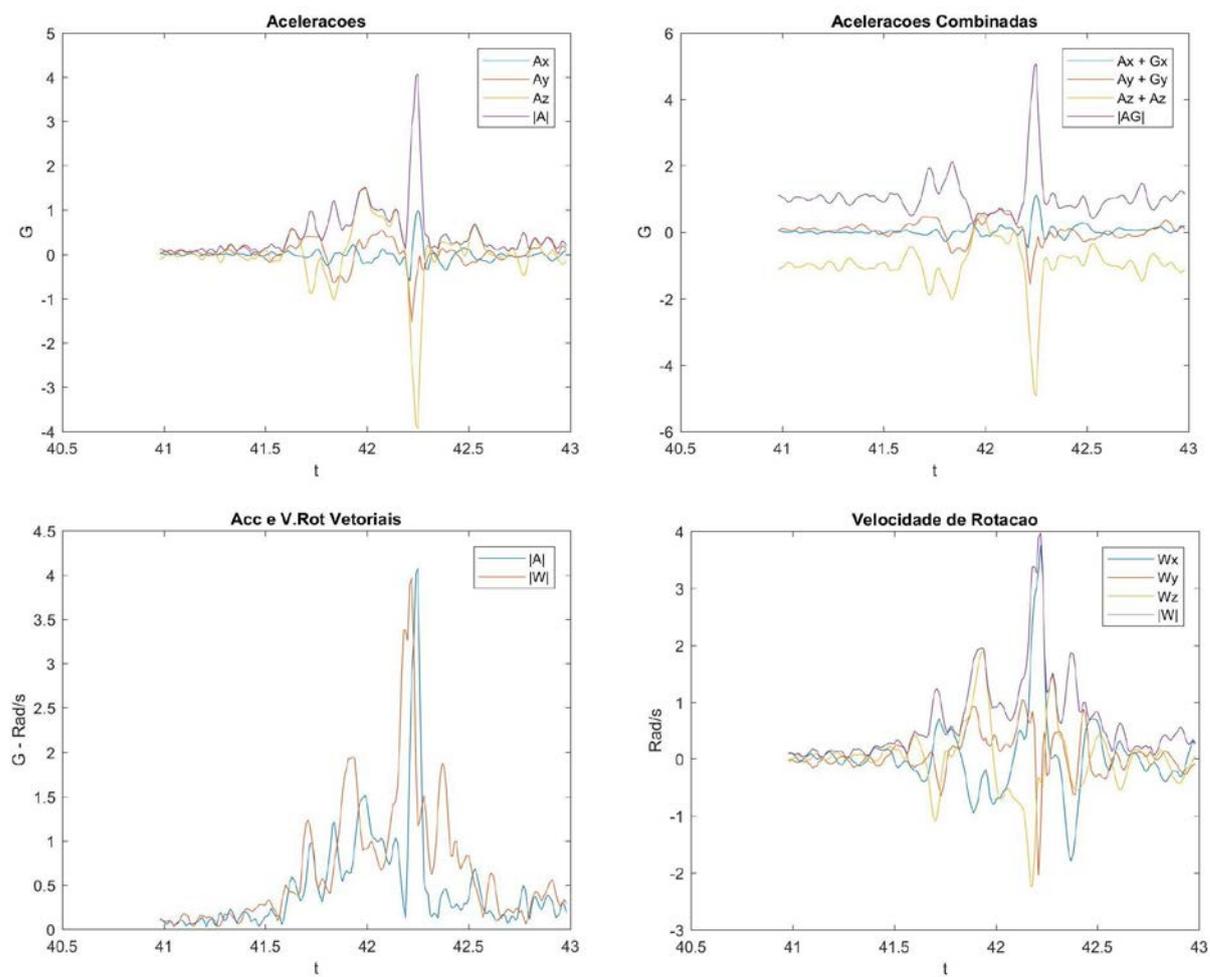


Tabela 04. Valores máximos, mínimos e médios para as variáveis medidas em caso de Lombada.

	 A 	Ax	Ay	Az	 AG 	 W 	Wx	Wy	Wz
máx	4,080	1,001	0,549	1,492	5,068	3,973	3,753	1,040	1,887
mín	0,027	-0,603	-1,549	-3,942	0,226	0,035	-1,790	-2,046	-2,243
mean	0,471	-0,020	0,015	0,011	1,072	0,675	0,046	0,062	-0,003

4.2 VALIDAÇÃO DOS DADOS TORSO-CAPACETE

Entre as soluções descritas no EdA, vale reforçar que nenhuma foi desenvolvida para utilizar dados obtidos através de um sensor instalado no capacete. Portanto, o primeiro passo foi verificar as diferenças entre os dados obtidos do capacete e aqueles obtidos por um sensor no torso (que é onde alguns dos dispositivos posicionam seus sensores). Para isso dois sensores foram instalados: um no capacete e um no torso, e os dados dos dois sensores comparados entre si. (Figuras 32-34)

Figura 32. Comparação entre dados obtidos com sensor instalado no torso ou capacete, para os casos extremos de aceleração 0-100 km/h e frenagem 120-0 km/h.

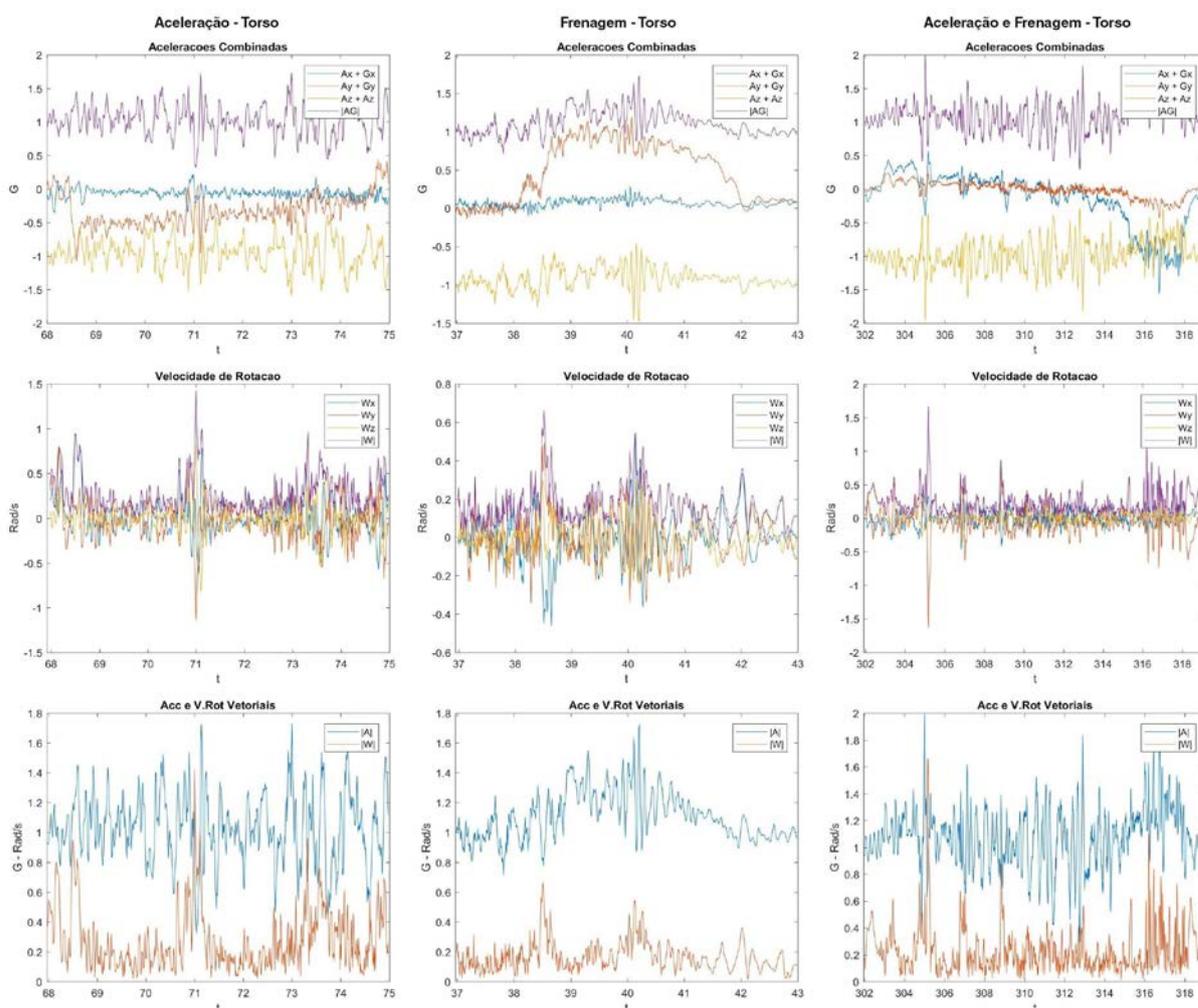


Figura 33. Comparação entre acelerações e velocidade de rotação nos casos extremos de curva de alta inclinação para sensor no torso e no capacete

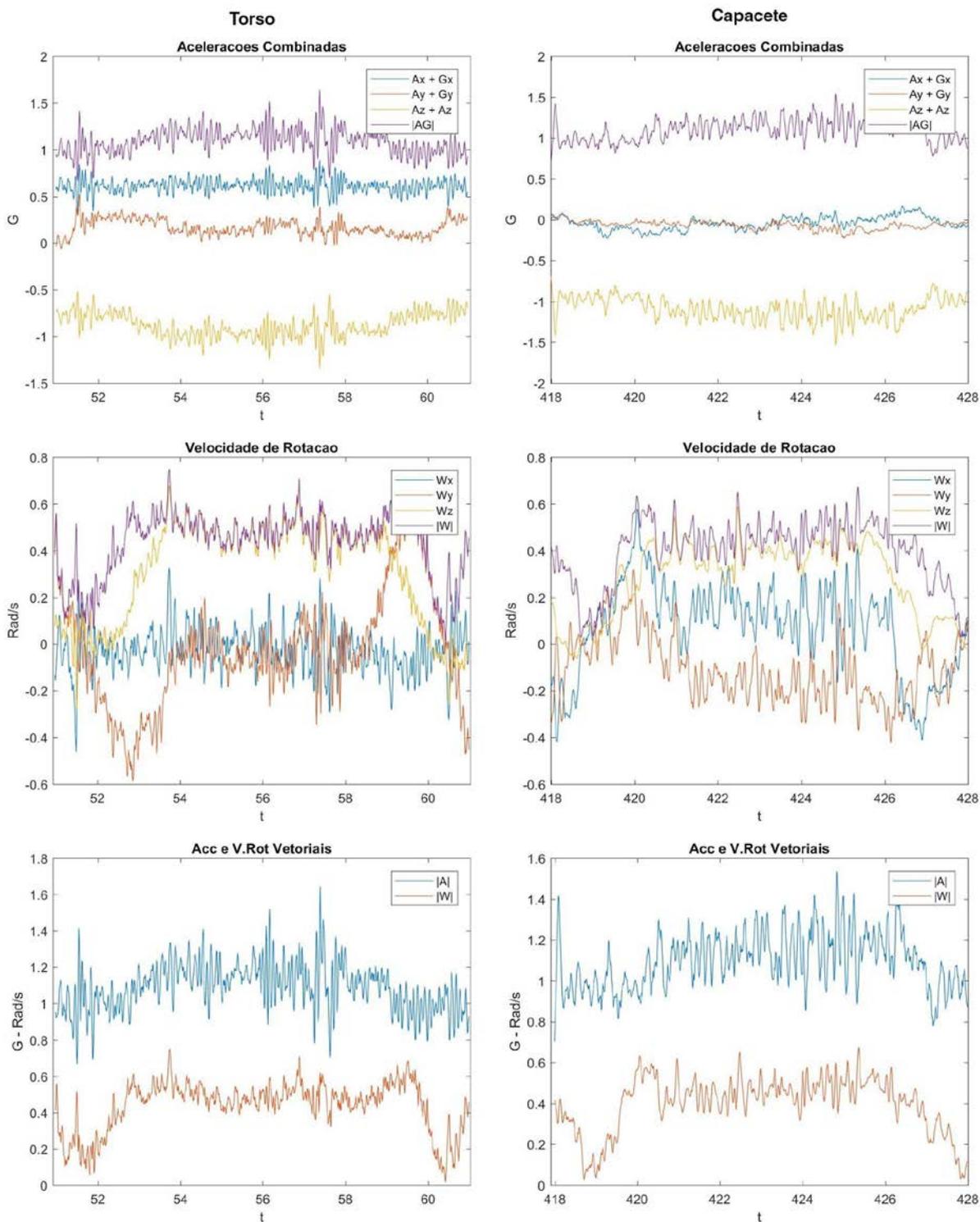
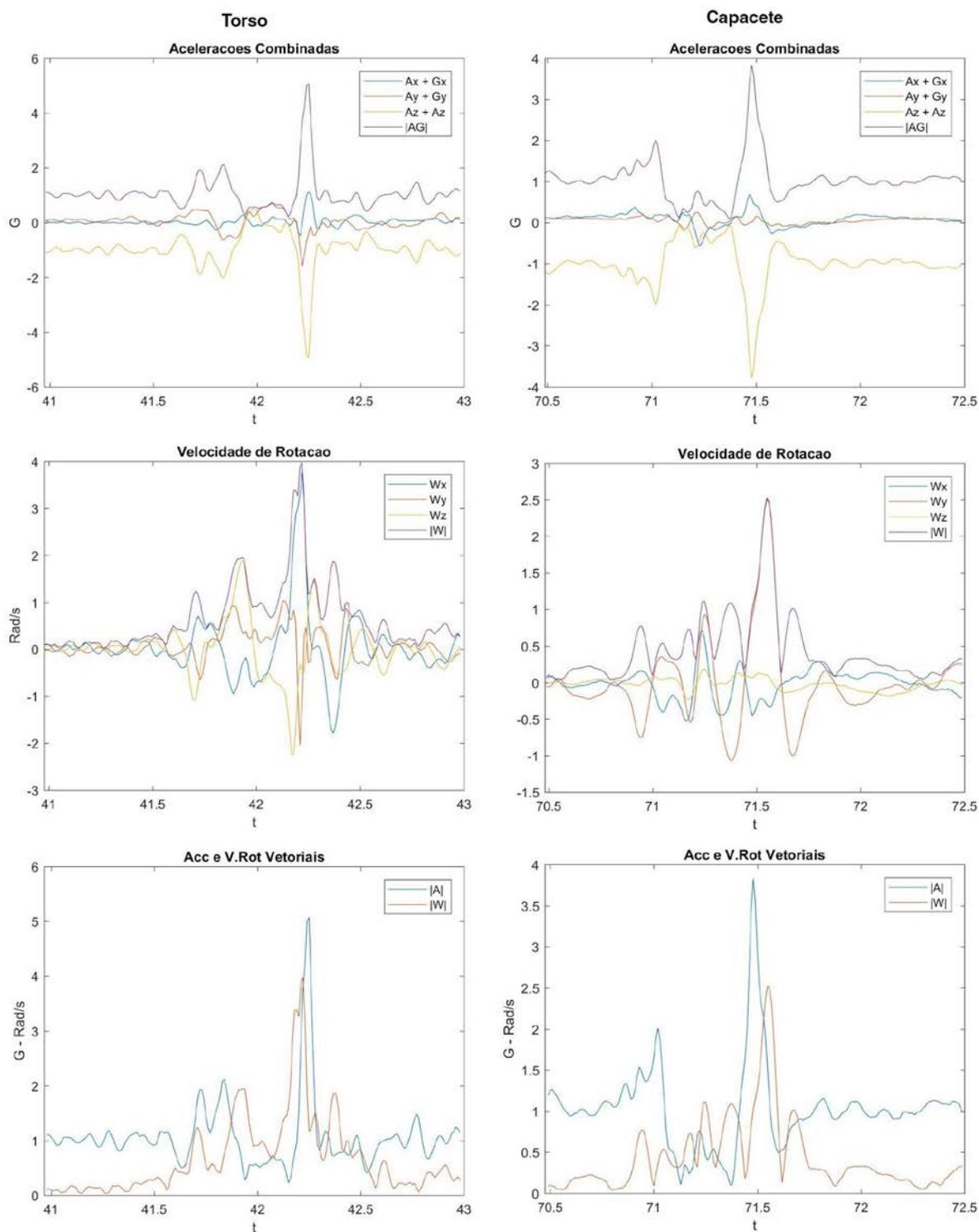


Figura 34. Comparação entre acelerações e velocidade de rotação nos casos extremos de lombada para sensor no torso e no capacete



Analisando os gráficos para os três tipos de casos extremos (aceleração e frenagem, curvas de alta inclinação, lombada), concluiu-se que as acelerações e velocidade de rotação medidas pelo sensor posicionado no capacete são suficientemente similares às medidas com o sensor no torso.

4.3. DADOS DE CASOS DE ACIDENTE

4.3.1. Boubezoul et al.

Como descrito na seção “EdA”, Bouzeboul et al. utilizou um motociclista dublê para realizar simulações de acidente em um ambiente controlado e obteve dados para quatro tipos diferentes de acidentes:

- A. O motociclista perde tração traseira durante frenagem, e cai ao tentar inclinar/esterçar a moto.
- B. O motociclista acelera subitamente durante uma curva de baixa velocidade, e perde tração traseira
- C. O motociclista desestabiliza a motocicleta ao acionar o freio dianteiro bruscamente durante uma curva
- D. O motociclista perde aceleração traseira ao acelerar bruscamente em um trecho escorregadio.

Os acidentes do tipo B e C são exemplos clássicos de *lowside*. Os tipos A e D embora distintos são casos similares ao *lowside*, pois consta-se a perda de tração resultando em um movimento de *roll* e *yaw*, onde não há oscilações ou reconquista de tração durante a perda de controle (o que as diferencia de um *highside* ou “*speed wobble*”).

Os dados de Boubezoul et al. foram utilizados como referência para este trabalho por conterem as acelerações e velocidades de rotação dos eixos ortogonais apresentadas separadamente, A taxa de amostragem dos dados é muito superior à taxa utilizada no desenvolvimento dos algoritmos deste trabalho (900 Hz comparados aos 100 Hz utilizados aqui). Quando se fez a reamostragem dos dados para uma frequência de 100Hz, houve uma pequena distorção dos mesmos, já que os dados originais possuem uma componente de alta frequência (superior à 100Hz). Como resultado disso os valores máximos, mínimos e médios encontrados para o sinal reamostrado foram inferiores, e criou-se uma pequena defasagem entre pontos de pico do sinal.(Figura 35-38)

Figura 35. Comparação entre os dados importados (1º e 3º gráficos) e dados originais (2º e 4º gráficos) para o acidente do tipo A, dados retirados de Boubezoul et al.

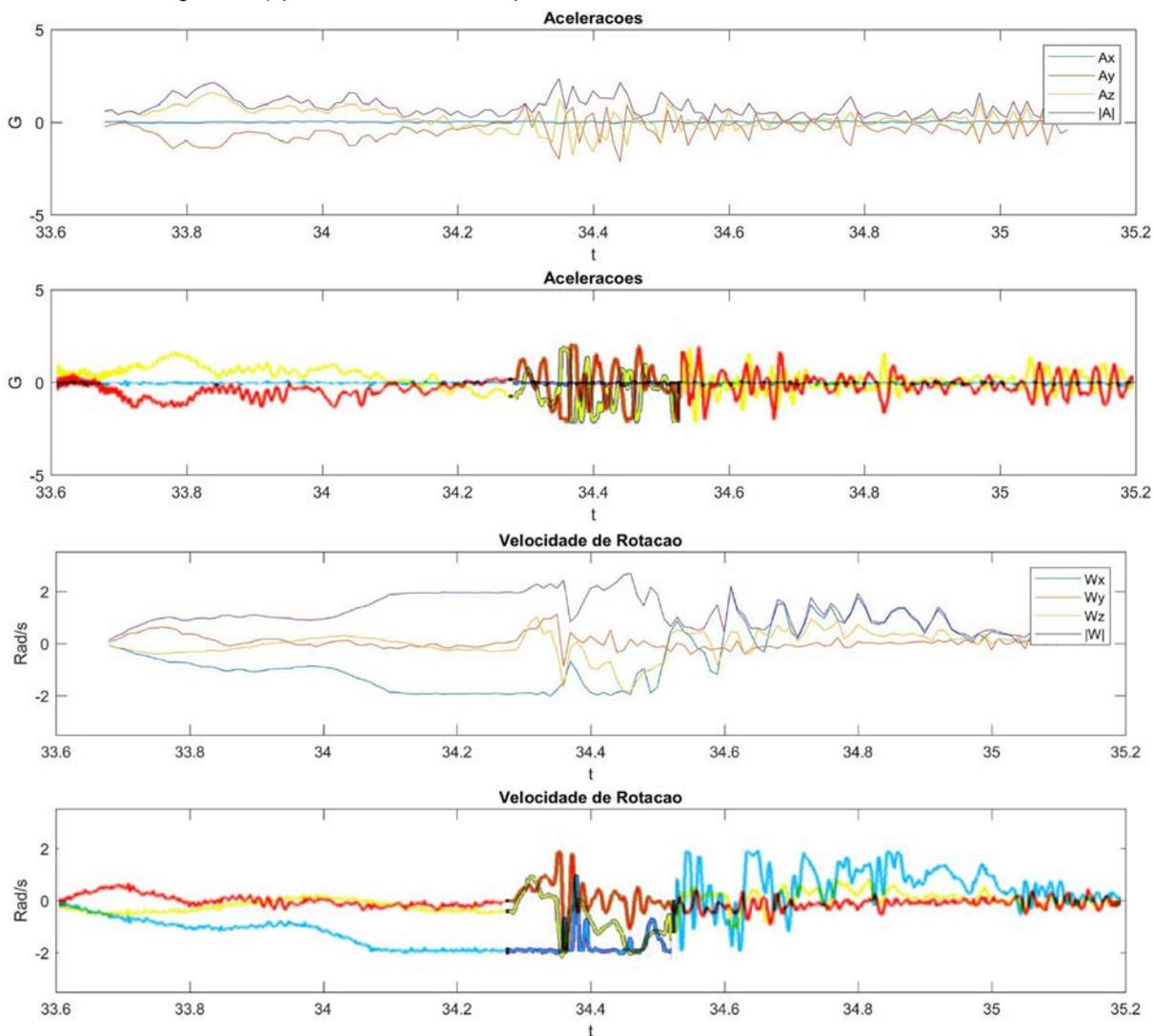


Figura 36. Comparação entre os dados importados (1º e 3º gráficos) e dados originais (2º e 4º gráficos) para o acidente do tipo B, dados retirados de Boubezoul et al.

