MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM MODELAGEM COMPUTACIONAL

MINERAÇÃO DE DADOS EM SINAIS CEREBRAIS: UMA ANÁLISE BASEADA NA NEUROCIÊNCIA E NO PENSAMENTO COMPUTACIONAL NO ENSINO FUNDAMENTAL

por

Max Marcell Oliveira da Silva

Dissertação para obtenção do Título de
Mestre em Modelagem Computacional

Rio Grande, fevereiro, 2020.

Ficha Catalográfica

S586m Silva, Max Marcell Oliveira da.
Mineração de dados em sinais cerebrais: uma análise baseada na neurociência e no pensamento computacional no ensino fundamental / Max Marcell Oliveira da Silva. – 2020.
148 f.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Rio Grande – FURG, Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional, Rio Grande/RS, 2020.
Orientadora: Dra. Diana Francisca Adamatti.

1. Pensamento Computacional 2. Mineração de Dados
3. Descoberta de Conhecimento 4. Interface Cérebro-Computador
5. Neurociência Computacional I. Adamatti, Diana Francisca II. Título.

CDU 611.81:004

Catalogação na Fonte: Bibliotecário José Paulo dos Santos CRB 10/2344

Max Marcell Oliveira da Silva

"Mineração de dados em sinais cerebrais: um experimento no pensamento computacional no ensino fundamental"

Dissertação apresentada ao Programa de Pós Graduação em Modelagem Computacional da Universidade Federal do Rio Grande - FURG, como requisito parcial para obtenção do Grau de Mestre. Área concentração: Modelagem Computacional.

Aprovado em 28/02/2020

BANCA EXAMINADORA

Profª. Drª. Diana Francisca Adamatti

Orientadora – FURG

Profª. Drª. Catia Maria dos Santos Machado

FURG

Prof. Dr. Cleo Zanella Billa

FURG

Prof. Dr. Tiago Primo

UFPel

Rio Grande - RS
2020

Dedico este trabalho a todos os meus familiares já falecidos que não puderam vivenciar esse momento tão especial.

Inclua em teu trabalho o objetivo de servir e fazer o bem aos demais e conhecerás o que é trabalhar com felicidade.

Augusto Branco

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus por ter me proporcionado os caminhos que trilhei até este momento, o meu Amém.

A minha esposa fiel e companheira que tive a sorte de encontrar, que reúne na mesma pessoa a namorada, a amante e a amiga, que me encoraja e faz despertar em mim o meu melhor, que nunca poupou esforços e incentivos em minha jornada acadêmica, o meu grande beijo.

A minha família pelo incentivo desde o jardim de infância até o nível superior, realizando esforços financeiros para apoiar os meus estudos eu agradeço imensamente.

Aos meus amigos com os quais pude compartilhar bons e maus momentos, refletir, crescer como pessoa e compartilhar a vida, o meu muito obrigado.

A Universidade Federal do Rio Grande – FURG pela oportunidade de cursar pelos meus méritos, um curso de pós-graduação.

A minha orientadora, Professora Diana F. Adamatti, que mesmo sem me conhecer aceitou me orientar, sempre com muito carinho, zelo, calma, respeito e profissionalismo, a minha maior consideração por tudo de verdade.

Aos colegas Bianca, Douglas e Juliana por me demonstrarem a utilização do equipamento e auxiliar nas coletas, o meu muito obrigado.

A Escola Municipal de tempo integral Valdir de Castro que abriu suas portas para o Projeto de Ação na Escola, não medindo esforços para proporcionar melhorias nos processos educativos dos seus educandos.

A Escola Municipal Assis Brasil na pessoa da sua diretora e assim aos demais professores que apoiaram a realização do curso de Pensamento Computacional proporcionando um (re)pensar naquela comunidade.

Um agradecimento especial ao Professor Marco Sais da Costa pelo apoio, incentivo e envolvimento antes, durante e depois do curso na escola, vai o meu BRAVO!

Gostaria de agradecer os sujeitos desta pesquisa que foram selecionados pela equipe pedagógica da escola e que de livre e espontânea vontade se predispuseram a “sujar” seus cabelos para as coletas, sempre alegres e irreverentes e assim possibilitar a realização desta pesquisa.

RESUMO

Este trabalho tem um cunho interdisciplinar, abordando as áreas da Neurociência e da Educação, utilizando um Sistema BCI (*Brain Computer Interface*), uma interface entre o cérebro e um computador via coleta de sinais cerebrais por ferramenta EEG (eletroencefalograma). Neste estudo, utilizou-se a ferramenta actiCHamp, em um processo não invasivo, tendo por finalidade amplificar os sinais cerebrais, possibilitando realizar a coleta da atividade elétrica do cérebro dos sujeitos da pesquisa. Como foco da pesquisa, um grupo de alunos do ensino fundamental foi introduzido ao Pensamento Computacional, via o ambiente educacional interativo Kturtle. O pensamento computacional é importante, pois traz como benefício o desenvolvimento de habilidades como o raciocínio lógico, a colaboração e o trabalho em equipe, a criatividade, a capacidade para estruturar problemas e propor soluções para resolvê-los.

De forma a analisar os dados, foram utilizados três algoritmos de aprendizado de máquina supervisionado: *J48*, *Random Tree* e *Random Forest.* WEKA foi ferramenta escolhida para a mineração de dados. Toda análise foi embasada na Neurociência e os resultados obtidos são promissores para a mineração de sinais cerebrais, tanto do ponto de vista de acurácia quanto de velocidade de execução. Dos testes realizados, o algoritmo *J48* apresentou maior velocidade na tarefa de classificação com satisfatória acurácia, mas com taxa de acerto menor que o algoritmo *Random Forest,* que foi mais lento, mas com o melhor resultado entre os três algoritmos estudados.

Palavras-chaves: Pensamento Computacional; Mineração de Dados; Descoberta de Conhecimento; Interface Cérebro-Computador; Neurociência Computacional.

ABSTRACT

This work has an interdisciplinary nature, addressing the areas of Neuroscience and Education, using a BCI System (Brain Computer Interface), an interface between the brain and a computer via the collection of brain signals by EEG tool (electroencephalogram). In this study, the actiCHamp tool was used, in a non-invasive process, with the purpose of amplifying brain signals, making it possible to collect the electrical activity of the brain of the research subjects. As a focus of the research, a group of elementary school students was introduced to Computational Thinking, via the interactive educational environment Kturtle. Computational thinking is important, as it benefits the development of skills such as logical reasoning, collaboration and teamwork, creativity, the ability to structure problems and propose solutions to solve them.

In order to analyze the data, three supervised machine learning algorithms were used: J48, Random Tree and Random Forest. WEKA was the tool of choice for data mining. All analysis was based on Neuroscience and the results obtained are promising for the mining of brain signals, both from the point of view of accuracy and speed of execution. Of the tests carried out, the J48 algorithm showed higher speed in the classification task with satisfactory accuracy, but with a lower success rate than the Random Forest algorithm, which was slower, but with the best result among the three studied algorithms.

Keywords: Computational Thinking; Data Mining; Knowledge Discovery in Databases; Brain-Computer Interface; Computational Neuroscience.

ÍNDICE

1. INTRODUÇÃO 16

1.1. OBJETIVOS 18
1.2. ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO 18

2. EMBASAMENTO TEÓRICO 19

2.1 CÉREBRO 19
2.1.1 Lobos Cerebrais 22
2.1.2 Ondas Cerebrais 24
2.2 NEUROCIÊNCIA E APRENDIZAGEM 24
2.3 PENSAMENTO COMPUTACIONAL 25
2.3.1. Descobrindo o mundo com jogos e animações 26
2.3.2. A Gamificação e a repetição no processo de aprendizagem 28
2.4. MINERAÇÃO DE DADOS 29
2.4.1. Seleção dos Dados 30
2.4.2. Pré-Processamento 30
2.5. APRENDIZAGEM DE MÁQUINA 32
2.5.1. Algoritmos Supervisionados 33
Regressão Numérica 34
Classificação 34
Árvores de decisão 34
Validação da Árvore de Decisão 35
Matriz de Confusão (Matriz de Erros) 35
Algoritmos de Árvore de Decisão 36
J48 (C.4.5) 36
Random Tree (RT) 36
Random Forest (RF) 37
2.5.2. Algoritmos Não Supervisionados 37
Agrupamento 37
Regras de Associação 38
2.6. TECNOLOGIAS UTILIZADAS 39
2.6.1. Software WEKA 39
Arquivos WEKA 40
2.6.2. actiCHamp 41
2.6.3. actiCAP 41
Distribuições dos Eletrodos 42
2.6.4. OpenViBE 44
2.7. TRABALHOS RELACIONADOS 44

3. METODOLOGIA UTILIZADA 48

3.1. PREPARAÇÃO PARA COLETAS 50
3.2. REALIZAÇÃO DAS COLETAS PRÉ-TESTE 50
3.3. CURSO DE LÓGICA DE PROGRAMAÇÃO USANDO PC 58
3.4. REALIZAÇÃO DAS COLETAS PÓS-TESTE 60
3.5. MÉTODOS E TÉCNICAS DE TRATAMENTO DOS DADOS 60
Arquivos Pré-Teste 61
Arquivos Pós-Teste 62
3.6. PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÃO 68
3.7. CONJUNTO DE TREINAMENTO 70
3.8. PRECISÃO DE CASAS DECIMAIS 70

4. ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS DADOS 72

4.1. PERFIL DOS EDUCANDOS 72
4.2. AVALIAÇÃO DO CURSO DE CAPACITAÇÃO 78

4.3. QUESTÕES DE LÓGICA PRÉ-TESTE E PÓS-TESTE 82
4.4 ANÁLISE DOS SINAIS CEREBRAIS DOS EDUCANDOS 84
4.4.1 Análise dos Resultados através das árvores geradas 89
5. CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS 96
6. REFERÊNCIAS 99
ANEXO A – CÓDIGO FONTE DO AUTÔMATO DA COLETA DE SINAIS 104
ANEXO B - AUTÔMATO DA COLETA DE SINAIS 105
ANEXO C – DIAGRAMA DO AUTÔMATO DE CONVERSÃO GDF PARA CSV 106
APÊNDICE A – TERMO DE CONSENTIMENTO DA PESQUISA 107
APÊNDICE B – TUTORIAL DE UTILIZAÇÃO DO ACTICHAMP 108
APÊNDICE C – FORMULÁRIO DO PERFIL DOS EDUCANDOS 109
APÊNDICE D – FORMULÁRIO DE AVALIAÇÃO DO CURSO 110
APÊNDICE E – FORMULÁRIO DE PRÉ-TESTE 111
APÊNDICE F – FORMULÁRIO DE PÓS-TESTE 112
APÊNDICE G – AVALIAÇÃO INDIVIDUAL DOS EDUCANDOS 113
APÊNDICE H – TUTORIAL DE CONVERSÃO GDF PARA CSV 114
APÊNDICE I – TUTORIAL DE CONVERSÃO CSV PARA ARFF 115
APÊNDICE J – ÁRVORES DE DECISÃO GERADAS NA FERRAMENTA WEKA 116

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Interdisciplinaridade da pesquisa 17
Figura 2 - Divisão do Sistema Nervoso 20
Figura 3 - Superfície do Hemisfério Cerebral 22
Figura 4 - Nome dos lobos cerebrais 23
Figura 5 - Processo de KDD 30
Figura 6 - Atividades desenvolvidas no Pré-Processamento 32
Figura 7 - Hierarquia do Aprendizado de Máquina 33
Figura 8 - Exemplo de árvore de decisão 35
Figura 9 - Matriz de Confusão 36
Figura 10 - Estrutura do arquivo ARFF 41
Figura 11 - Mapa dos 32 eletrodos do ActiCAP com os nomes 43
Figura 12 - Etapas da elaboração do estudo 48
Figura 13 - Etapas da metodologia proposta 49
Figura 14 - Feixe de eletrodos do ActiChamp 51
Figura 15 - Touca ActiCAP 52
Figura 16 – Detalhe da inserção do gel nos eletrodos 53
Figura 17 - Aluno sendo aplicado gel condutivo 54
Figura 18 - Verificação da Impedância 54
Figura 19 - Configuração dos limites de impedância 55
Figura 20 - Cenário de gravação dos dados de EEG 56
Figura 21 - Captação dos sinais cerebrais com o OpenViBE 57
Figura 22 - Primeiro encontro do curso de PC 59
Figura 23 - Laboratório da Escola visto de frente 59
Figura 24 - Laboratório da Escola visto de fundos 60
Figura 25 – Etapas de tratamento e análise dos dados, com as ações realizadas em cada uma das etapas 63
Figura 26 - Análise exploratória de dados da área frontal com o visualizador de biosinais. 64
Figura 27 – Dados em formato CSV ainda sendo pré-processado 65
Figura 28 - Dados convertidos em formato ARFF 67
Figura 29 - Parâmetros do J48 69
Figura 30 - Parâmetros do Random Tree 70
Figura 31 - Configuração da precisão de casas decimais 71
Figura 32 - Quantidade de alunos por faixa etária 72
Figura 33 - Quantidade de alunos por sexo 73
Figura 34 - Representatividade dos jogos no contexto dos sujeitos 73
Figura 35 - Frequência de uso dos jogos 74
Figura 36 - Tipo de jogo preferido 74
Figura 37 - Demonstrativo da curiosidade e persistência 75
Figura 38 - Uso da tecnologia 75
Figura 39 - Uso da Internet 76
Figura 40 - Disciplina preferida 76
Figura 41 - Conhecimento prévio sobre programação 77
Figura 42 - Visibilidade dos profissionais 77
Figura 43 - Visão do trabalho futuro 78
Figura 44 - Percepção sobre o divertimento dos encontros 79

Figura 45 - Percepção sobre a dificuldade das atividades propostas 79
Figura 46 - Percepção da evolução do tempo das aulas 80
Figura 47 - Percepção geral da intervenção 80
Figura 48 - Percepção sobre a dedicação dispensada 81
Figura 49 - Percepção sobre o aprendizado no curso 81
Figura 50 - Percepção da contribuição do curso para a vida 82
Figura 51 - Desempenho no curso 84
Figura 52 - Quantidade de acertos por sexo 84
Figura 53 - Produtos da Mineração de Dados 85
Figura 54 - Árvore J48 Pré-teste C.A.M. 90
Figura 55 - Árvore J48 com 10% no Pré-teste M.A.U. 91
Figura 56 - Árvore RT com 10% no Pré-teste M.A.R. 91
Figura 57 – Árvore de decisão J48 com 10% Pós-teste M.A.U. 92
Figura 58 – Árvore de decisão RT com 10% Pós-Teste M.A.R. 93
Figura 59 – Pré-teste MAU com 2 instâncias no J48 116
Figura 60 - Pré-teste MAR com 2 instâncias no J48 117
Figura 61 - Pré-teste ALV com 2 instâncias no J48 119
Figura 62 - Pós-teste MAU com 2 instâncias no J48 120
Figura 63 - Pós-Teste MAR com 2 instâncias no J48 122
Figura 64 - Pós-teste CAM com 2 instâncias no J48 123
Figura 65 - Pós-teste ALV com 2 instâncias no J48 124
Figura 66 - Pré-Teste MAU com 1% das instâncias no J48 125
Figura 67 - Pós-Teste MAU com 1% das instâncias no J48 126
Figura 68 - Pré-teste MAR com 1% das instâncias no J48 126
Figura 69 - Pós-teste MAR com 1% das instâncias no J48 127
Figura 70 - Pré-teste CAM com 1% das instâncias no J48 127
Figura 71 - Pós-teste CAM com 1% das instâncias no J48 128
Figura 72 - Pré-teste ALV com 1% das instâncias no J48 128
Figura 73 - Pós-teste ALV com 1% das instâncias no J48 129
Figura 74 - Pré-teste MAR com 10% das instâncias no J48 130
Figura 75 - Pré-teste CAM com 10% das instâncias no J48 131
Figura 76 - Pré-teste ALV com 10% das instâncias no J48 132
Figura 77 - Pós-teste MAR com 10% das instâncias no J48 132
Figura 78 - Pós-teste CAM com 10% das instâncias no J48 133
Figura 79 - Pós-teste ALV com 10% de instâncias no J48 134
Figura 80 - Pré-teste MAU com 1% de instâncias no RT 135
Figura 81 - Pré-teste MAR com 1% das instâncias no RT 136
Figura 82 - Pré-teste CAM com 1% de instâncias no RT 137
Figura 83 - Pré-teste ALV com 1% das instâncias no RT 138
Figura 84 - Pós-teste MAU com 1% das instâncias no RT 139
Figura 85 - Pós-teste MAR com 1% das instâncias no RT 140
Figura 86 - Pós-teste CAM com 1% das instâncias no RT 141
Figura 87 - Pós-teste ALV com 1% das instâncias no RT 142
Figura 88 - Pré-teste MAU com 10% das instâncias no RT 143
Figura 89 - Pré-teste CAM com 10% de instâncias no RT 144
Figura 90 - Pré-teste ALV com 10% das instâncias no RT 145
Figura 91 - Pós-teste MAU com 10% de instâncias no RT 146
Figura 92 - Pós-teste CAM com 10% das instâncias no RT 147
Figura 93 - Pós-teste ALV com 10% das instâncias no RT 148

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Cor dos eletrodos em função da impedância 42
Tabela 2 - Regiões Cerebrais, funções e eletrodos 43
Tabela 3 - Obras selecionadas na RSL 45
Tabela 4 - Áreas a serem ativadas conforme os exercícios dos testes 61
Tabela 5 - Exemplo dos dados em formato CSV 65
Tabela 6 - Quantidade de instâncias por arquivo 66
Tabela 7 - Resultado do Teste de Lógica 82
Tabela 8 – Árvores geradas com o J48 85
Tabela 9 - Árvores geradas com o RT 85
Tabela 10 – Matrizes geradas com o RF 86
Tabela 11 - Total de objetos gerados 86
Tabela 12 - Resultados J48 com os 3 tipos de instâncias 86
Tabela 13 - Comparação do J48 com no mínimo 2 instâncias por folha, variando a precisão das casas 87
Tabela 14 - Comparação do J48 com no mínimo 10 instâncias por folha, variando a precisão das casas. 87
Tabela 15 - Comparação do RT com no mínimo 1% instâncias por folha, variando a precisão das casas. 88
Tabela 16 - Resultados Random Tree com 1% e 10% de instâncias 88
Tabela 17 - Resultados Random Forest com 1% e 10% de instâncias. 89
Tabela 18 - Resultados comparativos entre todos os algoritmos 89
Tabela 19 - Relação áreas a ativar e eletrodos ativados 93
Tabela 20 - Áreas cerebrais ativadas durante os testes 95

LISTA DE SÍMBOLOS

Hz	Frequência [Hertz]
Ω	Resistência elétrica [Ohm]
V	Tensão Elétrica [Volt]

Símbolos gregos

α	Alfa
β	Beta
θ	Teta
δ	Delta
γ	Gama
Mμ	Mú

Sub índices

s	Segundos
μ	Micro
k	Kilo

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

PC	Pensamento Computacional
MD	Mineração de Dados
BCI	Brain Computer Interface
EEG	EletroEncefaloGrama
SNC	Sistema Nervoso Central
WEKA	Waikato Environment for Knowledge Analysis
GDF	Geos Dictionary File
CSV	Comma Separated Values
ARFF	Attribute Relation File Format
GNU	GNU is Not Unix
GPL	General Public License
GUI	Graphical User Interface
API	Application Programming Interface
DDA	Distúrbio do Déficit de Atenção
DCBD	Descoberta de Conhecimento em Banco de Dados
KDD	Knowledge Discovery in Databases
AI	Artificial Inteligence
LED	Light Emitting Diode
USB	Universal Serial Bus
CEPAS	Comitê de Ética em Pesquisa na Área da Saúde
J48	Algoritmo J48
RT	Algoritmo Random Tree
RF	Algoritmo Random Forest

1. INTRODUÇÃO

Os espaços educativos podem utilizar as tecnologias da informação e comunicação como ferramentas aliadas aos processos de ensino e aprendizagem, principalmente, para a educação das novas gerações que estão intimamente familiarizadas com os meios digitais, ou seja, que são "falantes" da linguagem digital (PRENSKY, 2001). Desta forma, compreender o funcionamento do cérebro para explorar e construir novas tecnologias para a sociedade, gerando benefícios sociais, passou a ser uma preocupação dos pesquisadores e um dos desafios da Neurociência (MARKRAM, 2013).

A Neurociência estuda o funcionamento, o desenvolvimento e a estrutura do sistema nervoso central. O controle motor, a imaginação, a capacidade de memorização e o aprendizado são conceitos abarcados pela neurociência com o uso de sistemas de Interface Cérebro Computador (BCI - *Brain-Computer Interface*). Portanto, conhecer quais as regiões cerebrais estão associadas a essas funções e identificar as estruturas cerebrais ativadas, durante o processo de ensino e aprendizagem, contribui para elucidar o modo como o cérebro realiza as mais diversas ações.

Seguindo nessa perspectiva, esta pesquisa objetiva estudar o funcionamento das estruturas cerebrais responsáveis pelo processo de aprendizagem, identificando as áreas responsáveis pelas atividades cognitivas e a possibilidade do ensino de lógica de programação modificar as estruturas cerebrais. Para tanto, um conjunto de estudantes do ensino fundamental participou de uma coleta de dados cerebrais e, posteriormente, capacitados em uma linguagem de programação utilizando estratégias de Pensamento Computacional (WING, 2006) com o intuito de validar o estudo. Após a qualificação, nova coleta foi realizada visando identificar alterações nas estruturas cerebrais.

A base de trabalho para o preparo do treinamento está embasada na formalização e na resolução de problemas, conforme discorre Pozo:

> [...] ensinar os alunos a resolver problemas supõe dotá-los da capacidade de aprender a aprender, no sentido de habituá-los a encontrar por si mesmas respostas, às perguntas que os inquietam ou que precisam responder, ao invés de esperar uma resposta já elaborada por outros e transmitida pelo livro-texto ou pelo professor (1998, p. 15-16).

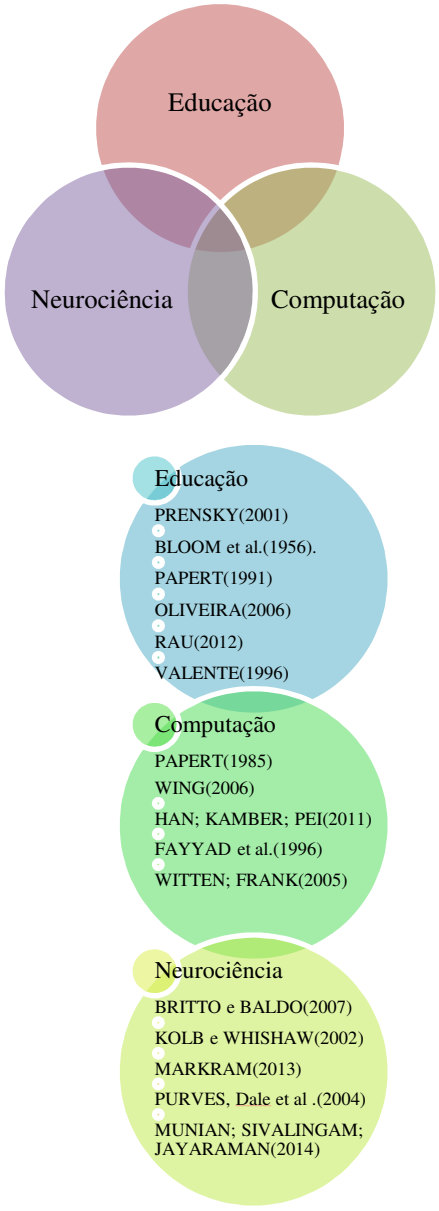
Assim, o trabalho busca ensinar uma linguagem de programação acessível aos jovens Nativos Digitais (PRENSKY, 2001) de forma lúdica, divertida e não instrucional, sob o paradigma construcionista (PAPERT, 1991) e sendo aplicado a alunos de Ensino Fundamental, em fase de pleno desenvolvimento físico e intelectual, com os quais foi trabalhado o conceito do Pensamento Computacional (PC). O objetivo não foi formar programadores de computadores, mas colaborar no processo de desenvolvimento mental dos participantes do projeto para que os mesmos pudessem

adquirir competências e habilidades que lhes serão úteis, não somente para as disciplinas curriculares, mas também para toda a vida.

Busca-se, através de modelos computacionais de Mineração de Dados (MD), pesquisar quais algoritmos são adequados para o processamento de sinais cerebrais, identificando as áreas cerebrais que desempenharam papéis importantes nas atividades cognitivas, a fim de investigar o possível aumento do domínio cognitivo, conforme mostra a taxonomia de Bloom et al. (1956).

Esse trabalho abrange três áreas do conhecimento conforme mostra a Figura 1, também nesta figura são apresentados diversos autores que dão embasamento para esse trabalho que serão discutidos no capítulo 2.

Figura 1 - Interdisciplinaridade da pesquisa



Fonte: Próprio autor.

1.1. OBJETIVOS

Este trabalho objetiva pesquisar se o ensino de lógica de programação, através do Pensamento Computacional, para alunos do Ensino Fundamental, muda às estruturas do cérebro, utilizando para análise o modelo computacional de mineração dos sinais cerebrais e o embasamento na neurociência.

Objetivos Específicos

- Qualificar alunos em Pensamento Computacional;
- Coletar os sinais cerebrais dos educandos, sujeitos da pesquisa, pré e pós o processo de qualificação, para aquisição de dados;
- Realizar a comparação entre os algoritmos *J48*, *Randon Tree* e *Randon Forest*.
- Realizar análise dos dados obtidos pelos algoritmos de mineração de dados com base na Neurociência.

1.2. Organização do Trabalho

Nessa perspectiva, o presente estudo foi estruturado em 5 capítulos. No segundo capítulo consta o embasamento teórico contendo os conceitos e as teorias relativas à neurociência, a aprendizagem, ao cérebro, a cognição, ao Pensamento Computacional, a Linguagem de Programação, e a Mineração de dados e seus algoritmos, apresentando as principais caraterísticas dessas temáticas a fim de dialogar e apoiar a coleta e a análise dos resultados. Já no terceiro capítulo, a metodologia empregada na execução tanto no treinamento ministrado quanto na coleta e na análise dos resultados é apresentada. No quarto capítulo são apresentados os resultados encontrados na pesquisa e as discussões alicerceadas no embasamento teórico, enquanto que no quinto capítulo são as conclusões e as reflexões, bem como os trabalhos futuros propostos.

2. EMBASAMENTO TEÓRICO

Neste capítulo é apresentada a teoria necessária e os principais autores que embasam o desenvolvimento do presente estudo.