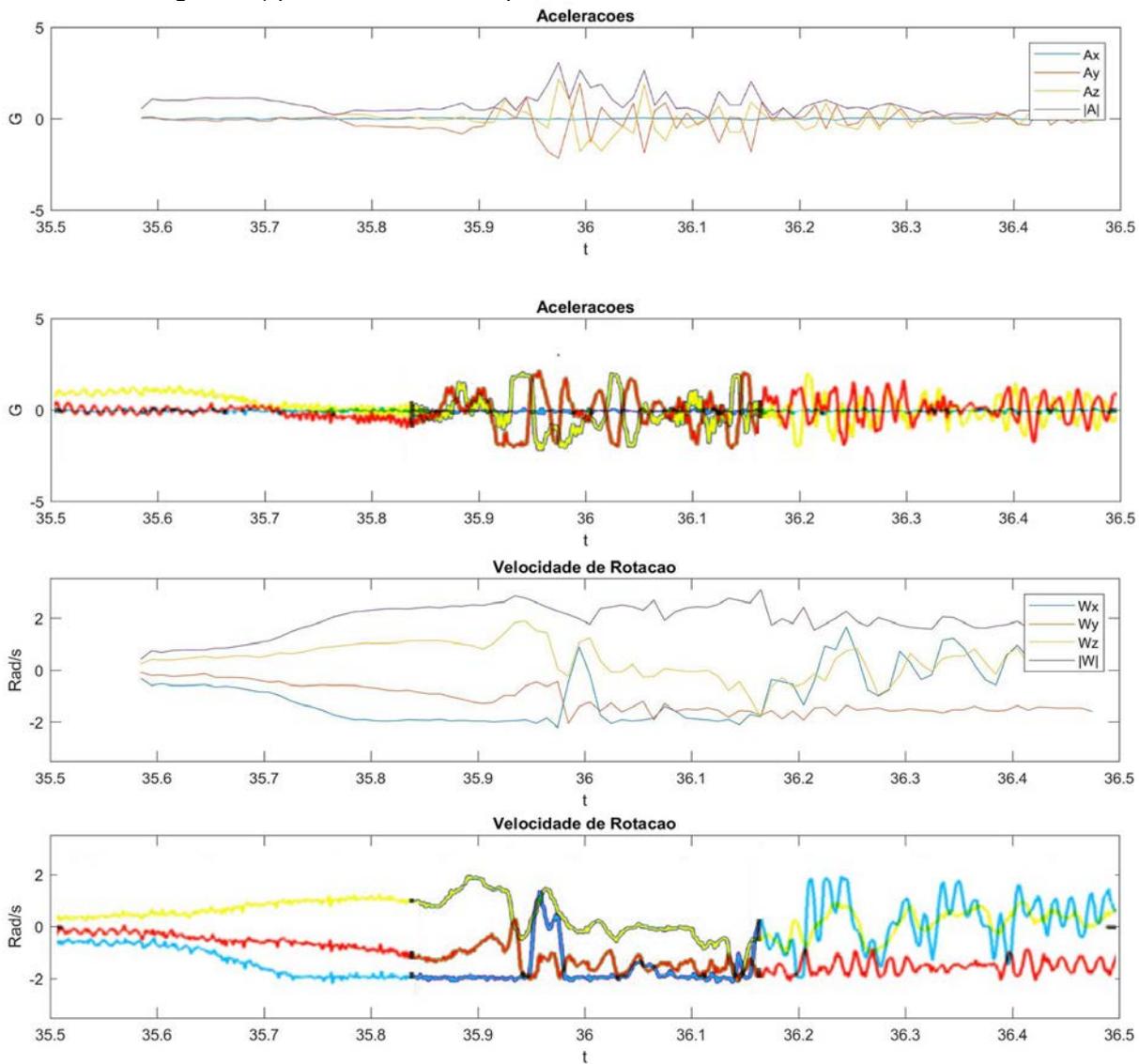


Figura 37. Gráfico das Acelerações e Velocidade de Rotação do acidente tipo C, dados retirados de Boubezoul et al.

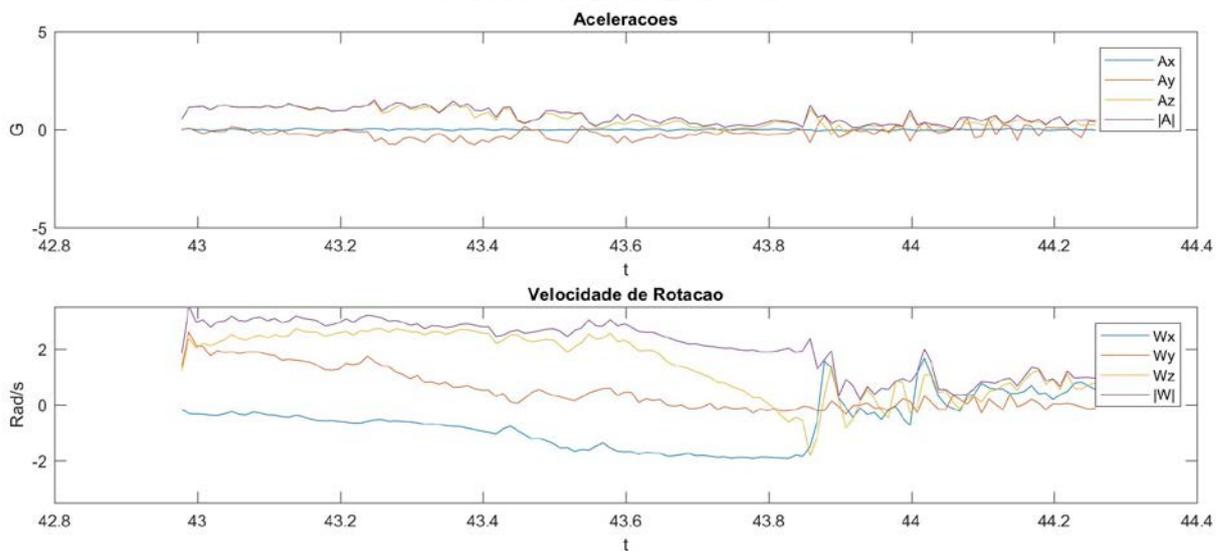


Figura 38. Gráfico das Acelerações e Velocidade de Rotação do acidente tipo D, dados retirados de Boubezoul et al.

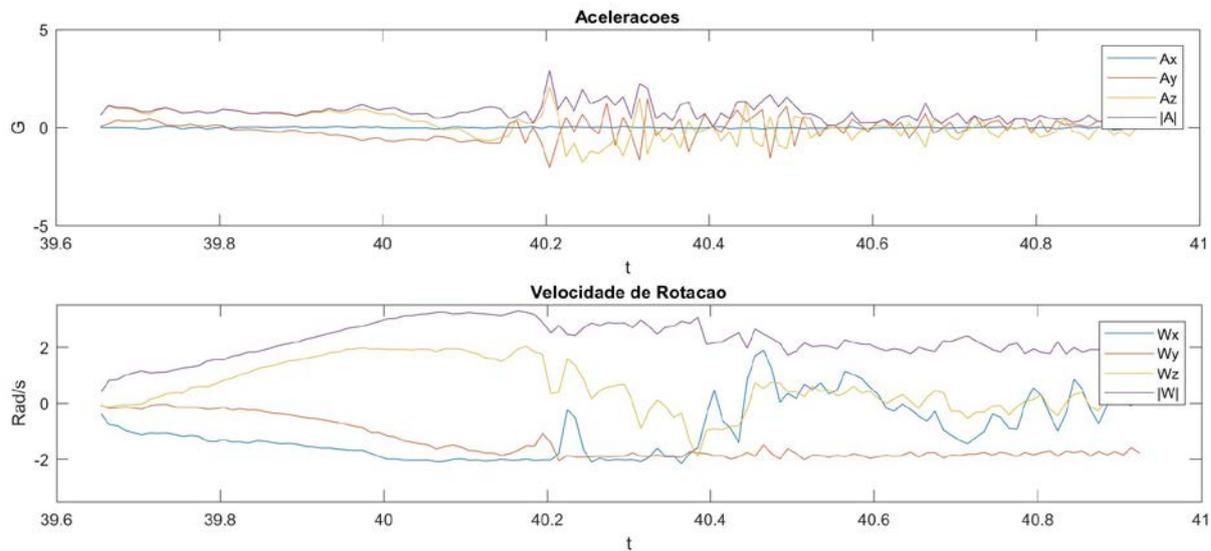


Tabela 5: Valores máximos, mínimos e médios para as variáveis medidas em caso de acidente tipo A

	 A 	Ax	Ay	Az	 W 	Wx	Wy	Wz
máx	2,337	0,068	0,985	1,604	2,681	2,126	1,119	1,017
mín	0,037	-0,072	-2,135	-1,774	0,121	-2,017	-0,874	-1,870
mean	0,807	0,008	-0,442	0,201	1,204	-0,531	0,047	-0,020

Tabela 6: Valores máximos, mínimos e médios para as variáveis medidas em caso de acidente tipo B

	 A 	Ax	Ay	Az	 W 	Wx	Wy	Wz
máx	3,070	0,066	1,939	2,178	3,084	1,649	-0,083	1,870
mín	0,035	-0,082	-2,163	-1,808	0,402	-2,207	-2,052	-1,812
mean	0,776	-0,002	-0,114	0,154	1,911	-0,888	-1,121	0,397

Tabela 7: Valores máximos, mínimos e médios para as variáveis medidas em caso de acidente tipo C

	 A 	Ax	Ay	Az	 W 	Wx	Wy	Wz
máx	1,517	0,063	0,711	1,388	3,531	1,656	2,597	2,715
mín	0,047	-0,079	-0,784	-0,275	0,157	-1,922	-0,348	-1,825
mean	0,687	-0,004	-0,194	0,564	2,108	-0,647	0,511	1,456

Tabela 8: Valores máximos, mínimos e médios para as variáveis medidas em caso de acidente tipo D

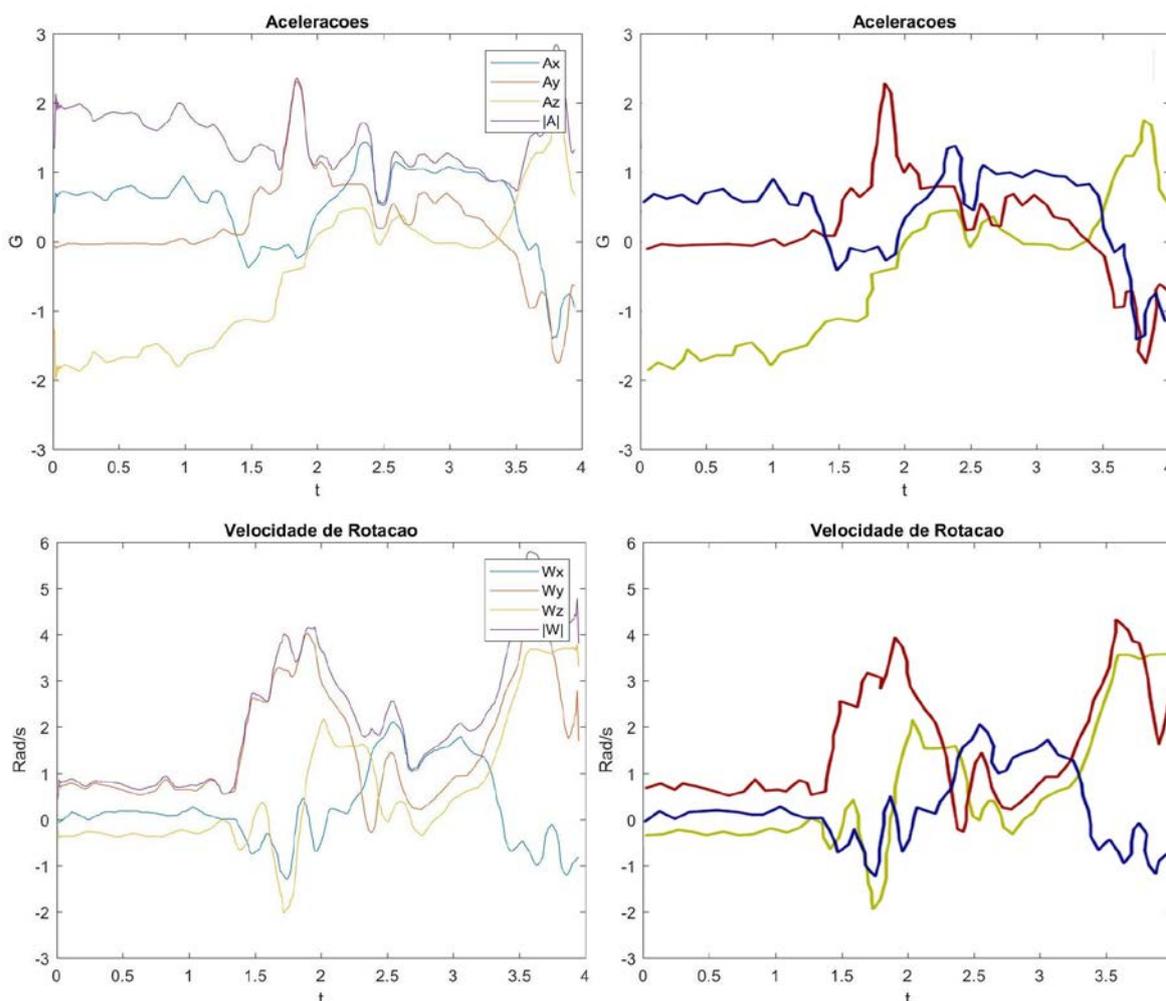
	 A 	Ax	Ay	Az	 W 	Wx	Wy	Wz
máx	2,897	0,054	1,455	2,045	3,267	1,874	-0,047	2,020
mín	0,028	-0,120	-2,052	-1,797	0,399	-2,151	-2,055	-1,903
mean	0,769	-0,012	-0,077	0,073	2,227	-0,953	-1,384	0,581

4.3.2. Cossalter et al.

Cossalter et al. apresenta em seus artigos [10][13] uma modelagem dos acidentes do tipo *lowside* e *highside* além de uma validação do seu modelo utilizando dados obtidos de um acidente *lowside* envolvendo um piloto de motovelocidade [13].

Neste trabalho utilizaremos ambos os conjuntos de dados (os simulados e os reais) para validar o algoritmo desenvolvido. Assim como no caso de Boubezoul et al., os dados contêm as acelerações e velocidades de rotação do motociclista e da motocicleta.

Figura 39. Comparação entre os dados importados para análise (à esquerda) e os dados originais (à direita), dados e imagens retirados de Bellati et al.



Se analisarmos os gráficos de aceleração e velocidade de rotação obtidos dos dados de Cossalter et al., percebemos duas grandes diferenças em relação aos dados de Boubezoul et al. e dos dados de “casos extremos” levantados por nós. A primeira diferença, é que para Cossalter et al. a componente A_z chega à valores de aproximadamente 2G além de que o valor mínimo de $\|A\|$ é de 0,551 G, que é superior

aos valores medidos nos outros casos de queda livre. Existem duas possíveis explicações para a causa dessa diferença. A primeira propõe que, por serem dados obtidos durante uma competição de motovelocidade, as acelerações naturalmente vão apresentar amplitudes maiores. Já a outra explicação propõe que há um erro de escala dos dados. A segunda diferença, que é útil ao desenvolvimento do algoritmo, é que os dados de Cossalter et al. também contém o comportamento pós queda do motociclista, que apresenta variações de aceleração em Ax e Ay. (Tabela 09)

Tabela 09. Valores máximos, mínimos e médios para as variáveis medidas no acidente obtido do artigo de Cossalter et al. [13].

	 A 	Ax	Ay	Az	 W 	Wx	Wy	Wz
máx	2,843	1,436	2,313	1,804	5,798	2,115	4,438	3,799
mín	0,551	-1,405	-1,754	-2,013	0,505	-1,296	-0,281	-2,042
mean	1,468	0,508	0,235	-0,482	2,217	0,258	1,589	0,621

Outra característica notável, é a defasagem temporal entre o momento de zero G (queda livre) e o ponto máximo de velocidade angular. Em todos os acidentes avaliados por Boubezoul et al, ambos os pontos (mínimo de $||AG||$ e máximo de $||W||$) ocorrem simultaneamente.

Durante o trabalho serão utilizadas modificações dos dados de Cossalter et al., onde os valores de aceleração serão reduzidos para 70% e 50% dos valores originais, tal modificação faz com que as acelerações importadas estejam mais próximas daquelas e medidas, e das acelerações de Boubezoul et al. (Figuras 40-41)

Figura 40: Acelerações de Cossalter et al. corrigidas por 70% e 50%

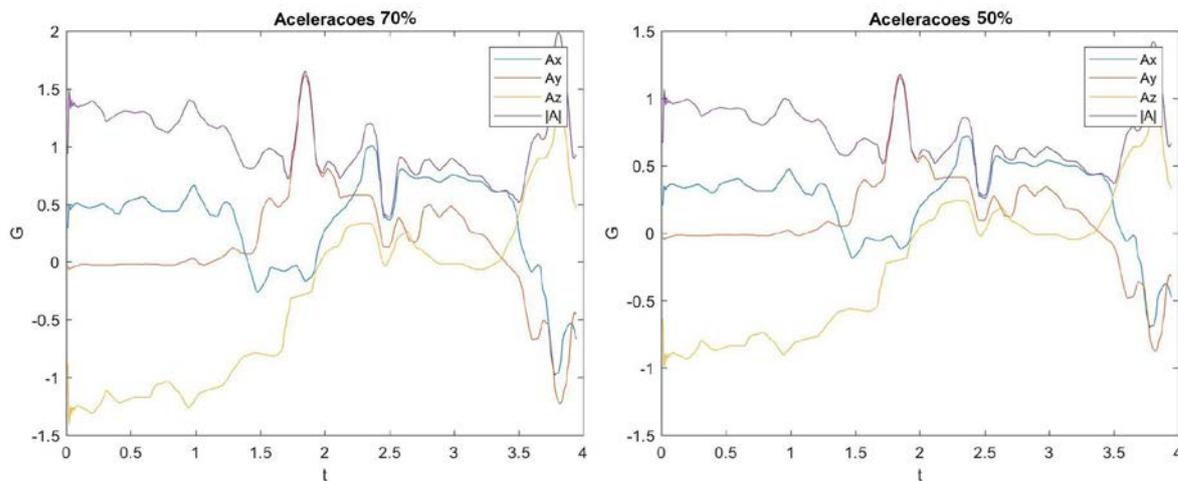
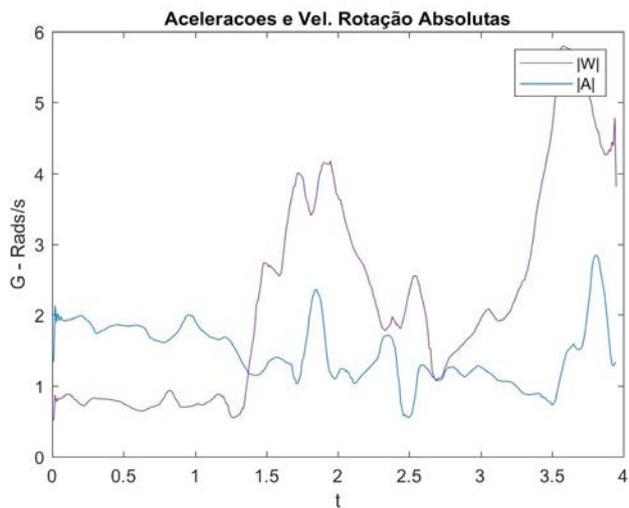


Figura 41 - Acelerações e Velocidade de Rotação absolutas, obtidas a partir dos dados de Cossalter et al.



5. SOLUÇÃO PROPOSTA

A partir dos dados levantados para casos de acidente e não-acidente, foram desenvolvidos e avaliados um conjunto de algoritmos, o objetivo foi entender o princípio de funcionamento de cada algoritmo, e como seria possível combiná-los para que o algoritmo final seja eficiente na detecção de todos os tipos de acidente, e não detecção de falsos positivos.

Cada algoritmo foi testado contra os conjuntos de dados descritos na seção “Levantamento de dados”, e posteriormente foram analisados seus pontos fortes e pontos. Além disso, durante esse estudo foi possível estabelecer os parâmetros de operação de cada algoritmo.

A partir desses estudos, propomos um algoritmo final, que engloba alguns dos princípios de funcionamento desenvolvidos anteriormente. Este algoritmo final foi então testado contra todo o conjunto de dados e validado.

5.1. ALGORITMOS AVALIADOS

A seguir serão listados os algoritmos avaliados junto de diagramas explicativos e comentários sobre os seus desempenhos. Os resultados da aplicação dos algoritmos sobre o conjunto de dados serão demonstrados e discutidos na seção seguinte.

5.1.1. Algoritmo 1 - Valor Limite de $||A||$

O primeiro algoritmo utiliza um limite imposto em $||A||$ para detectar o acidente. O conceito por trás do funcionamento deste algoritmo é que qualquer impacto sofrido pelo sensor resultará em um pico no valor medido, que pode ser detectado ao comparar a aceleração à um limite pré-definido.

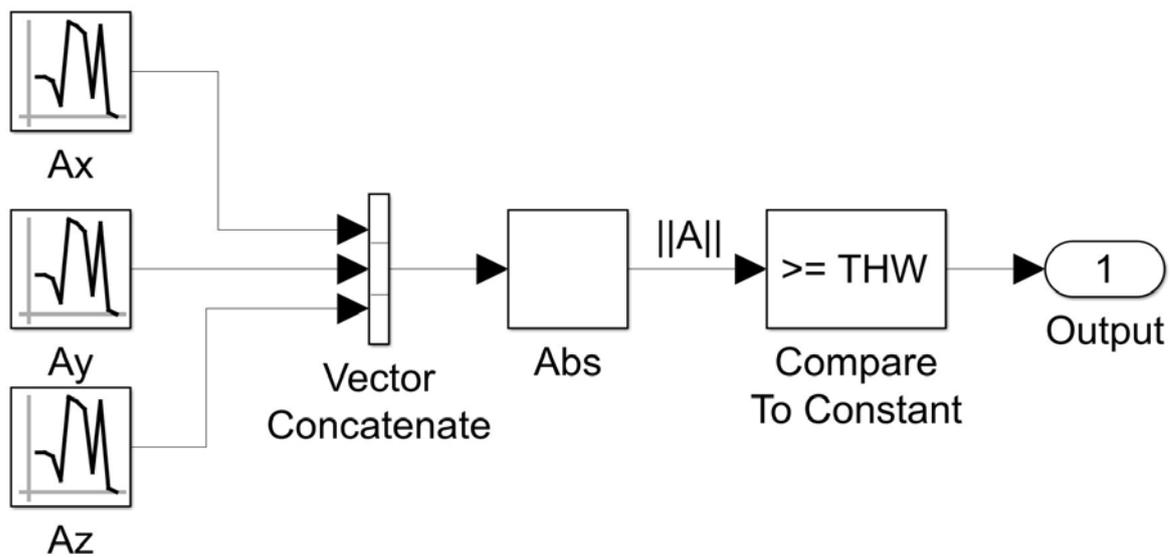
A desvantagem dessa abordagem é que as acelerações resultantes de frenagens bruscas, buracos e lombadas têm amplitude similar (e até superior) à amplitude das acelerações encontradas em alguns casos de acidente.

Uma solução encontrada para amenizar os picos de aceleração encontrados em não-acidentes foi o uso de um filtro de sinal, como por exemplo um passa-baixa, ou uma média móvel. Porém, quando esses filtros foram aplicados aos dados de acidente, o algoritmo deixou de detectá-los. Outra alternativa para reduzir o impacto dessas acelerações foi o uso de um integrador de sinal - tal solução será também explorada no algoritmo 5 e 6.

Vale notar que as acelerações utilizadas podem ou não ser corrigidas, isto é, subtraídas do vetor gravidade (caso o IMU utilizado ofereça opção). As acelerações não corrigidas serão chamadas de acelerações combinadas, denotadas por $||AG||$, e AG_x , AG_y e AG_z para os valores ortogonais.

Caso a amplitude do vetor $||AG||$ esteja muito abaixo de 1G, isso pode significar um momento de queda livre, ou seja, um acidente. No entanto vale comentar que estas acelerações também sofrem grande influência de buracos e lombadas.

Figura 42. Diagrama de blocos do Algoritmo 1

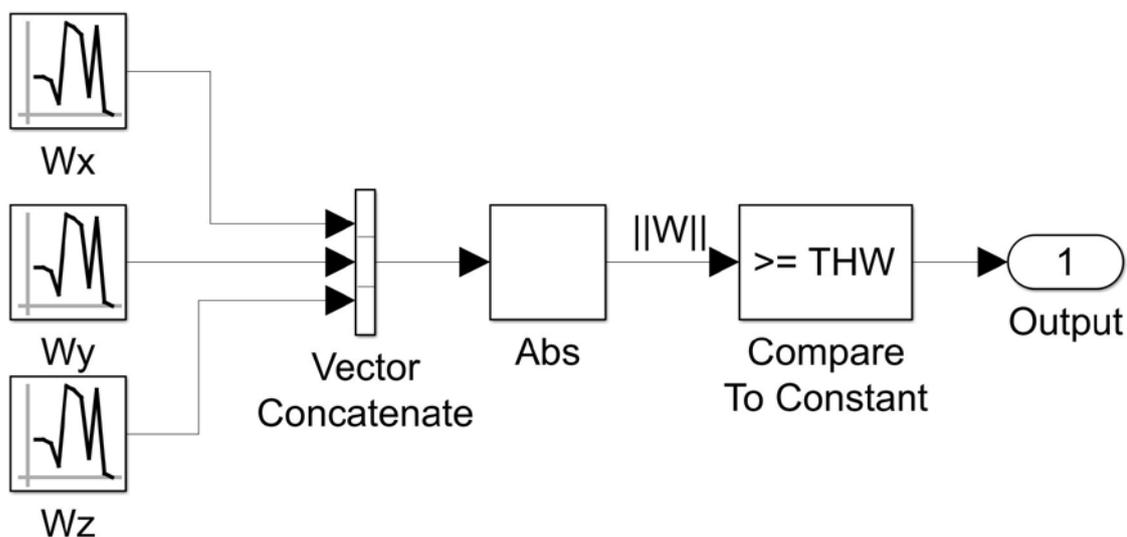


5.1.2. Algoritmo 2 - Valor Limite de $\|W\|$

O princípio de funcionamento deste algoritmo é similar àquele do algoritmo 1 e, assim como ele, encontra os mesmos obstáculos para seu funcionamento. Uma versão com integrador será estudada mais à frente no algoritmo 6.

Vale notar que os valores de velocidade de rotação obtidos apresentam menos ruído do que os valores de aceleração.

Figura 43. Diagrama de Blocos do Algoritmo 2

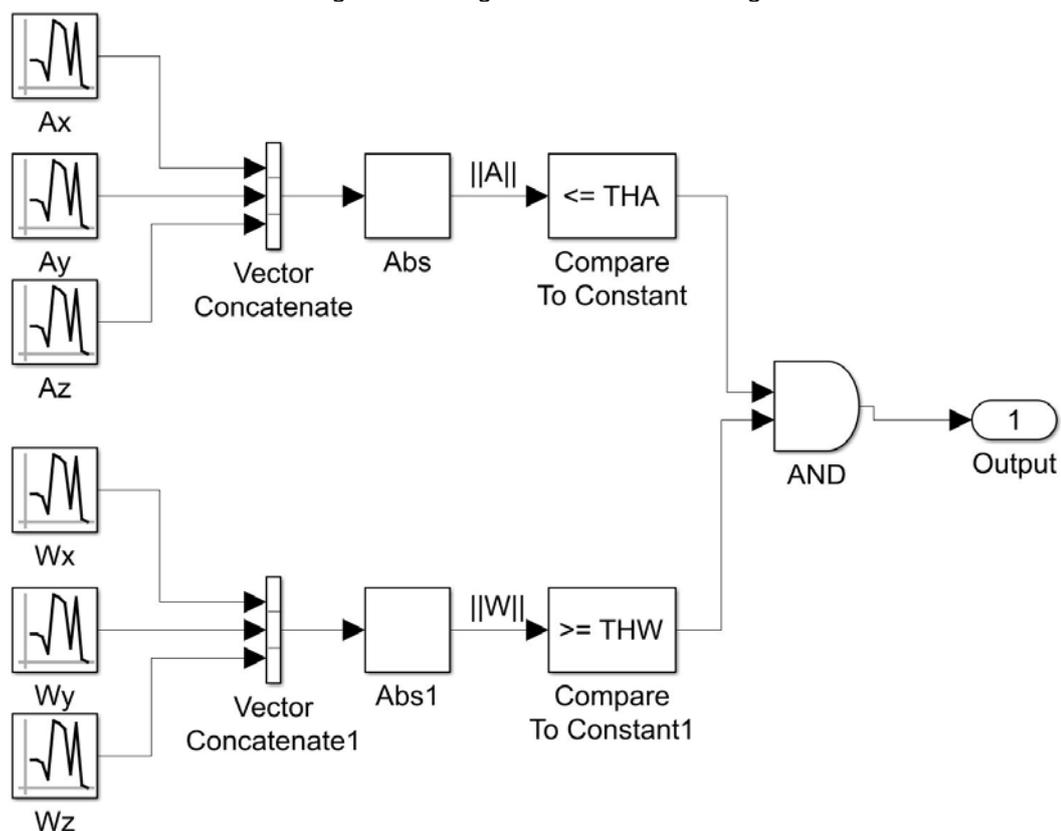


5.1.3. Algoritmo 3 - Valor Limite de $\|AG\|$ e $\|W\|$

Este algoritmo é uma implementação do algoritmo de Boubezoul et al., onde são avaliados simultaneamente os valores de $\|AG\|$ e $\|W\|$. O valor limite de $\|AG\|$ é um valor limite inferior que busca avaliar se ocorre um período de queda livre (norma das acelerações próxima de zero). O valor limite de $\|W\|$ é um valor limite superior, e pressupõe que no momento da queda as velocidades de rotação do corpo têm valores maiores do que àqueles encontrados em operação normal.

Quanto aos dados de acidentes, todos foram detectados por esse algoritmo, restando saber se, além de capaz de detectar acidentes, ele também é insensível aos falsos positivos.

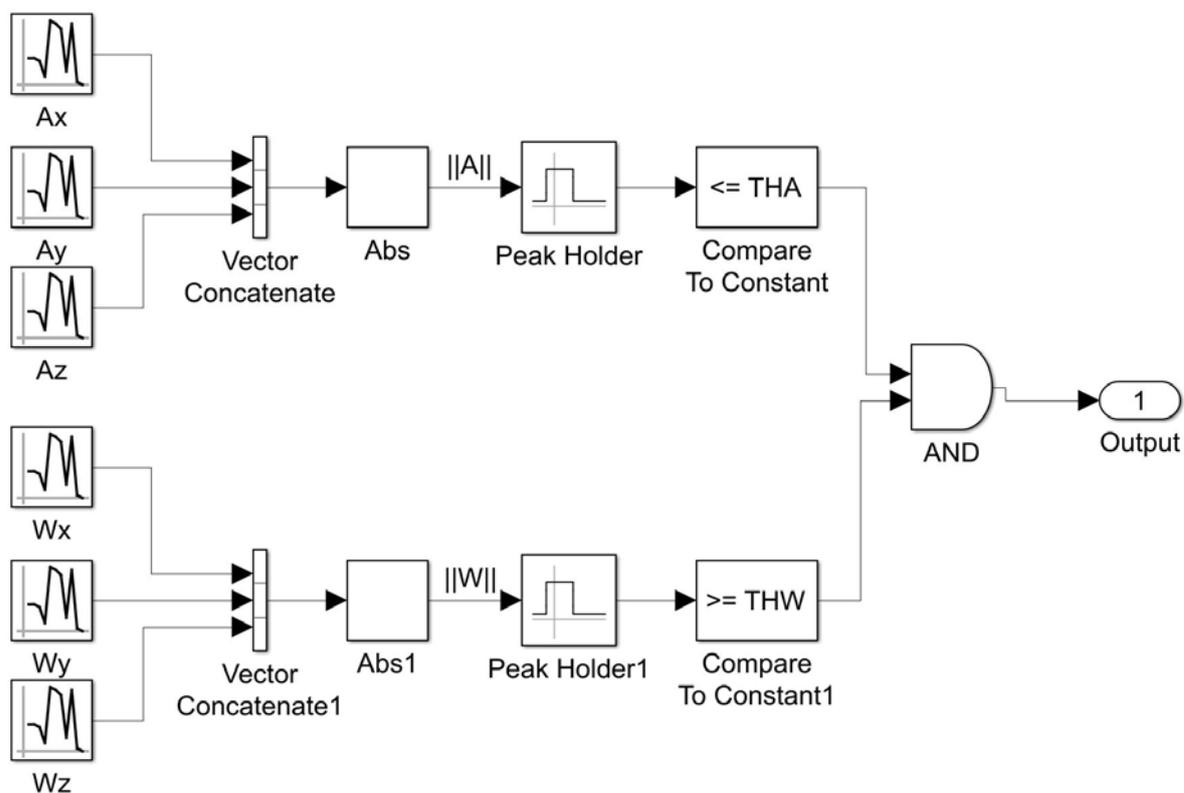
Figura 44. Diagrama de Blocos do Algoritmo 3



5.1.4. Algoritmo 4 - Valor Limite de $\|AG\|$ e $\|W\|$ em um Δt

Similar ao 3, este algoritmo avalia as amplitudes mínimas e máximas de $\|AG\|$ e $\|W\|$ em uma janela de tempo através de um *Peak-Holder*. Os valores máximos de $\|AG\|$ e $\|W\|$ durante um acidente ocorrem com uma pequena defasagem entre si, de forma que é possível que o algoritmo somente detecte uma superação de valor limite por vez, e não as duas simultaneamente, como é desejado.

Figura 45. Diagrama de Blocos do Algoritmo 4.



5.1.5. Algoritmo 5 - Valor Limite de $\|A\|$ e $\int A$ em Δt

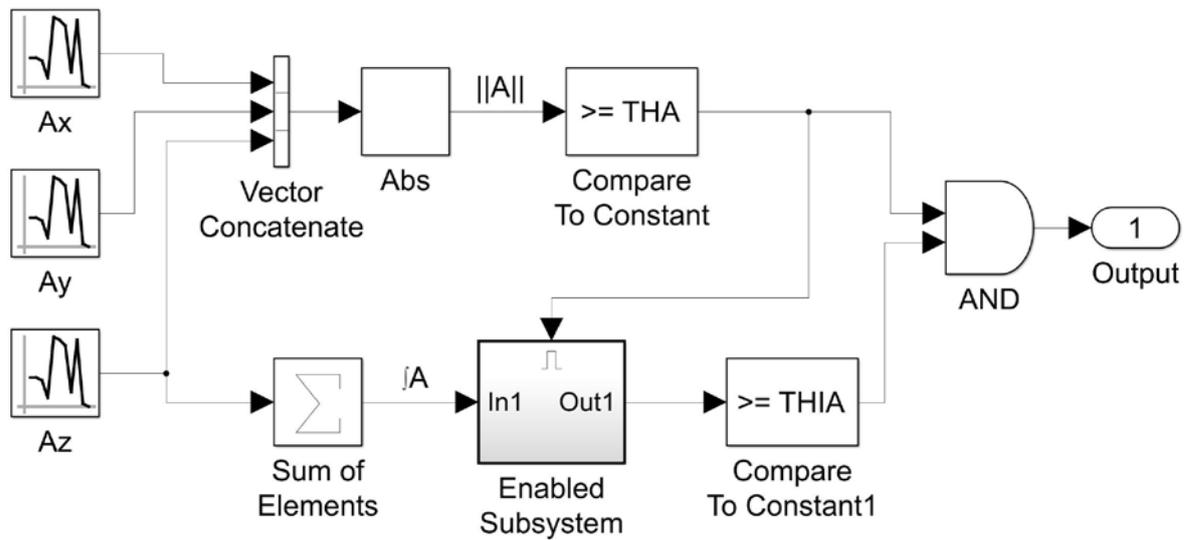
O algoritmo 5 implementa o conceito de integrador da aceleração ao funcionamento do algoritmo. A integral da aceleração é equivalente à variação absoluta da velocidade, assim sendo possível utilizá-la como parâmetro para detecção de um acidente.

A implementação do integrador só pode ser feita nas componentes ortogonais da aceleração (A_x , A_y e A_z), dado que a norma $\|A\|$ apresenta somente componente positiva, perdendo-se assim a possibilidade de se caracterizar o comportamento oscilatório do sinal. O integrador reduz o efeito do ruído de alta-frequência no sinal e, nos casos de frenagem e aceleração, é possível fazer uma aproximação grosseira da variação de velocidade ao integrar as componentes horizontais da aceleração (A_x e A_y). Buracos e lombadas resultam em movimentos oscilatórios de A_z com baixa frequência e maior amplitude. As componentes positivas e negativas da aceleração durante esses tipos de oscilações se anulam quando integradas e, conseqüentemente, a implementação de um integrador no algoritmo de detecção de acidentes pode torná-lo impérvio à buracos e lombadas, que por sua vez configuram-se como as condições mais difíceis de serem diferenciadas dos acidentes.

No entanto, a seleção dos pontos inicial e final de integração tem grande influência no resultado da integração. Caso a janela não seja grande o suficiente, os componentes positivos e negativos do sinal não se anulam, integrando somente um dos picos de aceleração (positivo ou negativo). Desta forma, quanto maior a duração do período de integração, menor a influência dos picos de aceleração no resultado final, tornando-se mais difícil a detecção do acidente bem como do não-acidente.

A implementação de filtros do tipo “passa-baixa” e “média-móvel” tem efeitos similares à implementação do integrador, que resulta na redução da influência das componentes mais rápidas do sistema. Por este motivo estes filtros não serão discutidos no trabalho.

Figura 46. Diagrama de Blocos do Algoritmo 5.



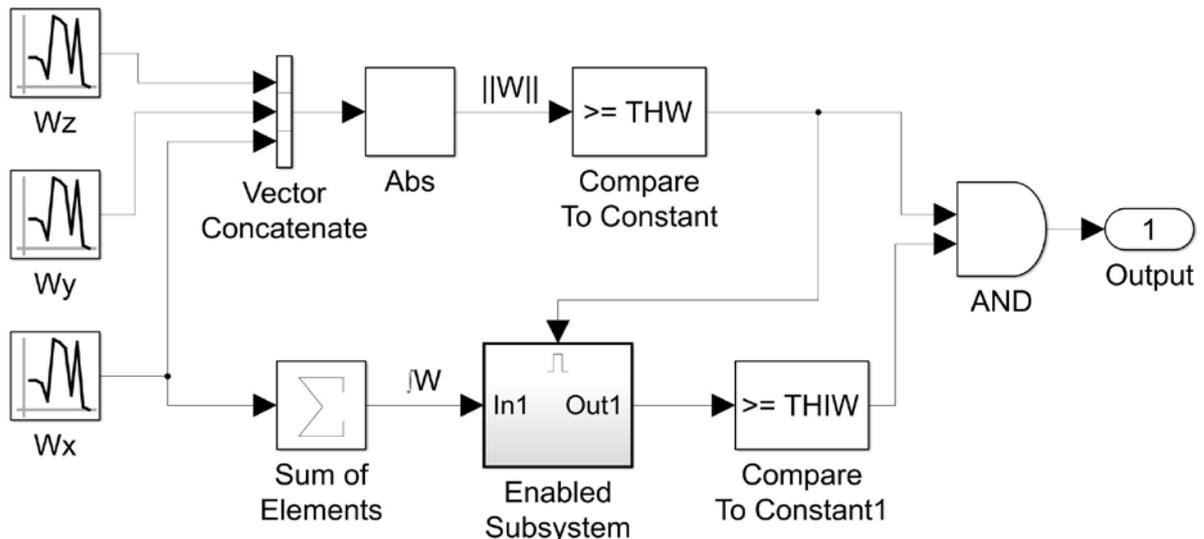
5.1.6. Algoritmo 6 - Valor Limite de $\|W\| + \int W$ em Δt

Assim como o algoritmo 5, o algoritmo 6 implementa a integração de sinais, com a diferença de que nesse caso ocorre a integração das velocidades de rotação, sendo o resultado dessa integração uma mudança de orientação medida em radianos.

Saber a variação da orientação pode ser uma ferramenta útil na detecção de acidentes, pois uma variação angular igual ou superior 90° possibilita indicar que o motociclista sofreu um provável acidente.

No entanto, para garantir que essa avaliação seja válida, é preciso que a medida de variação seja sempre feita a partir da posição vertical “normal”, ou que a orientação espacial seja medida constantemente de maneira livre de erros. Todavia, obter a orientação espacial através da integração das velocidades de rotação geralmente resulta em um erro em regime permanente (*drift*), sendo necessário implementar um conjunto adicional de algoritmos para lidar com esse erro. Alguns IMUs permitem obter os valores de orientação diretamente: nesse caso somente é necessário garantir que as medidas sejam feitas a partir do estado vertical.