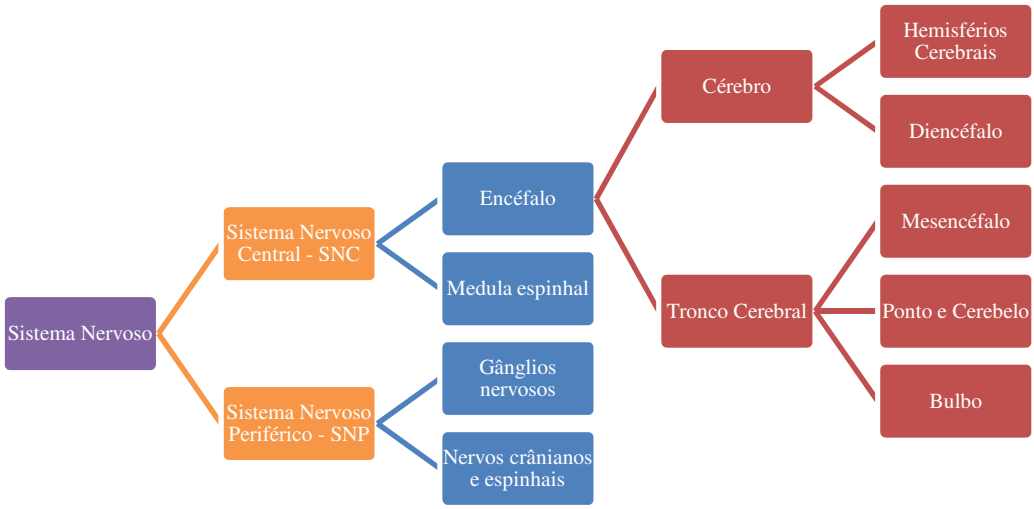
2.1 Cérebro

Há, evidentemente, um grande interesse nas funções do cérebro por si só, visto que esse órgão além de ser o mais complexo do corpo humano também é considerado por muitos como uma das últimas fronteiras na ciência em geral. A biologia molecular tem ajudado muito a construir uma das frentes em que a neurociência claramente evoluirá nas próximas décadas, devido ao esclarecimento, cada dia mais amplo, da estrutura molecular do cérebro (BRITTO; BALDO, 2007).

Cérebro é a palavra para o tecido encontrado dentro do crânio. O cérebro tem duas metades relativamente simétricas chamadas de hemisférios, uma no lado esquerdo e outra no lado direito. A camada externa do cérebro consiste em um tecido pregueado. As pregas são chamadas de giros. Essa camada externa é conhecida como córtex cerebral (chamado simplesmente de córtex). A palavra córtex, por sua vez, significa “casca” em latim, é uma escolha adequada em razão da aparência rugosa do córtex e também por cobrir a maior parte do restante do encéfalo. O córtex de cada hemisfério é dividido em quatro lobos denominados a partir dos ossos cranianos localizados acima deles (KOLB; WHISHAW, 2002).

Assim, por meio da neuroimagem funcional é possível a identificação da distribuição de padrões da atividade do cérebro humano associado a processos perceptuais, cognitivos, emocionais e comportamentais (NUNES; MARRONE, 2002).

Figura 2 - Divisão do Sistema Nervoso



Fonte: Adaptado (NUNES; MARRONE, 2002)

Seguindo nessa linha, o físico americano Michio Kaku compara a complexidade do cérebro humano à do Universo (KAKU; ANDRADE, 2015).

> Não são apenas as estrelas no universo que fascinam o homem com o seu impressionante número. Em um outro universo, o nosso universo biológico interno, uma gigantesca "galáxia" com centenas de milhões de pequenas células nervosas que formam o cérebro e o sistema nervoso comunicam-se umas com as outras através de pulsos eletroquímicos para produzir atividades muito especiais: nossos pensamentos, sentimentos, dor, emoções, sonhos, movimentos, e muitas outras funções mentais e físicas, sem as quais não seria possível expressarmos toda a nossa riqueza interna e nem perceber o nosso mundo externo, como o som, cheiro, sabor, e também luz e brilho, inclusive o das estrelas (CARDOSO, 1998).

Por essa razão, empresas e governos têm investido cada vez mais nessa área de pesquisa. Por exemplo: em 2013, o então presidente dos Estados Unidos, Barack Obama, lançou a *Brain Initiative* (Iniciativa cérebro, em tradução livre) com um orçamento de 110 milhões de dólares para o desenvolvimento de tecnologias capazes de aprofundar a investigação sobre a mente humana (NATIONAL INSTITUTES OF HEALTH - NIH, 2014).

A neurocientista brasileira Suzana Herculano-Houzel explica que, até recentemente, a ciência trabalhava com hipóteses equivocadas para explicar a capacidade humana de aprender, a qual estava associada ao tamanho de nosso cérebro em relação às dimensões do corpo. O cérebro seria proporcionalmente muito maior do que o de outros animais (o que não se sustenta, pelas últimas pesquisas), mas não se sabia sequer a quantidade de neurônios corticais presentes no órgão. Os humanos têm, distanciadamente, maior quantidade de neurônios, embora o córtex cerebral não seja o maior, pois o córtex do elefante africano, por exemplo, tem apenas um terço dos neurônios (5,6 bilhões) que o córtex cerebral humano tem (média de 16 bilhões de neurônios). O segundo

lugar em número de neurônios vai para gorilas e orangotangos, empatados em 8 a 9 bilhões de neurônios, os chimpanzés com 6 a 7 bilhões de neurônios ocupando o terceiro lugar no ranking da quantidade de neurônios no córtex cerebral (FONSECA-AZEVEDO; HERCULANO-HOUZEL, 2012).

> Talvez o princípio mais simples das funções do encéfalo seja o fato dele ser responsável pelo comportamento. No entanto, esse princípio tem mais coisa por trás que se possa inicialmente pensar. Para que o encéfalo produza comportamento, ele precisa ter informações sobre o mundo ao seu redor – tamanho, formato, movimento, e assim por diante. Sem essas informações, o encéfalo não pode saber como orientar e direcionar o corpo para produzir uma resposta adequada, especialmente quando a resposta necessária for algum comportamento complexo, como apanhar uma bola. Para realiza-los, o sistema nervoso tem órgãos projetados para receber as informações do mundo e converte-las em atividades biológicas capaz de produzir experiências subjetivas da realidade. Para nos movimentarmos, portanto, o encéfalo produz o que nós acreditamos ser realidade. Essas experiências subjetivas da realidade são essenciais para a execução de qualquer tarefa complexa (KOLB, 2002, P. 38).

Os últimos 30 anos transformaram nossa capacidade de medir sinais e estruturas no cérebro humano por meio de um esforço em classificar as estruturas neurais em sensorial (visual) e linguagem na medida em que aprendemos mais sobre o sistema visual usando a neuroimagem moderna (WANDELL; RAUSCHECKER; YEATMAN, 2012). Após décadas de esforço, ainda temos apenas uma compreensão muito limitada dos mecanismos que ligam a estrutura e a função do cérebro, no nível microscópico, à cognição e ao comportamento ou aos padrões de atividade em grande escala como observados nos estudos de imagem (MARKRAM, 2013).

O salto da produção científica, dos últimos anos, nos permitiu conhecer melhor o funcionamento organizacional do cérebro, principalmente, com o advento dos modernos métodos de imagem, como contribuem os autores:

> No Brasil, o avanço nessa área de pesquisa seguiu essa tendência mundial, sendo notório que ela foi uma das áreas do conhecimento que mais geraram publicações científicas nos últimos anos, contribuindo decisivamente para o desempenho nacional no campo científico. O elevado percentual de comunicações sobre o sistema nervoso em grandes congressos, como o da Federação de Sociedades de Biologia Experimental (FeSBE), é também um indicador do avanço da neurociência. Não há dúvida de que esse progresso continuará nas próximas décadas, não só em direção ao conhecimento da organização funcional do cérebro normal, que ainda é parcial, mas também em relação à cura de distúrbios neurológicos e psiquiátricos, muitos ainda de difícil abordagem terapêutica (BRITTO e BALDO, 2007).

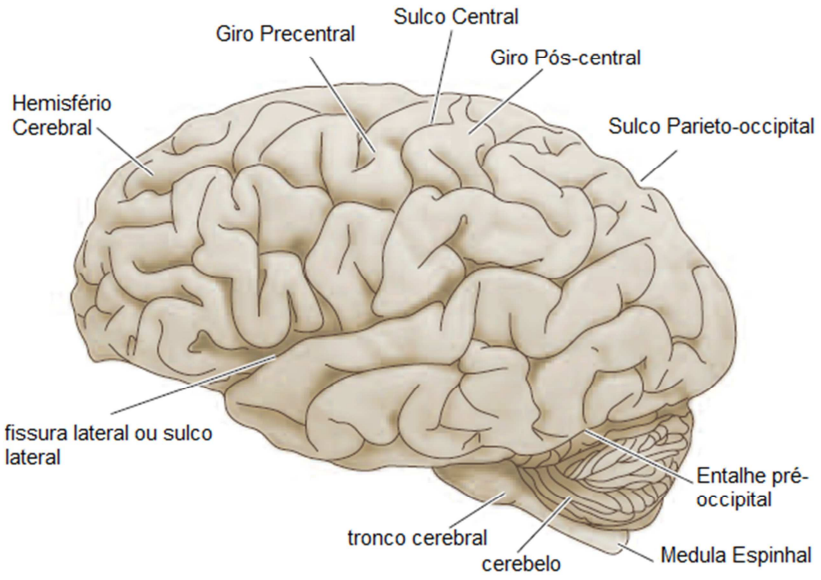
Outro fato já conhecido é a importância dos primeiros anos de vida no crescimento e desenvolvimento das estruturas cerebrais, as quais permitirão o aprimoramento de habilidades futuras mais complexas. As conexões e os estímulos externos influenciam todos os aspectos do desenvolvimento infantil (COMITÊ CIENTÍFICO DO NÚCLEO CIÊNCIA PELA INFÂNCIA,

2014).

2.1.1 Lobos Cerebrais

Os lobos cerebrais podem ser referenciados por letras: lobo Pré-Frontal (FP), lobo Frontal (F), lobo Temporal (T), Central (C), lobo Parietal (P) e lobo Occipital (O). Outros indicativos da localização também podem ser acrescentados nestas referências como a letra Z, que significa o centro da cabeça, e a numeração crescente do centro da cabeça, onde os números pares pertencem ao hemisfério direito e os ímpares ao esquerdo (VALLABHANENI, WANG e HE, 2005).

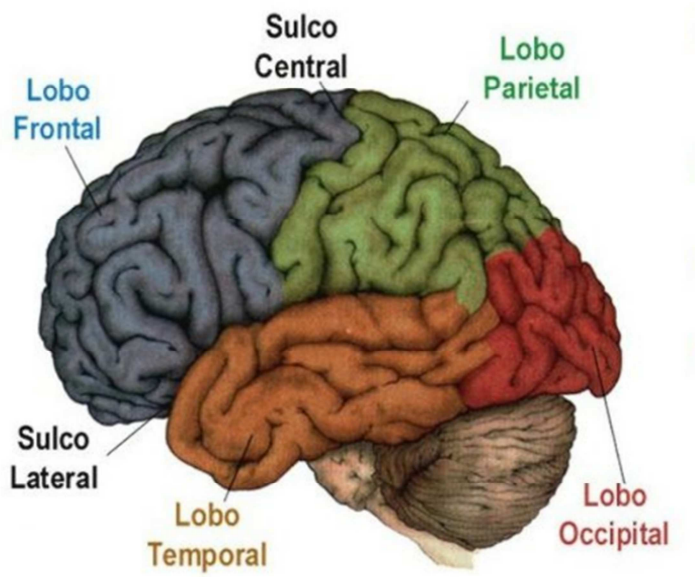
Figura 3 - Superfície do Hemisfério Cerebral



Fonte: Adaptado de (PURVES et al., 2004)

Na Figura 3 temos a anatomia da superfície do hemisfério cerebral mostrando os quatro lobos do cérebro e os principais sulcos e giros. Uma característica fundamental da anatomia da superfície do cérebro é o sulco central localizado aproximadamente a meio caminho entre os polos rostral e caudal dos hemisférios.

Figura 4 - Nome dos lobos cerebrais



Fonte: Adaptado de (PURVES et al., 2004)

Na Figura 4 temos alguns lóbulos cerebrais representados por cores variadas, sendo o nome de cada um deles indicado por um traço.

O Lobo Frontal fica localizado bem na parte anterior do encéfalo, na região da testa, esta região é responsável pelo planejamento de ações, pelo movimento, pensamento, abstração e emoções. Esse lobo possui a maior importância cognitiva de todos, nele também estão localizados o córtex motor e o córtex pré-frontal, no córtex motor são controladas as atividades motoras voluntárias e no outro a aprendizagem motora e os movimentos de precisão.

O Lobo Parietal fica localizado na parte superior central do encéfalo, também é conhecido como córtex somatossensorial, e tem como função viabilizar a recepção das sensações que vêm do ambiente. As sensações exteriores do corpo são recebidas pelos órgãos táteis como lábio, língua e garganta para depois serem analisadas, processadas e interpretadas pelo córtex somatossensorial como tato, dor e temperatura.

O Lobo Occiptal fica localizado na parte de trás do encéfalo também chamado de córtex visual respondendo pelo processamento e a percepção da visão como cor, movimento, profundidade e distância, entre outros. Por sua vez, o Lobo Temporal fica localizado na parte atrás das orelhas e tem como responsabilidade as funções de audição, memória, linguagem, atenção, aprendizagem e afeto.

2.1.2 Ondas Cerebrais

As ondas cerebrais podem ser classificadas usando sua frequência, amplitude, forma e a posição dos eletrodos no couro cabeludo. As aplicações do EEG (eletroencefalograma) concentram-se em uma faixa base relativamente estreita, de 0,1 Hz a 100 Hz, já que a maior parte da potência do sinal EEG está nessa faixa de frequência (MUNIAN; SIVALINGAM; JAYARAMAN, 2014).

As ondas α estão na faixa de frequência de 7,5 Hz a 12 Hz, são originárias do lobo occipital e da parte traseira da cabeça e apresentam-se quando o estado mental é relaxado e calmo, quando em vigília, tendo maior amplitude em comparação com outras ondas cerebrais.

As ondas β variam de 13 a 30 Hz e estão associadas ao pensamento profundo, ao alto nível de concentração e ao estado ansioso, tendo grande faixa de frequência em comparação com as outras. As ondas betas originam-se da área central do cérebro e da parte frontal da cabeça.

As ondas θ estão na faixa de frequência de 3,5 a 7,5 Hz e originam-se de partes centrais, temporais e parietais da cabeça. O alto nível de ondas teta, geralmente, ocorre em adultos que apresentam problemas de DDA (Distúrbio do Déficit de Atenção) e surgem durante o pensamento criativo, estressado e em profundo estado de meditação.

As ondas γ são as que estão na frequência de intervalo de 30 Hz ou mais. Este intervalo de frequência está associado às funções motoras, trabalho simultâneo ou outras multitarefas.

As ondas δ estão na faixa de frequência de 0,5 a 3,5 Hz, são as mais lentas em comparação com as demais e, geralmente, ocorrem em sono profundo e, às vezes, quando acordados. Essas ondas também ocorrem em estado mental de coma, mas ondas delta em estado acordado é considerado um fenômeno sério.

As ondas Mμ estão associadas às atividades motoras, sendo encontradas na faixa de frequência das ondas alfa, mas onde a amplitude máxima é registrada sobre o córtex motor. Essas basicamente disparam quando há um movimento real ou há uma intenção de se movimentar.

Desta forma, um nível baixo de ondas β conduz a um estado relaxado, já em nível normal ajuda a estar mais receptivo e concentrado, melhorando a capacidade de resolver problemas, enquanto que as ondas γ se relacionam com atividades de grande processamento cognitivo, normalmente associado às percepções e aprendizagens, a dificuldade desse processo se caracteriza por uma média menor de atividade desta faixa de frequência. Em suma, essas duas ondas atuam de forma importante nos processos de aprendizagem.

2.2 Neurociência e Aprendizagem

A Neurociência é, provavelmente, o melhor exemplo no meio científico da importância da

abordagem multidisciplinar. Com pouco mais de três décadas de vida como área reconhecida, sendo resultado da associação de disciplinas tradicionais como anatomia, histologia, bioquímica, fisiologia, farmacologia, neurologia e psiquiatria, a neurociência produziu nesse período um avanço científico inegável no conhecimento do sistema nervoso, em grande parte devido a avanços tecnológicos em disciplinas emergentes, como o imageamento, a biologia molecular e a nanotecnologia, entre outras. É interessante lembrar que muitos dos reconhecidos avanços na área ocorreram durante a chamada Década do Cérebro (1990-2000), assim designada pelo Congresso norte-americano, mas que se tornou uma iniciativa internacional, resultando em maior divulgação, visibilidade, estímulo e, em alguns casos, recebendo maior aporte de recursos para pesquisas sobre o sistema nervoso central (BRITTO e BALDO, 2007).

Ao longo dos anos, com as pesquisas na área de Neurociência tem-se descoberto mais informações que podem ser úteis para a escola. Uma aula motivadora e estimulante, com uma pedagogia relacional que faça sentido ao educando, é o que todos os educadores buscam. Em uma pesquisa[1] de 2017 alguns cientistas norte-americanos que acompanharam um grupo de 12 alunos do ensino médio e seu professor de Biologia, registrando as oscilações neurais durante as aulas, com o uso de um eletroencefalograma portátil (EEG), constataram que quando a aula é interessante e os estudantes gostam uns dos outros seus cérebros entram em sintonia. O mesmo foi observado nas situações em que os estudantes sentiram empatia pelo professor e pelos colegas. Esse experimento poderá ajudar a entender o comportamento do cérebro humano e a importância dos vínculos sociais no aprendizado (DIKKER, WAN, *et al.*, 2017).

Algumas descobertas feitas por esse estudo contribuem para demonstrar a importância da área da Neurociência Computacional aplicada na Educação, área essa iniciada por Schwartz (1990). Esse estudo evidenciou que não somente a metodologia, mas também a capacidade de foco, o contato visual, as atividades em grupo, o afeto, a empatia e o meio social influenciam na sincronia cerebral e, consequentemente, na aprendizagem.

2.3 Pensamento Computacional

Segundo Paulo Blikstein (2008), o mundo atual exige maiores habilidades e conhecimentos para o século XXI que vão além de ler, escrever e fazer cálculos. Uma dessas habilidades é o Pensamento Computacional que não se trata de saber usar internet, e-mail, blogs, planilha de cálculos ou processadores de texto. O Pensamento Computacional é saber usar o computador como

[1] https://www.infosalus.com/salud-investigacion/noticia-ondas-cerebrales-estudiantes-sincronizan-20170505070046.html

um instrumento de aumento do poder cognitivo e operacional humano, é usar os computadores e redes de computadores para aumentar a nossa capacidade de produtividade, inventividade e criatividade.

O Pensamento Computacional é uma forte ferramenta no processo de ensino e aprendizagem, não isoladamente ao ensino da programação, conforme discorre Wing (2006, p35):

> Conceptualização, não programação. Ciência da computação não é programação. Pensar como um cientista da computação significa mais do que ser capaz de programar um computador. É preciso pensar em múltiplos níveis de abstração.

Ainda de acordo com as reflexões e discussões da autora, o Pensamento Computacional é uma forma de pensar:

> Uma forma que humanos, não computadores, pensam. Pensamento computacional é uma forma para seres humanos resolverem problemas; não é tentar fazer com que seres humanos pensem como computadores (Wing, 2006, p. 35).

Os computadores estão em quase todas as nossas atividades e em muitas áreas alguns profissionais passam boa parte do seu tempo os utilizando para desenvolver tarefas como a realização de desenhos, cálculos, projeções e análise de cenários que são atividades cognitivas realizadas por humanos com o auxílio de computadores com o objetivo de acelerar o processo de realização, o que traz eficiência para a resolução da atividade, por isso ter um "adestramento digital" é importante, mas não suficiente, pois é preciso recombinar informações e criar novos conhecimentos é importante para nossa sociedade moderna.

Como explica Liukas (2015, p. 110):

> O Pensamento Computacional é executado por pessoas e não por computadores. Ele inclui ainda o pensamento lógico, a habilidade de reconhecimento de padrões, raciocinar através de algoritmos, decompor e abstrair um problema.

Desta forma, a nossa capacidade inventiva é que diferencia o ser humano do computador. Só o humano tem a capacidade de programar os computadores para tarefas mais repetitivas e de rotina a fim de estar mais livre para tarefas cognitivas de resolução de problemas, de produção e criação exclusivas do homem.

2.3.1. Descobrindo o mundo com jogos e animações

Por meio das brincadeiras, as crianças desenvolvem saberes, resolvem conflitos, experimentam sensações, lidam com diferentes sentimentos e aprendem a conviver e a cooperar com o grupo e com os demais sujeitos. Atividades lúdicas como as brincadeiras, os jogos, a música e a arte são uma importante fonte para que as crianças se comuniquem e se expressem. Ao adotarmos atividades lúdicas como proposta de trabalho, proporcionamos ao educando a

possibilidade de interagir ativamente com seu ambiente e com o ambiente escolar de maneira que todas as suas potencialidades sejam envolvidas na construção do conhecimento (FIGUEIREDO, 2003; RAU, 2012).

Brincando a criança desenvolve uma estrutura de organização para relações emocionais, as quais lhe proporcionam condições para o desenvolvimento das relações sociais. Sendo assim, a escola, principalmente, os anos iniciais do ensino fundamental, poderiam considerar o lúdico como parceiro e utilizá-lo amplamente para atuar no desenvolvimento e na aprendizagem da criança e do jovem (COMITE CIENTIFICO DO NUCLEO CIENCIA PELA INFANCIA, 2014; RAU, 2012).

A partir das teorias de Piaget e Vygotsky (PIAGET, 1978; VYGOTSKY, 2007), entendemos que é necessário refletir sobre o papel do professor ao utilizar o lúdico como recurso pedagógico, o que possibilita o reconhecimento sobre a realidade lúdica de seus alunos, bem como o interesse e necessidades dos mesmos. A criança ou o jovem, ao jogar e brincar, não só incorpora regras socialmente estabelecidas, mas também cria possibilidades de significados e desenvolvem conceitos, o que justifica a adoção do jogo como aliado importante na prática pedagógica (RAU, 2012).

Dentro do contexto social e educacional, a oportunidade de brincar assumiu características próprias, pois seu papel no campo da educação cresceu. Podemos afirmar que o brincar é um agente de mudança do ponto de vista educacional e, por acreditar nessa firmação, consideramos que o desenvolvimento da criança acontece, principalmente, através do lúdico. Toda criança precisa brincar para crescer, precisa do jogo como forma de equilíbrio com o mundo, pois brincando e jogando a criança reproduz as suas vivências, transformando o real de acordo com seus desejos e interesses (PIAGET, 1978).

Por meio de brincadeiras e jogos, as crianças não apenas vivenciam situações que se repetem, mas aprendem a lidar com os símbolos e a pensar por analogia: os significados das coisas passam a ser imaginados por elas. Ao criarem essas analogias tornam-se produtoras de linguagens, criadoras de convenções, capacitando-se para se submeterem a regras e darem explicações. Além disso, passam a compreender e a utilizar convenções e regras que serão empregadas no processo de ensino e aprendizagem, sendo que essa compreensão favorece sua integração num mundo social bastante complexo e proporciona as primeiras aproximações com futuras teorizações (VYGOTSKY, 2007).

Neste sentido é importante o papel do professor, pois cabe a esse profissional instruir e valorizar o educando na interação humana e no desenvolvimento do seu raciocínio lógico. Logo, a aprendizagem do seu efeito positivo se vincula ao prazer e à relação afetiva nas ações pedagógicas

(SANTOS, 2001).

2.3.2. A Gamificação e a repetição no processo de aprendizagem

As tecnologias de gamificação têm revolucionado a forma de ensinar. Em um mundo competitivo não se pensa que alguém sinta orgulho em errar. Essa ideia é expressa pelo personagem Homer J. Simpson, de Groening (1989) em sua frase "filosófica": "Tentar é o primeiro passo para o fracasso", que é bem atual. Essa mesma lógica também está presente no ambiente escolar, principalmente nos primeiros anos de aprendizagem.

Segundo Maturana (1995, p. 01) "na juventude, experimenta-se a validade desse mundo de convivência na aceitação e no respeito pelo outro a partir da aceitação e do respeito por si mesmo, no começo de uma vida adulta social e individualmente responsável".

O processo de tentativa e erro é natural do ser humano, nenhuma criança levantou-se e começou a andar de forma segura já na primeira vez que ficou em pé. Esse caminhar com segurança é o resultado oriundo de uma série de tentativas e fracassos. O desistir é aprendido, infelizmente, em algum momento dos anos iniciais do desenvolvimento (CARMAGNANI, 2018). Quando não se tem um encorajamento, acreditamos que é melhor desistir se algo é desafiador ou pior: que devemos esconder nossas falhas do mundo. O uso de tecnologias de gamificação no ensino é um importante aliado para trazer a resiliência que nós nascemos.

Os jogos têm a habilidade de aumentar a determinação dos jovens, pois apresentam elementos propositadamente desafiadores. O ensino pode inspirar-se nos jogos para uma melhoria significativa no engajamento dos jovens, como discorrem os autores Gee (2005), McGonical (2012) e Alves (2015).

Conforme Alves (2015, p. 41):

> Em termos de aprendizagem, quando pensamos em *gamification* estamos em busca da produção de experiências que sejam engajadoras e que mantenham os jogadores focados em sua essência para aprender algo que impacte positivamente em sua performance.

Alguns estudos internacionais mostram que os jovens gostam dos desafios dos jogos eletrônicos, mas nem sempre dos desafios dos jogos de conteúdos mais difíceis. Esta aversão foi denominada por Carol Dweck como "mentalidade fixa". Segundo a especialista crianças com mentalidade fixa normalmente veem os erros como uma falha e como sinais de que não são talentosas o suficiente para aquela tarefa.

Por outro lado, a gamificação exige que o aluno refaça uma tarefa caso um erro seja observado. E, por se tratar de uma atividade lúdica e divertida, os alunos tentam novamente e

refazem a atividade na maior naturalidade[2]. A tecnologia utilizando jogos dá *feedbacks* em tempo real e o modelo mental do aluno passa a ser "qual desafio quero agora?" (DWECK, 2014). É importante salientar o *feedback* das avaliações, onde fica evidente onde o aluno errou e mostra onde estava o erro. Um *feedback* tardio impossibilita a tentativa de novas iniciativas pedagógicas.

> Como posso aceitar-me e respeitar-me se não aprendi a respeitar meus erros e a tratá-los como oportunidades legítimas de mudança, porque fui castigado por equivocar-me? Se a educação no Chile leva a criança a viver seus erros como negação de sua identidade, a educação no Chile não serve para o Chile...
> ...O que digo é também válido para a educação do adolescente. O adolescente moderno aprende valores, virtudes que deve respeitar, mas vive num mundo adulto que os nega (MATURANA, 1995 p. 01).

Salas de aula ao redor do mundo têm implementado um modelo de "mentalidade de crescimento" com os estudantes. Professores encorajam seus alunos a arriscar com seu aprendizado, a errar e enxergar os erros como degraus para o sucesso fazendo-os entender o poder da palavra "ainda". Quando uma criança não consegue fazer algo, ela precisa saber que "ainda não consegue" (DWECK, 2014).

Segundo uma pesquisa com cerca de 500 professores no Brasil, realizada pela Matific[3], plataforma israelense de gamificação da matemática disponível no País desde 2015 e utilizada por 170 mil estudantes brasileiros, o desempenho dos alunos aumenta em 70% com o uso de tecnologias educacionais. Na mesma pesquisa, 90% dos professores afirmaram que o uso de jogos educacionais para o aprendizado da matemática desfaz a ideia de que a disciplina é "chata e difícil" e aumenta o envolvimento dos alunos na matéria. Jovens que utilizam algum sistema de jogos estão mais próximos de mudar a forma de pensar o aprendizado e encontrar diversão enquanto aprendem.

2.4. Mineração de dados

O termo mineração de dados é bem abrangente podendo se referir a várias técnicas e procedimentos utilizados para o exame e transformação de dados. A MD de forma simples é a identificação de informações importantes em uma massa de dados. Essas informações normalmente são ocultas, mas com relevância, são elas os padrões e regras. É uma extração automatizada de padrões que representam o conhecimento implicitamente armazenado ou capturado de grandes bancos de dados que é chamada de Descoberta de Conhecimento em Base de Dados – DCBD (*Knowledge Discovery in Databases – KDD*) (HAN; KAMBER; PEI, 2011).

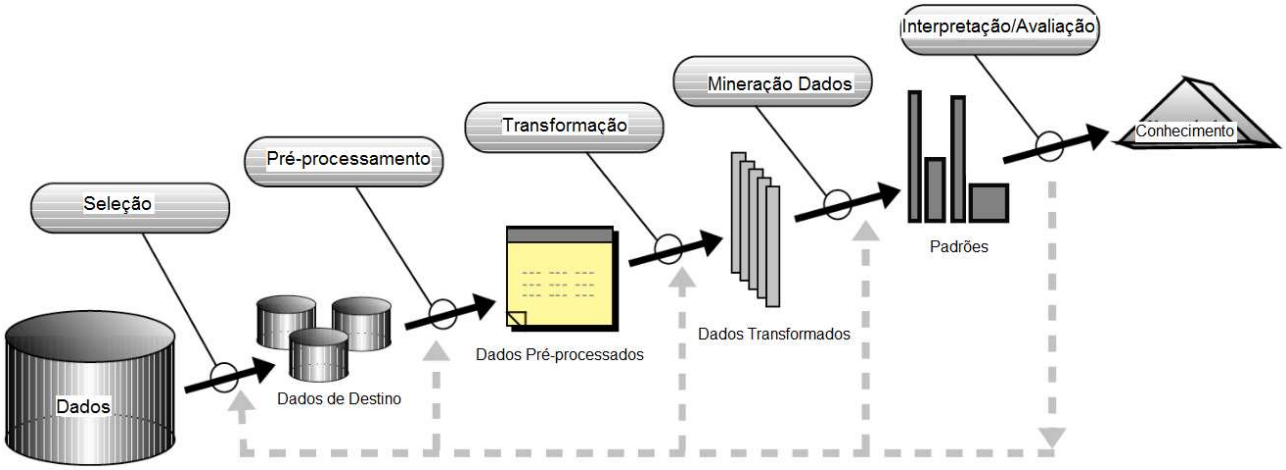
Na MD, o objetivo é criar um modelo que possa melhorar o modo pelo qual lemos e

[2] Ver sobre "depuração" em (VALENTE, 1996).
[3] http://www.revistacobertura.com.br/2017/03/14/sistema-israelense-de-jogos-educacionais-para-o-ensino-da-matematica-sera-usado-no-programa-escolas-plugadas-da-fundacao-lemann/

interpretamos os dados existentes e os futuros. Como existem muitas técnicas de MD, a principal tarefa para criar um bom modelo é definir qual tipo será utilizado, refinando o modelo de forma que fique ainda mais utilizável.

O processo de KDD é dividido em algumas etapas apresentadas na Figura 5:

Figura 5 - Processo de KDD



Fonte: Adaptada de FAYYAD et al. (1996).

2.4.1. Seleção dos Dados

Em relação à seleção de dados devemos inicialmente identifica-los e definir quais atributos possuem características importantes para a análise e suas contribuições para o estudo. Os atributos são categorizados através do seu conteúdo podendo ser do tipo numérico (inteiro e real) e textual. Parte importante do processo de mineração de dados está na interpretação desses dados, tomando como base o processo de descoberta de conhecimento proposto por Fayyad et al (1996) se faz o retorno e o avanço entre as etapas do processo, repetindo tarefas para se obter um melhor resultado, ratificando esse processo iterativo.

2.4.2. Pré-Processamento

Como pré-processamento elencamos as atividades de limpeza dos dados, a integração, a transformação e a redução (Figura 6). Esse processo melhora a qualidade dos dados para tornarem-se adequados a aplicação de técnicas de mineração permitindo, assim, a adaptação para uso na ferramenta de mineração.

Essas técnicas podem ser agrupadas nas seguintes atividades:

- Eliminação de atributos

Essa atividade consiste em identificar os atributos que são irrelevantes, atributos que não

possuam informação que os distinga dos demais ou ainda tenha o mesmo valor para todas as instâncias.

- Integração dos dados

Essa atividade tem como foco possibilitar que os dados que estão fora do conjunto trabalhado possam ser integrados no mesmo repositório, identificando os dados que estão relacionados em outras entidades para que sejam somados ao atual repositório centralizado de trabalho.

- Limpeza dos dados

Essa tarefa é relevante quando o conjunto de dados possui dificuldades na qualidade dos dados, nas inconsistências, nas redundâncias, nos ruídos e na falta de valores.

- Agregação

Abordagem em que se faz uma combinação de atributos por meio de funções lineares e assim se consegue eliminar as redundâncias.

- Amostragem de dados

Grandes repositórios podem gerar problemas de esgotamento da memória e aumento do tempo de processamento acabando por ter de se fazer modificações nos parâmetros. Buscar o equilíbrio entre tempo de processamento e eficiência é o que se espera, pois o crescente número de dados apresenta maiores taxas de acurácia, mas traz consigo o elevado tempo de processamento. Diante disso podemos separar uma amostra representativa do conjunto de dados para o trabalho.

- Redução de dimensionalidade

Esse trabalho limita-se a reduzir a quantidade de atributos para que as ferramentas melhorem o desempenho do modelo com menor custo computacional, utilizando técnicas alicerceadas na Teoria da Informação, Reconhecimento de Padrões e Estatística.

- Seleção de atributos

Consiste em uma abordagem onde são elencados os atributos mais importantes para que assim seja possível remover aqueles irrelevantes, permitindo com isso uma melhor visualização dos dados em menor tempo computacional.

- Criação de características

Esse processo objetiva criar novos atributos, muito mais eficientemente que os atributos originais, que podem capturar informações importantes em um conjunto de dados.

- Discretização ou Binarização

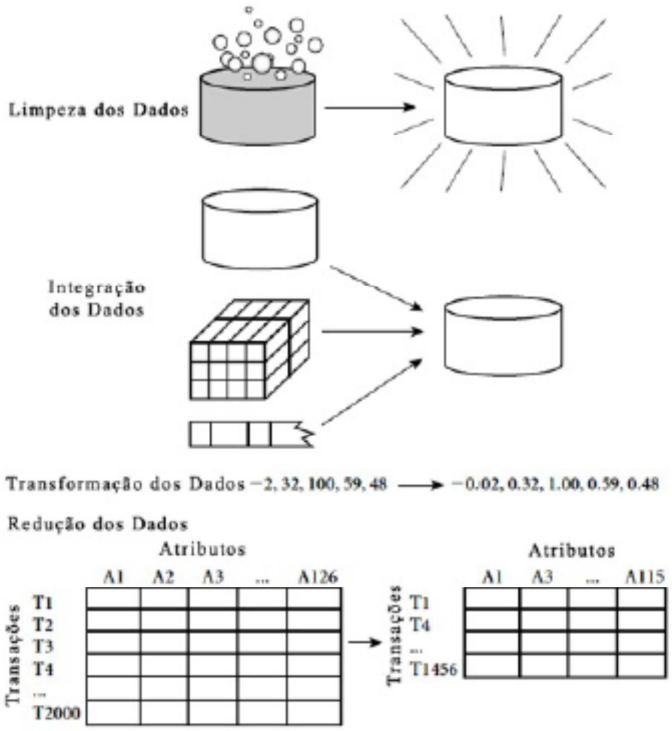
Essa técnica consiste em transformar valores numéricos em nominais ou discretos para que possam melhor representar os dados em determinados conjuntos, desta forma o algoritmo utilizado

não irá trabalhar com números.

- Transformação de atributos

As técnicas de pré-processamento são frequentemente utilizadas para melhorar a qualidade dos dados por meio da eliminação ou minimização dos problemas citados (HAN, KAMBER e PEI, 2011).

Figura 6 - Atividades desenvolvidas no Pré-Processamento



Fonte: Adaptado de Han, Kamber e Pei (2011).

2.5. Aprendizagem de Máquina

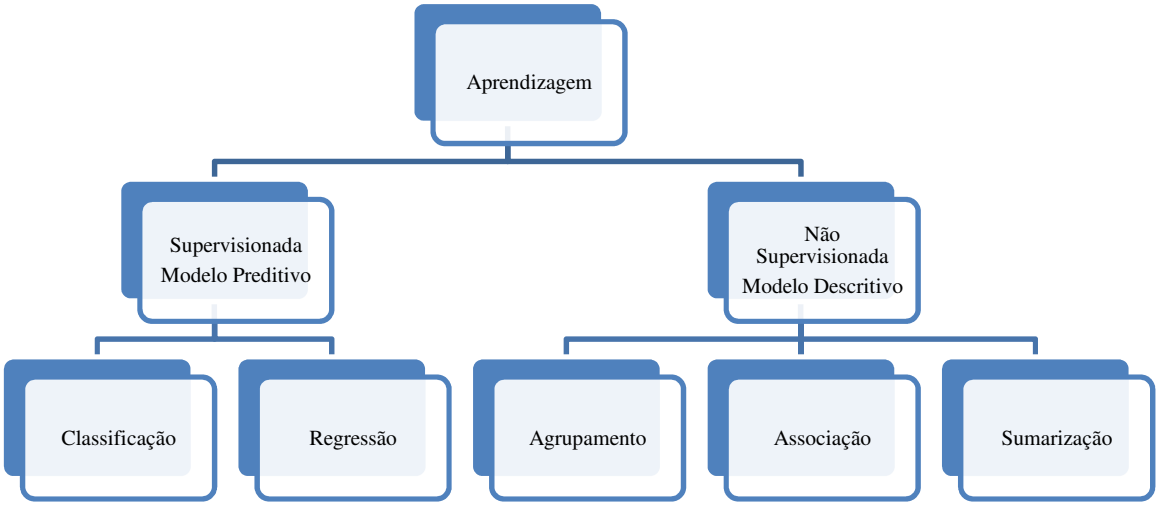
Há poucos anos atrás, a IA era tida como uma área muito teórica com a sua aplicação em pequenos problemas interessantes, mas com pouca aplicação, e resolvidos boa parte com a codificação de pequenas soluções, porém com o passar do tempo, com o crescimento da área e da disseminação de técnicas da IA que tornaram-se mais reais para a resolução dos problemas propostos.

O Aprendizado de Máquina está associado à Inteligência Artificial (IA), outras áreas de pesquisa são importantes e têm contribuições diretas e significativas no avanço do Aprendizado de Máquina, como a probabilidade e estatística, Teoria da Computação, Neurociência e Teoria da Informação. Ao processo de indução de uma hipótese a partir da experiência passada se dá o nome de Aprendizado de Máquina – AM. A capacidade de aprendizado é considerada essencial para um comportamento inteligente. Atividades de memorização, observar e explorar situações para

aprender fatos, melhorar habilidades motoras/cognitivas por meio de práticas e organizar o conhecimento novo em representações apropriadas podem ser consideradas atividades relacionadas ao aprendizado. (FACELI et al., 2011)

A aprendizagem pode ser dividida em duas partes como apresentado na Figura 7: o aprendizado supervisionado e o não supervisionado. No primeiro é elencado um algoritmo de aprendizado que vai ser o indutor e um conjunto de dados de exemplo para treinamento dos quais já se conhece a associação do rótulo da classe. Este método abrange uma função a partir das suas saídas, sendo que o objetivo do algoritmo indutor é, através das funções (regras) geradas com os dados já rotulados, conseguir classificar novas instâncias que ainda não foram rotuladas. Já no aprendizado não supervisionado as instâncias de entrada não possuem uma classificação, por isso o indutor não aprende o que fazer, visto que não possui informação sobre qual é o estado desejado ou qual a ação a ser executada. Esse método de aprendizado também é conhecido como aprendizado sem supervisor, pois não precisa de um supervisor para o seu treinamento, embora os dados saiam organizados de modo a formar classes ou agrupamentos de padrões.

Figura 7 - Hierarquia do Aprendizado de Máquina



Fonte: Próprio autor

2.5.1. Algoritmos Supervisionados

A aprendizagem supervisionada é a que utiliza dado com a classe específica, ou seja, a instância contém um atributo classe que específica a que classe ela pertence (supervisor). Muitos métodos de mineração que trabalham com esse tipo de aprendizado, normalmente, são técnicas preditivas, pois tentam predizer qual a classe de uma instância não vista baseado nos exemplos contidos no seu treinamento.

Os classificadores são utilizados quando se deseja predizer classes não numéricas, quando as

classes forem numéricas chamamos de regressão numérica. As tarefas de regressão numérica são mais complexas, pois a classe é contínua, desta forma o espaço do contradomínio da função pode ser bem grande.

Regressão Numérica

É uma técnica de MD que consiste em transformar dados existentes em uma previsão numérica para o futuro. Este modelo possui uma variável de entrada e uma variável de saída, mas dependendo da complexidade podemos ter várias variáveis de entrada.

O modelo de regressão possui um padrão, tendo variáveis independentes que quando tomadas em conjunto produzem um resultado (valor), uma variável dependente. Ele é usado para prever o resultado de uma variável dependente desconhecida, dados os valores das variáveis independentes. Esse modelo se chama de regressão linear de múltiplas variáveis.

Classificação

É um processo que encontra propriedades comuns entre um conjunto de dados e os organiza em classes de acordo com um modelo de Classificação. Esse processo tem como *input* as instâncias para as quais as classes são conhecidas e tem como *output* um classificador. As regras de classificação devem ser genéricas o suficiente para não existir somente uma instância, mas específicas o suficiente para evitar ao máximo o número de erros de classificação, ou seja, os registros que não tiverem uma classe conhecida devem ser associados a alguma classe de forma correta. Como a classificação é um processo de aprendizado supervisionado, o modelo construído baseia-se na análise prévia de um conjunto de dados de amostragem ou de treinamento contendo objetos corretamente classificados. Podendo citar como exemplo de algoritmos de classificação o C4.5(QUINLAN, 1993).

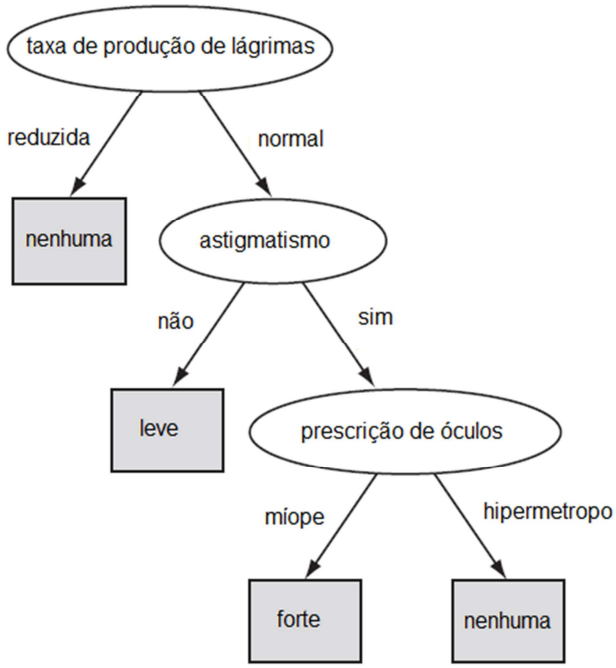
Árvores de decisão

As árvores de decisão permitem derivar regras de produção, de decisão ou de classificação; das quais é gerada uma árvore. As regras são os caminhos de um nó a outro da árvore, saindo do nó raiz que é o atributo de maior relevância até os nós folha que são os atributos alvos, ou seja, aqueles que são objeto da função.

Esses algoritmos de MD criam um guia passo a passo com a maneira para determinar a saída de uma nova instância de dados. Essa árvore cada nó representa um ponto onde uma decisão deve ser tomada com base na entrada e segue para os próximos nós até alcançar uma folha que mostre a saída prevista. A Figura 8 apresenta um exemplo de recomendação de uso de lentes de contato, que

foi apresentado em (Witten; Frank, 2005). Neste exemplo existem três possibilidades de nó folha: a prescrição de lentes de contato gelatinosas (leve), lentes de contatos rígidas (forte) e nenhuma lente de contato. A compreensão do resultado desta árvore depende dos valores de cada nó até o atributo folha.

Figura 8 - Exemplo de árvore de decisão



Fonte: Adaptado de WITTEN; FRANK, 2005.

Validação da Árvore de Decisão

A validação das árvores de decisão é feita na forma de divisão do conjunto de dado em exemplos, a fim de que parte deste seja utilizada para o treinamento das árvores e outra parte para testar a capacidade da árvore obtida de classificar exemplos que ela desconhece.

Entre as técnicas de validação existentes a utilizada nessa pesquisa é a Validação Cruzada (*Cross-validation*). O método de validação cruzada consiste na divisão do conjunto de exemplos em *n* partes iguais, utilizando *n-1* partes para treinar a árvore e a última parte para testar. Esse processo é repetido *n* vezes, deixando a cada rodada uma parte diferente para testar. Após as *n* repetições serão feitas as estimativas de erro.

Matriz de Confusão (Matriz de Erros)

A matriz de confusão é uma forma de analisar a classificação de desempenho de dados. Nela é apresentada a quantidade de instâncias do conjunto de dados utilizado classificadas corretamente pelo modelo, representados na diagonal principal da matriz e as demais instâncias que foram

classificadas incorretamente, podemos observar um exemplo através da Figura 9.

Figura 9 - Matriz de Confusão

```
=== Confusion Matrix ===

 a b   <-- classified as
 7 2 | a = yes
 3 2 | b = no
```

Fonte: (WITTEN; FRANK, 2005).

No exemplo, as linhas da matriz mostram quantas instâncias de cada classe estão no conjunto de dados (9 da classe *a* = sim e 5 da classe *b* = não) e as colunas mostram quantas instâncias foram classificadas em cada classe (10 na classe *a*, 7 corretas e 3 incorreta; e 4 na classe *b* e 2 incorretas).

Algoritmos de Árvore de Decisão

J48 (C.4.5)

Algoritmos que induzem árvores de decisão e que utilizam estratégias *top-down* pertencem à família TDIDT (*Top Down Induction of Decision Trees*).

O algoritmo J48 é uma implementação na linguagem Java do C4.5 que também é uma melhoria do algoritmo de classificação ID3 (*Induction of Decision Tree*), e tornou-se um dos mais clássicos algoritmos de árvore de decisão, trabalhando tanto com atributos discretos como contínuos e até mesmo atributos desconhecidos. Utiliza o método divide e conquista aumentando a capacidade de predição e a árvore de decisão é induzida da raiz para as folhas. Nessa abordagem, um problema complexo é dividido em subproblemas mais simples, usando recursivamente a mesma estratégia a cada subproblema.

Random Tree (RT)

É um algoritmo que induz uma árvore de forma aleatória a partir de um conjunto de árvores possíveis. Ele usa uma classificação para a construção de árvore que considera *n* atributos escolhidos aleatoriamente em cada nó e não realiza a poda da árvore de decisão.

O termo “aleatoriamente” significa que cada árvore tem uma chance igual de serem mostradas, árvores randômicas podem ser geradas eficientemente e a combinação de grandes conjuntos de RT geralmente leva a modelos precisos.

Random Forest (RF)

Florestas aleatórias é uma combinação de preditores de árvores, de modo que cada árvore depende dos valores de um vetor aleatório amostrado independentemente e com a mesma distribuição para todas as árvores da floresta. (BREIMAN, 2001)

O algoritmo de florestas aleatórias cria várias árvores de decisão e as combina para obter uma predição com maior acurácia e mais estabilidade. O mesmo pode ser usado para classificação como para regressão. Ao invés de procurar pela melhor característica ao fazer a partição de nodos, o algoritmo busca a melhor característica em um subconjunto aleatório das características. Este processo cria uma grande diversidade, o que geralmente leva a geração de modelos melhores. A maior limitação da Floresta Aleatória é que uma quantidade grande de árvores pode tornar o algoritmo lento e ineficiente para predições em tempo real. Em geral, estes algoritmos são rápidos para treinar, mas muito lentos para fazer predições depois de treinados. Uma predição com mais acurácia requer mais árvores, o que faz o modelo ficar mais lento. E muitas aplicações do mundo real, a Floresta Aleatória é rápida o suficiente, mas pode certamente haver situações onde a performance em tempo de execução é importante e outras abordagens são mais apropriadas.

2.5.2. Algoritmos Não Supervisionados

Em tarefas de descrição, a meta é explorar ou descrever um conjunto de dados, os algoritmos de aprendizagem não supervisionada utilizados nessas tarefas não fazem uso do atributo de saída. (FACELI et al., 2011)

A aprendizagem não supervisionada utiliza instâncias sem a determinação do atributo de saída (alvo). A técnica de agrupamento de dados tem por meta encontrar grupos de objetos semelhantes no conjunto de dados, já as regras de associação relacionam um grupo de atributos a outro grupo de atributos.

As técnicas de associação visam encontrar regras que procuram associação entre atributos presentes no conjunto de dados e são capazes de gerar regras comportamentais indicando um percentual de confiabilidade. O agrupamento tem como objetivo relacionar instâncias com características em comum. O agrupamento é uma técnica que utiliza o aprendizado não supervisionado, em função de uma métrica de similaridade, os dados são agrupados permitindo encontrar relações interessantes entre as instâncias.

Agrupamento

Quando os dados são apresentados em forma de faixas permitindo determinar padrões a partir deles. O armazenamento em cluster apresenta as suas vantagens quando o conjunto de dados é

definido e um padrão geral necessita ser determinado para aqueles dados, ou seja, o conjunto de dados consiste de objetos que são similares entre eles e diferentes dos objetos dos outros grupos. É possível criar um número específico de agrupamento de dados dependendo de suas necessidades.

O armazenamento de dados tem como importante característica o fato de que cada atributo no conjunto de dados será usado para a análise enquanto que na classificação somente um subconjunto de atributos é utilizado no modelo, porém no cluster é necessário que o usuário saiba previamente quantos agrupamentos ele deseja implementar.

Existem duas abordagens para atividades de agrupamento: o particionamento que cria iterativamente *k* grupos a partir de um conjunto de dados onde cada grupo representa um cluster e o hierárquico que decompõe o conjunto de dados e cria uma estrutura hierárquica de clusters.

O método de armazenamento em cluster é bem útil, já que se consegue de forma célere transformar todo o conjunto de dados em agrupamentos e com isso extrair conclusões. Esse método tem como pano de fundo um processo matemático bem complexo, no entanto utilizando a ferramenta WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis) o trabalho pode ser simplificado.

Regras de Associação

Para se trabalhar com regras de associação de dados, na maioria das vezes, se faz necessário realizar algumas conversões já que nos bancos de dados transacionais as informações são dispostas através de relacionamentos entre entidades. Uma das grandes vantagens das associações é a sua utilidade para a descoberta de conhecimento nas bases de dados. Os parâmetros de regras de associação são:

a) **Suporte**: frequência do dado nos itens em uma base de dados

Exemplo: Aparece 3 vezes em 10 instâncias, diz-se 3/10 = 0,3 ou 30%

b) **Confiança (confidence):** confiabilidade das regras geradas na base de dados. O percentual de ocorrência da regra.

A equação da confiança Eq. (01) é descrita por Conf (A → B)

$$\left[\frac{qiAB}{qiA}\right] \qquad (01)$$

onde qiAB é a quantidade de instâncias que contém A *and* B e qiA é a quantidade de instâncias que contém A.

Exemplo: Aparecem 3 instâncias em A “e” B e A tem 5 instâncias, diz-se 3/5 = 0,6 ou 60%.

A mineração de dados utilizando as regras de associação tem como princípio a condição de que se um conjunto de itens não é frequente, qualquer combinação de itens que inclua este conjunto também será infrequente, ou seja, se a contagem de um item em um conjunto revela que ele não é frequente, não se faz mais necessário contar nenhum dos conjuntos em que ele está contido, assim se economiza tempo. Para identificar o que é ou não frequente deve-se analisar uma série de aspectos, alguns inclusive subjetivos, cabendo configurar o que seria considerado frequência mínima em um conjunto para que o mesmo seja considerado frequente.

Uma base de dados se beneficia de regra de associação quando se deseja encontrar relações entre eventos na base, como por exemplo, relacionar a saída de um item através de uma compra com a saída de outro determinado item na mesma compra. O algoritmo clássico de regra de associação é o *Apriori*.

2.6. Tecnologias Utilizadas

Nesta seção serão apresentadas as principais ferramentas utilizadas neste trabalho.

2.6.1. Software WEKA

O software WEKA é um software gratuito e de código aberto que pode ser usado para minerar dados e transformá-los em conhecimento para ser utilizado por pessoas de forma simples. O WEKA[4] é um produto da Universidade de Waikato, na Nova Zelândia, e ao longo dos anos vem se consolidando como a ferramenta mais utilizada em ambiente acadêmico, por utilizar a GNU *General Public License - GPL*. O software foi escrito na linguagem Java e contém uma GUI para interagir com arquivos de dados e produzir resultados de forma visual e sua interface é agradável e intuitiva. O WEKA também tem uma API geral, assim é possível incorporá-lo como qualquer outra biblioteca diretamente nos seus próprios aplicativos sem a necessidade de manipular os arquivos ARFF ou executá-los manualmente, facilitando as atividades de mineração.

Utilizando classificadores é possível determinar o valor de um atributo a partir de um subconjunto de atributos presentes no conjunto de dados. Os algoritmos ID3, C4.5, J48, ADTree, UserClassifier, PredictionNode, Splitter, ClassifierTree, M5Primer, Prism, Part, OneR são classificadores encontrados na ferramenta WEKA[5] e produzem regras ou árvores de decisão. Classificadores também utilizam modelos matemáticos e podem não produzir regras ou árvores para a visualização de seus resultados como o SMO e Redes Neurais.

[4] https://www.cs.waikato.ac.nz/~ml/weka/
[5] https://sourceforge.net/projects/weka/files/documentation/3.8.x/WekaManual-3-8-3.pdf/download?use_mirror=ufpr&download=

O algoritmo *Apriori* é presente no WEKA e tem a capacidade de realizar tarefas de associação, pois ele gera regras de associação utilizando antecedente e precedente das regras de atributos contidas no conjunto de dados.

O WEKA possui os algoritmos Cobweb e SimpleKMeans e EM para tarefas de agrupamento.

Arquivos WEKA

Os arquivos utilizados no WEKA são no formato ARFF (Formato de Arquivo de Atributo Relação) que é um arquivo de texto ASCII que descreve uma lista de instâncias compartilhando um conjunto de atributos. Os arquivos ARFF têm duas seções distintas: a primeira seção é a informação do cabeçalho, que é seguida da seção de dados.