Figura 47. Diagrama de Blocos do Algoritmo 6.



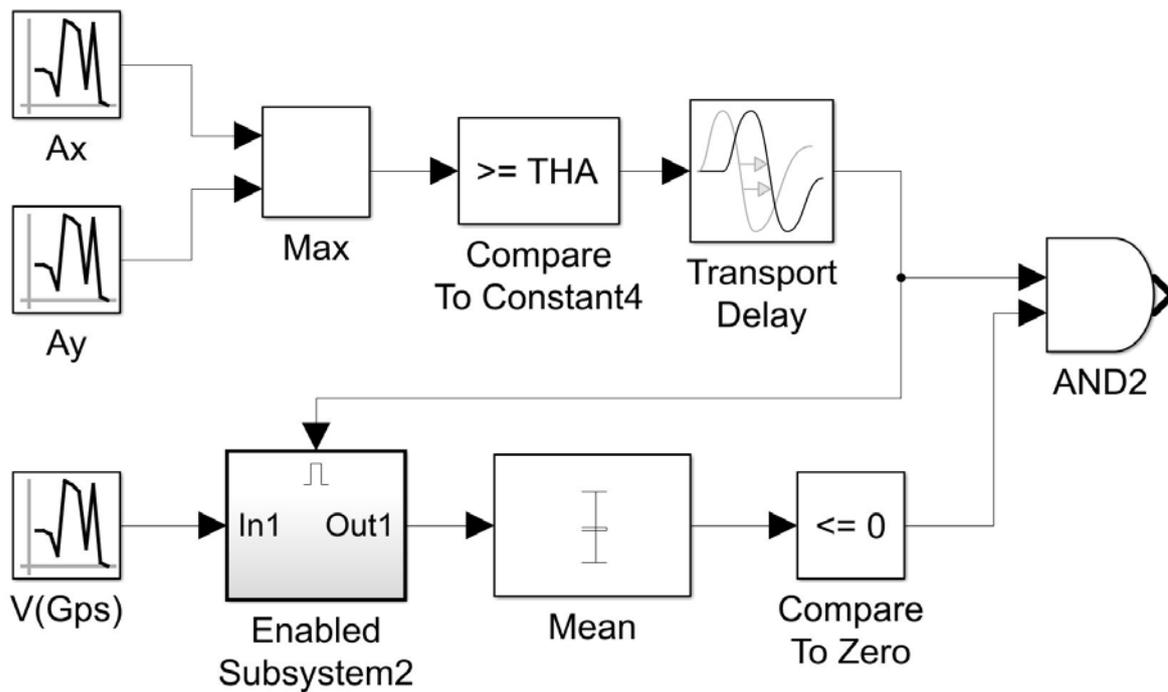
5.1.7. Algoritmo 7 - Valor Limite de $A_x \parallel A_y$ e $V = 0$ em Δt

A proposta aqui é detectar acidentes que envolvem a colisão entre um motociclista e um outro veículo. O algoritmo avalia somente as acelerações horizontais (A_x e A_y), em busca de um pico de aceleração maior do que o valor limite previamente estabelecido. Dado que as acelerações horizontais tendem a ter amplitudes máximas inferiores à aceleração vertical A_z , é possível estabelecer valores limites menores e assim ignorar todas as oscilações de grande amplitude em A_z que decorrem devido a buracos e lombadas. Para tanto, este algoritmo necessita que os eixos de medição x , y e z estejam orientados corretamente, o que requer o desenvolvimento de um outro algoritmo de orientação automática, ou a garantia de que os sensores sejam instalados em uma posição conhecida e pré-definida. O desenvolvimento de tal algoritmo será discutido na próxima sessão.

Outro elemento importante do funcionamento desse algoritmo é a avaliação da velocidade média obtida através de um sensor GPS. Caso o algoritmo detecte uma aceleração superior ao limite, avalia se a velocidade do veículo torna-se zero dentro de uma janela de tempo pré-determinada.

Vale pontuar que este algoritmo não é capaz de detectar os casos de lowside ou highside e, conseqüentemente, precisaria ser implementado em paralelo com algum outro algoritmo. Além disso, por depender de um conjunto de dados do IMU e GPS, precisaríamos fazer um estudo aplicado do algoritmo para a prevenção de falsos positivos.

Figura 48. Diagrama de Blocos do Algoritmo 7.



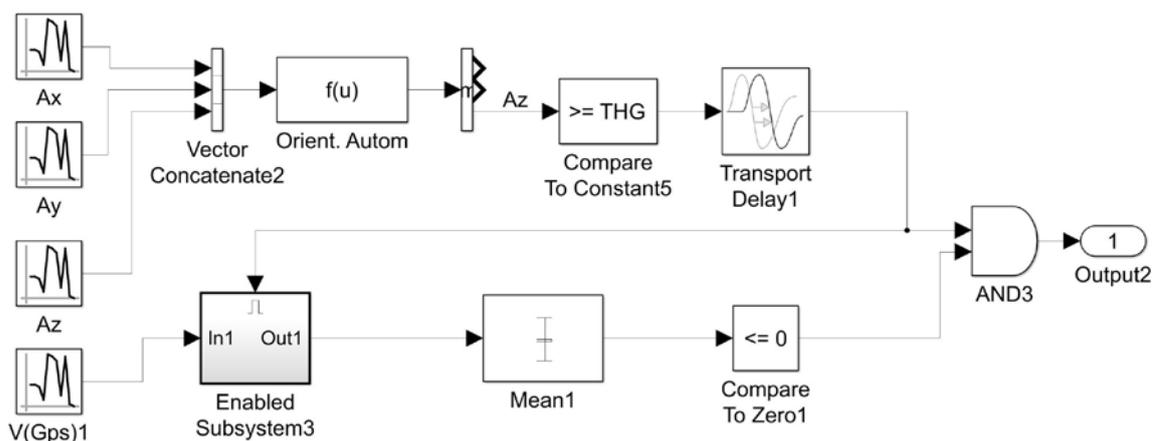
5.1.8. Algoritmo 8 - Orientação da Aceleração Vertical e $V = 0$

Assim como em 7, o algoritmo 8 funciona como um auxílio à outros algoritmos e como uma maneira de verificar a ocorrência do acidente a partir do comportamento pós-acidente do motociclista. Para isso, este algoritmo avalia se, após um primeiro sinal de detecção de acidente, o vetor de aceleração gravidade deixa de estar orientado junto a A_z , ou seja, A_z médio é inferior à 1 G, enquanto outra parte do algoritmo utiliza a medida de velocidade do GPS para verificar se houve uma parada.

Para se prevenir de falsos positivos nos casos em que o motociclista para rapidamente e desce da moto ou tira o capacete é necessário estabelecer um período de tempo máximo para avaliação dos limites, de forma que a duração deste período seja inferior ao tempo que o motociclista demora para parar, descer ou retirar o capacete. A partir da análise gráfica dos acidentes e de uma avaliação própria, estabeleceu-se que o tempo máximo está em torno de 1-2s, dependendo da margem de segurança desejada.

Para o funcionamento deste algoritmo é preciso que os eixos de medição estejam orientados corretamente, necessitando assim do algoritmo de orientação automático.

Figura 49. Diagrama de Blocos do Algoritmo 8.

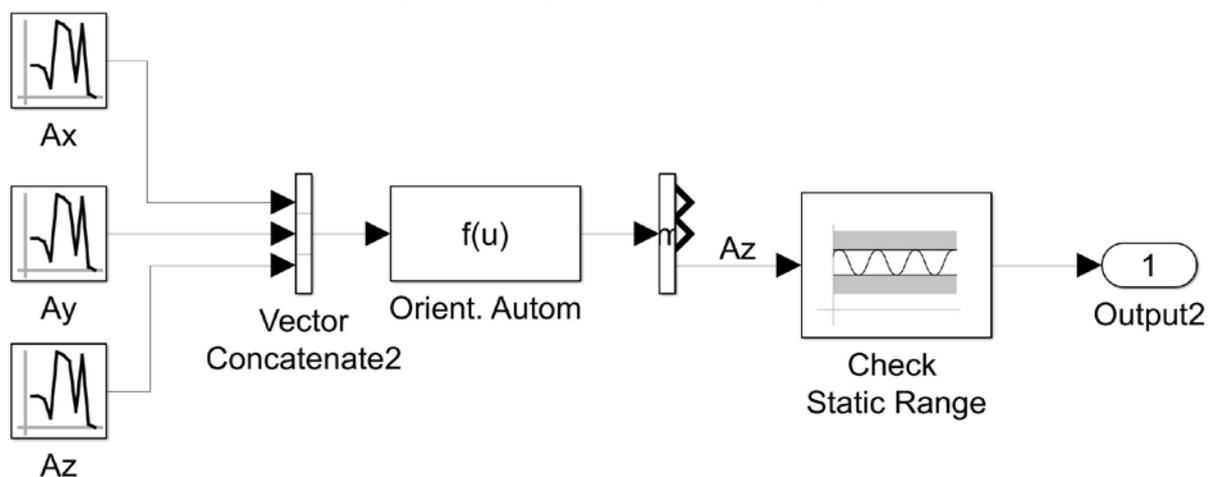


5.1.9. Algoritmo 9 - Período de Gravidade Nula

Este algoritmo avalia se a aceleração AG_z permanece dentro de uma amplitude de acelerações durante um período determinado de tempo com o intuito de detectar uma queda livre (ou zero G). Outra maneira de fazer essa detecção é verificar se $\|AG\|$ está abaixo de um valor limite durante um período de tempo.

A proposta de funcionamento deste algoritmo é similar àquelas dos algoritmos 3 e 4, com a diferença que a aceleração é avaliada por um período de tempo, e não somente por um valor instantâneo ou máximo.

Figura 50. Diagrama de Blocos do Algoritmo 9.



5.1.10. Algoritmo 10 - Limites de Energia e Estresse de Impacto.

O algoritmo 10 é uma implementação simplificada do algoritmo proposto por Savaresi et al. Aqui se procura medir duas variáveis que representam conceitos físicos: a variação de energia (EM), e o estresse de impacto (SM).

A EM é obtida através dos quadrados da variação de velocidade, que por sua vez é obtida através da integração das acelerações. Já o SM é obtido como a norma das acelerações horizontais A_x e A_y .

Outra característica do algoritmo é o fator D, dado por $A_z^2/(A_x^2 + A_y^2 + A_z^2)$, que é utilizado no cálculo dos valores limites de estresse de impacto (ST) e de variação de energia (ET) da seguinte maneira:

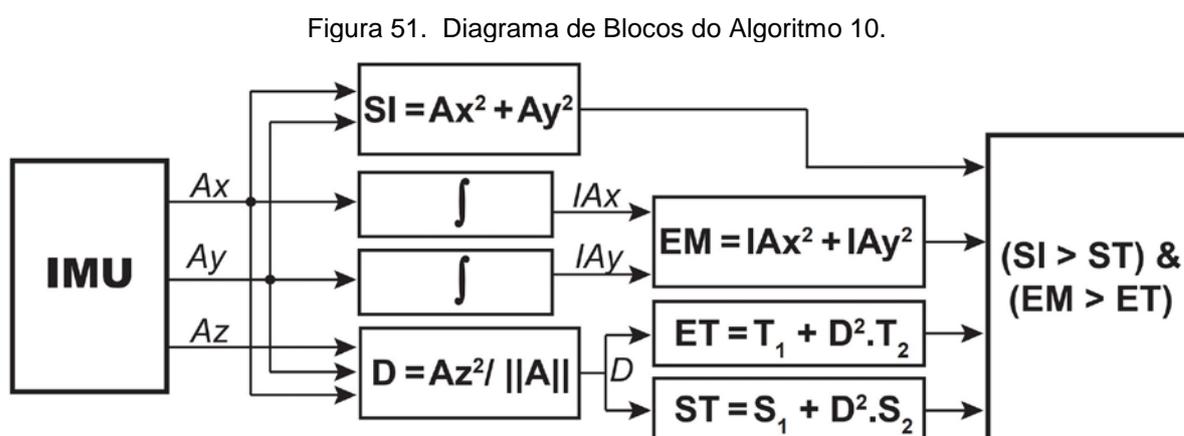
$$D = A_z^2 / (A_x^2 + A_y^2 + A_z^2)$$

$$ST = ST_1 + D^2 \cdot ST_2$$

$$ET = ET_1 + D^2 \cdot ET_2$$

Onde ST_1 , ST_2 , ET_1 e ET_2 são constantes encontradas empiricamente.

A utilização de D como um fator multiplicativo dos valores limites faz com que, em momentos de forte aceleração horizontal ou de zero G, D tenda a diminuir. Isso acaba resultando em um valor limite menor, fazendo com que a detecção de acidente se torne mais fácil.



5.2. ORIENTAÇÃO AUTOMÁTICA

Alguns algoritmos necessitam que as coordenadas de medição estejam coincidentes com a orientação de movimento da moto, isto é, com o eixo x no sentido longitudinal de movimento e o eixo z vertical (normal ao chão). Conseqüentemente, foi desenvolvido um algoritmo que produz uma matriz de rotação para obter os valores de aceleração nos sentidos desejados. Vale notar que alguma IMUs possuem a opção de obter diretamente um vetor gravidade, o que dá a orientação da gravidade referente aos eixos do acelerômetro.

No entanto, durante movimentos e rotações rápidas, a correção da gravidade feita pelo IMU pode ser incorreta, introduzindo um erro de medição. Por esse motivo é necessário desenvolver também um algoritmo de orientação que não influencie nos valores durante um acidente.

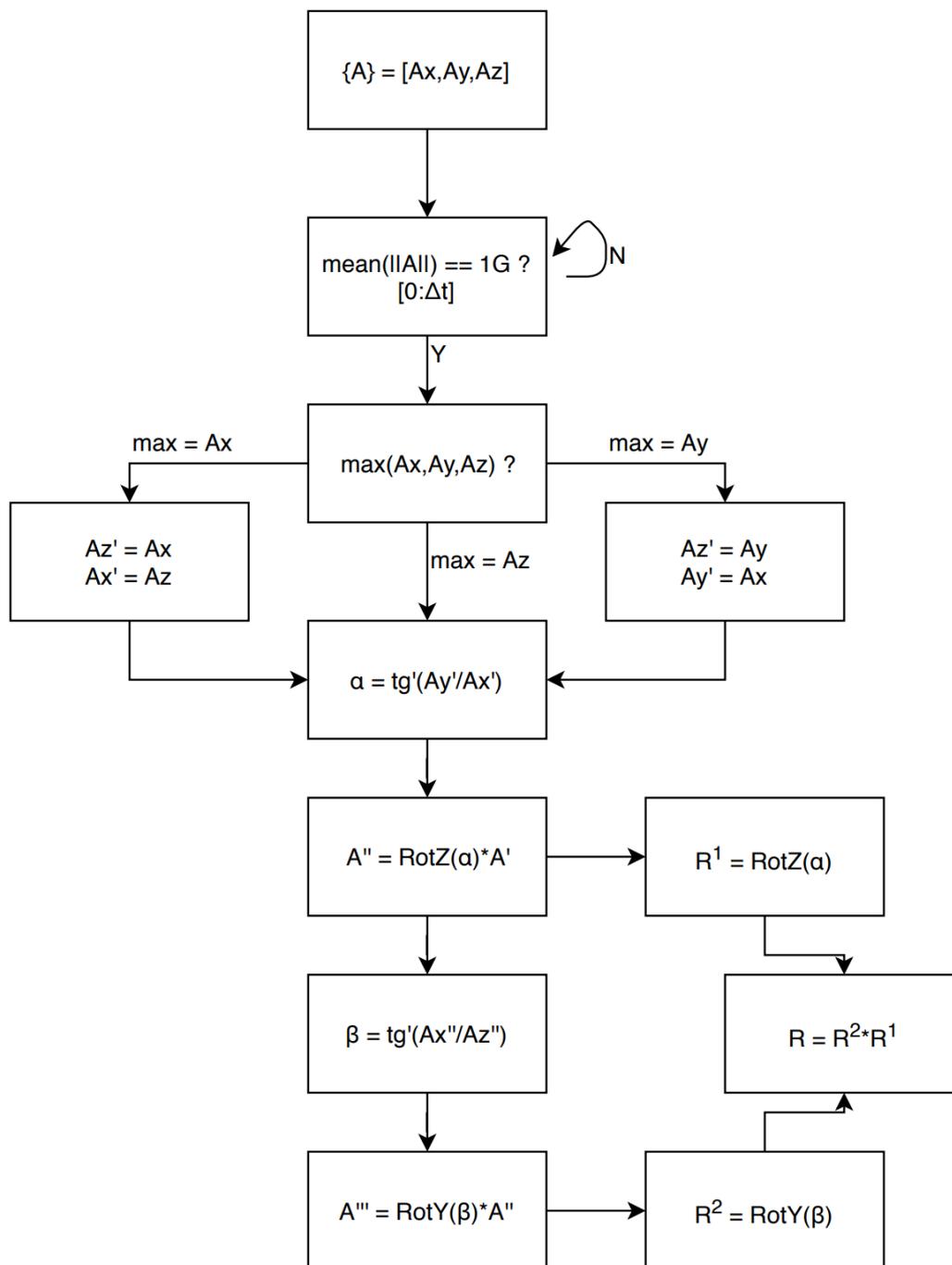
O algoritmo funciona da seguinte maneira (Figura 52)

- A. Obtém-se um média da norma das acelerações. Se esta média é suficientemente próxima de 1G, assume-se que os valores tiveram poucas perturbações e que a medição está próxima de um estado estável.
- B. Avalia-se então qual dos eixos possui a maior componente da gravidade. Este eixo será orientado como o eixo Z, obtendo-se uma nova matriz, **A'**.
- C. Projeta-se o vetor de acelerações no plano XY, calculando o ângulo α da projeção com o eixo X.
- D. Obtém-se a matriz de rotação **R¹**, que é uma rotação de α graus em torno de Z. Multiplicando-se **A'** por **R¹**, obtém-se **A''**.
- E. Calculamos o ângulo β , que é o ângulo entre o vetor **A''** e o eixo Z. Em seguida obtemos a matriz de rotação **R²**, que é uma rotação de β graus em torno de Y.
- F. A matriz de rotação é **R**, dada por **R²*R¹**. Para se obter as acelerações reorientadas, basta apenas multiplicar **A'** por **R**.

O algoritmo não realiza a orientação dos eixos horizontais, dado que apenas o algoritmo 8 necessita de tal característica. Conseqüentemente, a orientação dos

dados no plano horizontal foi feita manualmente ao se avaliar o desempenho do algoritmo 8.

Figura 52. Diagrama de Estados do Algoritmo de Orientação Automático



5.3. RESULTADOS DOS ALGORITMOS PROPOSTOS

5.3.1. Algoritmo 1 - Resultados

Comparou-se os valores de limite de aceleração necessários para a detecção de acidentes nos casos extremos (de não acidente), e nos casos de acidente. (Tabelas 10-11)

Tabela 10 - Valores limites de aceleração máximos para não detecção de falsos positivos.

	 AG - máx	 AG - mín	Ax	Ay	Az
0-100 km/h	1,729	0,322	0,227	0,563	0,746
120 -0 km/h	1,726	0,713	0,202	1,167	0,535
Curva	1,643	0,667	0,846	0,429	0,444
Lombada	3,823	0,100	0,783	0,235	2,807
Lombada - M10	2,715	0,250	0,490	0,089	1,711

Tabela 11. Valores limites de aceleração mínimos para detecção de acidentes.

	 AG - máx	 AG - mín	Ax	Ay	Az
Caso A	2,337	0,037	0,068	0,985	1,604
Caso B	3,070	0,035	0,066	1,939	2,178
Caso C	1,517	0,047	0,063	0,711	1,388
Caso D	2,897	0,028	0,054	1,455	2,045
Cossalter	2,843	0,551	1,436	2,313	1,804
Caso C - M10	1,211	0,062	0,019	0,079	1,159
Cossalt. - M10	2,653	0,615	1,403	2,168	1,709

O valor da máxima aceleração encontrada no caso de uma lombada é superior ao das acelerações encontradas nos casos de acidente. Avaliando o comportamento dinâmico do caso, percebeu-se que tais amplitudes de aceleração são encontradas durante pequenos períodos de tempo (até 100ms). Implementamos um filtro passa-baixa de 10 Hz no sinal para avaliar se era possível eliminar tais valores. O resultado foi uma diminuição da máxima norma do caso de lombada para aproximadamente 3 G, um valor próximo aos dos casos de acidente. Também se implementou um filtro

passa-baixa nos dados dos acidentes C e de Cossalter, o que resultou em detecções de acidentes ainda menos sensíveis que as antes da aplicação do filtro.

Outra discrepância ocorre nos valores de A_x entre os casos de acidente de Boubezoul et al. e o resto dos dados, além também da diferença encontrada nos valores de acidente de Cossalter et al., que possuem amplitudes de A_x e A_y maiores do que às encontradas em todos os outros casos.

5.3.2. Algoritmo 2 - Resultados

A seguir será apresentada uma tabela comparando os valores limites de velocidade de rotação necessários para a detecção de acidentes nos casos extremos (de não acidente), e nos casos de acidente.

Tabela 12. Valores limites de velocidade rotação máximos para não detecção de falsos positivos.