O cabeçalho do arquivo ARFF contém a declaração do nome da relação, uma lista dos demais atributos (as colunas na base de dados) e os seus tipos. O nome da relação é um texto definido na primeira linha do cabeçalho e deverá vir entre aspas simples se tiver espaços.

Cada atributo no conjunto de dados tem sua própria instrução @*attribute* que define exclusivamente o nome desse atributo e seu tipo de dado. O nome dos atributos deverá vir iniciado por um caractere alfabético e se conter espaços no nome esse deverá estar dentro de aspas simples, aparecendo em uma sequência ordenada. A ordem dos atributos declarados indica a posição da coluna na seção de dados do arquivo, sendo assim, o segundo atributo declarado terá todos os seus valores encontrados na segunda coluna delimitada por vírgula.

O WEKA suporta 4 tipos de dados, são eles: *nominal*, *numeric*, *string* e *date*, e não são sensível a maiúsculas.

Os valores *nominais* são definidos fornecendo uma listagem dos valores possíveis, como: panorama {ensolarado, nublado, chuvoso}. Caso contenham espaço devem vir entre aspas simples. Os valores *string* nos permitem criar atributos contendo cadeias de caracteres com valores textuais. Os valores *date* nos permite especificar valores de datas podendo ser definido o formato logo após o nome entre aspas duplas.

A seção de Dados do arquivo contém a linha de declaração de dados e as linhas reais das instâncias. A declaração @*data* é uma linha única indicando o início do segmento de dados do arquivo. Cada instância é representada em uma única linha com retornos de carro ao fim daquela instância. Os valores de atributo para cada instância são delimitados por vírgulas e devem aparecer na ordem em que foram declarados na seção @*attribute* do cabeçalho. Valores ausentes são representados por um único ponto de interrogação. A Figura 10 apresenta um exemplo da estrutura

do arquivo ARFF.

Figura 10 - Estrutura do arquivo ARFF

```
@relation weather

@attribute outlook { sunny, overcast, rainy }
@attribute temperature numeric
@attribute humidity numeric
@attribute windy { true, false }
@attribute play? { yes, no }

@data
%
% 14 instances
%
sunny, 85, 85, false, no
sunny, 80, 90, true, no
overcast, 83, 86, false, yes
rainy, 70, 96, false, yes
rainy, 68, 80, false, yes
rainy, 65, 70, true, no
overcast, 64, 65, true, yes
sunny, 72, 95, false, no
sunny, 69, 70, false, yes
rainy, 75, 80, false, yes
sunny, 75, 70, true, yes
overcast, 72, 90, true, yes
overcast, 81, 75, false, yes
rainy, 71, 91, true, no
```

Fonte: (WITTEN; FRANK, 2005).

As linhas @RELATION, @ATTRIBUTE e @DATA não são sensíveis a letras maiúsculas e as linhas que iniciam com % são comentários.

2.6.2. actiCHamp

O actiCHamp é um produto de aplicação científica e de pesquisa eletrofisiológica (EEG, ERP, BCI, etc.) em um amplificador de canal ativo de 24 bits fornecido com bateria junto com os eletrodos ativos actiCAP, com 32 canais EEG, com taxa de amostragem de 100 kHz e mais oito entradas auxiliares integrada para outros sensores de biosinais (temperatura, pulso, sangue, microfone, aceleração e etc.) (BRAIN PRODUCTS, 2016).

2.6.3. actiCAP

É uma touca composta de material flexível que se adapta à forma da cabeça, cobre diversos tamanhos de cabeças, possui sensores EEG Ag/AgCI de alta qualidade, diminuindo o ruído e, consequentemente, atribuindo qualidade na coleta. Os sensores mostram visualmente a impedância através de LED, conforme a Tabela 1. Os sinais adquiridos através desses sensores são amplificados, digitalizados em 24 bits por canal, processados e transferidos através de uma porta USB para o computador permitindo assim a exibição dos dados e o seu armazenamento (BRAIN

PRODUCTS, 2016).

Tabela 1 - Cor dos eletrodos em função da impedância

	Cor do LED dos Eletrodos	Limiares padrão de impedância
	Vermelho	Maior que 60 kΩ
	Âmbar	Entre 25 kΩ e 60 kΩ
	Verde	Menor que 25 kΩ

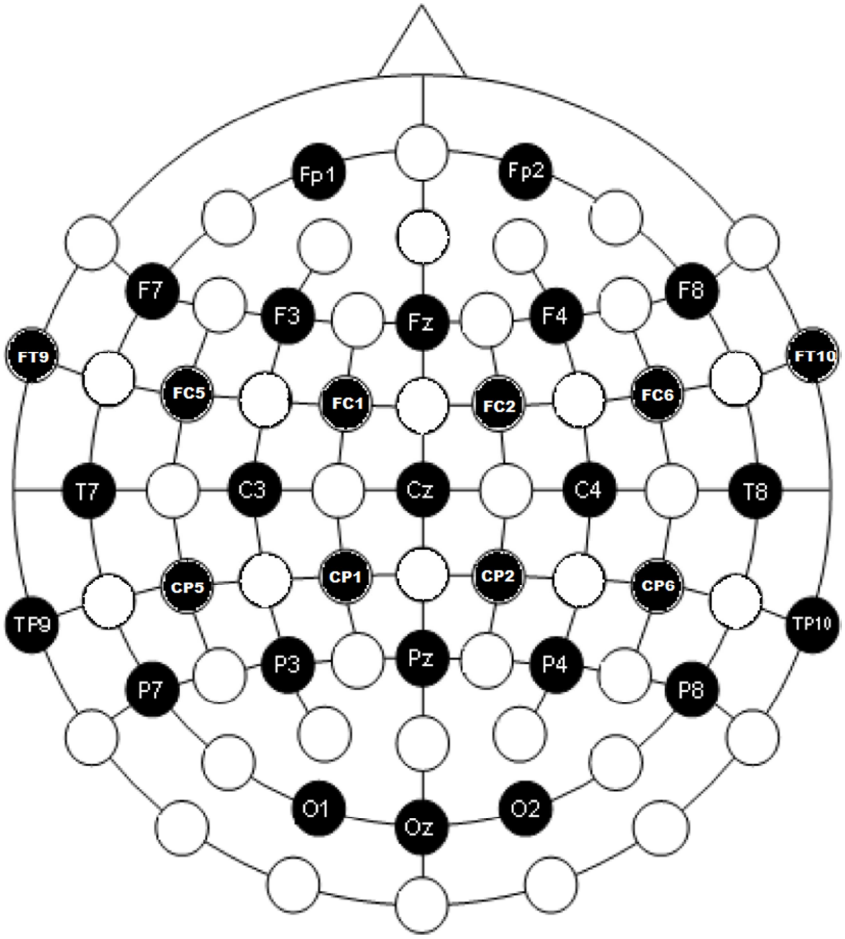
Fonte: (EMMERLING, 2017) e (BRAIN PRODUCTS, 2016).

Os efeitos da impedância dos eletrodos tem grande significância na qualidade da gravação dos dados e posteriormente na obtenção das estatísticas dessas medições, por isso ter uma impedância baixa de 5 kΩ é ideal, mas para atingir esse nível leva-se mais tempo de preparo e, segundo o fabricante, o ganho em qualidade dos dados não é tão grande que justifique esse tempo, portanto se estipula que não ultrapasse 25 kΩ. Esses limites de impedância podem ser configurados no próprio *software* de controle para que a cor dos LED´s reflitam as impedâncias desejadas. Em longo prazo se pode gastar um tempo com experiências das configurações ideais e alterar os limites colocando o máximo como 100 kΩ e 60kΩ para captação, fazendo sessões de teste e, assim, determinar a que melhor corresponda à qualidade dos dados desejados para sua pesquisa/população.

Distribuições dos Eletrodos

A Figura 11 mostra a distribuição dos eletrodos ao longo da caixa craniana conforme o padrão internacional 10-20 do EEG.

Figura 11 - Mapa dos 32 eletrodos do ActiCAP com os nomes



Fonte: (EMMERLING, 2017).

A nomenclatura dos pontos é dada de acordo com a região em que estão localizados, Fp = polo frontal (*frontal pole*), F = frontal, T = temporal, C = central, P = parietal e O = occipital. Os pontos localizados sobre a linha média são indexados pela letra "z", de "zero", os pontos localizados do lado esquerdo da linha média por índices ímpares e à direita por índices pares.

A Tabela 2 traz um resumo das regiões cerebrais, suas principais funções associadas e os eletrodos correspondentes.

Tabela 2 - Regiões Cerebrais, funções e eletrodos

Região	Funções principais	Eletrodos
Lobo frontal	Funções executivas (gerenciamento dos recursos cognitivos/emocionais diante de uma dada tarefa)	Fp1 – Fp2 – AFz – F7 – F3 – Fz – F4 – F8 – FC5 – FC1 – FCz – FC2 – FC6
Lobo temporal	Percepção de movimentos biológicos	T7 – TP9 – T8 – T10
Lobo parietal	Percepção somatossensorial,	P7 – P3 – Pz – P4 – P8 – P9 – P10

	representações espaciais e percepções táteis	
Lobo occipital	Visualização de imagens (inclusive durante um diálogo)	O1 – Oz – O2

Fonte: BASTOS (2014, p. 38)

2.6.4. OpenViBE

O *OpenViBE*[6] é uma plataforma de software *open source* que permite projetar, testar e usar BCI, ele também pode ser usado como um sistema genérico de aquisição, processamento e visualização de EEG em tempo real (RENARD, Yann et al, 2010).

O *OpenViBE* possui dois softwares principais: o *Acquisition Server* e o *Designer de Cenários*. O primeiro é projetado para se comunicar com vários dispositivos de aquisição de sinal cerebral e serve para encaminhar os sinais adquiridos do experimento e o segundo permite a criação de cadeias de processamento de sinal montadas a partir das caixas que você escolhe em listas de algoritmos, com essa diagramação é possível montar um autômato para as mais variadas necessidades utilizando essas caixas de maneira muito flexível e intuitiva (Anexo A, B e C).

2.7. Trabalhos Relacionados

Esta seção apresenta os trabalhos de pesquisa que possuem relação com esse estudo que tiveram como tema o Pensamento Computacional no Ensino Fundamental de escolas públicas brasileiras.

De forma a descobrir trabalhos correlatos, foi realizada uma pesquisa na literatura sobre a temática do Pensamento Computacional no Ensino Fundamental Brasileiro, para organização deste processo, foi utilizada a ferramenta *Parsif*[7], com a qual foi possível identificar o aumento do interesse da temática dessa pesquisa nos últimos dois anos, devido à quantidade de pesquisas encontradas na área de Pensamento Computacional relacionadas ao Ensino Fundamental de escolas públicas brasileiras.

A questão de pesquisa desta revisão sistemática foi: Qual é a produção científica disponível acerca do uso do Pensamento Computacional e seus efeitos no aprendizado escolar de crianças da escola pública brasileira?

Como palavras chaves foram utilizadas: "computational thinking" OR "pensamento computacional" AND "educação" OR "education" AND "ensino fundamental" AND "teorias de

[6] http://openvibe.inria.fr
[7] https://parsif.al/

aprendizagem"

O banco de dados selecionados para essa pesquisa foi o Google Scholar.

A partir desses parâmetros foram analisados 42 artigos científicos sendo que desses foram selecionados 16 para a leitura, pois 3 estavam em duplicidade na base e 23 foram rejeitados por não atender a seleção de critérios: ensino de computação, escola pública, ensino fundamental, como consta no protocolo da ferramenta.

A Tabela 3 apresenta os 16 arquivos selecionados.

Tabela 3 - Obras selecionadas na RSL

Nº	Autores	Objetivos das Obras
01	Ramos, Henrique de Almeida, 2014	Investigar a viabilidade de aplicação do Pensamento Computacional na Educação Básica.
02	Gee, Elisabeth, 2015	Descrever a trajetória de aprendizagem de uma menina, a fim de ilustrar a aprendizagem ligada à Tecnologia de Informação, usando como pontos de partida o jogo de computador *The Sims* e o mundo virtual *Teen Second Life*.
03	Bressan, Manuelle Lopes Quintas, Amaral, Marília Abrahão, 2015	Analisar se houve o desenvolvimento do pensamento criativo e do trabalho colaborativo por meio da estratégia metodológica do *PBL - Problem-Based Learning* (Aprendizagem Baseada em Problemas) como elemento para fomentar a aprendizagem de conceitos básicos de programação nos grupos estudados.
04	Almeida, Carlos Manuel dos Santos, 2015	Compreender o impacto dos robôs no processo de desenvolvimento do pensamento computacional.
05	Stella, Ana Lucia e outros, 2016	Analisar possibilidades de uso de informática na educação, em especial com a introdução à linguagem de programação, para apoiar um tema de estudos de sala de aula do ensino fundamental.
06	Carvalho, Ana Amélia Amorim, Cruz, Sónia, Marques, Célio Gonçalo, Moura, Adelina, Santos, Idalina Lourido, Zagalo, Nelson, 2016	Reune uma coleção de artigos sobre jogos e *mobile learning*, onde em cada trabalho são apresentados os objetivos específicos.
07	Stella, Ana Lucia, 2016	Analisar a utilização de recursos tecnológicos associados às disciplinas da grade curricular do ensino fundamental.

		O contexto de uso dos recursos foi a introdução de conceitos de linguagem de programação, apoiando-se em atividades lúdicas, que podem complementar o processo de desenvolvimento do raciocínio lógico das crianças. Para isso, foi utilizada a ferramenta Scratch.
08	Raabe, André Luís Alice, GOMES, Alex Sandro, BITTENCOURT, Ig Ibert, PONTUAL, Taciana, 2016	Reune uma coleção de artigos sobre educação criativa e a multiplicação das experiências criativas para a aprendizagem.
09	Queiroz, Rubens, Sampaio, Fábio Ferrentini, DOS SANTOS, Mônica Pereira, 2017	Ensino de conceitos básicos de programação a crianças do Ensino Fundamental I por meio da robótica educacional.
10	Boucinha, Rafael Marimon, 2017	Investigar a relação entre a construção do Pensamento Computacional e o desenvolvimento do raciocínio.
11	Queiroz, Rubens Lacerda, Sampaio, Fábio Ferrentini, DOS SANTOS, Mônica Pereira, 2017	Investigar o desenvolvimento de habilidades relacionadas ao Pensamento Computacional.
12	Avila, Christiano, Cavalheiro, Simone, Bordini, Adriana, Marques, Monica, Cardoso, Maicon, Feijo, Gustavo, 2017	Relatar o estado da arte em relação a avaliação do PC, ou seja, fazer o levantamento de trabalhos que realizam avaliação do Pensamento Computacional (PC) em vários contextos de ensino e que foram publicados nas principais bases de pesquisa entre 2011 e 2016.
13	Bersch, Maria Elisabete, Schlemmer, Eliane, 2018	Discutir uma proposta de formação continuada de professores em contexto híbrido e multimodal, em sua potencialidade de mobilizar a ressignificação das práticas pedagógicas por meio de projetos de aprendizagem gamificados.
14	SILVA JÚNIOR, Augusto Márcio da e outros, 2018	Avaliar indícios do desenvolvimento de habilidades lógico-matemáticas na perspectiva sociocultural online com foco em TDICs lúdicas para o ensino-aprendizagem de linguagem de programação por blocos, com foco nos sistemas de autoria Scratch e Code.org.
15	Melo, Douglas, de Sousa Pires, Fernanda Gabriela, Melo, Rafaela, Júnior, Robson James dos Reis Silva, 2018	Promover o desenvolvimento do pensamento computacional por meio da aprendizagem Matemática.
16	da Silva, Thiago Reis, Cordeiro, Jeovane Reges, DOS SANTOS,	Apresenta uma análise do cenário nacional no uso de

Rennê Stephany Ferreira, DOS SANTOS, Felipe Gonçalves, DA SILVA ARANHA, Eduardo Henrique, SILVA, Francisco Genivan, 2018	jogos voltados para o ensino e aprendizagem de computação.

Fonte: Próprio autor

As produções relacionadas na Tabela 3 vão ao encontro com os objetivos deste estudo na medida em que abordam o uso do Pensamento Computacional aplicados ao ensino de jovens do Ensino Fundamental como uma teoria de aprendizagem, trazendo benefícios reais nos processos cognitivos e consequentemente, para a constituição dos sujeitos da pesquisa, o que influenciou na análise dos resultados obtidos. Os trabalhos selecionados problematizam o conceito do Pensamento Computacional e sua aplicação com vistas ao entendimento de seus desafios no contexto da educação, convergindo o foco das discussões para o ensino da computação em sala de aula, oferecendo contribuição teórica e analítica sobre o uso do Pensamento Computacional.

Isso possibilitou a identificação de alguns aspectos importantes a respeito do uso do Pensamento Computacional aplicado ao ensino e a aprendizagem nas escolas públicas do Brasil.

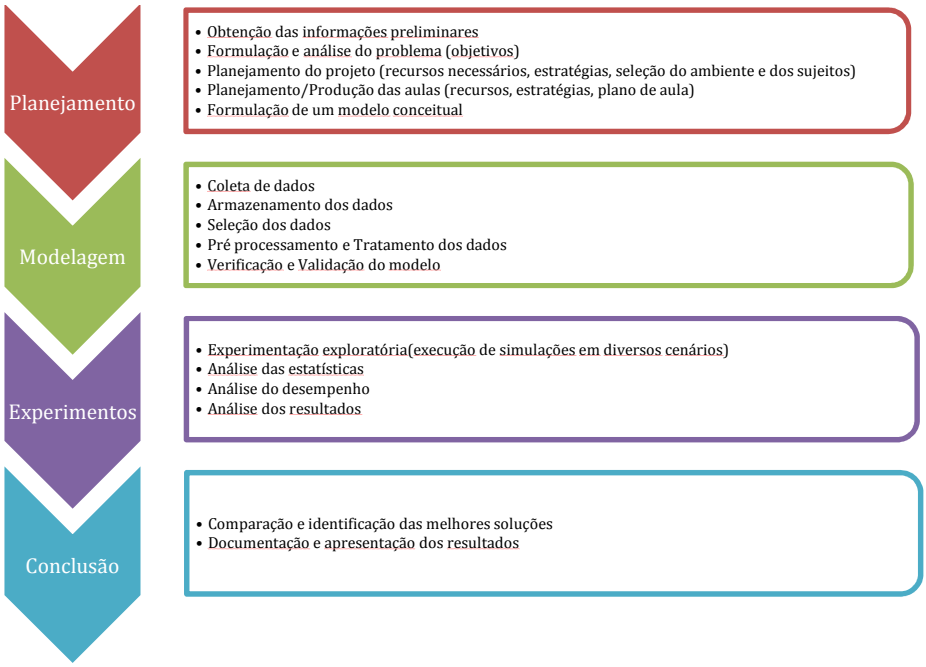
Dentro do escopo deste trabalho é importante analisar se existem trabalhos que apresentam abordagens com o uso de linguagens e sinais cerebrais. Pode-se salientar o trabalho de (BASTOS, 2014) que estudou o desenvolvimento de habilidades de lógica em estudantes do ensino médio, utilizando análise gráfica do encéfalo, posteriormente em (BASTOS, 2017) foi utilizada a mineração de dados de sinais cerebrais em indivíduos cegos e videntes.

O próximo capítulo é destinado a descrever as regras utilizadas na pesquisa.

3. METODOLOGIA UTILIZADA

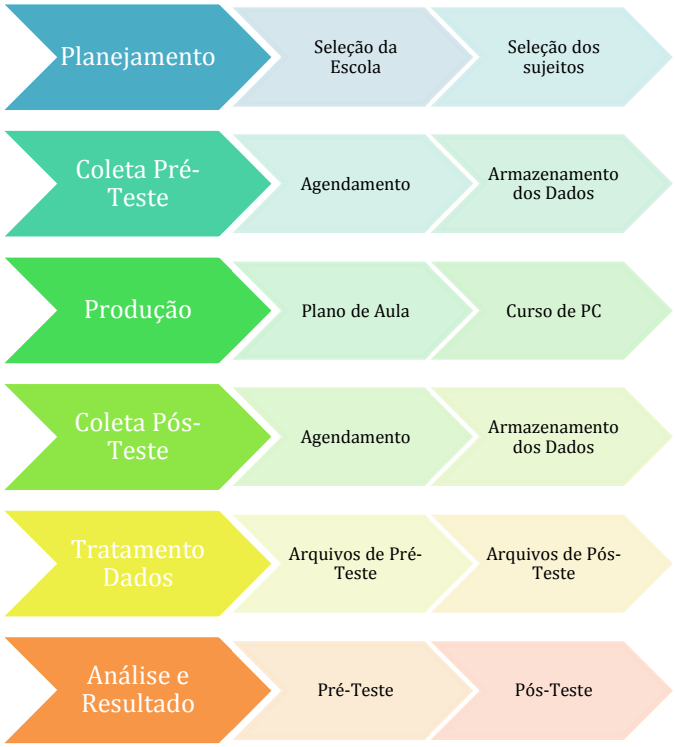
Este capítulo apresenta a metodologia do trabalho, identificando os sujeitos da pesquisa, as características do ambiente de pesquisa, os principais recursos e ferramentas utilizadas, abordando ainda a obtenção dos dados. Como forma de facilitar o entendimento destas etapas, a Figura 12 e Figura 13 apresentam resumidamente a metodologia utilizada neste trabalho.

Figura 12 - Etapas da elaboração do estudo



Fonte: Próprio autor.

Figura 13 - Etapas da metodologia proposta



Fonte: Próprio autor.

Para a execução das etapas destacadas, iniciou-se um planejamento selecionando, dentre as várias disponíveis na cidade, em qual escola iríamos atuar. Optou-se por desenvolver a pesquisa em uma escola pública para que fosse dada a oportunidades desses alunos em experienciar uma nova abordagem teórica diferenciada. O ambiente da investigação foi a Escola Municipal Assis Brasil, escola de Ensino Fundamental, localizada no bairro Santa Rosa do município de Rio Grande, com 29 alunos do sétimo ano, tendo como faixa etária dos 12 aos 18 anos, e contou com o envolvimento de três professores da escola, um da disciplina de Matemática, outro de Português e o terceiro do laboratório de informática, além de dois pesquisadores. Entre esse grupo de alunos foram selecionados quatro estudantes sem problemas neurológicos e de aprendizagem e com a mesma lateralidade, autorizados pelos responsáveis (APÊNDICE A – Termo de Consentimento da Pesquisa) para submetê-los a um pré-teste (APÊNDICE E – Formulário de Pré-Teste). Foi verificado se a investigação estava de acordo com os padrões científicos recebendo a aprovação do CEPAS[8].

[8] CAAE nº 45606915.8.0000.5324

3.1. Preparação para coletas

A organização, o planejamento e o agendamento para a realização do pré-teste ocorreu juntamente com a direção da escola, com um dos professores envolvidos e com os pais. Nesta etapa, ocorreu a orientação para os pais e também aos jovens para que no dia da coleta fossem com o cabelo recém-lavado, mas sem o uso do condicionador e seco, pois assim melhora a condutividade da pele e evita pontes de condução entre os eletrodos. Os alunos também foram orientados a levar roupa que pudesse sujar, já que existia a possibilidade de deixar cair o gel condutivo nos ombros, uma toalha de rosto e não fizesse o uso de medicamentos e cafeína ou seus derivados.

Em um primeiro momento foi pensado em levar o equipamento de coleta para a escola e realizar o processo captação dos sinais lá, assim os educandos não necessitariam estar expressamente autorizados pelos pais para se deslocarem até a Universidade, conforme preconiza o Artigo 83 §1º alínea b item 2 da Lei nº 8069/90 (Estatuto da Criança e do Adolescente), mas se tratando de equipamento de grande valor pecuniário, com risco de sofrer avarias ou furto no ambiente escolar, optou-se por trazer os estudantes juntamente com o professor do laboratório de informática.

3.2. Realização das coletas pré-teste

No dia da coleta, que ocorreu em uma sala do Centro de Ciências Computacionais (C3) da FURG, foram desligados os celulares mantendo somente o do professor acompanhante para os registros fotográficos. Observou-se o tamanho da circunferência da cabeça dos sujeitos para selecionar o melhor tamanho do dispositivo ActiCAP. Dentre dos dois que dispomos, foi elencado o de 54 cm para todos os sujeitos já que esse não ficou com rugas ou dobras, estando completamente esticado seguindo a recomendação do fabricante para crianças a partir de 11 anos de idade.

A medição do EEG ocorreu em uma sala do C3 da FURG que já tinha sido previamente agendada e o espaço e os equipamentos configurados no dia anterior. Iniciou-se o processo pelo sujeito M.A.U., que foi vestido com o ActiCAP e após fixação começou a separação e a conexão dos feixes de eletrodos do actiCHamp nos suportes do ActiCAP, começando pela parte traseira da cabeça (occipital) e encaminhando para a frente da cabeça (frontal), pois em virtude da quantidade de cabelos os eletrodos da parte traseira levam mais tempo para obterem boa impedância, e para ter-se um cabeamento limpo, ou seja, poucos cruzamentos entre os eletrodos e pouca tensão nos fios, o que facilita nos eventuais movimentos da cabeça, além de diminuir as interferências. Ao final, foi conectado o eletrodo de aterramento e feita uma proteção com a toalha nos ombros para os que

assim desejaram[9]. Ao longo do processo, uma conversa com o participante foi utilizado para descontraí-los de forma a não aumentar o nível de atenção ao procedimento.

O feixe de eletrodos do actiCHamp consiste em 32 eletrodos numerados de 1 a 32 (Figura 14) e o ActiCAP, possui suportes na cor verde também rotulados de 1 a 32 (Figura 15) e um suporte na cor preta (aterramento). Esses números auxiliam para combinar os feixes de eletrodos do actiCHamp nos conectores corretos do ActiCAP.

Figura 14 - Feixe de eletrodos do ActiChamp



Fonte: Próprio autor.

[9] Para maiores informações consulte o Capítulo 5 - Princípios básicos de gravação de ERP do livro "*An introduction to the event-related potential technique*" de LUCK, S. J. (2014) da MIT Press.

Figura 15 - Touca ActiCAP

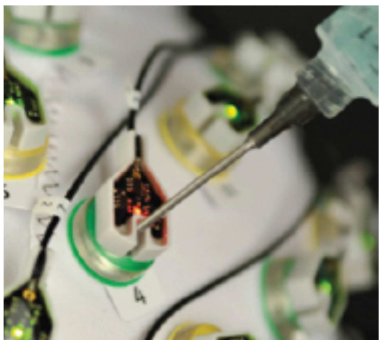


Fonte: Próprio autor.

Estando os 32 eletrodos instalados na cabeça de acordo com o sistema internacional 10-20 e com os cabelos da testa de forma que não cobrissem os olhos, começou-se a aplicação do gel condutor de eletricidade (Figura 17) no eletrodo de aterramento. Utilizando uma agulha não perfurante inserida na abertura do orifício livre do eletrodo até o couro cabeludo do participante, moveu-se delicadamente a ponta da agulha nos cabelos posicionados em baixo do eletrodo para que fossem mais para o lado, cuidando para não raspar muito no couro cabeludo e machucar ou obstruir de pele a ponta da agulha, o que por certo inviabilizaria a saída do gel. Injetando de 2 a 3 ml do gel viscoso na medida em que era retraída a seringa e procurando não deixar bolsas de ar onde estava a agulha para que não fosse criado mau contato entre o pino do sensor e o couro cabeludo, mas cuidando para não exagerar na quantidade de gel de forma que se espalhasse até o próximo eletrodo criando assim uma ponte, esse processo pode ser entendido com o auxílio da Figura 16. Iniciou-se o *software* de gravação "OpenViBE Acquisition Server 1.2.2" (RENARD, YANN et al, 2010) no modo de impedância para assim avaliar a conectividade dos sinais elétricos (Figura 18), neste modo, os eletrodos acendem em vermelho e ocorre a variação

dos resultados da impedância, os que continuavam em vermelho se faz necessário adotar alguma medida para a melhoria do sinal, como majorar a quantidade de gel no couro cabeludo, melhorar a fixação empurrando as bolhas de ar, afastar cabelos do pino do sensor, seguimos observando o eletrodo até que o LED trocasse para a cor âmbar nos indicando que a impedância estava o dobro da configurada para o trabalho, assim, deixamos o gel secar ao natural passando para o próximo eletrodo, repetindo essa análise até que não tivesse mais eletrodos na cor âmbar. Após aproximadamente 3 minutos em que o gel (composto de água e sal) estava aplicado começou a ressecar melhorando o valor da impedância quase para a metade do valor anterior começando a ter uma boa impedância (*Status Good*) conforme já explicado na Tabela 1.

Figura 16 – Detalhe da inserção do gel nos eletrodos



Fonte: (BRAIN PRODUCTS, 2016).

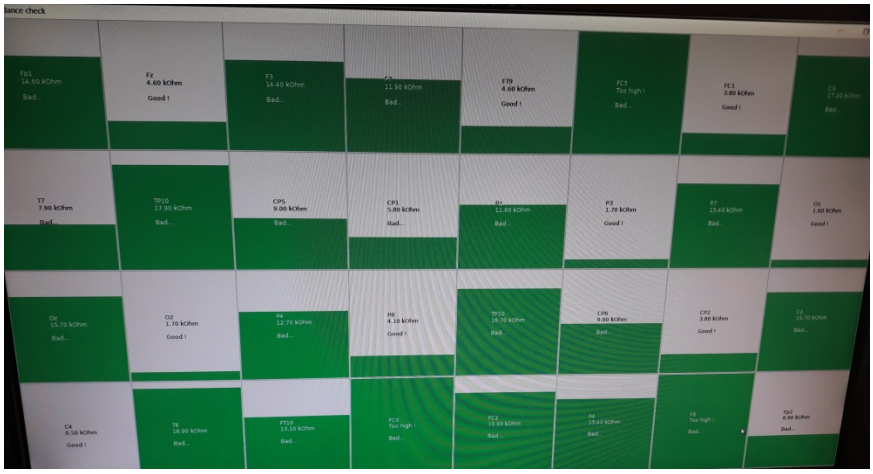
Na continuação, foi repetido esse processo para os próximos eletrodos observando a sequência numérica até chegar ao de número 32. Foi configurado como limites de impedância os valores de até 5 kΩ, para uma boa impedância, e acima de 10 kΩ, para uma impedância ruim o que pode ser visualizado através da Figura 19.

Figura 17 - Aluno sendo aplicado gel condutivo



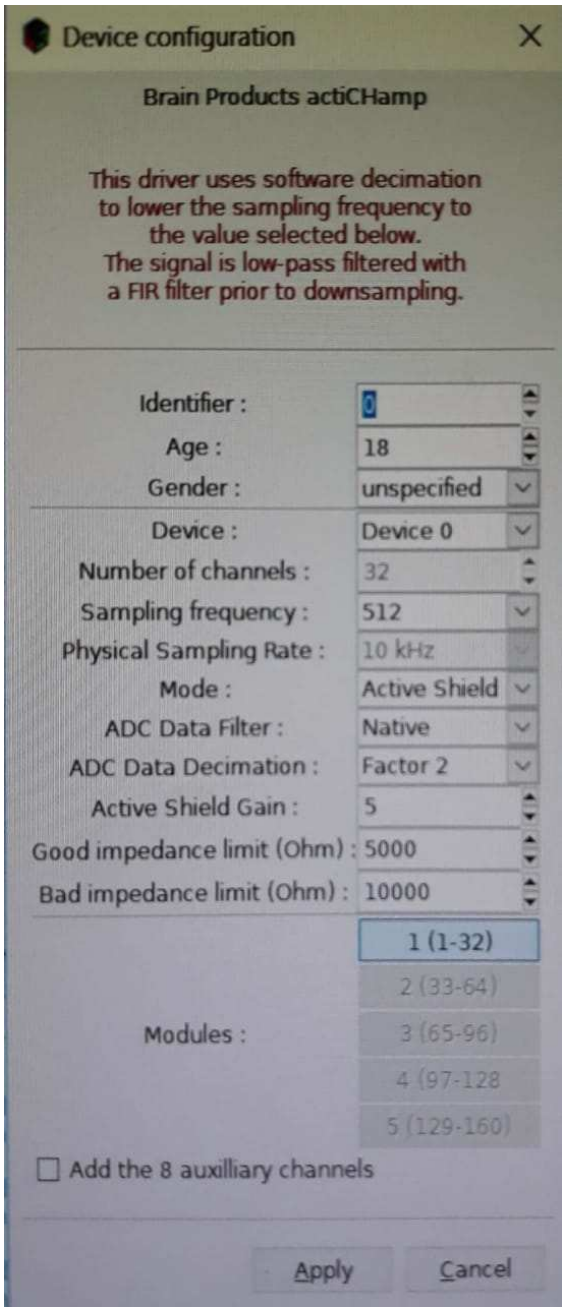
Fonte: Prof. Marco Antônio Sais da Costa.

Figura 18 - Verificação da Impedância



Fonte: Próprio autor.

Figura 19 - Configuração dos limites de impedância

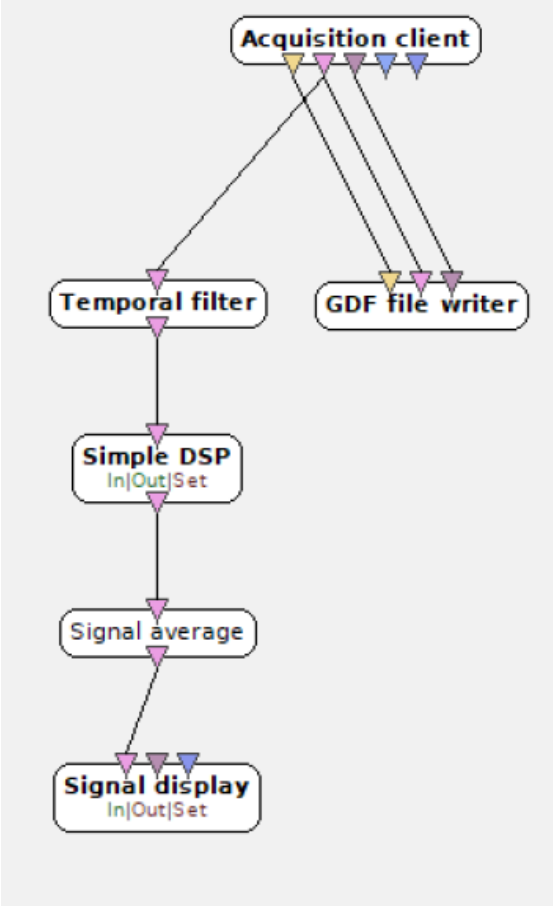


Fonte: Próprio autor.

Depois disso, foi entregue o Pré-Teste (APÊNDICE E – Formulário de Pré-Teste), de forma impressa e as últimas orientações e explicações sobre o mesmo. Logo após, foi alterado o parâmetro *Mode* do *software* para ativar gravação, ordenando ao indivíduo que comece o teste concomitantemente com o comando de início da gravação dos sinais (Figura 21).

Para a gravação dos sinais EEG foi utilizado um autômato durante o processo de coleta apresentado na Figura 20.

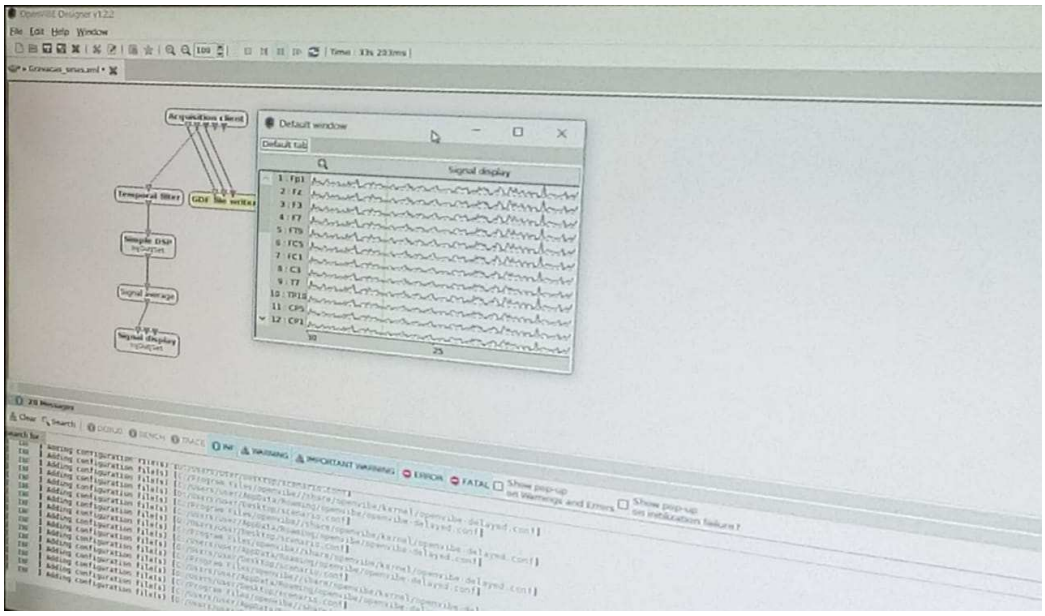
Figura 20 - Cenário de gravação dos dados de EEG



Fonte: (BASTOS, 2014).

Adquiriu-se os dados EEG transmitidos usando a caixa *Acquisition Client*. Esta caixa coletou dados do servidor de aquisição do *OpenViBE*. Já na caixa *Temporal Filter* foi utilizado um filtro para a diminuição do ruído, na caixa *Simple DSP* foi realizada uma multiplicação de valores por eles mesmo (x * x), eliminando assim possíveis números negativos existentes. A caixa *Signal Average* atua no cálculo da média por canal de entrada com o objetivo de melhorar a visualização dos resultados enquanto que a caixa *Signal Display* é um *plug-in* para atuação gráfica dos valores de resultado do eixo vertical e o *GDF Filee Writer* atua na gravação dos dados no formato GDF.

Figura 21 - Captação dos sinais cerebrais com o OpenViBE



Fonte: Professor Marco A. Sais da Costa.

Observou-se que durante a leitura e a execução dos exercícios do teste, os quais ocorriam concomitantemente com a coleta dos sinais cerebrais, entravam em ativação várias áreas cerebrais dos sujeitos. Essa ativação elétrica cerebral foi obtida e analisada através de método digital realizada sob perfeitas condições de aterramento e mínimas possibilidades de interferências elétrica secundária no ambiente. Cada educando, ao sair da sala, recebia bolachas, refrigerante e papel toalha e se dirigiam ao banheiro, chamando o próximo colega que estava aguardando em outro ambiente.

Todo esse processo foi repetido para os outros 3 (três) sujeitos identificados por M.A.R., C.A.M. e A.L.V. respectivamente e está descrito no APÊNDICE B – Tutorial de utilização do actiCHamp, não sofrendo nenhuma alteração a não ser algum ajuste do ActiCAP devido a variações individuais da cabeça, sendo que nas meninas com cabelo comprido cuidou-se para não deixar o cabelo atrás da orelha o que diminuiria o contato com os eletrodos temporais.

Os dados de sinais coletados foram armazenados no disco rígido de um computador do Grupo de Pesquisa Simulação Social e Ambiental do C3 – FURG, e com cópia de segurança em pendrive. Foram realizadas anotações de observações comportamentais dos indivíduos durante o processo, em seguida iniciou-se a limpeza dos dispositivos para evitar que o gel condutivo viscoso secasse, neste processo foi utilizado água, bastão de algodão auricular e papel toalha, também teve cuidado para proteger a caixa divisória dos eletrodos tendo sido envolvida por uma sacola plástica não permitindo ter contato com a água. A touca utilizada também foi lavada somente com água, retirado o gel dos orifícios e deixada secar ao natural na janela da sala do grupo de pesquisa.

3.3. Curso de Lógica de Programação usando PC

Após essa coleta inicial houve a confirmação da disponibilidade da carga horária dos professores da escola que cederam sua carga horária para ser utilizada na pesquisa. Após a informação a respeito da carga horária semanal foi possível estruturar o plano de aula para o curso. Inicialmente iria trabalhar-se somente com a ferramenta *Scratch*[10], porém as limitações na estrutura do laboratório e o fato da manutenção do mesmo ser realizada por uma empresa terceirizada acabou por inviabilizar que a ferramenta fosse instalada em todos os computadores, ficando assim em alguns. Como a turma era de 32 alunos um plano B foi acionado com a ferramenta Kturtle que utiliza a linguagem Logo (PAPERT, 1985) e assim poder-se desenvolver o curso de forma satisfatória. Após a modificação do plano de aula para a ferramenta Kturtle, teve início o curso de 30 horas/aula de Pensamento Computacional e Linguagem de Programação. Assim um ambiente interativo começando em sala de aula tradicional e, posteriormente, no laboratório de informática da escola foi criado.

Para essas aulas foram utilizadas duas metodologias, uma de ensino e outra educativa, chamada Ensino por Projeto (EP).

Neste curso foi aplicada a metodologia educativa EP (OLIVEIRA, 2006) e a metodologia de ensino Construcionismo (PAPERT, 1991). Valendo-se destas ferramentas foi possível realizar aulas de forma lúdica visando contribuir para a melhoria do raciocínio, compreensão dos comandos algorítmicos, resolução de problemas e o desenvolvimento do Pensamento Computacional, tendo como resultado um artefato digital (*software*) desenvolvido pelo próprio aluno. Durante o desenvolvimento do curso foram realizados alguns registros de observações, questionário de perfil dos educandos (APÊNDICE C – Formulário do Perfil dos Educandos), questionário de avaliação do curso (APÊNDICE D – Formulário de Avaliação do Curso), avaliação individual (APÊNDICE G – Avaliação Individual dos Educandos) e registros fotográficos documentando as atividades desenvolvidas, como pode ser observado através da Figura 22, da Figura 23 e da Figura 24.

[10] RESNICK et al, 2009.

Figura 22 - Primeiro encontro do curso de PC



Fonte: Professor Marco Sais.

Figura 23 - Laboratório da Escola visto de frente



Fonte: Próprio autor.

Figura 24 - Laboratório da Escola visto de fundos



Fonte: próprio autor.

3.4. Realização das coletas pós-teste

No término do curso, foi planejado juntamente com a escola o agendamento da nova coleta de sinais. Assim a direção indicou o professor acompanhante e o período na qual os alunos não teriam avaliações. A sala no C3 foi reservada para a realização do preparo prévio do ambiente e dos equipamentos. No dia anterior a data escolhida, os mesmos quatro estudantes foram submetidos à nova medição dos sinais cerebrais utilizando o mesmo processo através de um pós-teste (APÊNDICE F – Formulário de Pós-Teste) visando ativar as estruturas cerebrais, realizando a leitura silenciosa do teste enquanto eram captados os sinais cerebrais.

Mantendo a mesma metodologia do pré-teste, foi realizado o *backup* dos dados e a limpeza e guarda dos dispositivos já descritos no trabalho.

De posse de todos os dados obtidos, tanto do pré-teste como do pós-teste, iniciou-se o tratamento desses dados para posteriormente a aplicação de um modelo computacional de MD utilizando a ferramenta WEKA.

3.5. Métodos e técnicas de tratamento dos dados

Na etapa do processo de descoberta de conhecimento foram gerados durante o Pré-Teste vinte arquivos digitais de dados dos sinais cerebrais. A resolução de cada exercício teve a gravação dos sinais cerebrais em arquivos separados e esse processo foi repetido para os cinco exercícios

(Ex1, Ex2, Ex3, Ex4 e Ex5), aos quais foram submetidos os quatro alunos (M.AU., M.A.R., C.A.M. e A.L.V.). Logo após, foi gerado para cada aluno um arquivo único com todos os exercícios. Da mesma forma, foi realizado com os dados gerados durante o Pós-Teste.

Cabe observar que em virtude de ter sido corrompido o arquivo que continha o Exercício 1 de um dos sujeitos na etapa do pré-teste, essa mesma questão também foi ignorada no pré-teste e pós-teste para os demais sujeitos, mantendo assim uma igualdade para análise.

Com essas atividades, as quais os pesquisados foram submetidos, esperou-se a ativação das áreas cerebrais apresentadas na Tabela 4.

Tabela 4 - Áreas a serem ativadas conforme os exercícios dos testes

Fase	Exercícios	Lobo Cerebral a ativar
Pré-Teste	Ex2	Frontal
Pré-Teste	Ex3	Frontal
Pré-Teste	Ex4	Frontal, Parietal
Pré-Teste	Ex5	Frontal, Parietal
Pós-Teste	Ex2	Frontal
Pós-Teste	Ex3	Frontal
Pós-Teste	Ex4	Frontal, Parietal
Pós-Teste	Ex5	Frontal, Parietal

Fonte: Próprio autor.

Sendo assim gerou-se uma organização de arquivos conforme descrito no esquema abaixo:

Arquivos Pré-Teste

ALUNO M.A.U.
PRE_A1 → Exercício1(Ex1)
PRE_A2 → Exercício2(Ex2)
PRE_A3 → Exercício3(Ex3)
PRE_A4 → Exercício4(Ex4)
PRE_A5 → Exercício5(Ex5)
PRE_AT → Todos os exercícios de Pré-Teste do aluno M.A.U.

ALUNO M.A.R.
~~PRE_B1~~ → Exercício1(Ex1) Obs.: esse arquivo foi corrompido, sendo ignorado na

pesquisa.

PRE_B2 → Exercício2(Ex2)
PRE_B3 → Exercício3(Ex3)
PRE_B4 → Exercício4(Ex4)
PRE_B5 → Exercício5(Ex5)
PRE_BT → Todos os exercícios de Pré-Teste do aluno M.A.R. (exceção do 1)

ALUNO C.A.M.
PRE_C1 → Exercício1(Ex1)
PRE_C2 → Exercício2(Ex2)
PRE_C3 → Exercício3(Ex3)
PRE_C4 → Exercício4(Ex4)
PRE_C5 → Exercício5(Ex5)
PRE_CT → Todos os exercícios de Pré-Teste do aluno C.A.M.

ALUNO A.L.V.
PRE_D1 → Exercício1(Ex1)
PRE_D2 → Exercício2(Ex2)
PRE_D3 → Exercício3(Ex3)
PRE_D4 → Exercício4(Ex4)
PRE_D5 → Exercício5(Ex5)
PRE_DT → Todos os exercícios de Pré-Teste do aluno A.L.V.

Arquivos Pós-Teste

ALUNO M.A.U.
POS_A1 → Exercício1(Ex1)
POS_A2 → Exercício2(Ex2)
POS_A3 → Exercício3(Ex3)
POS_A4 → Exercício4(Ex4)
POS_A5 → Exercício5(Ex5)
POS_AT → Todos os exercícios de Pós-Teste do aluno M.A.U.

ALUNO M.A.R.
POS_B1 → Exercício1(Ex1)
POS_B2 → Exercício2(Ex2)
POS_B3 → Exercício3(Ex3)
POS_B4 → Exercício4(Ex4)
POS_B5 → Exercício5(Ex5)
POS_BT → Todos os exercícios de Pós-Teste do aluno M.A.R.

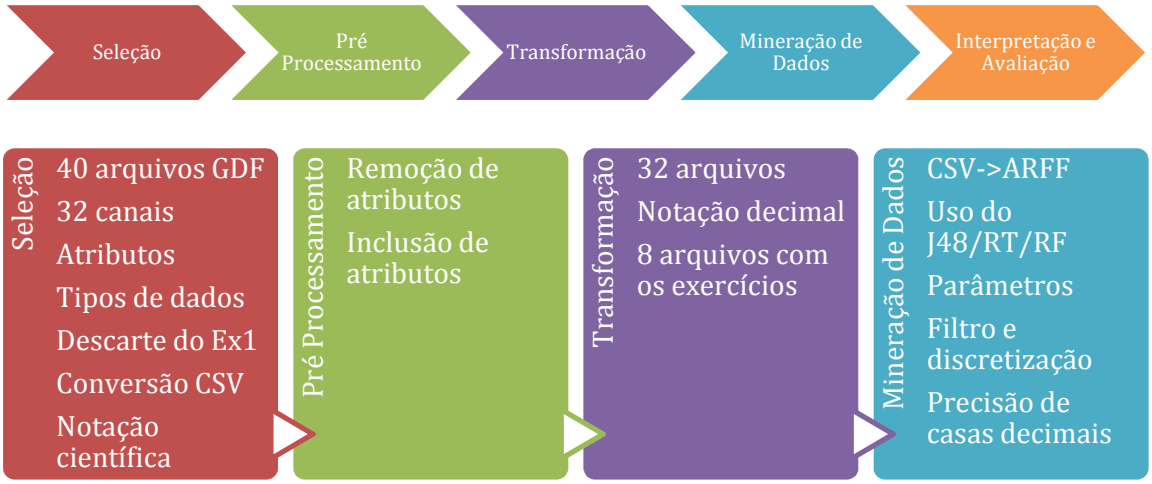
ALUNO C.A.M.
POS_C1 → Exercício1(Ex1)
POS_C2 → Exercício2(Ex2)
POS_C3 → Exercício3(Ex3)
POS_C4 → Exercício4(Ex4)
POS_C5 → Exercício5(Ex5)

POS_CT → Todos os exercícios de Pós-Teste do aluno C.A.M.

ALUNO A.L.V.
POS_D1 → Exercício1(Ex1)
POS_D2 → Exercício2(Ex2)
POS_D3 → Exercício3(Ex3)
POS_D4 → Exercício4(Ex4)
POS_D5 → Exercício5(Ex5)
POS_DT → Todos os exercícios de Pós-Teste do aluno A.L.V.

Em virtude das características da aplicação desta investigação, onde os dados foram captados de forma individual (por exercício resolvido), optou-se por manter os dados dos exercícios em arquivos individuais para posteriormente sofrerem transformações, como descrito na Figura 25 e que serão explicadas detalhadamente a seguir.

Figura 25 – Etapas de tratamento e análise dos dados, com as ações realizadas em cada uma das etapas



Fonte: Adaptado de FAYYAD et al. (1996) pelo autor.

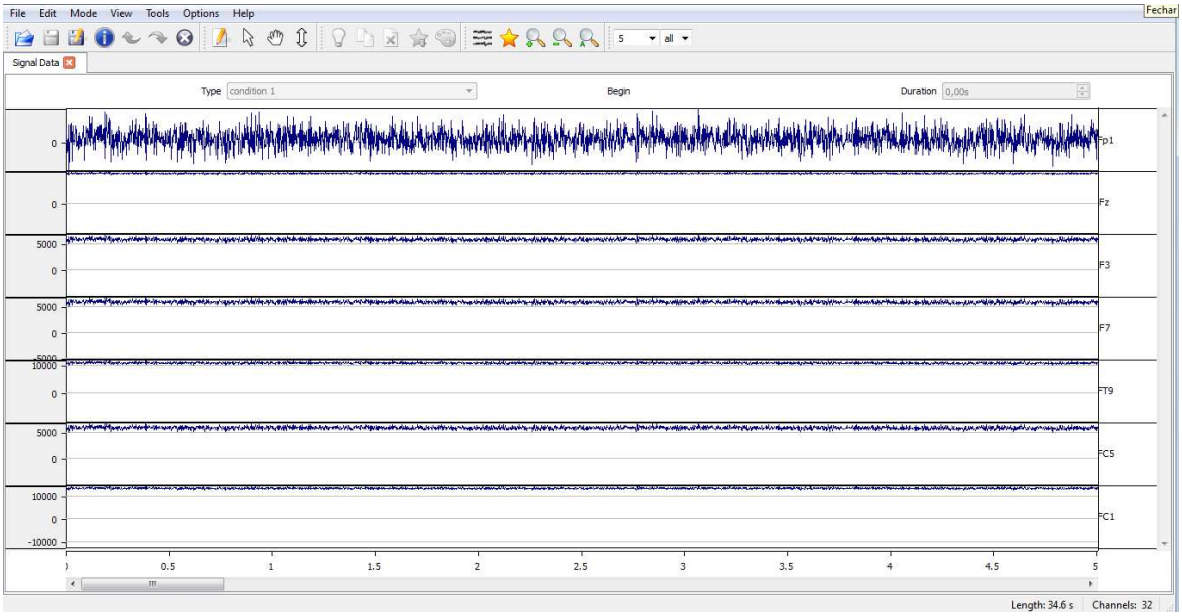
Seleção dos Dados

Em relação aos dados obtidos deve-se explorá-los para conhecê-los a fim de definir as melhores estratégias. Assim de posse dos dados coletados um total de 40 arquivos salvos diretamente no formato GDF (4 estudantes responderam 5 questões no Pré-teste e no Pós-teste). Para a análise exploratória foi-se identificando as informações armazenadas no restante dos arquivos, identificando os que continham informações sobre a versão do formato GDF sendo versão 1.25, sobre o tempo transcorrido de gravação em segundos, a taxa de amostragem 512Hz, e o valor numérico real das voltagens em µV para cada um dos 32 canais. Cada canal representa um eletrodo representado na Figura 26.

Foram selecionados todos os 33 atributos que armazenavam valor de voltagens em todos os canais, sendo eles *Fp1, Fz, F3, F7, FT9, FC5, FC1, C3, T7, TP9, CP5, CP1, Pz, P3, P7, O1, Oz,*

O2, P4, P8, TP10, CP6, CP2, Cz, C4, T8, FT10, FC6, FC2, F4, F8 e Fp2 divididos da seguinte forma: 13 com a letra inicial “F” localizados na área frontal, 7 com letra inicial “C” da área central, 4 com letra inicial “T” na área temporal, 5 com a letra inicial “P” na área parietal e 3 com a letra inicial “O” na área occipital e o *Time(s)*.

Figura 26 - Análise exploratória de dados da área frontal com o visualizador de biosinais.



Fonte: próprio autor utilizando a ferramenta SigViewer 0.3.0[11].