	 W 	Wx	Wy	Wz
0-100 km/h	1,423	0,938	0,944	0,832
120 -0 km/h	0,661	0,522	0,493	0,310
Curva	1,643	0,846	0,429	0,444
Lombada	2,522	0,714	2,502	0,187
Lombada - M10	1,942	0,318	1,922	0,098

Tabela 13. Valores limites de velocidade rotação mínimos para detecção de acidentes.

	 W 	Wx	Wy	Wz
Caso A	2,681	2,126	1,119	1,017
Caso B	3,084	1,649	-0,083	1,870
Caso C	3,531	1,656	2,597	2,715
Caso D	3,267	1,874	-0,047	2,020
Cossalter	5,798	2,115	4,438	3,799
Caso A - M10	2,108	1,173	0,048	0,593
Cossalt. - M10	5,748	2,043	4,351	3,712

De forma similar ao algoritmo 1, o caso de maior dificuldade foi a discriminação da lombada: mesmo após a aplicação de um filtro passa-baixa de 10 Hz não foi possível se definir um valor limite que detecte apenas os acidentes baseado nas velocidades de rotação.

5.3.3. Algoritmo 3 - Resultados

Os valores limites propostos por Boubezoul et al. em seu artigo foram de $\|AG\|$ máximo = 0.5G, e $\|W\|$ mínimo = 2 Rad/s. Utilizando esses parâmetros no algoritmo, foi possível verificar que o algoritmo é insensível a falsos positivos para os casos extremos de frenagem, aceleração e curva.

Apenas no caso da lombada o algoritmo resultou em falsos positivos, sendo necessário aumentar o limite de $\|W\|$ p/ 3 Rad/s. (Tabela 14)

Tabela 14. Resultado do Algoritmo 3 para os casos de acidente.

	Detec?	Dif. Faltante
Caso A	não	0.5 Rad/s
Caso B	não	0.5 Rad/s
Caso C	sim	-
Caso D	sim	-
Cossalter	não	0.25 G ou 0.5 Rad/s
Cossalt. 70%	sim	-

Aplicando os novos parâmetros de $\|AG\|_{\text{máx}} = 0.5G$ e $\|W\|_{\text{min}} = 2.5 \text{ Rad/s}$, o algoritmo deixa de detectar os casos extremos de lombada, porém se analisarmos o desempenho graficamente, fica claro que o funcionamento do algoritmo com estes valores limites tem uma pequena margem de segurança para detecção e não-deteção de falsos positivos. (Figuras 53-54)

Figura 53. Desempenho do Algoritmo 3 com parâmetros de $\|AG\|_{\text{máx}} = 0.5G$ e $\|W\|_{\text{min}} = 2.5 \text{ Rad/s}$ em um caso de lombada.

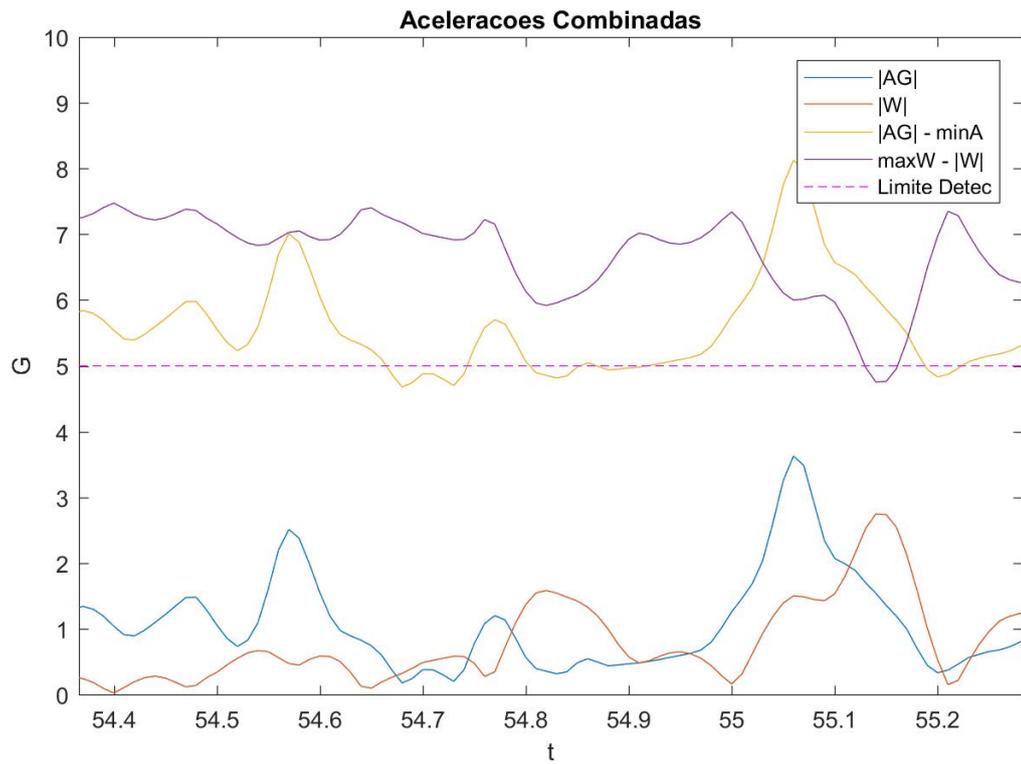
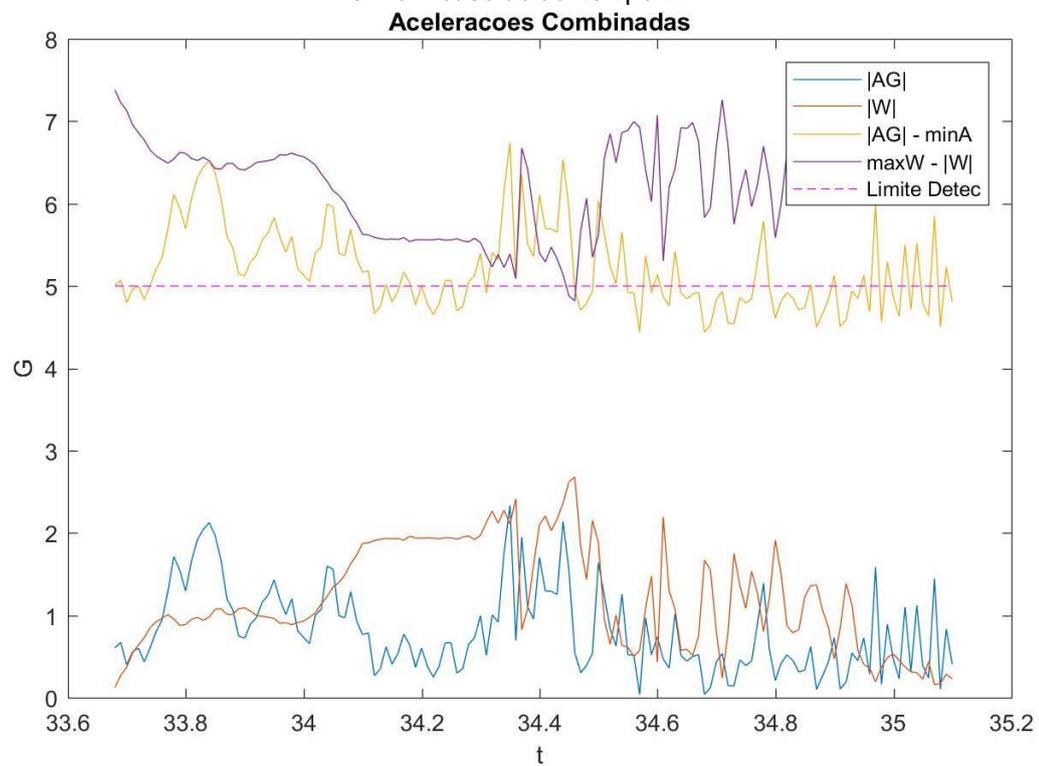


Figura 54. Desempenho do Algoritmo 3 com parâmetros de $\|AG\|_{\text{máx}} = 0.5G$ e $\|W\|_{\text{min}} = 2.5 \text{ Rad/s}$ em um caso acidente tipo B.



5.3.4. Algoritmo 4 - Resultados

Ao analisar os resultados gráficos do Algoritmo 3, percebeu-se que os picos de aceleração e velocidade de rotação podem ocorrer com pequenas defasagens, de forma que, se fossem avaliados dentro de uma janela temporal, seria possível aumentar os valores limites.

O algoritmo funciona baseado em três parâmetros: a duração do período de avaliação Δt , o máximo valor de $\|AG\|$ e o mínimo valor de $\|W\|$. Assim, decidiu-se por estabelecer valores de $\|AG\|_{\text{máx}}$ e Δt , e avaliar qual seria o $\|W\|_{\text{min}}$ necessário para detecção do acidente.

Tabela 15. Máximos valores limite de $\|W\|$ para não detecção de acidente do Algoritmo 4 usando os parâmetros $\|AG\|_{\text{máx}}$ e Δt indicados na tabela para o caso de aceleração

$\ AG\ _{\text{máx}}/\Delta t$	0.05s	0.10s	0.15s	0.20s	0.25s	0.50s
0.6 G	1,423	1,423	1,423	1,423	1,423	1,423
0.5 G	1,423	1,423	1,423	1,423	1,423	1,423
0.4 G	1,423	1,423	1,423	1,423	1,423	1,423
0.3 G	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
0.2 G	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000

Tabela 16. Máximos valores limite de $\|W\|$ para não detecção de acidente do Algoritmo 4 usando os parâmetros $\|AG\|_{\text{máx}}$ e Δt indicados na tabela para o caso de lombada

$\ AG\ _{\text{máx}}/\Delta t$	0.05s	0.10s	0.15s	0.20s	0.25s	0.50s
0.6 G	2,522	2,522	2,522	2,522	2,522	2,522
0.5 G	2,522	2,522	2,522	2,522	2,522	2,522
0.4 G	2,522	2,522	2,522	2,522	2,522	2,522
0.3 G	2,522	2,522	2,522	2,522	2,522	2,522
0.2 G	1,089	1,451	2,522	2,522	2,522	2,522

Analisando os resultados obtidos, chegamos a conclusão que a avaliação dos parâmetros de $\|AG\|$ e $\|W\|$ em uma janela de tempo só é válida para pequenos valores de $\|AG\|_{\text{máx}}$. Caso contrário, o fator limitante para detecção do acidente se torna o $\|W\|_{\text{min}}$.

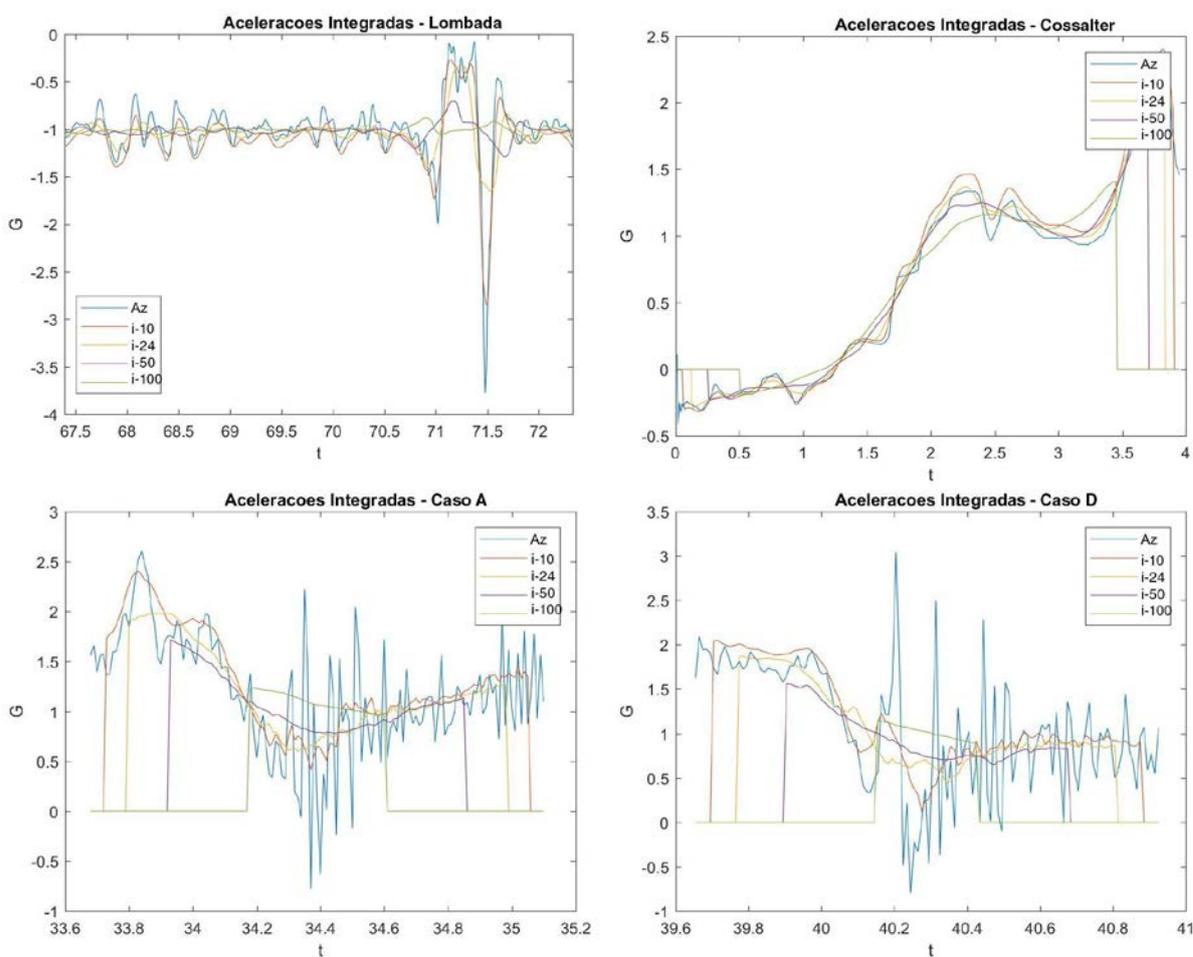
Para um valor de $\|AG\|_{\text{máx}}$ de 0.2G, é possível diferenciar a lombada dos casos de acidente de Boubezoul et al, mas não de Cossalter et al. (mesmo quando ajustado para 50%). Todavia, aumentando $\|AG\|_{\text{máx}}$ para 0.35G, $\|W\|_{\text{min}}$ de 2.55 Rad/s e para um período de avaliação superior a 0.15s é possível fazer a diferenciação entre a lombada e os casos de acidente de Boubezoul et al e Cossalter 50%, muito embora as margens de segurança se tornem muito pequenas.

5.3.5. Algoritmo 5 - Resultados

Como observado nas análises anteriores, as acelerações medidas no eixo Z apresentam as maiores oscilações, por isso a análise de integração será feita sobre a integração de A_z .

O Resultado da integração apenas atenuou o formato do sinal, de forma que não foi possível encontrar uma maneira de utilizar o integrador para detectar acidente. A seguir serão apresentados os resultados das integrações com diferentes intervalos de integração.

Figura 55. Gráficos das Integrações de A_z p/ Δt de 0.1, 0.24, 0.5 e 1s para os seguintes casos: Lombada, Cossalter, Caso A e Caso D.



5.3.6. Algoritmo 6 - Resultados

A aplicação de integral do algoritmo 6 resultou na obtenção dos valores da orientação espacial em Ângulos de Euler. A orientação espacial do motociclista pode ser usada para avaliar se o motociclista está ou não dentro de um intervalo de valores que representam a operação normal.

Como descrito anteriormente, a integração das velocidades de rotação resulta em um erro em regime e, para eliminar a influência deste erro, as integrações foram calculadas apenas na janela de tempo dos casos de acidentes, pois desta forma, este erro se torna pequeno comparado às variações reais de orientação medidas.

Figura 56. Resultados da Integração das Velocidade de Rotação para os casos extremos de aceleração e frenagem

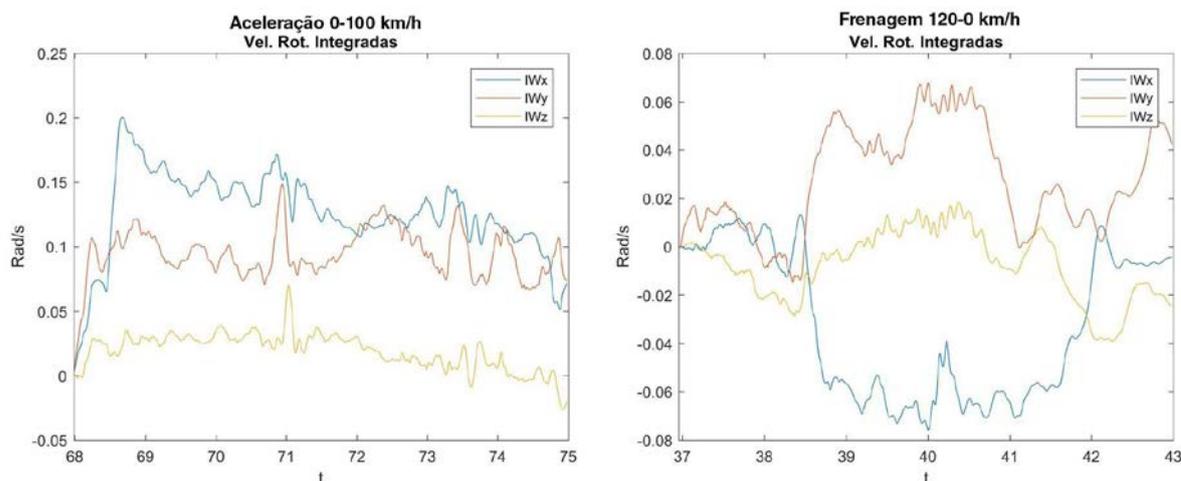


Figura 57. Resultados da Integração das Velocidade de Rotação para o caso extremo de curva de alta inclinação medida através do torso

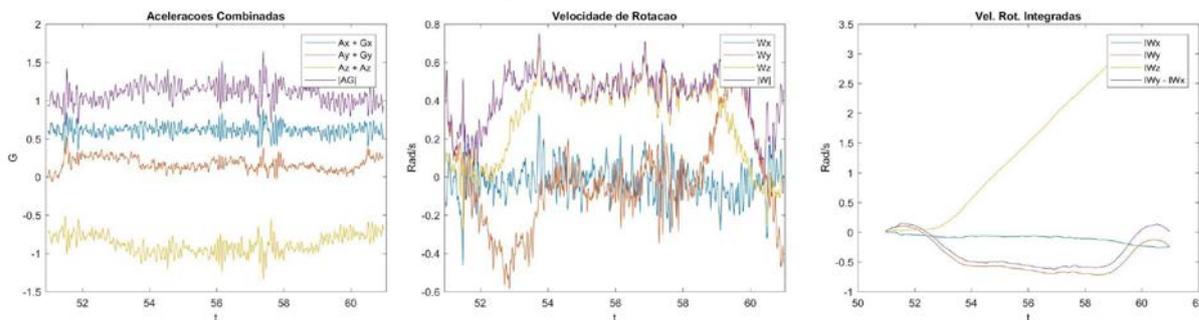


Figura 58. Resultados da Integração das Velocidade de Rotação para o caso extremo de curva de alta inclinação medida através do capacete

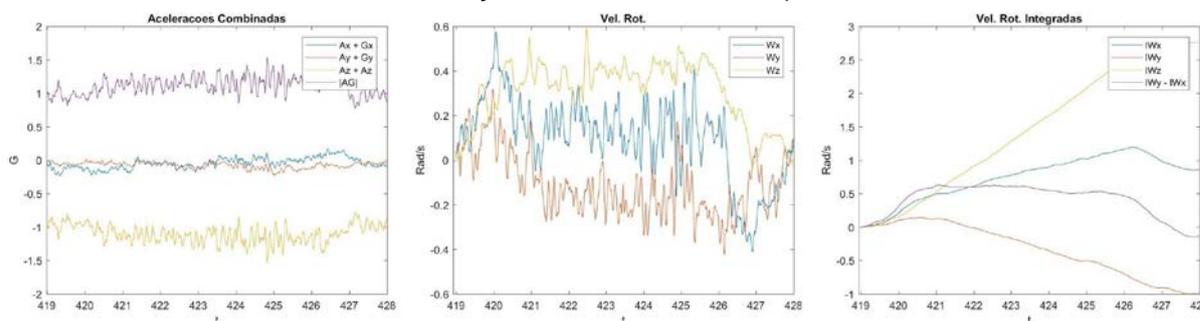
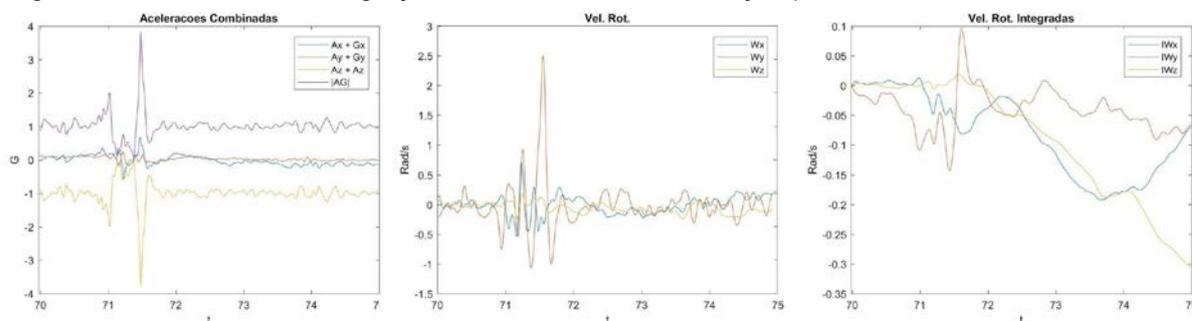


Figura 59. Resultados da Integração das velocidades de Rotação para o caso extremo de lombada.



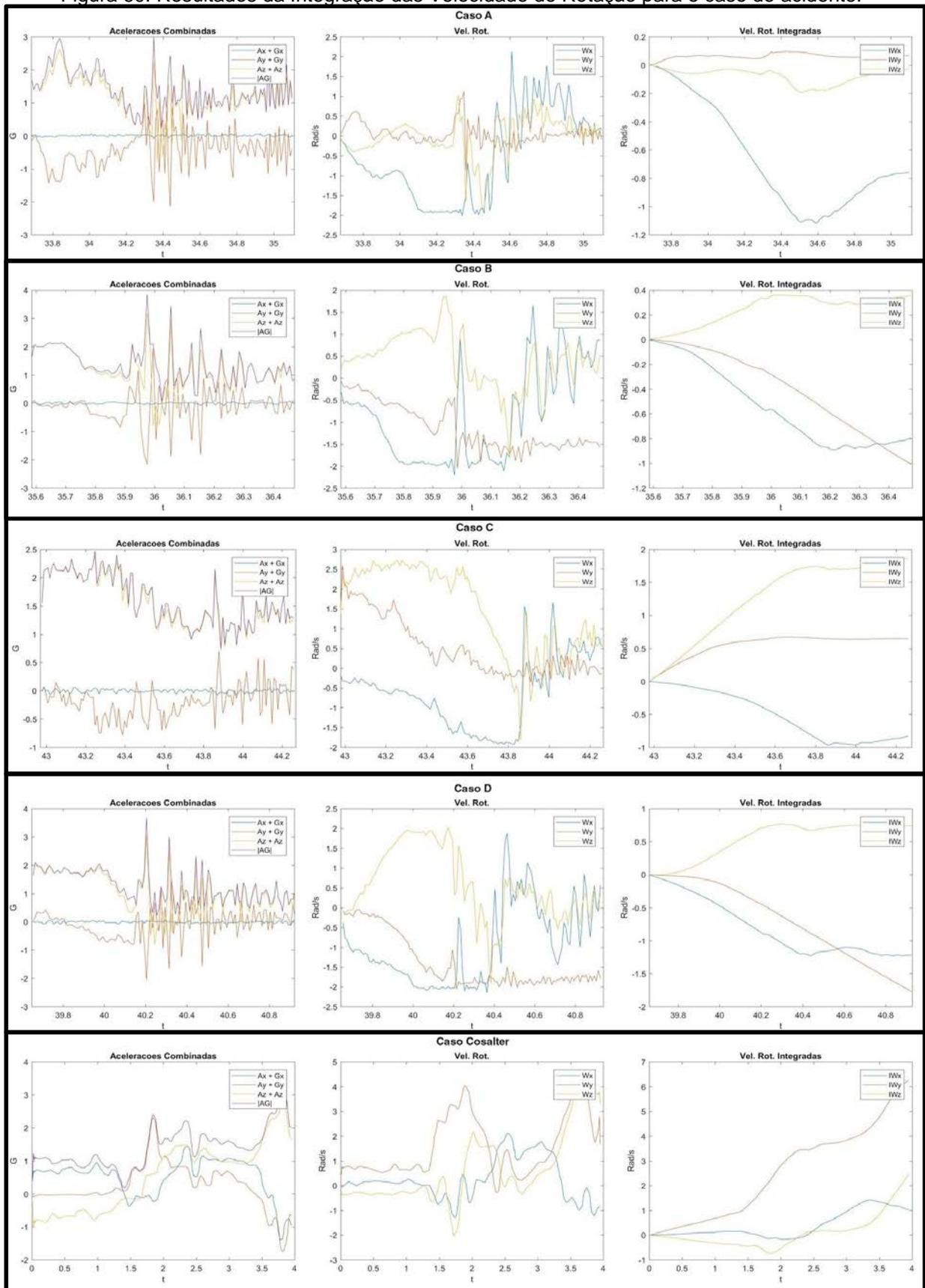
Analisando-se os resultados, percebemos que para todos os casos, o valor da integral de W_x e W_y , retorna a zero após a dinâmica do movimento (Figuras 16-19). Nota-se que devido a um pequeno desalinhamento entre o eixo X do sensor, e o eixo X de do veículo, ocorre um pequeno erro de integração, que tem componentes em IW_x e IW_y . Se calcularmos uma variação absoluta IWh , dada por:

$$\int Wh = || (||\int W_x|| - ||\int W_y||) ||$$

Obtemos um valor que anula esse erro, resultando em zero após o movimento. Já o resultado da integral de W_z não se anula pois é representante da orientação de viagem da motocicleta, que por sua vez muda quando se faz uma curva.

A seguir serão discutidos os resultados para os casos de acidente. Em todos os casos ocorreu uma grande variação no resultado da integração de W_x e W_y , mostrando que de fato é possível obter a mudança de orientação através da integração. (Figura 60) No entanto, os dados de acidente apresentam duração muito pequena, de forma que não é possível ter certeza de que os resultados das integrais deixariam de se anular se a avaliação dos mesmos fosse mais longa.

Figura 60. Resultados da Integração das Velocidade de Rotação para o caso de acidente.



5.3.7. Algoritmo 7 - Resultados

O algoritmo 7 foi desenvolvido para detectar impactos com outros veículos. Consequentemente, não foi possível utilizá-lo para a detecção dos acidentes descritos no “Levantamento de dados”. Observa-se que não há nenhuma clara diferença em nenhuma das medidas entre os casos de acidente e não acidente. (Tabela 23-24)

Tabela 23 - Valores limites de aceleração horizontais máximas para não detecção de falsos positivos.

	Ax	Ay	 Ah
0-100 km/h	0,227	0,563	0,607
120 -0 km/h	0,202	1,167	1,184
Curva	0,846	0,429	0,949
Lombada	1,001	0,549	1,142
Lombada - M10	2,993	0,455	3,027

Tabela 24 - Valores limites de acelerações mínimas para detecção de acidentes

	Ax	Ay	 Ah
Caso A	0,068	0,985	0,987
Caso B	0,066	1,939	1,940
Caso C	0,063	0,711	0,714
Caso D	0,054	1,455	1,456
Cossalter	1,436	2,313	2,723
Caso C - M10	0,0196	0,079	0,081
Cossalt. - M10	1,403	2,168	2,582

5.3.8. Algoritmo 8 - Resultados

O algoritmo 8 baseia-se na análise do comportamento dinâmico pós-queda, avaliando se ocorre uma mudança de orientação junto de uma diminuição na velocidade GPS. Somente os dados de Cossalter et al. podem ser analisados para validação deste algoritmo (os dados de Boubezoul et al. consistem no período do momento do início da queda até o contato com o chão). No entanto, não é possível garantir o funcionamento do algoritmo, dado que a norma das acelerações $\|A\|$ não se aproxima de 1 G, indicando que o movimento não parou completamente. (Figuras 61-62)

Figura 61. Gráfico de Acelerações e de $\|A\|$ em coordenadas polares para o caso de acidente de Cossalter et al.

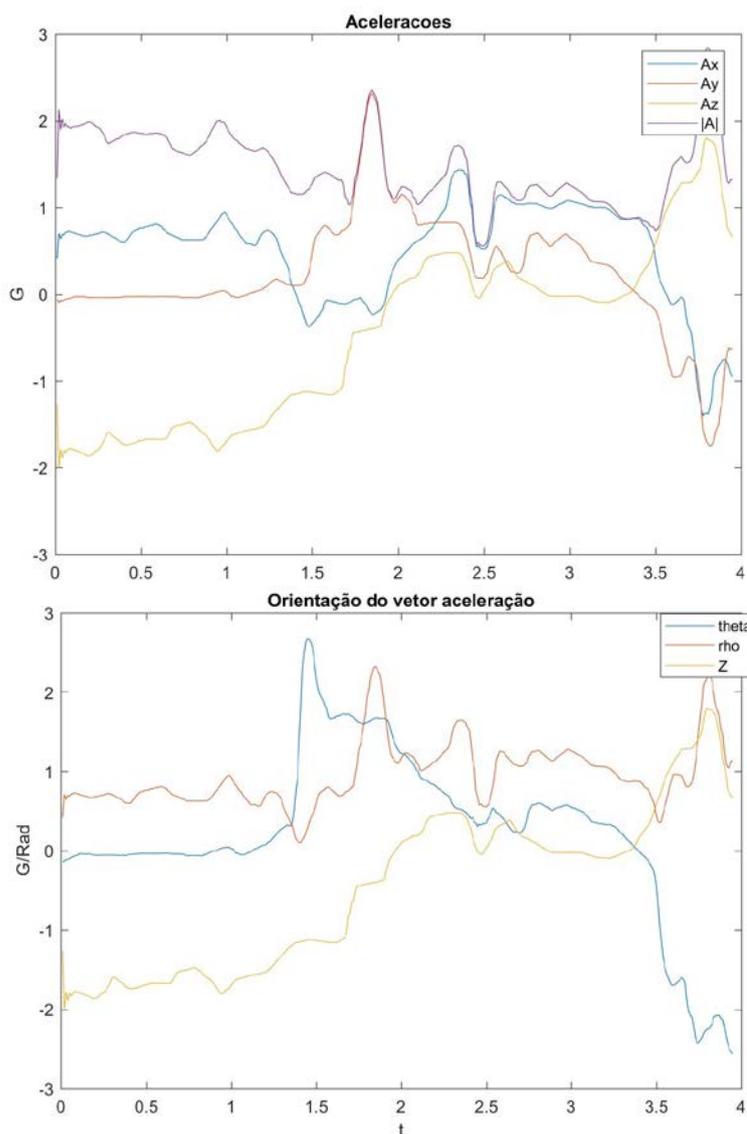
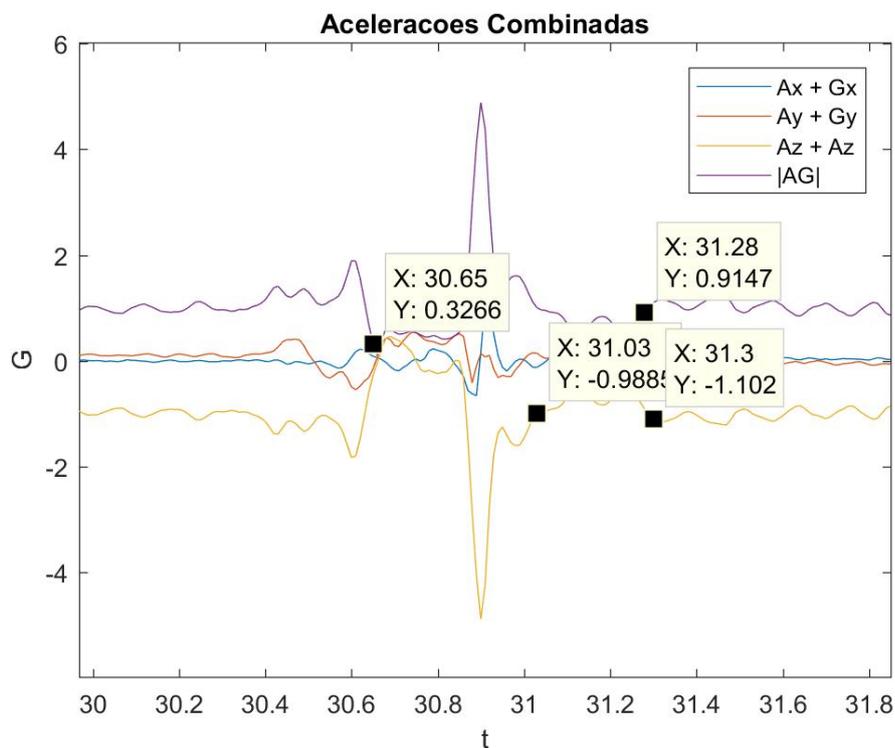


Figura 62. Gráfico de Acelerações para caso de lombada.



Para o caso de não detecção de acidentes, analisando um caso de lombada e supondo que a primeira parte da detecção envolveria $||AG||$ inferior à 0.5 G, o tempo para que as acelerações medidas voltem à um valor padrão estável ($AG_z = 1$ G e AG_x e $AG_y \cong 0$ G) é de 0.9 s, já o tempo necessário para que o valor de AG_z volte à 1 G, sem necessariamente se manter estável nesse valor é de apenas 0.4 s.

Tais medidas poderão ser usadas em conjunto com um outro algoritmo, que deve confirmar ou não a ocorrência do acidente detectado, avaliando se depois de um tempo determinado, os valores de aceleração voltam a estabilidade.

5.3.9. Algoritmo 9 - Resultados

Aqui se avalia os períodos de queda livre, ou zero G. O algoritmo será desenvolvido baseado nos dados de acidentes e lombada, e depois validados nos dados de casos extremos.

A seguir será apresentada uma tabela com os valores limites de AGz para se considerar um caso de queda livre, ou seja, se AGz estiver dentro de +- THGz, começa-se a contar o tempo em queda livre, a tabela mostra o período de tempo dentro do limite de THGz.

Tabela 25: Relação de Período de Tempos para detecção de queda livre.

THGz	0-100	120-0	Curva	Lomba.	C. A	C. B	C. C	C. D	Cossalt.
0,5 G	0,23	0,25	0,05	0,24	0,18	0,17	0,31	0,1	1,75
0,4 G	0,09	0,11	0	0,24	0,18	0,17	0,12	0,08	1,09
0,3 G	0,04	0,06	0	0,17	0,11	0,16	0,12	0,05	0,78
0,25 G	0,03	0,06	0	0,14	0,08	0,16	0,12	0,05	0,75
0,2 G	0,03	0,04	0	0,08	0,08	0,1	0,11	0,05	0,72
0,15 G	0,01	0,03	0	0,07	0,08	0,1	0,1	0,04	0,65
0,1 G	0,01	0,02	0	0,05	0,03	0,08	0,06	0,04	0,43
0,05 G	0	0,01	0	0,05	0,02	0,02	0,02	0,02	0,27

Não há valores de Δt que combinados com THGz possam diferenciar os casos de acidente dos casos extremos, conseqüentemente este algoritmo não tem aplicação no seguinte estado.

Nota-se que a duração de tempo encontrada para o caso de Cossalter et al. é significativamente maior do que para os outros casos, isso ocorreu porque após o acidente, o motociclista ficou em uma orientação de forma que o valor de AGz se tornou nulo. Isto é uma indicação que o algoritmo não somente detecta os períodos de queda livre, mas também um eventual pós-queda.

Nos casos de acidente de Boubezoul et al, os períodos resultantes foram pequenos devido ao alto nível de ruído do sinal do sinal importado

5.3.10. Algoritmo 10 - Resultados

O algoritmo 10 foi proposto com o intuito de utilização de sensores acelerômetros instalados na motocicleta, ao tentarmos aplicá-lo aos dados levantados por sensores no motociclista, não foi possível estabelecer parâmetros que permitissem o algoritmo detectar acidentes e não-acidentes.

Os valores limites propostos pelo algoritmo são variáveis, e em função da medida D , dada por $Az^2/(Ax^2 + Ay^2 + Az^2)$, o significado físico deste parâmetro é a parcela das acelerações que ocorre no eixo Z .

O valor do parâmetro D só diminuirá quando o sensor sofrer grandes acelerações em X ou Y . Desta forma o algoritmo deverá ser insensível às acelerações causadas por buracos e lombadas que ocorrem majoritariamente no eixo Z e que são as dinâmicas mais difíceis de não serem detectadas como falso-positivos.

No entanto, avaliou-se que quando o sensor é instalado no torso ou no capacete do motociclista, as acelerações causadas por buracos e lombadas na via apresentam componentes em X e Y , de forma que a variável D sofre influência, e os valores limites diminuem.

A seguir serão apresentados alguns gráficos demonstrando o não funcionamento do algoritmo 10 em casos reais de operação. Note que o parâmetro D não se comporta como desejado.

Figura 63: Parâmetros SI, EI e D do algoritmo 10 para caso de frenagem.

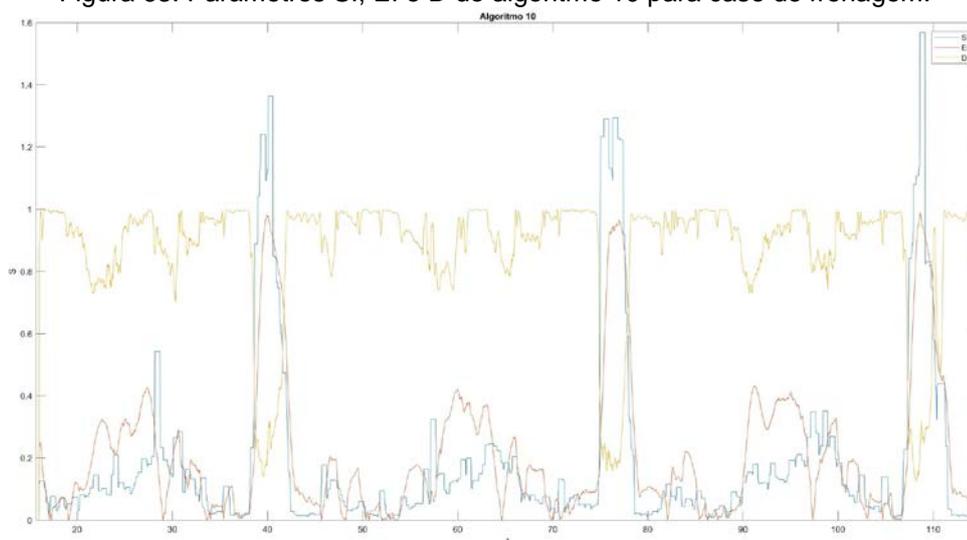


Figura 64: Parâmetros SI, EI e D do algoritmo 10 para caso de curva.

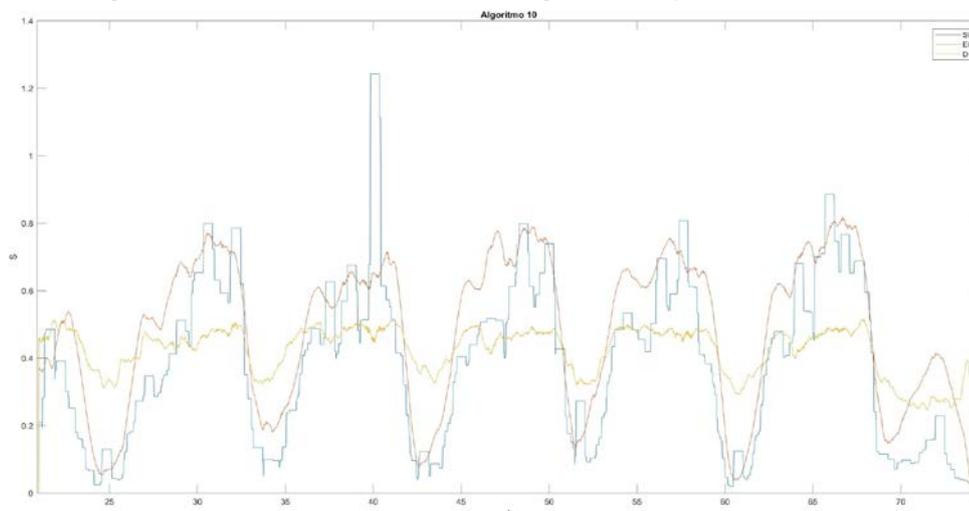
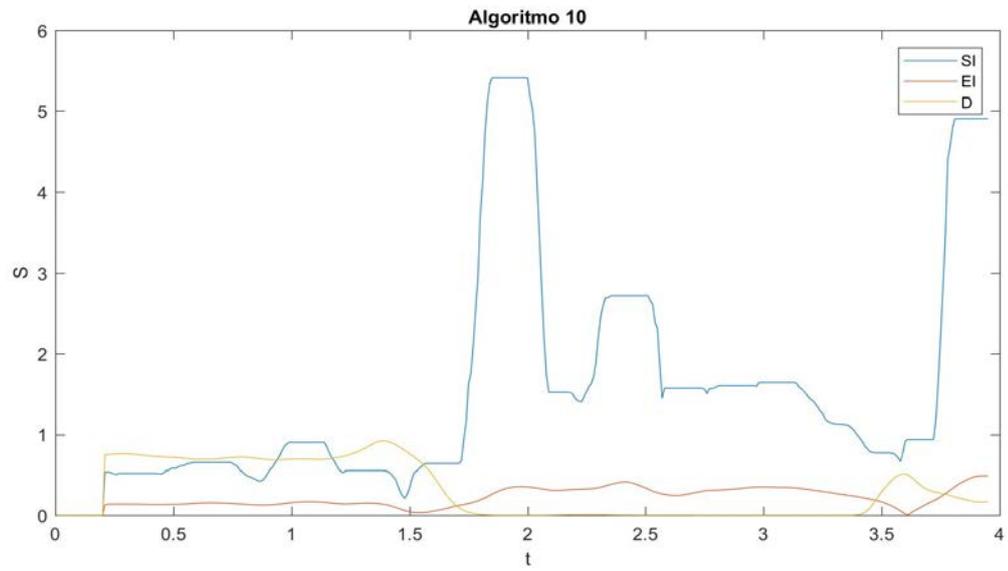


Figura 65: Parâmetros SI, EI e D do algoritmo 10 para caso de lombada.