Tipos de Dados

Para cada informação contida no conjunto de dados existe um total de 34 identificadores, desse total 32 dos indicadores armazenam os dados dos eletrodos. Uma constante que armazena o valor da taxa de amostragem e outra variável que armazena o valor do tempo transcorrido de gravação, assim procurou-se encontrar hierarquias e dados categorizados. A esse conjunto de características que qualificam um conjunto de dados chamamos de atributos, os quais possuem algum formato podendo ser literal, numérico, data e lógico. Neste caso, o valor numérico das variáveis que armazenam as voltagens e o tempo estava no formato *float* que tem a capacidade de armazenar números com ponto flutuante (reais) de precisão simples, ou seja, armazena números com menor magnitude, com menos dígitos à direita do separador de fração decimal.

No pré-teste foram descartados o arquivo GDF do exercício 1. Assim foi ignorado os arquivos referente ao exercício 1 para todos os sujeitos tanto no Pré-teste como no Pós-teste, ficando convertido de GDF para CSV 32 arquivos, conforme descrito no APÊNDICE H – Tutorial de Conversão GDF para CSV utilizando o autômato do Anexo C.

[11] (KONGRESS 5 JAHRE INGE ST., 2010)

Os valores das voltagens dos eletrodos e do tempo transcorrido desses arquivos CSV estavam em formato científico com notação exponencial, o que pode ser visto através da Figura 27. O valor exponencial 1,23E+10, por exemplo, onde a letra "E" significa expoente, o que se faz necessário para converter esse valor em decimal é multiplicar o número precedente a letra "E" por 10 elevados à potência do número depois do sinal (ordem de grandeza) conforme a Eq. (02)

$$1{,}23 \cdot 10^{10} \qquad 02$$

Obteve-se como resultado o valor 12300000000 já com decimal com 10 dígitos.

Pré-processamento

Nos arquivos CSV foi necessária à remoção do atributo que armazena o valor da taxa de amostragem, por não ser relevante para essa aplicação conforme a Tabela 5.

Tabela 5 - Exemplo dos dados em formato CSV

Time	Fp1	Fz	F3	F7	FT9	FC5	FC1	C3	...
0.00E+00	4.00E+01	1.06E+07	1.09E+06	1.07E+06	3.55E+06	1.03E+06	5.47E+06	3.40E+06	...
1.95E-03	5.20E+03	1.54E+08	1.61E+07	1.58E+07	5.19E+07	1.52E+07	7.98E+07	4.97E+07	...
3.91E-03	1.33E+05	5.63E+08	6.09E+07	5.98E+07	1.92E+08	5.78E+07	2.93E+08	1.84E+08	...

Fonte: Próprio autor.

Foi acrescentado o atributo "Exercício" que rotula os registros que possuem relação com as questões propostas finalizando 34 atributos, essas atividades de pré-processamento ocorreram para todos os arquivos CSV, o que pode ser mais bem compreendido através da Figura 27.

Figura 27 – Dados em formato CSV ainda sendo pré-processado

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
1	Exercício	Time	Fp1	Fz	F3	F7	FT9	FC5	FC1	C3	T7	TP9	CP5	CP1	Pz	P3	P7	O1
2	Ex2	0.00E+00	9.02E-18	2.40E-12	2.46E-13	2.41E-13	8.02E-13	2.33E-13	1.24E-12	7.68E-13	8.88E-13	5.13E-13	1.42E-12	8.92E-13	8.49E-13	1.13E-12	1.52E-12	2.35E-13
3	Ex2	1.95E-03	2.62E-02	2.50E-02	2.36E-02	2.42E-02	2.32E-02	2.31E-02	2.49E-02	2.39E-02	2.40E-02	2.19E-02	2.25E-02	2.52E-02	2.33E-02	2.51E-02	2.26E-02	2.25E-02
4	Ex2	3.91E-03	2.07E+00	1.99E+00	1.87E+00	1.91E+00	1.85E+00	1.82E+00	1.99E+00	1.89E+00	1.88E+00	1.74E+00	1.80E+00	1.97E+00	1.86E+00	1.98E+00	1.82E+00	1.80E+00
5	Ex2	5.86E-03	3.53E+01	3.40E+01	3.18E+01	3.28E+01	3.19E+01	3.12E+01	3.44E+01	3.22E+01	3.20E+01	2.97E+01	3.11E+01	3.33E+01	3.21E+01	3.38E+01	3.15E+01	3.12E+01
6	Ex2	7.81E-03	2.53E+02	2.43E+02	2.27E+02	2.35E+02	2.30E+02	2.22E+02	2.47E+02	2.30E+02	2.27E+02	2.12E+02	2.24E+02	2.37E+02	2.32E+02	2.43E+02	2.27E+02	2.25E+02
7	Ex2	9.77E-03	1.04E+03	9.98E+02	9.29E+02	9.63E+02	9.49E+02	9.10E+02	1.02E+03	9.42E+02	9.28E+02	8.65E+02	9.28E+02	9.70E+02	9.67E+02	1.00E+03	9.43E+02	9.37E+02
8	Ex2	1.17E-02	2.96E+03	2.85E+03	2.65E+03	2.75E+03	2.73E+03	2.59E+03	2.92E+03	2.68E+03	2.64E+03	2.46E+03	2.66E+03	2.77E+03	2.80E+03	2.86E+03	2.72E+03	2.71E+03
9	Ex2	1.37E-02	6.51E+03	6.28E+03	5.84E+03	6.06E+03	6.06E+03	5.72E+03	6.47E+03	5.91E+03	5.82E+03	5.41E+03	5.92E+03	6.10E+03	6.25E+03	6.34E+03	6.04E+03	6.05E+03
10	Ex2	1.56E-02	1.16E+04	1.13E+04	1.06E+04	1.09E+04	1.10E+04	1.03E+04	1.17E+04	1.06E+04	1.05E+04	9.74E+03	1.07E+04	1.10E+04	1.14E+04	1.15E+04	1.10E+04	1.10E+04
11	Ex2	1.76E-02	1.74E+04	1.71E+04	1.60E+04	1.66E+04	1.68E+04	1.56E+04	1.78E+04	1.61E+04	1.60E+04	1.48E+04	1.64E+04	1.68E+04	1.75E+04	1.75E+04	1.68E+04	1.69E+04
12	Ex2	1.95E-02	2.24E+04	2.23E+04	2.09E+04	2.16E+04	2.20E+04	2.03E+04	2.32E+04	2.10E+04	2.09E+04	1.92E+04	2.15E+04	2.19E+04	2.30E+04	2.29E+04	2.21E+04	2.20E+04
13	Ex2	2.15E-02	2.52E+04	2.54E+04	2.39E+04	2.46E+04	2.51E+04	2.31E+04	2.65E+04	2.39E+04	2.39E+04	2.19E+04	2.46E+04	2.51E+04	2.65E+04	2.63E+04	2.54E+04	2.51E+04
14	Ex2	2.34E-02	2.49E+04	2.56E+04	2.41E+04	2.47E+04	2.54E+04	2.32E+04	2.68E+04	2.41E+04	2.43E+04	2.21E+04	2.50E+04	2.54E+04	2.70E+04	2.69E+04	2.59E+04	2.51E+04
15	Ex2	2.54E-02	2.20E+04	2.30E+04	2.15E+04	2.20E+04	2.29E+04	2.08E+04	2.40E+04	2.16E+04	2.19E+04	1.99E+04	2.26E+04	2.30E+04	2.45E+04	2.46E+04	2.35E+04	2.22E+04
16	Ex2	2.73E-02	1.72E+04	1.83E+04	1.71E+04	1.73E+04	1.84E+04	1.66E+04	1.91E+04	1.73E+04	1.76E+04	1.59E+04	1.83E+04	1.85E+04	1.97E+04	2.01E+04	1.90E+04	1.73E+04
17	Ex2	2.93E-02	1.18E+04	1.29E+04	1.19E+04	1.19E+04	1.31E+04	1.17E+04	1.33E+04	1.22E+04	1.24E+04	1.13E+04	1.32E+04	1.32E+04	1.41E+04	1.47E+04	1.38E+04	1.19E+04
18	Ex2	3.13E-02	7.01E+03	7.92E+03	7.19E+03	7.01E+03	8.10E+03	7.17E+03	8.06E+03	7.52E+03	7.67E+03	6.99E+03	8.31E+03	8.27E+03	8.77E+03	9.50E+03	8.75E+03	7.11E+03
19	Ex2	3.32E-02	3.49E+03	4.22E+03	3.72E+03	3.45E+03	4.39E+03	3.82E+03	4.13E+03	4.03E+03	4.08E+03	3.81E+03	4.63E+03	4.50E+03	4.76E+03	5.46E+03	4.92E+03	3.73E+03
20	Ex2	3.52E-02	1.46E+03	2.02E+03	1.68E+03	1.42E+03	2.14E+03	1.82E+03	1.82E+03	1.94E+03	1.91E+03	1.91E+03	2.37E+03	2.20E+03	2.32E+03	2.89E+03	2.54E+03	1.81E+03
21	Ex2	3.71E-02	4.89E+02	8.80E+02	6.68E+02	4.71E+02	9.56E+02	7.89E+02	6.64E+02	8.54E+02	7.94E+02	9.16E+02	1.15E+03	9.70E+02	1.03E+03	1.43E+03	1.24E+03	8.51E+02
22	Ex2	3.91E-02	7.57E+01	2.90E+02	1.73E+02	7.33E+01	3.24E+02	2.48E+02	1.35E+02	2.75E+02	2.23E+02	3.65E+02	4.54E+02	3.13E+02	3.42E+02	5.75E+02	5.00E+02	3.33E+02
23	Ex2	4.10E-02	2.59E+01	1.44E+01	8.28E-02	2.32E+01	1.86E+01	5.94E+00	7.67E+00	8.10E+00	9.57E-01	4.84E+01	6.25E+01	1.11E+01	1.63E+01	8.07E+01	7.42E+01	3.66E+01

Fonte: Próprio autor.

Transformação

Ainda nos arquivos CSV, todos os valores em notação exponencial foram convertidos para o

formato numérico decimal, esse processamento ocorreu para os 32 arquivos.

Foi necessário unificar os registros de cada questão em um único arquivo para cada um dos sujeitos tanto no Pré-Teste como no Pós-Teste. Assim, foram criados mais 8 arquivos no formato CSV. A Tabela 6 traz a quantidade de instâncias geradas por cada um desses arquivos em ambos os testes.

Tabela 6 - Quantidade de instâncias por arquivo

	PRÉ-TESTE	**PÓS-TESTE**
Sujeitos	Nº Instâncias	Nº Instâncias
M.A.U.	104.800	164.352
M.A.R.	338.400	133.472
C.A.M.	274.400	227.774
A.L.V.	218.592	248.832
Total de Instâncias	936.192	774.430

Fonte: Próprio autor.

Ao término das técnicas de tratamento dos dados foi obtido 8 arquivos com 272 atributos. O WEKA utiliza arquivos sem relacionamento referencial no formato ARFF no seu conjunto de dados (*datasets*), aceitando tipos de dados literais e numéricos, para isso houve a necessidade de fazer uma conversão dos arquivos CSV para o formato ARFF. O processo pode ser realizado de forma manual, no entanto, é trabalhoso e lento. Assim para agilizar o processo tentou-se utilizar a ferramenta "ExcelToArff", porém não obteve muito sucesso, travando durante o processamento, também tentou-se uma ferramenta online[12], mas como os arquivos eram grandes também não foi possível. Então, deu-se inicio o projeto para implementação de um gerador inspirado nessas ferramentas, mas em virtude da questão tempo optou-se por utilizar o Arff-Viewer, do próprio WEKA usando os procedimentos descritos no APÊNDICE I – Tutorial de Conversão CSV para ARFF, deixando assim os dados no formato ARFF, conforme mostrado na Figura 28, para a execução dos algoritmos.

[12] https://ikuz.eu/csv2arff/

Figura 28 - Dados convertidos em formato ARFF



```
@relation pre_mar

@attribute Exerc {Ex5}
@attribute Time numeric
@attribute Fp1 numeric
@attribute Fz numeric
@attribute F3 numeric
@attribute F7 numeric
@attribute FT9 numeric
@attribute FC5 numeric
@attribute FC1 numeric
@attribute C3 numeric
@attribute T7 numeric
@attribute TP9 numeric
@attribute CP5 numeric
@attribute CP1 numeric
@attribute Pz numeric
@attribute P3 numeric
@attribute P7 numeric
@attribute O1 numeric
@attribute Oz numeric
@attribute O2 numeric
@attribute P4 numeric
@attribute P8 numeric
@attribute TP10 numeric
@attribute CP6 numeric
@attribute CP2 numeric
@attribute Cz numeric
@attribute C4 numeric
@attribute T8 numeric
@attribute FT10 numeric
@attribute FC6 numeric
@attribute FC2 numeric
@attribute F4 numeric
@attribute F8 numeric
@attribute Fp2 numeric

@data
Ex5,0,106.2,18630133.96,19274375.45,5726063.69,4935944.79,12706228.04,17190470.5,14689474.06,4789185.09,4523189.29,10874395.6,10467619.44,11190993.43,9292940.63,118
Ex5,0,880.85,268782890.97,278028902.8,82663987.29,71312022.57,183346641.65,248063782.23,211957070.84,69101798.26,65317305.84,157005536.98,151067974.84,161520814.41,
Ex5,0,648.2,963590437.11,996419859.65,296611136.87,256255134.63,657455282.36,889699543.93,760179085.35,247746172.72,234485487.27,563636309.66,541936607.48,579511015
Ex5,0.01,207.62,1590881328.9,1644396191,490064649.39,424315861.67,1085870374.2,1469885567.5,1256100659.8,409102852.34,387767914.21,932164576.97,895721650.56,9580018
Ex5,0.01,4125.77,1491333288.1,1540792863.9,459800863.18,399203081.54,1018803186.6,1379080227.2,1178872555.4,383995997.86,364489528.97,875185372.76,841128488.07,8998
Ex5,0.01,15374.17,758318367.51,783016320.49,234652575.68,204467372,519076362.37,702065552.64,600159611.84,196265831.56,186756637.6,445677719.86,429101785.87,4593071
Ex5,0.01,41753.51,74687143.18,76954839.78,23716181.37,21007732.65,51539514.84,69585076.16,59341470.19,19945863.5,19249313.93,44274825.56,42998019.13,46068464.64,377
```

Fonte: Próprio autor.

Ademais, como já temos no conjunto de dados o atributo que rotula o nome do exercício resolvido e estando as instâncias no formato ARFF, podemos começar a tarefa de mineração.

Mineração de Dados

Para a mineração do conjunto de dados utilizou-se a ferramenta WEKA 3.8.2., por ser de fácil utilização, disponibilizada sob Licença Pública Geral (*General Public License – GPL*) e por fornecer diversos algoritmos para a mineração de dados entre eles o *J48*, o *Random Tree* e o *Random Forest*.

A escolha das técnicas de MD sofre variação conforme o problema, o tipo de dado e as características do conjunto de dados, conforme o objetivo que se deseja buscar pode ser utilizado uma ou outra, ou até mais de uma técnica.

A base para a escolha do aprendizado de máquina supervisionado ocorreu por existir estudos anteriores utilizando algoritmos de classificação que obtiveram resultados importantes (BASTOS, 2014). Desta forma, optou-se por utilizar a técnica de arvores de decisão, com o uso dos algoritmos *J48*, *Random Tree* e *Random Forest* visando explorar para compreender os dados, comparando os resultados dos algoritmos tanto sob a ótica da árvore de decisão gerada como da taxa de classificação correta das instâncias e a matriz de confusão. Como o algoritmo *Random Forest* não gera uma árvore de decisão de forma gráfica a comparação dele será somente pelos demais fatores

já descritos.

Foi executada uma simulação na ferramenta em um cenário com os dados normalizados, que não obteve bons resultados, em seguida removemos o atributo "*Time*" fazendo outra simulação, no novo cenário e obtivemos resultados ruins. Decidimos então não utilizar o atributo tempo (*Time*), por não ser relevante ao que se deseja com esse estudo. Os dados também não foram normalizados, nem discretizados ou foi utilizado qualquer tipo de filtro.

A execução do algoritmo Árvore de Decisão *J48* foi feita com diversas configurações em seus parâmetros. Para isso, foi utilizada uma parcela dos dados tanto para treinamento como para teste, utilizando a validação cruzada para a obtenção de maior segurança no processamento.

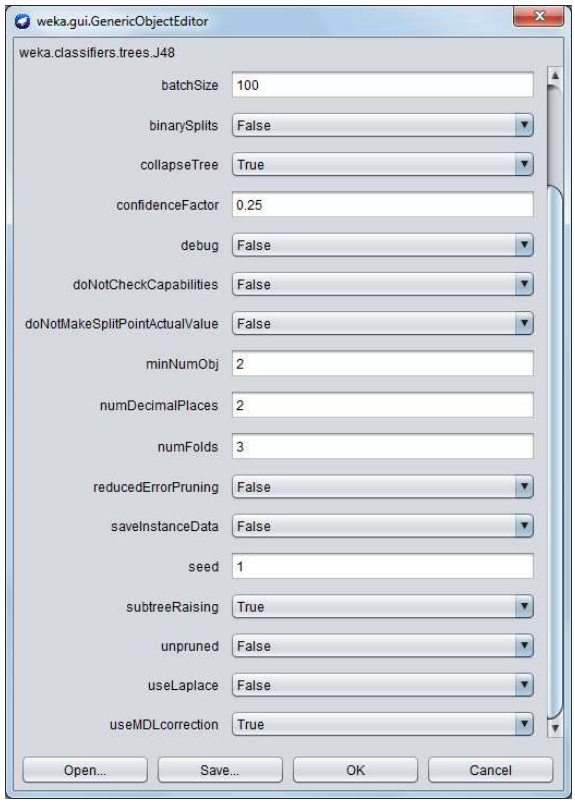
Para todos os algoritmos analisados (*J48*, *Random Tree* e *Random Forest*) foi definido um número mínimo de instâncias por folha, sendo estipulado 2 instâncias, 1% e 10% do total de instâncias, respectivamente.

Quanto menos instâncias configuradas, mais alta é a precisão da árvore de decisão, mas também é maior o seu tamanho. Aumentando o número mínimo de instâncias, à precisão fica reduzida, mas por consequência se obtêm uma árvore menos volumosa facilitando, assim, avaliar o comportamento e entender melhor os dados por acabar mostrando os nós mais relevantes da classificação.

3.6. Parâmetros de Configuração

Para a realização das tarefas de classificação e posteriormente a comparação entre os algoritmos foram definidos na ferramenta WEKA alguns parâmetros. A metodologia de teste utilizada para todos os algoritmos foi a *Cross-Validation* (validação cruzada) do tipo *k-fold*. Em todos os algoritmos foi alterado o parâmetro referente à quantidade de instâncias utilizando 2, 1% e 10% das instâncias por classe. Esse parâmetro define o número mínimo de instâncias por folha, podendo ser modificado, quando aumentado pode gerar regras diferentes, no algoritmo *J48* ele está disponível com o rótulo **minNumObj [M]** conforme demonstrado na Figura 29.

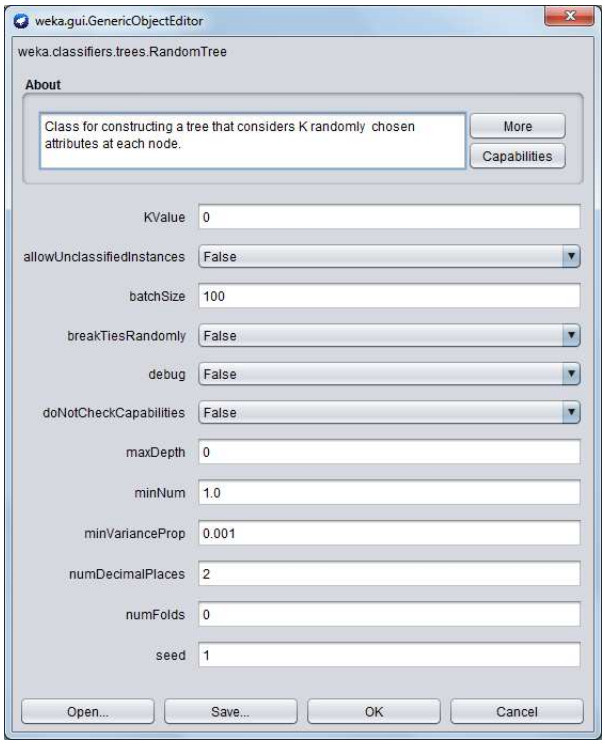
Figura 29 - Parâmetros do J48



Fonte: (WITTEN; FRANK, 2005).

No algoritmo *Random Tree* esse mesmo parâmetro possui rótulo **minNum [-M]** que possui a mesma função já explicada, podemos observar na Figura 30.

Figura 30 - Parâmetros do Random Tree



Fonte: (WITTEN; FRANK, 2005).

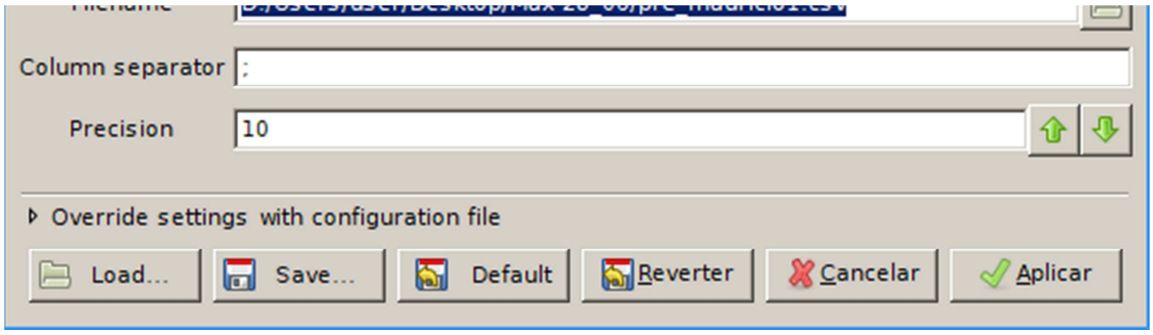
3.7. Conjunto de Treinamento

A validação cruzada é uma técnica padrão de avaliação, uma maneira sistemática de executar sucessivas divisões percentuais. Utilizamos um conjunto de dados (*dataset*) em 10 (dez) partes (*folds*), onde treina as 9 (nove) parte e testa 1(uma) parte. Isso fornece 10 resultados de avaliação os quais são calculados a média. Na extração da validação cruzada, ao fazer a divisão inicial, garantimos que cada *fold* contenha aproximadamente a proporção correta de cada um dos valores da classe. Após validação cruzada de 10 vezes é computado os resultados da avaliação, a ferramenta WEKA executa o algoritmo de aprendizado selecionado mais uma vez em todo o conjunto de dados para obter o modelo definido.

3.8. Precisão de casas decimais

Após o processo de mineração de dados, resultou um conjunto de dados onde se buscou também analisar nos resultados encontrados a porção de dígitos da mantissa com vistas à melhoria da precisão dos resultados apurados, desta forma, foram comparados conjunto de dados com mais e menos casas decimais, em um primeiro momento foi utilizado 4 números de dígitos decimais e, posteriormente, 10 dígitos que foram configurados no OpenViBE conforme Figura 31.

Figura 31 - Configuração da precisão de casas decimais



Fonte: OpenViBE 1.2.2 (RENARD, Yann et al, 2010).

A alteração da precisão em número de dígitos decimais dos dados resulta em arquivos maiores, o que afeta significativamente o tamanho do arquivo, sem grande distinção na acurácia das instâncias corretamente classificadas.

No próximo capítulo passaremos a analisar e discutir os dados.

4. ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS DADOS

Neste capítulo serão apresentados os resultados da pesquisa sendo realizada a análise e a discussão entre a teoria e os dados encontrados.

No grupo de alunos selecionados para o estudo foi realizado um levantamento de dados com o objetivo de conhecer o perfil dos estudantes, seus gostos, interesses, relação com a tecnologia e internet e visão de futuro. Desta forma, presume-se que com mais dados obtidos tenha-se mais informação sobre os alunos para o curso de Pensamento Computacional.

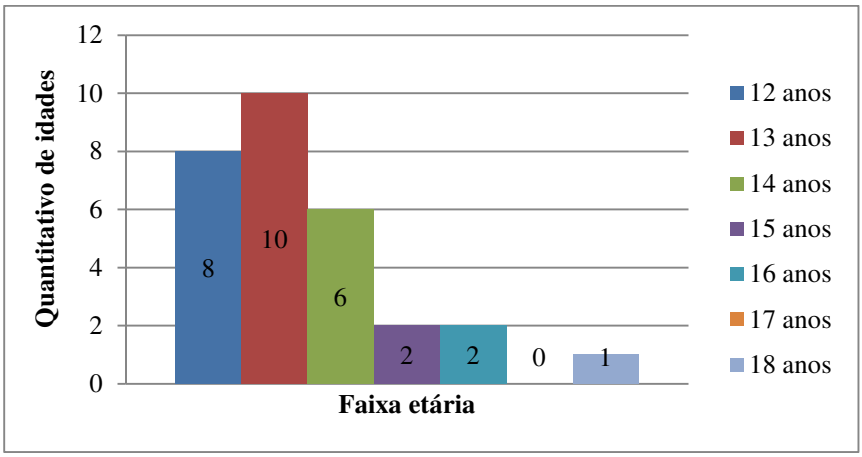
Na turma de 32 alunos, alguns não desejaram participar da pesquisa ou não foram autorizados pelos responsáveis, sendo realizado o levantamento com 29 estudantes do sétimo ano.

4.1. Perfil dos Educandos

Para esse estudo não foram perguntados dados sobre a renda familiar, já que os estudantes são moradores da redondeza da escola que fica localizada em uma comunidade de baixa renda.

Com base no questionário inicial sobre o perfil dos estudantes realizado com a turma, se observa que no total dos 29 estudantes a faixa etária da turma era dos 12 aos 18 anos de idade, como retratado pela Figura 32.

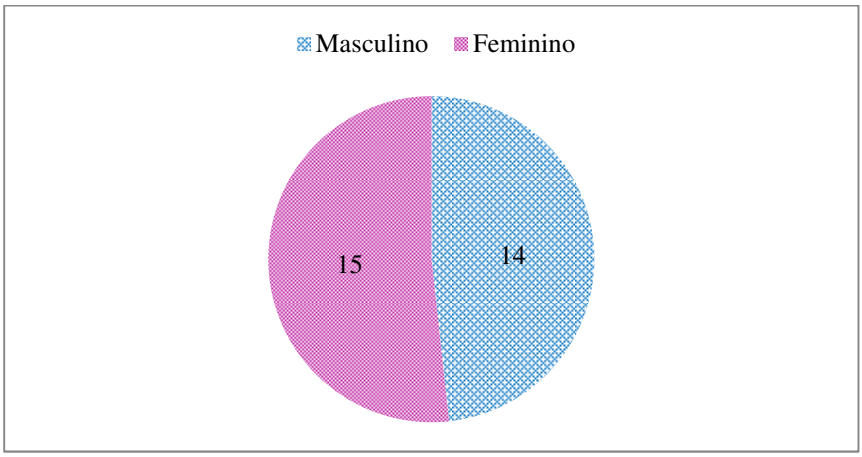
Figura 32 - Quantidade de alunos por faixa etária



Fonte: Próprio autor.