Só foi possível verificar o funcionamento do algoritmo para o caso de acidente do tipo Cossalter devido à pequena duração dos dados obtidos de Boubezoul et al, assim como no caso do algoritmo 9, o comportamento pós-queda apresentado nos dados de Cossalter faz com que D se torne igual a zero, possibilitando uma detecção de acidente. A seguir será apresentado o desempenho do algoritmo para o caso de acidente tipo Cossalter et al.:

Figura 66: Parâmetros SI, EI e D do algoritmo 10 para caso de acidente Cossalter.



5.4. SELEÇÃO DO ALGORITMO FINAL

Entre os algoritmos avaliados, aqueles mostraram melhores resultados foram os algoritmos:

5.4.1. Algoritmo 3 - Análise

O algoritmo 3 demonstrou uma clara diferença entre os casos de aceleração, frenagem e curva e os acidentes, no entanto, a diferença entre o caso de lombada e os casos de acidente é pequena, dando uma pequena margem de segurança para o funcionamento do algoritmo. Uma alternativa para aumentar a eficiência do algoritmo é implementá-lo conjuntamente com uma segunda maneira de detecção/verificação do acidente, (como as apresentadas nos algoritmos 6 e 9) e que seja impérvia aos casos de lombada.

5.4.2. Algoritmo 4 - Análise

Similar aos resultados do algoritmo 3, a implementação de avaliação no tempo não foi capaz de diferenciar de maneira mais clara o caso de lombada dos casos de acidente. O algoritmo 4 apresenta um custo computacional maior por necessitar da comparação e armazenamento dos máximos valores da janela de tempo.

5.4.3. Algoritmo 6 - Análise

Apesar de que o algoritmo 6 seja funcional quando aplicados a janelas específicas de dados, como durante seu estudo, a aplicação deste algoritmo sozinho na detecção de acidentes se mostra desafiadora, primeiramente por ser difícil estabelecer de maneira confiável quando deve ser o momento do início de integração das velocidades de rotação. Outro motivo é que a não utilização de acelerações para detecção de acidente torna-o especialmente suscetível a detectar o acidente durante a movimentação natural da cabeça e capacete.

5.4.4. Algoritmo 8 - Análise

Apesar de não ser possível avaliar completamente o desempenho do algoritmo nos casos de acidente, os resultados preliminares indicam que o princípio de funcionamento do algoritmo 8 poderá ser usado em conjunto com outro algoritmo como uma medida de segurança para garantir a não detecção de falsos positivos.

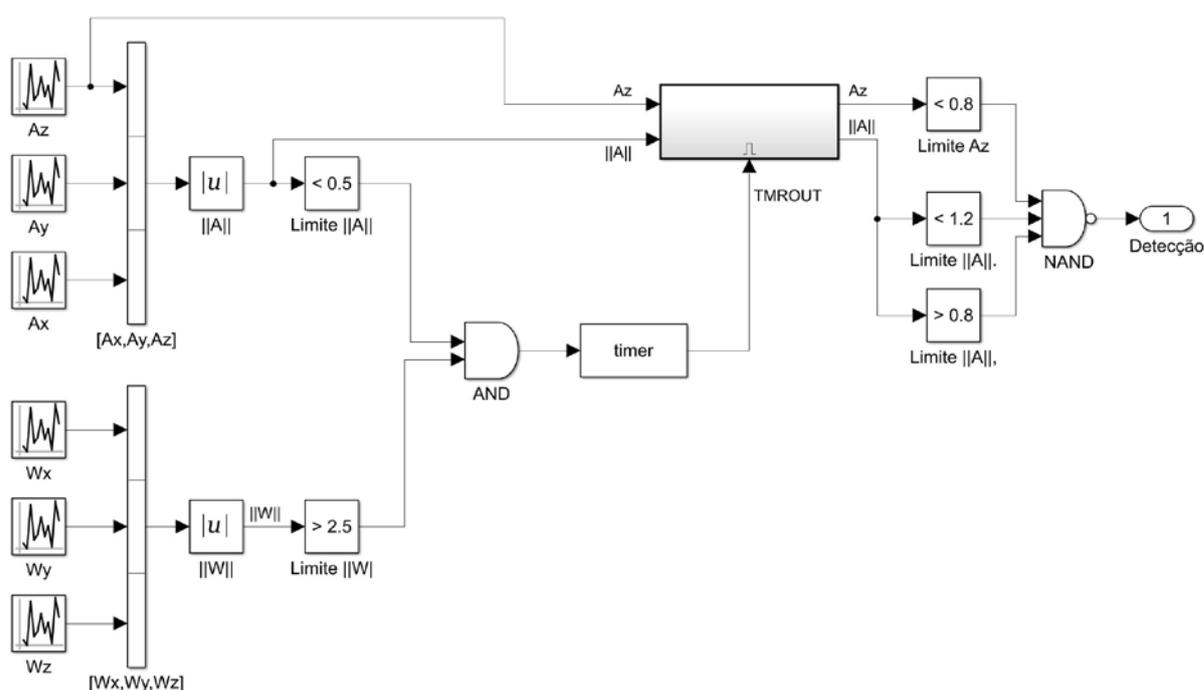
Além disso, a adição do algoritmo 8 apresenta baixo custo computacional, por só ser ativada no caso da detecção da primeira etapa do algoritmo, e ser apenas um par de comparações (mas um cálculo de rotação de matriz, caso necessário).

5.5. ALGORITMO FINAL

O algoritmo final será composto da junção dos algoritmos 3 e 8, escolheu-se usar o algoritmo 3 como base, e não o 4, devido à semelhança no desempenho dos dois. Similarmente escolheu-se o algoritmo 8 e não o 6 como uma segunda medida de segurança pela simplicidade de implementação do algoritmo 8 ao funcionamento do algoritmo 3.

O Algoritmo final avaliará simultaneamente se $\|AG\|$ está abaixo de 0.5 G, e se $\|W\|$ é maior do que 2.5 Rad/s, caso o resultado seja verdadeiro, inicia-se um timer de 1.2 s, e após a passagem do tempo, verifica-se se $\|AG\|$ médio está entre 0.8 e 1.2 G, e se Az médio é maior do que 0.8 G, caso esta segunda avaliação seja verdadeira, a detecção do acidente é cancelada, caso seja falsa, o acidente é detectado.

Figura 67: Diagrama de Blocos do Algoritmo Final.



5.6. RESULTADOS DO ALGORITMO FINAL

Aplicando o Algoritmo Final não obtemos falsos positivos nos casos genéricos e, nem nos extremos para os dados levantados com o sensor no torso e no capacete. Já para os casos de acidente, todos os casos estudados foram detectados pelo algoritmo.

Figura 68: Resultado da aplicação do algoritmo final nos dados de caso extremo de aceleração 0-100 km/h com sensores no torso.

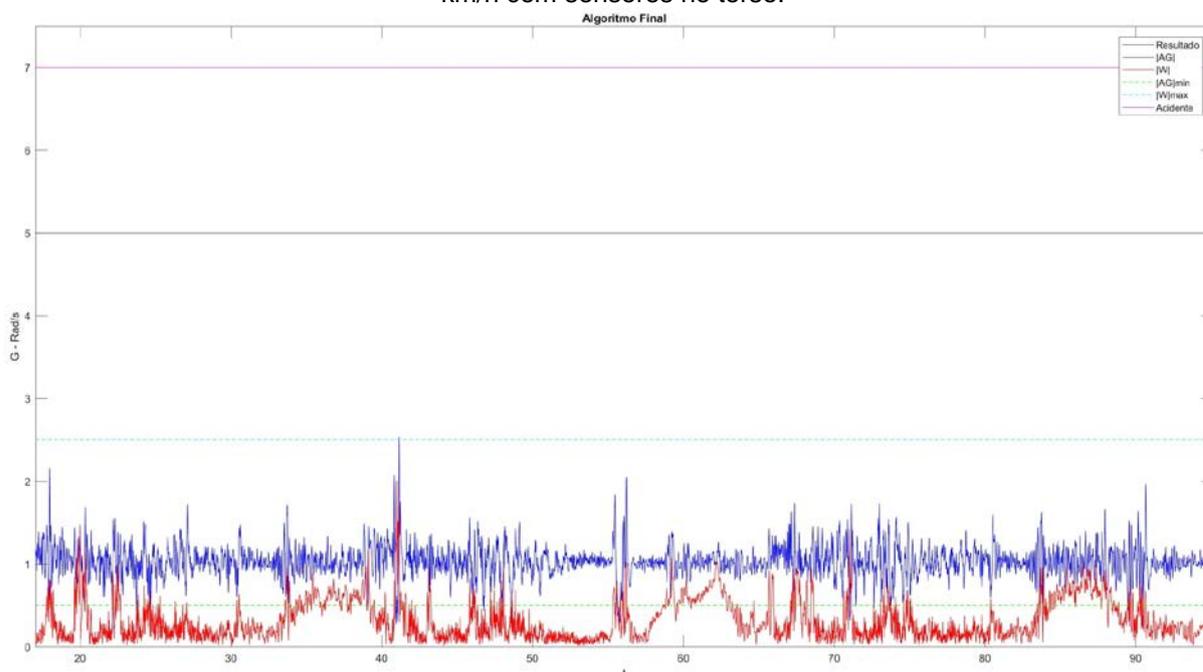


Figura 69: Resultado da aplicação do algoritmo final nos dados de caso extremo de frenagem 120-0 km/h com sensores no torso.

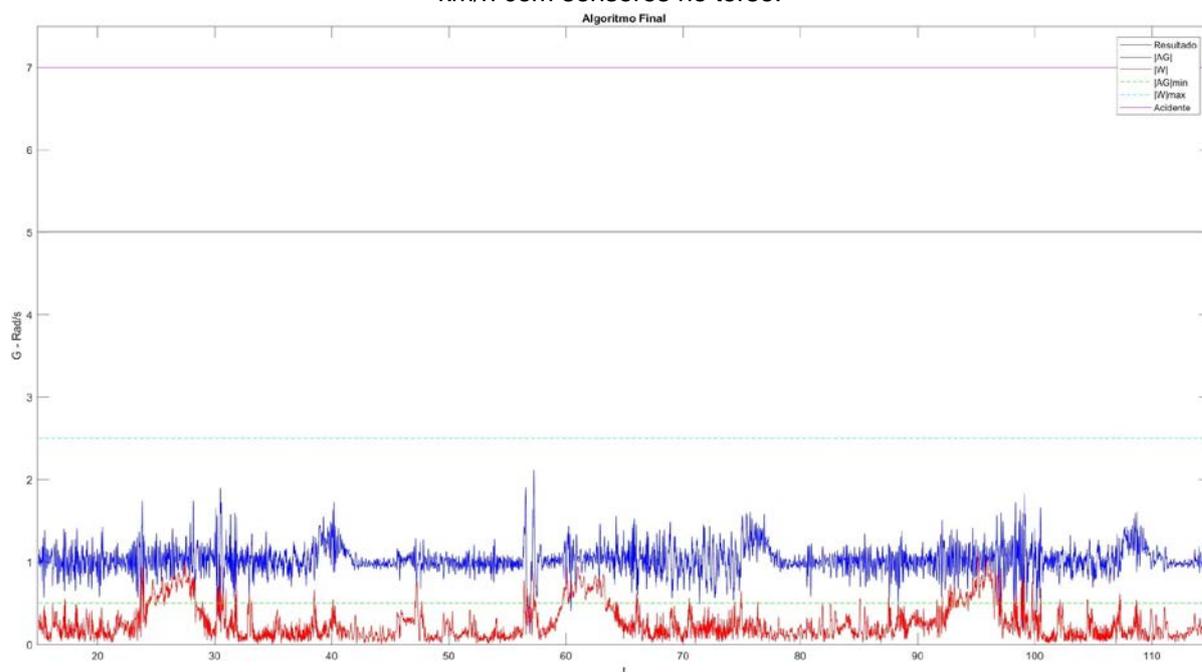


Figura 70: Resultado da aplicação do algoritmo final nos dados de caso extremo de curva de alta inclinação com sensores no torso.

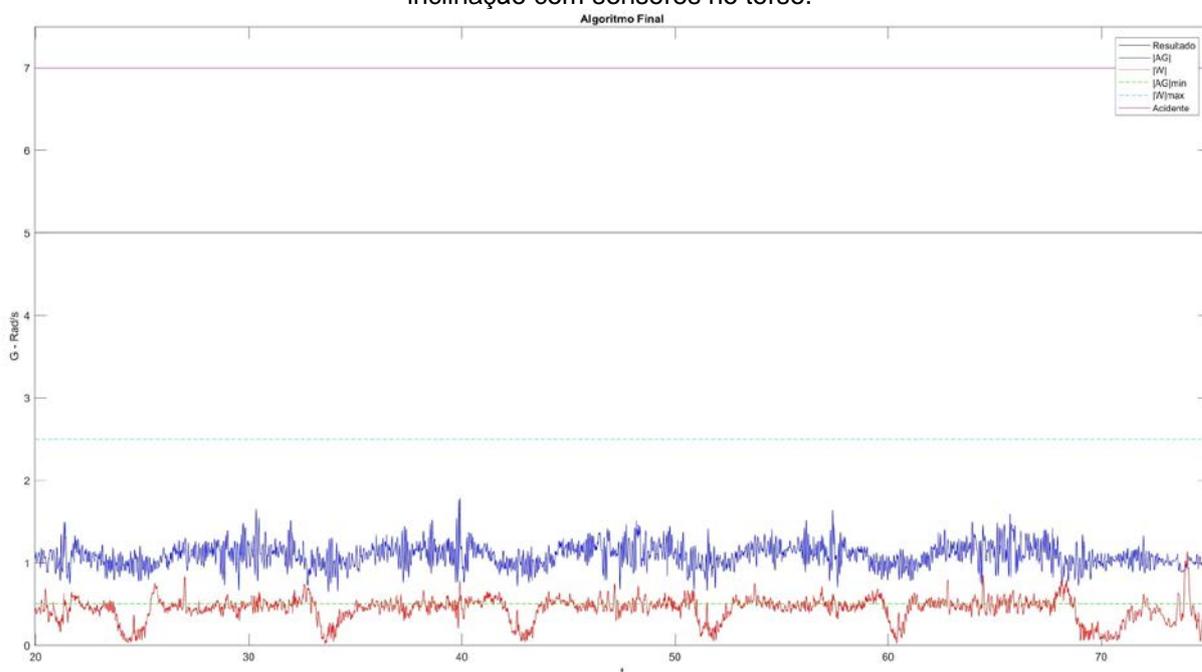


Figura 71: Resultado da aplicação do algoritmo final nos dados de caso extremo de lombada com sensores no torso.

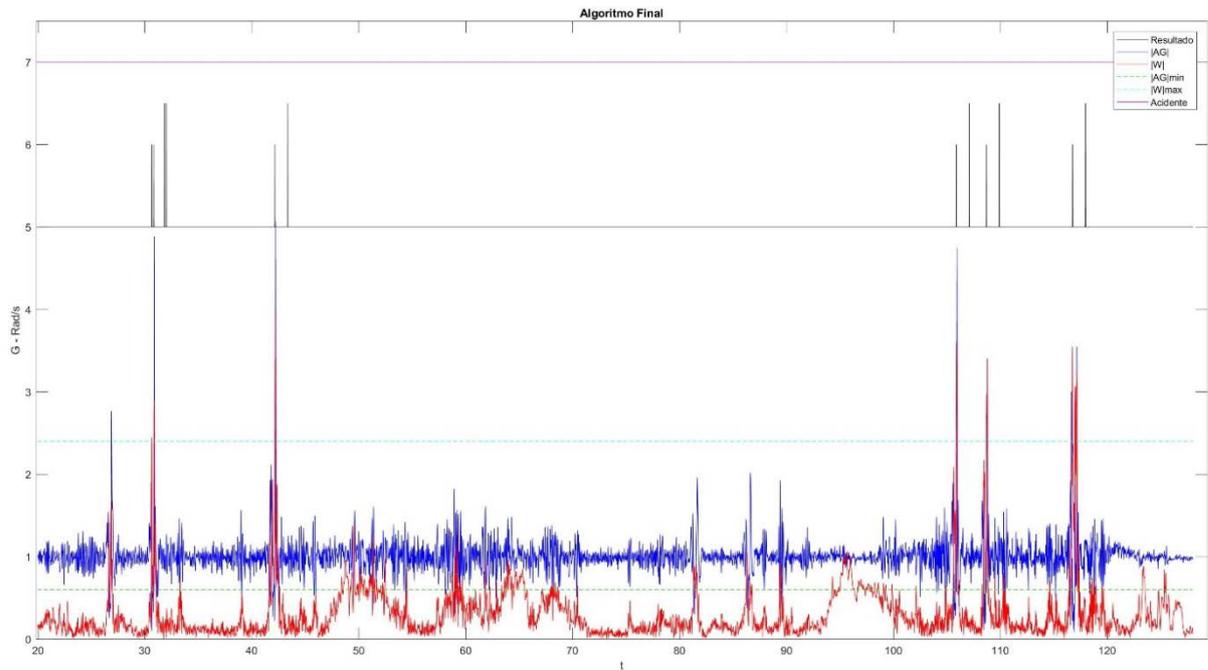


Figura 72: Resultado da aplicação do algoritmo final nos dados de caso extremo aceleração, frenagem, curva de alta inclinação para sensor no capacete.

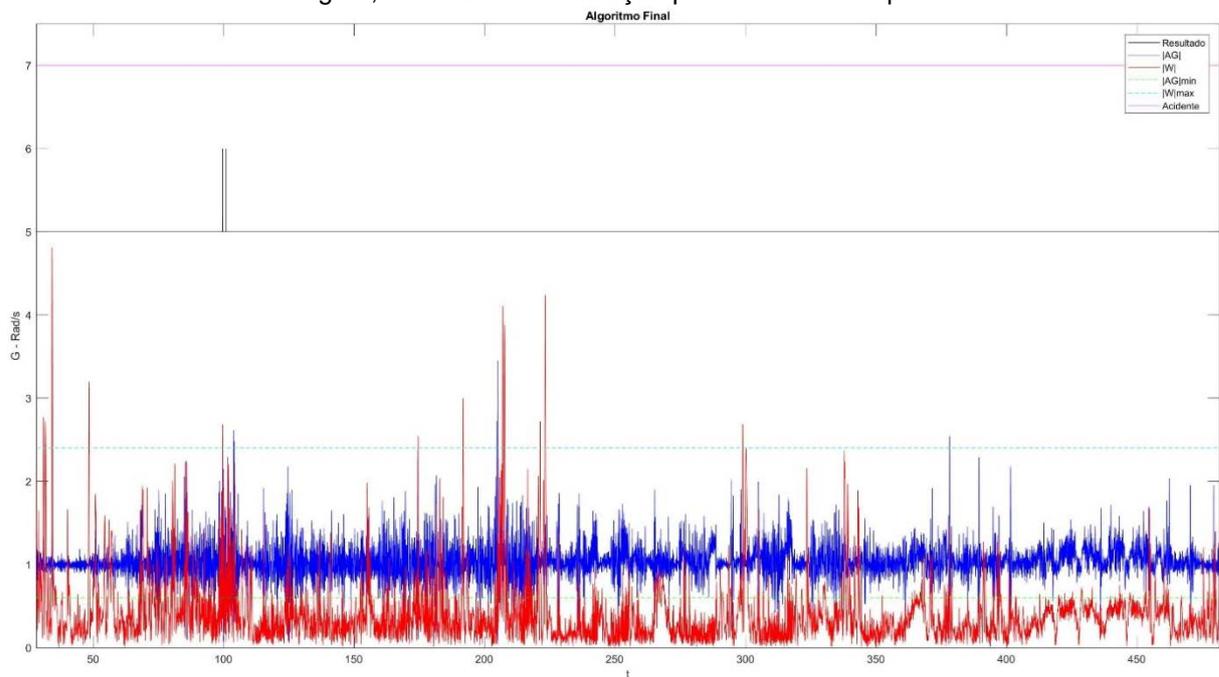


Figura 73: Resultado da aplicação do algoritmo final nos dados de caso extremo de lombada com sensores no capacete.

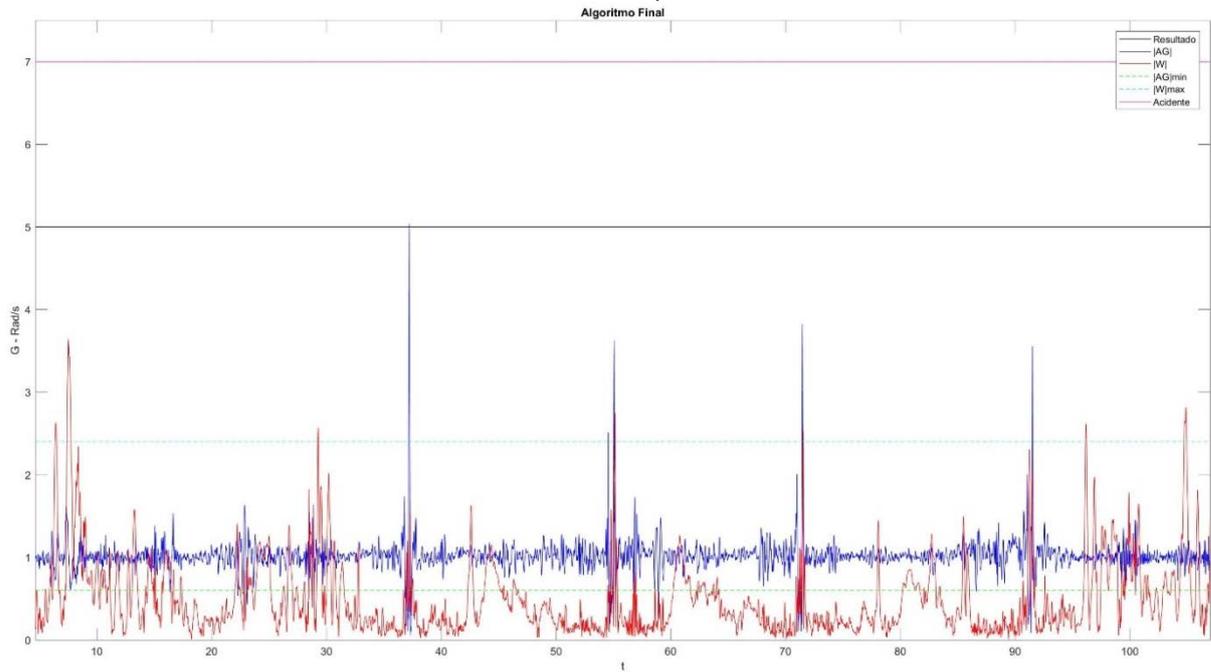


Figura 74: Resultado da aplicação do algoritmo final nos dados de caso acidente tipo A.

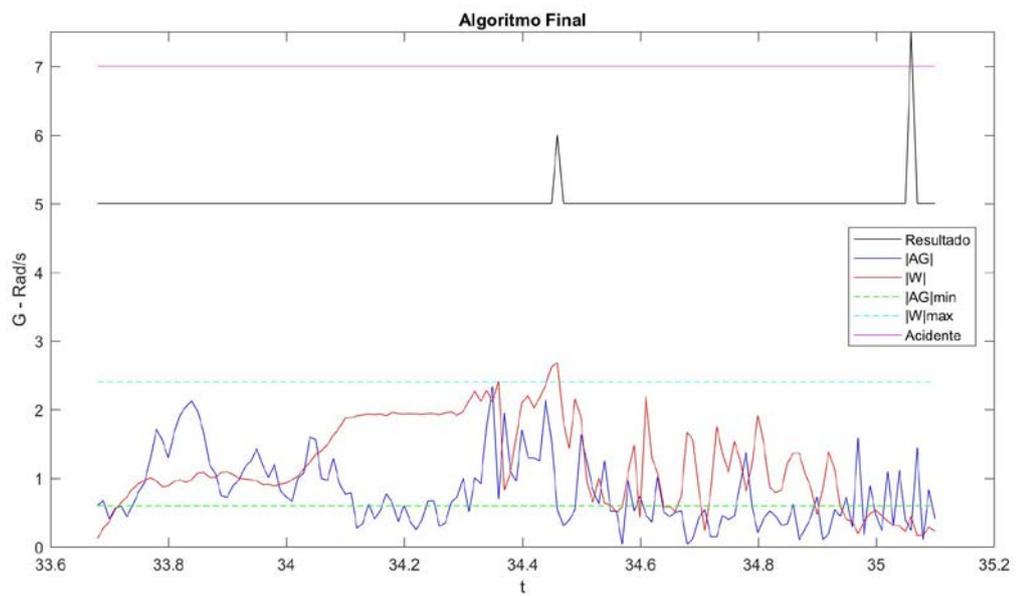


Figura 75: Resultado da aplicação do algoritmo final nos dados de caso acidente tipo B.

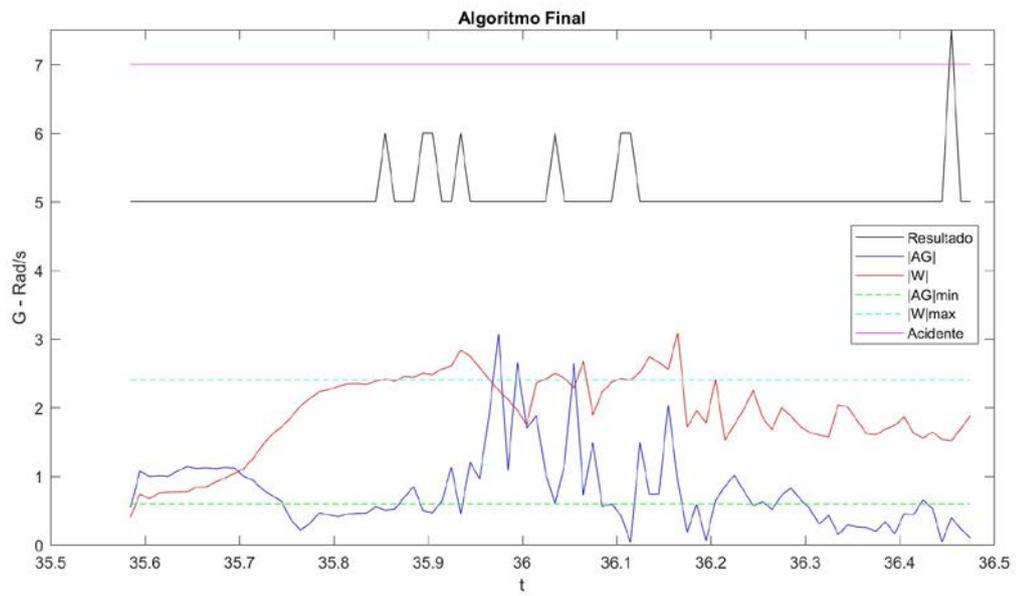


Figura 76: Resultado da aplicação do algoritmo final nos dados de caso acidente tipo C.

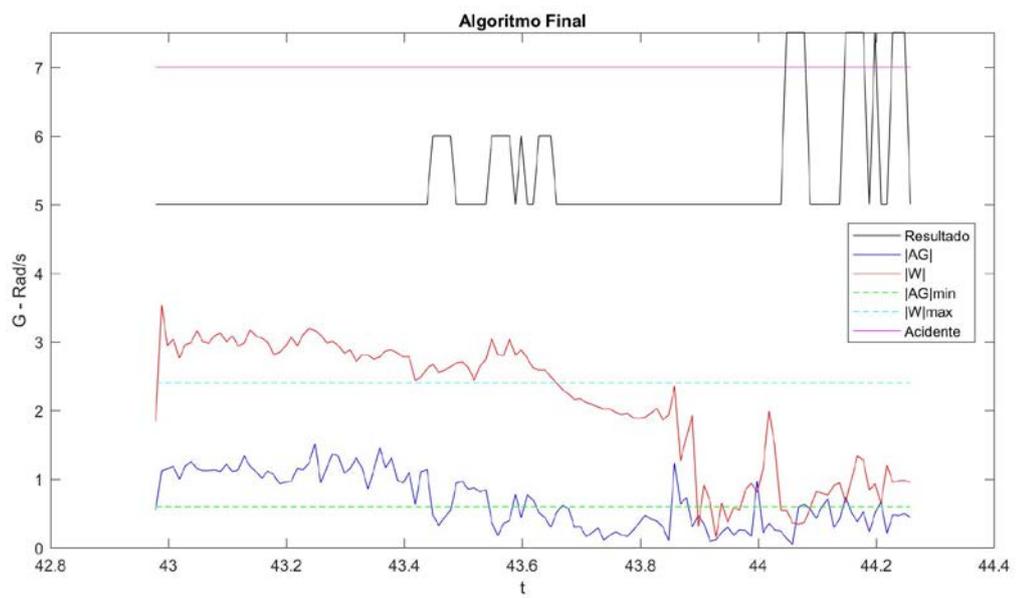


Figura 77: Resultado da aplicação do algoritmo final nos dados de caso acidente tipo D.

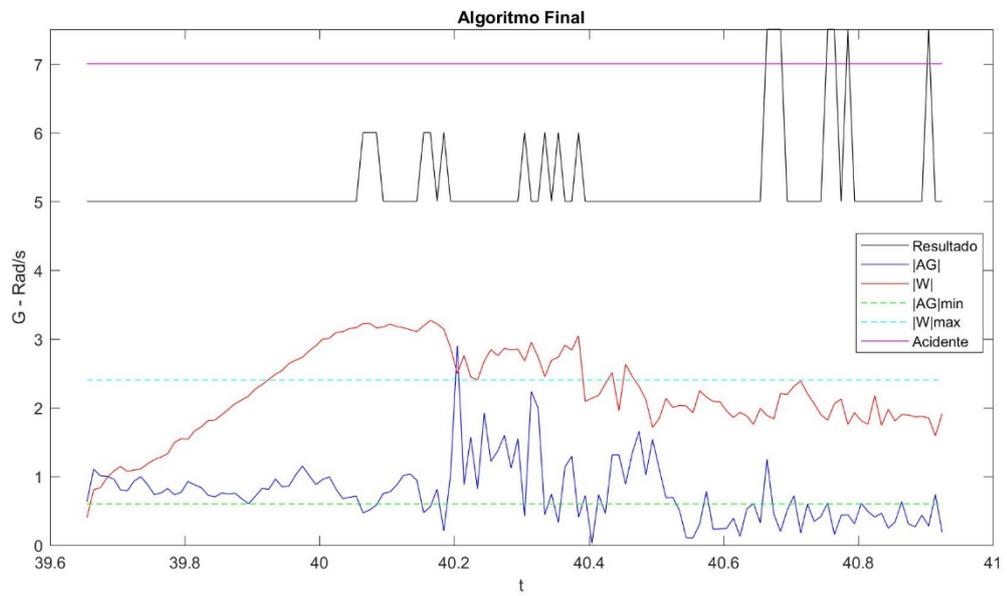
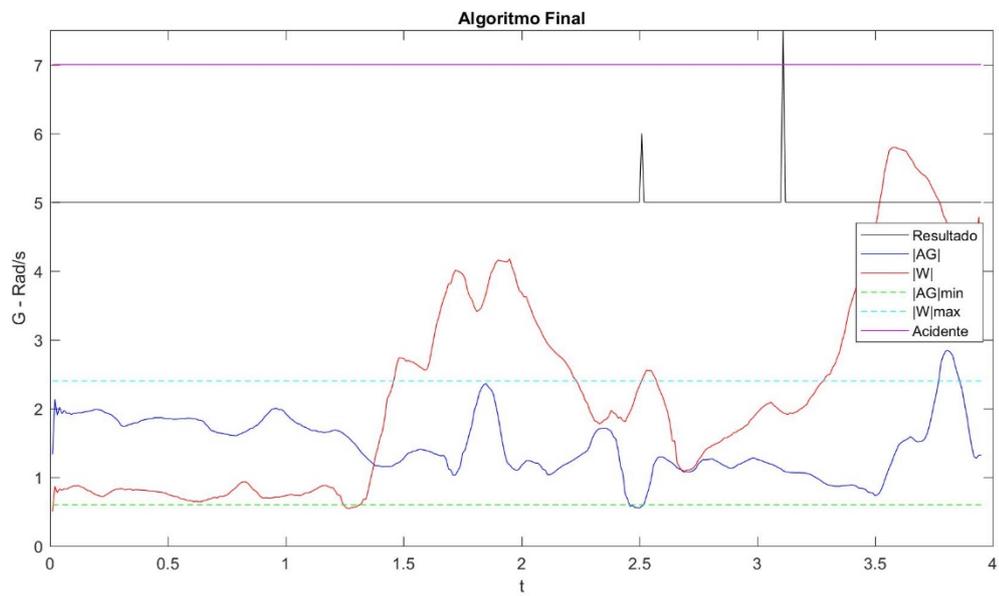


Figura 78: Resultado da aplicação do algoritmo final nos dados de caso acidente tipo Cossalter.



6. CONCLUSÃO

A falta de alternativas comerciáveis para a proteção ativa de motociclistas está fortemente relacionada às elevadas taxas de mortalidade e ferimentos graves em caso de acidente. Uma maneira de se otimizar a prestação de socorro é através da redução do tempo de resposta do serviço de atendimento de emergência. Para alcançar tal objetivo, este trabalho propõe o desenvolvimento de um sistema de detecção de acidentes automatizado (SDA) com o objetivo de avaliar o comportamento dinâmico do motociclista, e em caso de acidente, enviar um sinal de detecção à um sistema de sinal de emergência.

A partir do estudo do Estado da Arte (EdA) de SDAs, decidiu-se implementar um SDA que utiliza um conjunto de sensores IMU para realização das medições inerciais do motociclista. Escolheu-se por utilizar medidas inerciais obtidas de um sensor fixado ao capacete, devido à possibilidade de fácil implementação deste tipo de SDA em um intercomunicador para capacetes.

Além do estudo do EdA em SDA, também foi feito um estudo dos mecanismos e dinâmicas dos acidentes, de forma que se dividiu os acidentes entre dois tipos: Multi-Veículos e Único-Veículo. Entre os subtipos do Único-Veículo, o acidente do tipo “*Lowside*” é aquele de maior dificuldade de se detecta, sendo o enfoque do trabalho garantir a detecção deste tipo de acidente.

Para se desenvolver o algoritmo de operação do SDA, foram implementados alguns dos algoritmos encontrados no EdA, além de propostos outros novos. Para avaliar o funcionamento destes algoritmos, foi feito um levantamento de dados de operação de uma motocicleta, com sensores fixos ao capacete e torso do motociclista. Para fazer a validação da detecção de acidentes, foram importados dados inerciais de acidentes encontrados na literatura.

A avaliação dos algoritmos propostos indicou que entre os algoritmos avaliados, os de melhor desempenho foram aqueles que avaliam os valores da norma da aceleração absoluta ($\|A\|$) e da norma das velocidades de rotação ($\|W\|$) simultaneamente, buscando um período de queda livre, que é indicado por valores de $\|A\|$ próximos de zero, e de mudança de orientação descontrolada, que é indicada por altos valores relativos de $\|W\|$.

Outra ferramenta encontrada para a verificação da ocorrência do acidente foi a avaliação da orientação do sensor/capacete, que pode ser feita através da parcela do

vetor gravidade medida no eixo vertical do sensor IMU, ou também através da integração das velocidades de rotação, que resulta na orientação do IMU em Ângulos de Euler.

Implementou-se um algoritmo que faz a avaliação do acidente em duas partes, na primeira ele avalia $\|A\|$ e $\|W\|$ da maneira descrita anteriormente, e caso sejam ultrapassados os valores limites, se avalia a orientação dos sensores após um período de tempo. Tal algoritmo permitiu manter valores limites de $\|A\|$ (máximo) e $\|W\|$ (mínimo) que ainda assim detectassem os acidentes propostos. O maior desafio no desenvolvimento do algoritmo final foi a detecção de falsos-positivos quando o motociclista trafegava por buracos na via ou lombadas, pois em tais casos as medidas feitas pelo IMU possuem valores e comportamentos próximos aos medidos nos casos de acidente.

Por fim, o algoritmo final foi capaz de detectar os acidentes e não resultar em falsos-positivos nos casos de operação normal. Todavia, o algoritmo proposto ainda precisa ser avaliado sobre um conjunto de dados maior para validar seu funcionamento e confiabilidade, e os parâmetros de operação precisam ser refinados para o conjunto de hardware (IMU e Micro Controlador) em que será implementado.

7. BIBLIOGRAFIA

[1] J. J. Waiselfisz, “Mapa da violência 2013: Acidentes de trânsito e motocicleta,” Centro Brasileiro de Estudos Latino-Americanos, Tech. Rep., 2013.

[2] FROTA DE VEÍCULOS 2018 - DENATRAN, Disponível em: <<http://www.denatran.gov.br/estatistica/635-frota-2018>>, Acesso em 10 mai. 2018 .

[3] “Bikes and Bazookas”, MythBusters, Discovery, Televisão, 26 set. 2011

[4] “Motorcycle Airbags, Airbags Vests, Jackets and racing Suits - Revzilla” <<https://www.revzilla.com/motorcycle-air-bags>>, Acesso em 18 jun. 2018.

[5] Bluetooth Motorcycle Communication System | Sena, Disponível em: <<https://www.sena.com/product-category/motorcycles-powersports/communication/>>, Acesso em 10 mai. 2018.

[6] Products for Sale - Cardo System, Disponível em: <<https://www.cardosystems.com/products/>>, Acesso em 10 mai. 2018.

[7] H. H. Hurt Jr., J. V. Ouellet, D. R. Thom, “Motorcycle accident cause factors and identification of countermeasures, Volume 1: Technical report”, National Highway Traffic Safety Administration, jan. 1981.

[8] ACEM, MAIDS: “The first results of a European motorcycle in-depth accident study, Proceedings of the 11th IFZ”, 2004.

[9] “The Hurt Study on Motorcycle Accident Causes”, <<http://www.bikesafer.com/hurt.html>> Acesso em 18 de jun. 2018

[10] A. Bellati, V. Cossalter: “Exploratory study of the dynamic behaviour of motorcycle-rider during incipient fall events”, Paper N° 05-0266, 19th ESV, 2005.

[11] A. Bonci, R. De Amicis, S. Longhi, E. Lorenzoni, “Modeling and Simulation of the Motorcycle’s Lowside Fall”, 27th International Conference on Flexible Automation and Intelligent Manufacturing, Modena, Italy, 27-30 jun. 2017 2061-2068.

[12] Bellati, Alessandro & Cossalter, Vittore & Lot, Roberto. (2018). Preliminary Investigation on the Dynamics of Motorcycle Fall Behavior: Influence of a Simple Airbag Jacket System on Rider Safety.

[13] A. Licchetti, M. Tanaelli, S. M. Ssavaresi, M. Santucci, "Design of rapid first-aid alert system for 2-wheeled vehicles via smartphones' inertial sensors", 8th IFAC Symposium on Advances in Automotive Control AAC 2016: Norrköping, Sweden, 20—23 June 2016.

[14] J. Parviainen, J. Collin, T. Pihlstrom, J. Takala, K. Hanski and A. Lumiaho, "Automatic Crash Detection for Motor Cycles", Industrial Electronics Society, IECON 2014 - 40th Annual Conference of the IEEE, pp 3409 - 3414.

[15] A. Boubezoul, S. Espié, B. Larnaudie, S. Bouaziz, "A simple fall detection algorithm for powered two wheelers", Control Engineering Practice 21 (2013) 286–297.

[16] WITSMAN, David, "Motorcycle Helmet Crash Detection/Prevention System" 2016. Honors Research Projects, 2016.

[17] "TinyDuino Overview -TinyCircuits", <<https://tinycircuits.com/pages/tinyduino-overview>>, Acesso em 18 jun. 2018.

[18] N. Watthanawisuth, T. Lomas and A. Tuantranont, "Wireless Black Box Using MEMS Accelerometer and GPS Tracking for Accidental Monitoring of Vehicles" IEEE-EMBS International Conference on Biomedical and Health Informatics, China, 2012, pp 847-851.

[19] S. Chandran, S. Chandrasekar, N Edna Elizabeth, "Konnect: An Internet of Things(IoT) based smart helmet for accident detection and notification", India Conference (INDICON), 2016 IEEE Annual.

[20] F. B. Basheer, J. J. Alias, M. Favas C "Design of Accident Detection and Alert System for Motor Cycles" Global Humanitarian Technology Conference: South Asia Satellite (GHTC-SAS), 2013 IEEE, pp 85-90.

[21] H. Tabata, K. Kushida, "Automatic accident informing apparatus for two-wheel vehicle", Us. Pat. 6,587,042 B2, 10 mai. 2010.

[22] S. M. Savaresi, I. Boniolo, M. Perego, E. Silani, P. De Fillippi, "Apparatus, system and process for detecting accident", Us. Pat. 2014/0070931 A1, 28 out. 2011.

[23] A. Ota, "Collision Detecting Apparatus for Vehicle" Pat. N° US 6,781,511 B2, 24 ago. 2004.

[24] P. Debenham e P. Massam, "Method Apparatus and Computer Program for detecting a Collision using Accelerometer Data" Pat N° US 2016/0052473 A1, 25 fev. 2016.

[25] L. B. De Meder, "Safety/Security Method and Device for Two-Wheeled vehicles and Similar" Pat N° US 2006/0164217 A1, 27 jul. 2006.

[26] ICEdot Crash Sensor." ICEdot.<<http://site.icedot.org/site/crash-sensor/>> Acesso em 18 de jun. 2018.

[27] Skully AR-1. Indiegogo. Disponível em : <https://www.indiegogo.com/projects/skully-ar-1-the-world-s-smartest-motorcycle-helmet#>. Acesso em: 18 jun. 2018.

[28] "Tech-Air Airbag System - Alpinestar" <<https://www.alpinestars.com/tech-air>> Acesso em 18 jun. 2018.

[29] "Dainese D-Air - High Level Body Protection System <<https://www.dainese.com/d-air/>> Acesso em 18 jun. 2018.

[30] "PowerSense: Motion Sensor Data Logging Tool " <<https://itunes.apple.com/us/app/powersense-motion-sensor-data-logging-tool/id1050491381?mt=8>> Acesso em 18 jun. 2018.