Entre todos os estudantes da turma, podemos destacar que nesse grupo a diferença entre sexo foi muito pequena, diferenciando-se apenas por uma menina a mais, conforme apresentado na Figura 33.

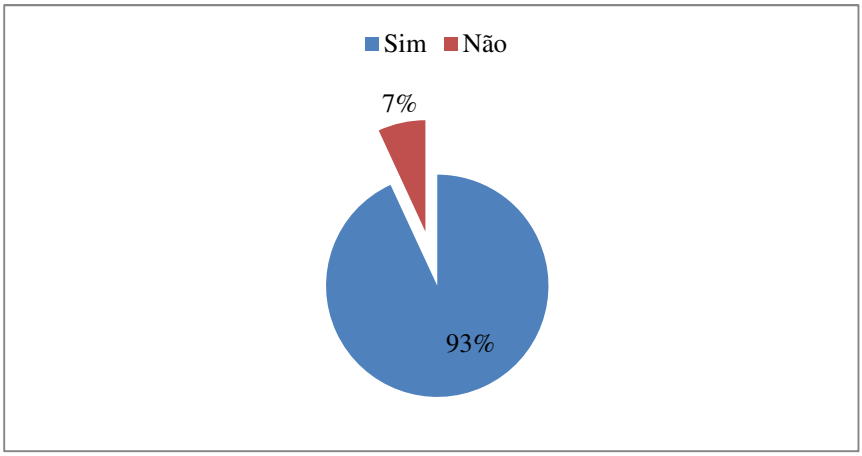
Figura 33 - Quantidade de alunos por sexo



Fonte: Próprio autor.

Ao serem questionados se conhecem jogos eletrônicos, a grande maioria respondeu que sim, como ilustrado na Figura 34, o que nos mostra que eles têm pelo menos algum conhecimento sobre o que são os jogos eletrônicos. A pergunta feita aos alunos foi: “Você conhece jogos eletrônicos?”.

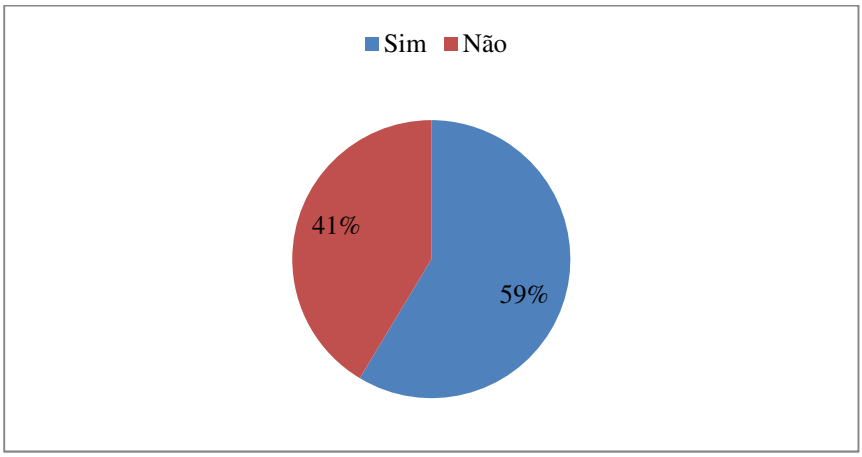
Figura 34 - Representatividade dos jogos no contexto dos sujeitos



Fonte: Próprio autor.

Quando questionados sobre se utilizam os jogos eletrônicos com frequência a maioria dos sujeitos indicou de forma positiva, de acordo com a Figura 35, o que denota que os jogos eletrônicos estão incorporados a sua rotina, fazendo parte da sua cultura. A pergunta feita aos alunos foi: “Você joga jogos eletrônicos com frequência?”.

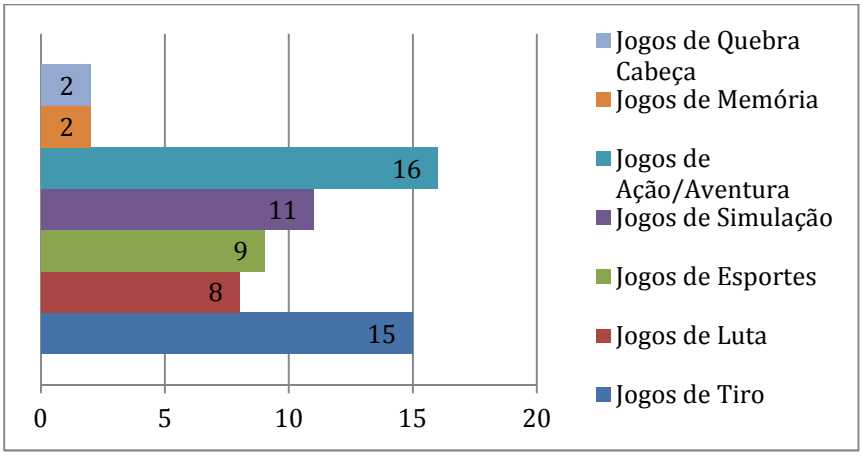
Figura 35 - Frequência de uso dos jogos



Fonte: Próprio autor.

Nessa turma, ao serem indagados a respeito da preferência pelo tipo de jogo que gostam, a maioria sinalizou que prefere os jogos de ação/aventura e de tiros, o que se pode perceber na Figura 36, demonstrando que o mundo lúdico presente nestes jogos pode servir de pano de fundo para as atividades educativas, usando essa temática preferida por eles.

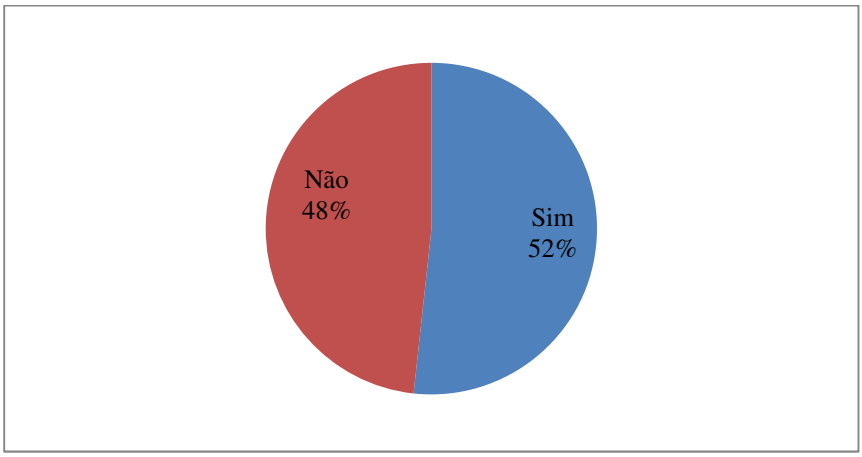
Figura 36 - Tipo de jogo preferido



Fonte: Próprio autor.

Aos serem indagados se gostam de desafios, problemas e charadas, Figura 37, na maioria dos jovens discorreram que sim, mostrando que gostam de serem desafiados e nos permitindo deduzir que a escola, ao propor atividades mais desafiadoras, terá boa aceitação por esse público. A pergunta feita aos alunos foi: “Você gosta de desafios, problemas e charadas?”.

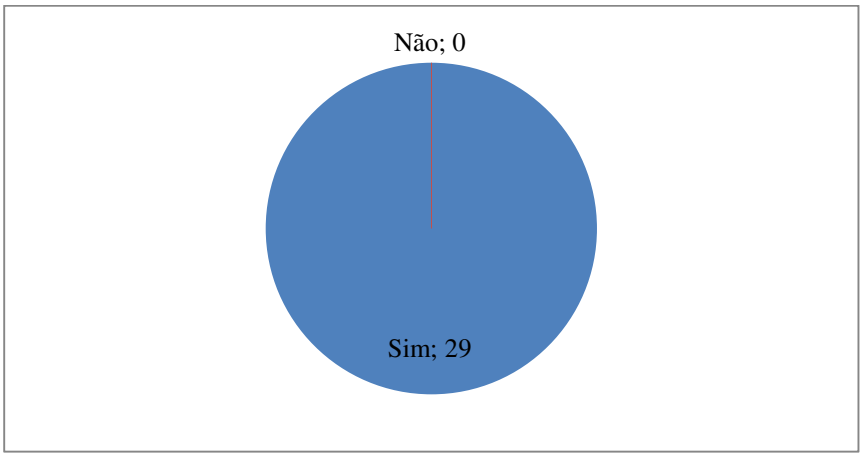
Figura 37 - Demonstrativo da curiosidade e persistência



Fonte: Próprio autor.

Ao observamos a Figura 38, todos os sujeitos da pesquisa informaram que usam o computador ou o celular, o que nos leva a crer que, embora em uma comunidade de baixa renda, eles acabam de alguma forma tendo contato, com pelo menos um desses dispositivos tecnológicos. A pergunta feita aos alunos foi: “Você usa computador ou celular?”.

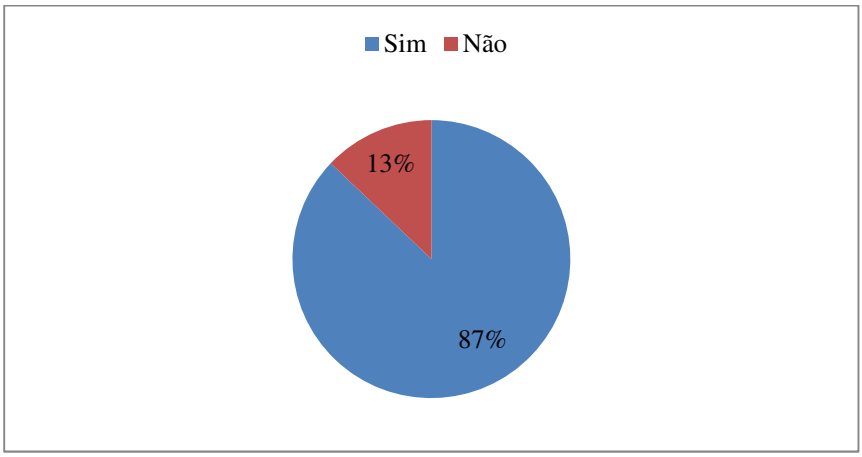
Figura 38 - Uso da tecnologia



Fonte: Próprio autor.

Ainda caracterizando esse público, no que tange ao seu perfil, a Figura 39 apresenta o uso da Internet. Podemos ver que a grande maioria faz uso frequente da Internet. A pergunta feita aos alunos foi: “Você acessa internet com frequência?”.

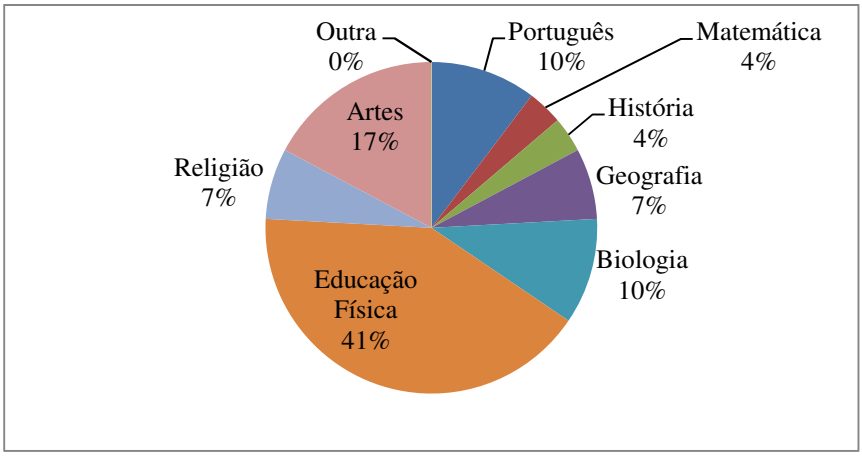
Figura 39 - Uso da Internet



Fonte: Próprio autor.

Nesta amostra dos estudantes do Ensino Fundamental, os quais foram demandados com a pergunta sobre qual a disciplina que mais gostam, Figura 40, houve um percentual expressivo que elencou a disciplina de Educação Física e outro a de Artes. Assim, permite especular que parte desse público, por ser jovem, busca ação em sua rotina, característica da juventude que pode ser encontrado na Educação Física. Na disciplina de Artes, os alunos podem buscar um meio de se expressar, na qual não é exercida nenhuma imposição. Desta maneira, ao analisar os dois indicadores (o gosto pela educação física e pelas artes), juntamente com o baixo interesse pelas outras disciplinas, mostra uma vontade do grupo em sofrer menos controle e ter mais liberdade de expressão. Mesmo gostando de desafios e problemas, o interesse pela Matemática e disciplinas conteudistas é baixo, já que exigem maior estudo para a aprendizagem. A pergunta feita aos alunos foi: “Qual disciplina você mais gosta?”.

Figura 40 - Disciplina preferida

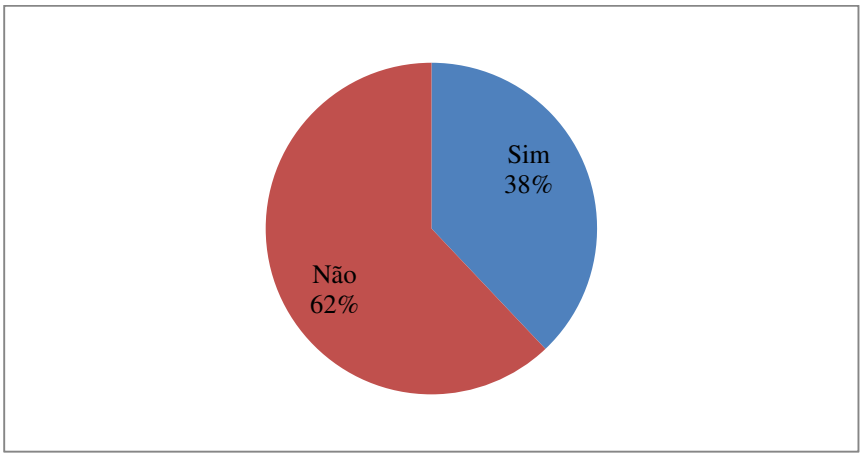


Fonte: Próprio autor.

Ao inquirirmos os sujeitos sobre o significado de programação, antes do início do projeto,

em sua maioria apontaram que não sabiam o significado. Assim, nos leva a deduzir que a escola ainda tem um grande caminho a percorrer no sentido de buscar uma mudança nos processos pedagógicos com relação à qualificação das competências desses jovens, podendo usar estratégias cognitivas como o PC. Através da Figura 41, obteve-se um espaço em potencial para ser explorado no ambiente escolar. A pergunta feita aos alunos foi: “Você já sabia o que era programação?”.

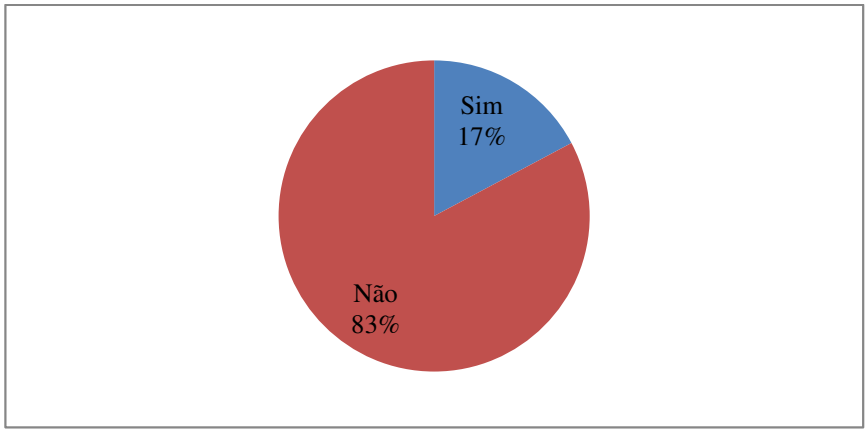
Figura 41 - Conhecimento prévio sobre programação



Fonte: Próprio autor.

Na mesma linha de pensamento da questão anterior, discorreu-se que de alguma forma, a própria área de Computação pode não estar inserida no contexto destes estudantes, pois ao serem questionados se conheciam alguém que trabalhasse com programação, a grande maioria disse não (Figura 42). Outra análise possível foi é a de que ainda existe um enorme campo para o trabalho na área de Computação a ser explorado, principalmente com essa nova geração. A pergunta feita aos alunos foi: “Você conhece alguém que trabalhe com programação?”.

Figura 42 - Visibilidade dos profissionais

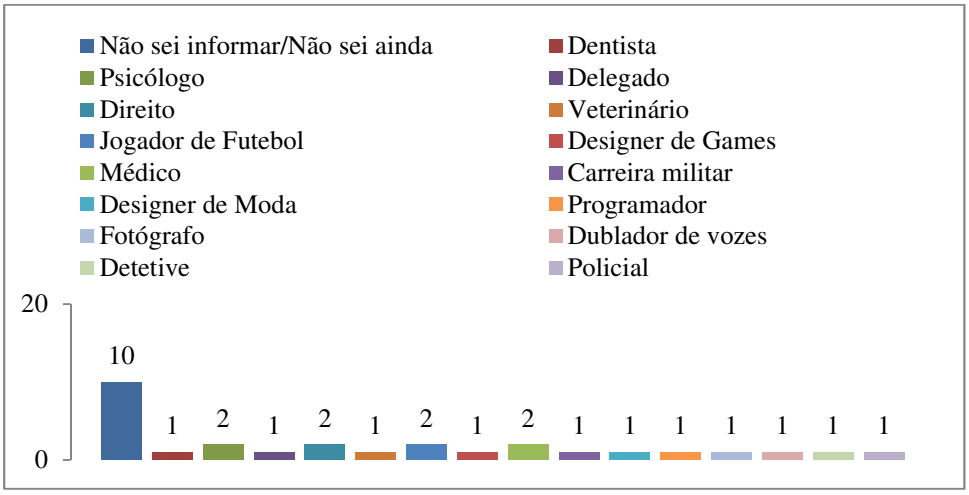


Fonte: Próprio autor.

Finalizando a caracterização dos sujeitos, interpelando-os sobre com o que desejariam trabalhar no futuro, pode-se constatar, através da Figura 43, que uma quantidade representativa

ainda não sabe informar com que deseja trabalhar. Algo normal se for considerado um público com pouca idade. Mas, por outro lado, existem sujeitos que já indicam uma vontade futura em áreas tradicionalmente procuradas como Medicina, Psicologia, Direito, jogador de futebol e outras em profissões emergentes, como Designer de Moda, Designer de Jogos e Dublador de Vozes. Logo reforça a ideia de que o ambiente escolar necessita de modificações para acompanhar o novo perfil de alunos. A pergunta feita aos alunos foi: “Diga-nos com o que você deseja trabalhar no futuro?”.

Figura 43 - Visão do trabalho futuro

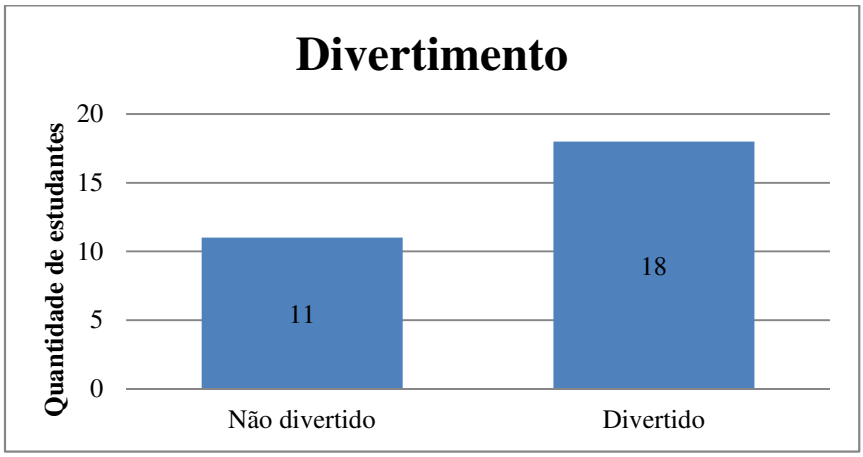


Fonte: Próprio autor.

4.2. Avaliação do Curso de Capacitação

Após a conclusão do curso, os educandos foram entrevistados sobre o que acharam do curso. Ao serem indagados se os encontros foram divertidos, 11 deles responderam que não e 18 que sim, conforme mostra a Figura 44. Verifica-se que é possível realizar o ensino de lógica de programação com o uso do pensamento computacional de forma divertida e alegre onde nem mesmo eles percebem que o aprendizado está ocorrendo.

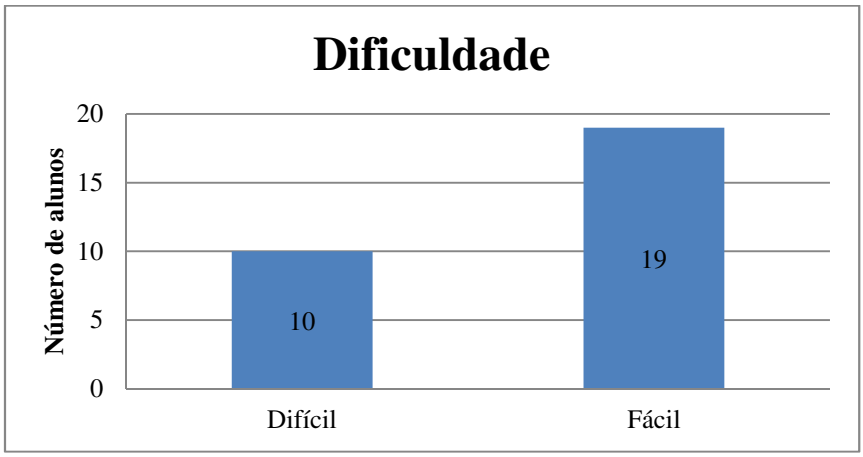
Figura 44 - Percepção sobre o divertimento dos encontros



Fonte: Próprio autor.

Quando questionados sobre a percepção em relação ao grau de dificuldade que encontraram nas atividades propostas do curso, 10 acharam difíceis e 19 acharam fácil, como demonstrados através da Figura 45. Levando a concluir que na visão da maioria dos alunos não são difíceis às atividades propostas para o ensino de lógica de programação com o pensamento computacional.

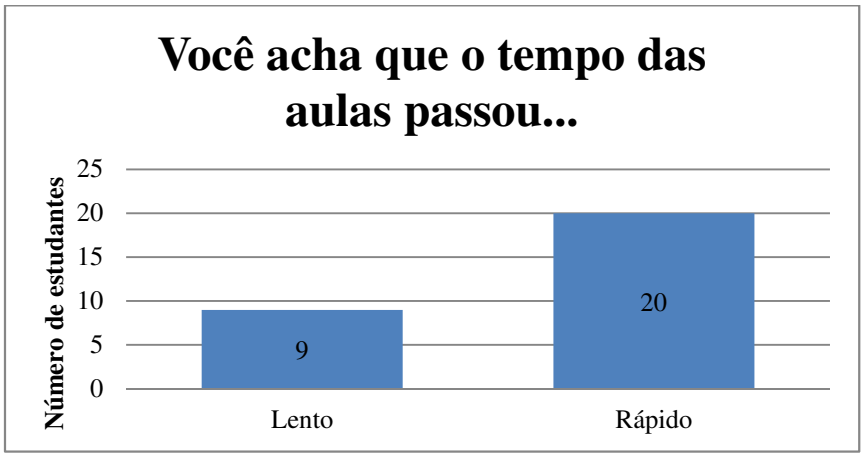
Figura 45 - Percepção sobre a dificuldade das atividades propostas



Fonte: Próprio autor.

Demandados sobre a sua percepção da evolução do tempo durante as aulas, 9 deles acharam que o tempo passou de forma lenta e 20 de forma rápida, de acordo com a Figura 46. Acredita-se que isso tenha ocorrido em virtude do chamado “Fluxo Cognitivo” (CSIKSZENTMIHALYI, 1990) que envolve o foco, concentração, objetivo a cumprir, motivação e êxtase, sendo que aqueles que tiveram majoradas essas atitudes chegaram a uma sensação de felicidade e com isso a perda da noção do tempo, enquanto que para os demais isso não ocorreu.

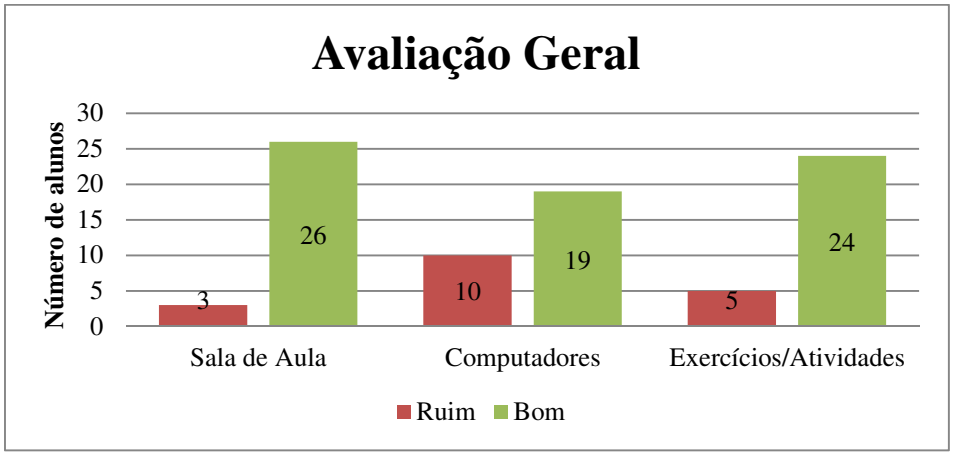
Figura 46 - Percepção da evolução do tempo das aulas



Fonte: Próprio autor.

Perguntados sobre a sua percepção geral da avalição do curso, levando em consideração de alguns aspectos, como o espaço da sala de aula, os computadores utilizados e as atividades e exercícios desenvolvidos, o espaço da sala de aula foi considerado bom por 26 alunos, já os computadores por 19 e as atividades por 24. Portanto, de forma geral, acharam bom todos esses aspectos e de forma ruim 10 dos educandos indicaram problemas nos computadores, o que pode ser percebido através da Figura 47.

Figura 47 - Percepção geral da intervenção

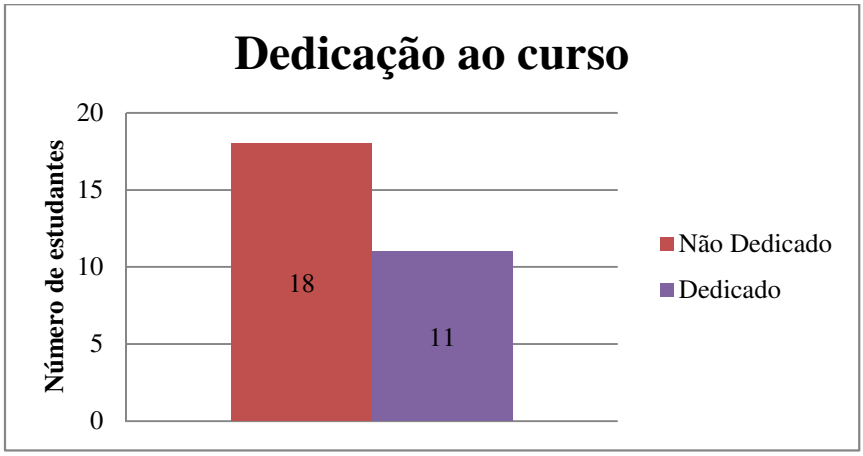


Fonte: Próprio autor.

Interpelados sobre qual foi o nível individual de dedicação deles em relação ao curso, 18 confirmam que não foram dedicados como queriam e para 11 houve dedicação, Figura 48. Neste aspecto, cabe ressaltar que a percepção do instrutor do curso também demostrava essa informação, embora todos participantes tivessem sido autorizados pelos pais, à maioria deles, como demonstrado no perfil do estudante, não tinha noção do que iria aprender, deixando um espaço para a insegurança do que iria ocorrer e a que seriam submetidos, se iriam ter sucesso, se iriam conseguir

fazer, se teriam capacidade, causando uma paralização das ações e fazendo com que talvez preferissem ficar onde estavam com as suas aulas de Português e Matemática diárias. Talvez se na preparação do curso tivéssemos realizado oficinas mostrando a programação e a robótica de forma a incentivar a aprendizagem, a dedicação dos alunos ao projeto poderia ser maior.

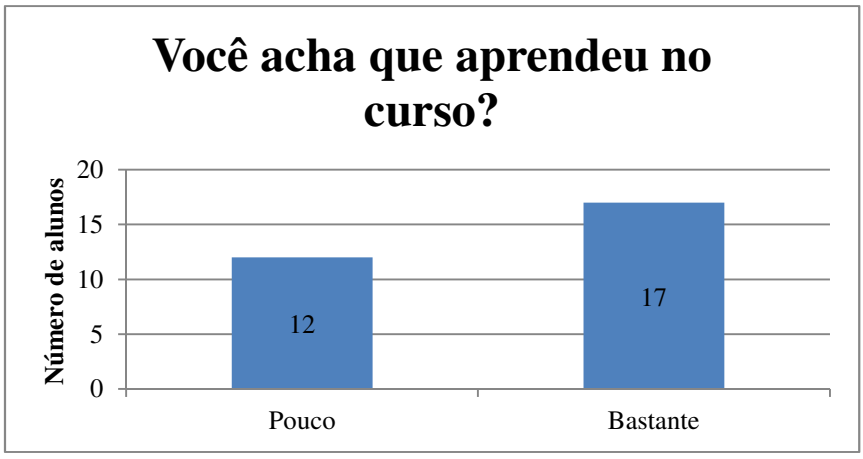
Figura 48 - Percepção sobre a dedicação dispensada



Fonte: Próprio autor.

Questionados sobre ter aprendido no curso, 17 deles indicou que foi bastante e 12 que foi pouco, como descreve a Figura 49. Avaliando esse resultado com a questão anterior é possível discorrer que embora tenham afirmado a pouca dedicação, ainda assim consideram que aprenderam bastante, demonstrando o sucesso da intervenção. Outra reflexão possível é a de que o ensino de lógica de programação com PC vai além do aprendizado dos algoritmos, tendo como meta desenvolver habilidades e competências através da resolução de problemas, análise lógica, padrões, decomposições, abstrações, persistência, colaboração e criatividade, atitudes que são difíceis de mensurar em pouco espaço de tempo.

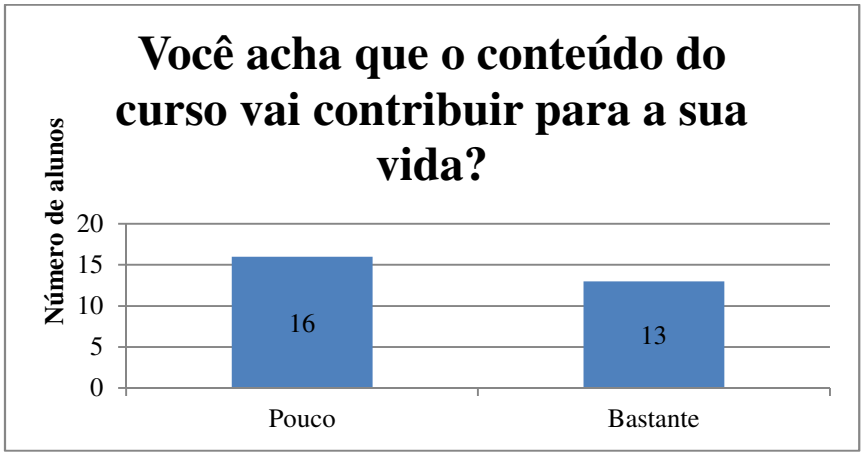
Figura 49 - Percepção sobre o aprendizado no curso



Fonte: Próprio autor.

Perguntados sobre como eles percebem a contribuição do curso para a sua vida, 16 deles considera pouco e 13 bastante, conforme disposto na Figura 50. Mais uma vez, percebe-se que não fica claro na visão do aluno a importância do aprendizado dessas técnicas abarcadas nos fundamentos da Ciência da Computação. A justificativa pode residir no fato deles terem dito no instrumento de coleta do perfil que não conheciam programação e nem conheciam pessoas que atuam na área justificando a visão de pouco saber se o conteúdo irá contribuir para a vida.

Figura 50 - Percepção da contribuição do curso para a vida



Fonte: Próprio autor.

4.3. Questões de Lógica Pré-teste e Pós-teste

Antes da realização do curso sobre Pensamento Computacional, os sujeitos foram submetidos a um teste de lógica durante a captação dos sinais cerebrais e, posteriormente ao curso, também foi realizada outra captação de sinais, usando outro teste de lógica. Os resultados de desempenho dos estudantes podem ser visualizados através da Tabela 7.

Tabela 7 - Resultado do Teste de Lógica

PRÉ-TESTE			PÓS-TESTE		
Questão	**Sujeito**	**Status**	**Questão**	**Sujeito**	**Status**
01	M.A.U	Errada	01	M.A.U	Correta
02	M.A.U	Errada	02	M.A.U	Correta
03	M.A.U	Errada	03	M.A.U	Errada
04	M.A.U	Correta	04	M.A.U	Correta
05	M.A.U	Errada	05	M.A.U	Errada
	Acertos	**20%**		**Acertos**	**60%**

Questão	**Sujeito**	**Status**	**Questão**	**Sujeito**	**Status**

01	M.A.R	Correta
02	M.A.R	Errada
03	M.A.R	Errada
04	M.A.R	Correta
05	M.A.R	Errada
	Acertos	**40%**

01	M.A.R	Correta
02	M.A.R	Correta
03	M.A.R	Correta
04	M.A.R	Correta
05	M.A.R	Correta
	Acertos	**100%**

Questão	**Sujeito**	**Status**
01	C.A.M	Correta
02	C.A.M	Errada
03	C.A.M	Errada
04	C.A.M	Correta
05	C.A.M	Errada
	Acertos	**40%**

Questão	**Sujeito**	**Status**
01	C.A.M	Correta
02	C.A.M	Correta
03	C.A.M	Errada
04	C.A.M	Correta
05	C.A.M	Correta
	Acertos	**80%**

Questão	**Sujeito**	**Status**
01	A.L.V	Correta
02	A.L.V	Errada
03	A.L.V	Errada
04	A.L.V	Correta
05	A.L.V	Errada
	Acertos	**40%**

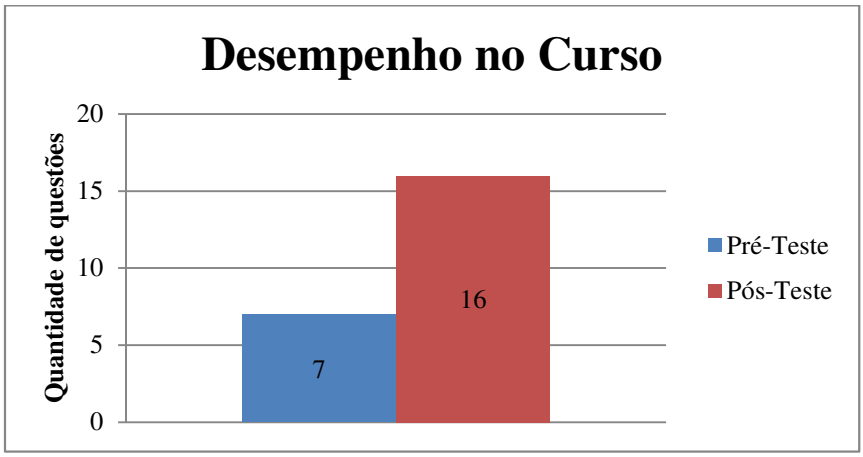
Questão	**Sujeito**	**Status**
01	A.L.V.	Correta
02	A.L.V.	Correta
03	A.L.V.	Errada
04	A.L.V.	Correta
05	A.L.V.	Correta
	Acertos	**80%**

Fonte: Próprio autor.

Conforme o resultado dos testes de lógica, antes e depois da capacitação em linguagem de programação com o uso do PC, observou-se o desempenho dos educandos em cada questão, mostrando que foram melhores no pós-teste do que no pré-teste.

Com base nestes dados de desempenho, podemos identificar que os educandos obtiveram uma excelente melhora após a realização do curso sobre PC, conforme demonstrado na Tabela 7 e na Figura 51, o que leva a deduzir que de alguma forma ocorreu um aumento dos processos cognitivos desses educandos.

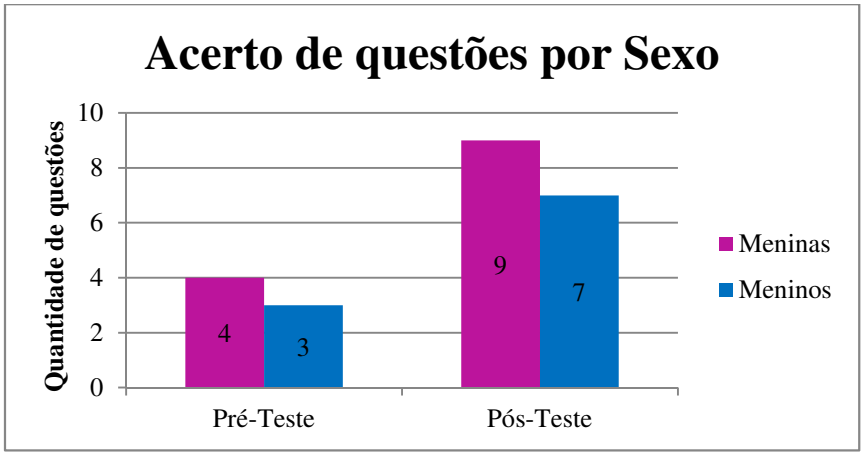
Figura 51 - Desempenho no curso



Fonte: Próprio autor.

Levando em consideração o sexo, também foi realizada uma análise de desempenho, concluindo que as meninas tiveram melhor desempenho que os meninos, conforme demonstra a Figura 52, o que corrobora com o pensamento de Neisser (1996), Flores-Mendoza (2000) e Eliot (2013), quando nos traz que as meninas possuem melhor desempenho.

Figura 52 - Quantidade de acertos por sexo

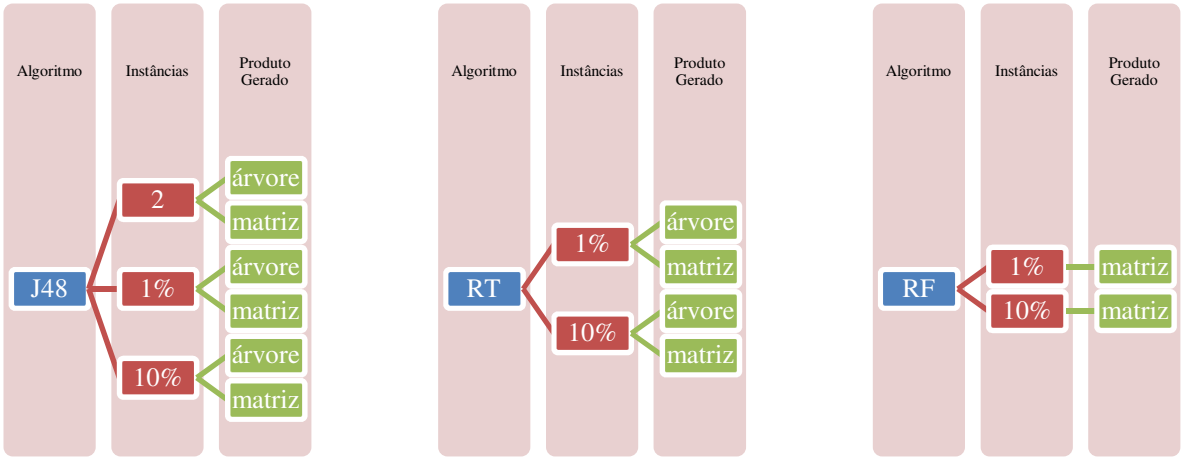


Fonte: Próprio autor.

4.4 Análise dos Sinais Cerebrais dos Educandos

O processo de mineração de dados resultou em um conjunto de dados, onde se buscou analisar o modelo de forma segura, a fim de validação da técnica e da interpretação dos resultados de forma criteriosa sobre as saídas da ferramenta. A Figura 53 sumariza todos os produtos gerados deste trabalho para cada um dos algoritmos estudados.

Figura 53 - Produtos da Mineração de Dados



Fonte: Próprio autor.

Para o algoritmo *J48* utilizando **menos** casas decimais foram geradas 3 árvores utilizando 2, 1% e 10% instâncias para cada indivíduo nos 2 testes (3*4*2) = 24 árvores. Já com o algoritmo *J48* utilizando **mais** casas decimais foram geradas 3 árvores utilizando 2, 1% e 10% das instâncias para cada indivíduo nos 2 testes (3*4*2) = 24 árvores.

Tabela 8 – Árvores geradas com o J48

	PRÉ-TESTE		PÓS-TESTE	
Algoritmo	**J48**			
	Menos Casas	Mais Casas	Menos Casas	Mais Casas
M.A.U.	3	3	3	3
M.A.R.	3	3	3	3
C.A.M.	3	3	3	3
A.L.V.	3	3	3	3
	12	12	12	12
Total de árvores	24		24	

Fonte: Próprio autor.

No caso do algoritmo *Random Tree* utilizando **menos** casas decimais foram geradas 2 árvores utilizando 1% e 10% das instâncias para cada indivíduo nos 2 testes (2*4*2) = 16 árvores. Já para o algoritmo *Random Tree* utilizando **mais** casas decimais foram geradas 2 árvores utilizando 1% e 10% das instâncias para cada indivíduo nos 2 testes (2*4*2) = 16 árvores.

Tabela 9 - Árvores geradas com o RT

	PRÉ-TESTE		PÓS-TESTE	
Algoritmo	**Random Tree**			
	Menos Casas	Mais Casas	Menos Casas	Mais Casas
M.A.U.	2	2	2	2
M.A.R.	2	2	2	2
C.A.M.	2	2	2	2

A.L.V.	2	2	2	2
	8	8	8	8
Total de árvores	16		16	

Fonte: Próprio autor.

Para o último algoritmo avaliado, o *Random Forest,* utilizando **menos** casas decimais foram geradas 2 matrizes utilizando 1% e 10% das instâncias para cada indivíduo nos 2 testes (2*4*2) = 16 matrizes. Com **mais** casas decimais, foram geradas 2 matrizes utilizando 1% e 10% das instâncias para cada indivíduo nos 2 testes (2*4*2) = 16 matrizes.

Tabela 10 – Matrizes geradas com o RF

	PRÉ-TESTE		PÓS-TESTE	
Algoritmo	**Random Forest**			
Sujeitos	Matriz Menos	Matriz Mais	Matriz Menos	Matriz Mais
M.A.U.	2	2	2	2
M.A.R.	2	2	2	2
C.A.M.	2	2	2	2
A.L.V.	2	2	2	2
	8	8	8	8
Total de matrizes	16		16	

Fonte: Próprio autor.

Tabela 11 - Total de objetos gerados

		PRÉ-TESTE		PÓS-TESTE	
Sujeitos	Objetos	**Árvore**	**Matriz**	**Árvore**	**Matriz**
M.A.U.		10	14	10	14
M.A.R.		10	14	10	14
C.A.M.		10	14	10	14
A.L.V.		10	14	10	14
		40	56	40	56
Total de objetos a analisar		192			

Fonte: Próprio autor.

Desta forma, foram geradas graficamente 80 árvores e 112 matrizes de confusão que estão no APÊNDICE J.

Ao analisarmos o algoritmo *J48* utilizando como número mínimo 2 instâncias, 1% das instâncias e 10% de instâncias por classe, obtivemos os resultados conforme demonstrados na Tabela 12.

Tabela 12 - Resultados J48 com os 3 tipos de instâncias

	PRÉ-TESTE				**PÓS-TESTE**			
Sujeitos	Instâncias	nº mínimo	% Acertos	Tam. Árv.	Instâncias	nº mínimo	% Acertos	Tam. Árv.
M.A.U.	104.800	2	**99.9084%**	135	164.352	2	**98.8826%**	233
	104.800	1.048	95.958%	45	164.352	1.643	94.0676%	45
	104.800	10.480	74.2739%	11	164.352	16.435	78.8357%	7
M.A.R.	338.400	2	**99.9025%**	409	133.472	2	**99.9558%**	99
	338.400	3.384	90.5751%	55	133.472	1.334	97.7928%	27
	338.400	33.840	80.6111%	13	133.472	13.347	75.1716%	11

C.A.M.	274.400	2	**99.9472%**	227	227.744	2	**99.9311%**	163
	274.400	2.744	95.2693%	31	227.744	2.277	96.0754%	37
	274.400	27.440	85.2245%	7	227.744	22.774	82.2915%	7
A.L.V.	218.592	2	**99.7443%**	539	248.832	2	**99.9554%**	175
	218.592	2.185	87.1615%	77	248.832	2.488	94.9175%	39
	218.592	21.859	70.7629%	13	248.832	24.883	78.3573%	9

Fonte: Próprio autor.

Portanto, confirmamos que quanto menor a quantidade de instâncias, maior é a precisão da árvore de decisão e, consequentemente, maior é o seu volume. O contrário ocorre quando aumentamos o número de instâncias, pois a precisão diminui bastante, junto com a diminuição do tamanho da árvore, assim o *J48* utilizando um mínimo de 2 instâncias por folha apresentou o melhor resultado(ZHAO; ZHANG, 2008).

Em princípio, ao utilizarmos o algoritmo *J48* definido com no mínimo 2 instâncias por folha e com menos casas decimais obtivemos excelentes resultados, acima de 99.8% de taxa de acerto para todos os casos. Repetimos o processo com maior precisão das casas e diminuiu a taxa de acerto, mas ainda ficando acima de 98.8%, conforme a Tabela 13.

Tabela 13 - Comparação do J48 com no mínimo 2 instâncias por folha, variando a precisão das casas

	PRÉ-TESTE				**PÓS-TESTE**			
Sujeitos	Instâncias	Precisão	% Acertos	Tam. Árv.	Instâncias	Precisão	% Acertos	Tam. Árv.
M.A.U.	104.800	Menor	**99.9179%**	135	164.352	Menor	**99.9106%**	233
	104.800	Maior	99.9084%	135	164.352	Maior	98.8826%	233
M.A.R.	338.400	Menor	**99.9261%**	419	133.472	Menor	99.9543%	101
	338.400	Maior	99.9025%	409	133.472	Maior	**99.9558%**	99
C.A.M.	274.400	Menor	**99.953%**	223	227.744	Menor	**99.9407%**	163
	274.400	Maior	99.9472%	227	227.744	Maior	99.9311%	163
A.L.V.	218.592	Menor	**99.8079%**	545	248.832	Menor	**99.9602%**	175
	218.592	Maior	99.7443%	539	248.832	Maior	99.9554%	175

Fonte: Próprio autor.

Neste caso, o aumento das casas auxiliou no aumento da taxa de acerto das instâncias corretamente classificadas. Contudo, ao analisarmos o mesmo algoritmo com o mínimo de 10% de instâncias por classe e mais casas, houve esse ganho nos resultados como nos mostra a Tabela 14.

Tabela 14 - Comparação do J48 com no mínimo 10 instâncias por folha, variando a precisão das casas.

	PRÉ-TESTE				**PÓS-TESTE**			
Sujeitos	Instâncias	Precisão	% Acertos	Tam. Árv.	Instâncias	Precisão	% Acertos	Tam. Árv.
M.A.U.	104.800	Menor	**74.2748%**	11	164.352	Menor	78.8302%	7
	104.800	Maior	74.2739%	11	164.352	Maior	**78.8357%**	7
M.A.R.	338.400	Menor	80.5928%	13	133.472	Menor	75.1708%	11
	338.400	Maior	**80.6111%**	13	133.472	Maior	**75.1716%**	11
C.A.M.	274.400	Menor	85.2234%	7	227.744	Menor	**82.2924%**	7
	274.400	Maior	**85.2245%**	7	227.744	Maior	82.2915%	7
A.L.V.	218.592	Menor	70.7373%	13	248.832	Menor	78.3529%	9

	218.592	Maior	**70.7629%**	13	248.832	Maior	**78.3573%**	9

Fonte: Próprio autor.

Ao aumentar a precisão das casas, no mesmo conjunto de dados e realizar a mineração com os algoritmos *Random Tree* e *Random Forest,* utilizando a quantidade mínima de instâncias de 1% e 10%, só houve ganho da precisão de acurácia das instâncias corretamente classificadas no *Random Tree,* com 1% das instâncias como apresentado na Tabela 15.

Tabela 15 - Comparação do RT com no mínimo 1% instâncias por folha, variando a precisão das casas.

	PRÉ-TESTE				**PÓS-TESTE**			
Sujeitos	Instâncias	Precisão	% Acertos	Tam. Árv.	Instâncias	Precisão	% Acertos	Tam. Árv.
M.A.U.	104.800	Menor	92.7615%	77	164.352	Menor	91.98%	75
	104.800	Maior	**93.0048%**	81	164.352	Maior	**92.019%**	71
M.A.R.	338.400	Menor	90.2479%	101	133.472	Menor	95.8898%	69
	338.400	Maior	**90.5343%**	127	133.472	Maior	**96.152%**	59
C.A.M.	274.400	Menor	92.6924%	51	227.744	Menor	**94.6058%**	47
	274.400	Maior	**92.7369%**	67	227.744	Maior	94.0833%	51
A.L.V.	218.592	Menor	**88.7905%**	155	248.832	Menor	91.7466%	59
	218.592	Maior	88.6451%	157	248.832	Maior	**92.1799%**	71

Fonte: Próprio autor.

Analisando o algoritmo *Random Tree* utilizando somente 1% e 10% das instâncias como número mínimo por classe e com mais casas de precisão, obteve-se como resultado os dados apresentados na Tabela 16.

Tabela 16 - Resultados Random Tree com 1% e 10% de instâncias

	PRÉ-TESTE				**PÓS-TESTE**			
Sujeitos	Instâncias	nº mínimo	% Acertos	Tam. Árv.	Instâncias	nº mínimo	% Acertos	Tam. Árv.
M.A.U.	104.800	1.048	**93.0048%**	81	164.352	1.643	**92.019%**	71
	104.800	10.480	61.0992%	19	164.352	16.435	74.5893%	9
M.A.R.	338.400	3.384	**90.5343%**	127	133.472	1.334	**96.152%**	59
	338.400	33.840	67.8729%	11	133.472	13.347	70.1623%	13
C.A.M.	274.400	2.744	**92.7369%**	67	227.744	2.277	**94.0833%**	51
	274.400	27.440	76.1793%	19	227.744	22.774	79.4049%	9
A.L.V.	218.592	2.185	**88.6451%**	157	248.832	2.488	**92.1799%**	71
	218.592	21.859	68.0871%	17	248.832	24.883	74.2951%	13

Fonte: Próprio autor.

Ao observarmos os resultados obtidos, tanto no pré-teste como no pós-teste, utilizando o algoritmo *Random Tree,* o melhor resultado de classificação foi com no mínimo 1% das instâncias por classe, onde obtivemos o maior percentual de classificação em todos os sujeitos da pesquisa. Embora com o excelente resultado alcançado, ainda se observa um tamanho volumoso da árvore gerada para análise.

Analisando o algoritmo *Random Forest,* utilizando somente 1% e 10% das instâncias como

número mínimo por classe e mais casas, obteve-se como resultado os dados constantes na Tabela 17.

Tabela 17 - Resultados Random Forest com 1% e 10% de instâncias.

	PRÉ-TESTE				PÓS-TESTE			
Sujeitos	Instâncias	nº mínimo	% Acertos	Tam. Árv.	Instâncias	nº mínimo	% Acertos	Tam. Árv.
M.A.U.	104.800	1.048	**99.0906%**	-	164.352	1.643	**98.6018%**	-
	104.800	10.480	91.3578%	-	164.352	16.435	83.9101%	-
M.A.R.	338.400	3.384	**97.5024%**	-	133.472	1.334	**99.301%**	-
	338.400	33.840	81.5603%	-	133.472	13.347	91.5982%	-
C.A.M.	274.400	2.744	**98.9657%**	-	227.744	2.277	**98.2691%**	-
	274.400	27.440	88.2136%	-	227.744	22.774	85.8319%	-
A.L.V.	218.592	2.185	**95.9569%**	-	248.832	2.488	**98.1598%**	-
	218.592	21.859	74.5091%	-	248.832	24.883	85.3556%	-

Fonte: Próprio autor.

Na análise através da observação dos resultados da Tabela 17, tanto no pré-teste como no pós-teste, utilizando o algoritmo *Random Forest,* o melhor resultado de classificação foi com no mínimo 1% das instâncias por classe, onde obtivemos o maior percentual de classificação em todos os sujeitos da pesquisa.

Ao analisarmos as instâncias classificadas corretamente para cada algoritmo, em cada um dos testes, foi observado que a melhor taxa de classificação é com 1% das instâncias por classe, obtida pelo algoritmo *Random Forest,* pois ele obteve o melhor percentual de acertos em relação aos demais algoritmos, conforme demonstrado na Tabela 18.

Tabela 18 - Resultados comparativos entre todos os algoritmos

	PRÉ-TESTE				PÓS-TESTE			
Sujeitos	algoritmo	nº mínimo	% Acertos	Tam. Árv.	algoritmo	nº mínimo	% Acertos	Tam. Árv.
M.A.U.	J48	1.048	95.958%	45	J48	1.643	94.0676%	45
	RT	1.048	93.0048%	81	RT	1.643	92.019%	71
	RF	1.048	**99.0906%**	-	RF	1.643	**98.6018%**	-
M.A.R.	J48	3.384	90.5751%	55	J48	1.334	97.7928%	27
	RT	3.384	90.5343%	127	RT	1.334	96.152%	59
	RF	3.384	**97.5024%**	-	RF	1.334	**99.301%**	-
C.A.M.	J48	2.744	95.2693%	31	J48	2.277	96.0754%	37
	RT	2.744	92.7369%	67	RT	2.277	94.0833%	51
	RF	2.744	**98.9657%**	-	RF	2.277	**98.2691%**	-
A.L.V.	J48	2.185	87.1615%	77	J48	2.488	94.9175%	39
	RT	2.185	88.6451%	157	RT	2.488	92.1799%	71
	RF	2.185	**95.9569%**	-	RF	2.488	**98.1598%**	-

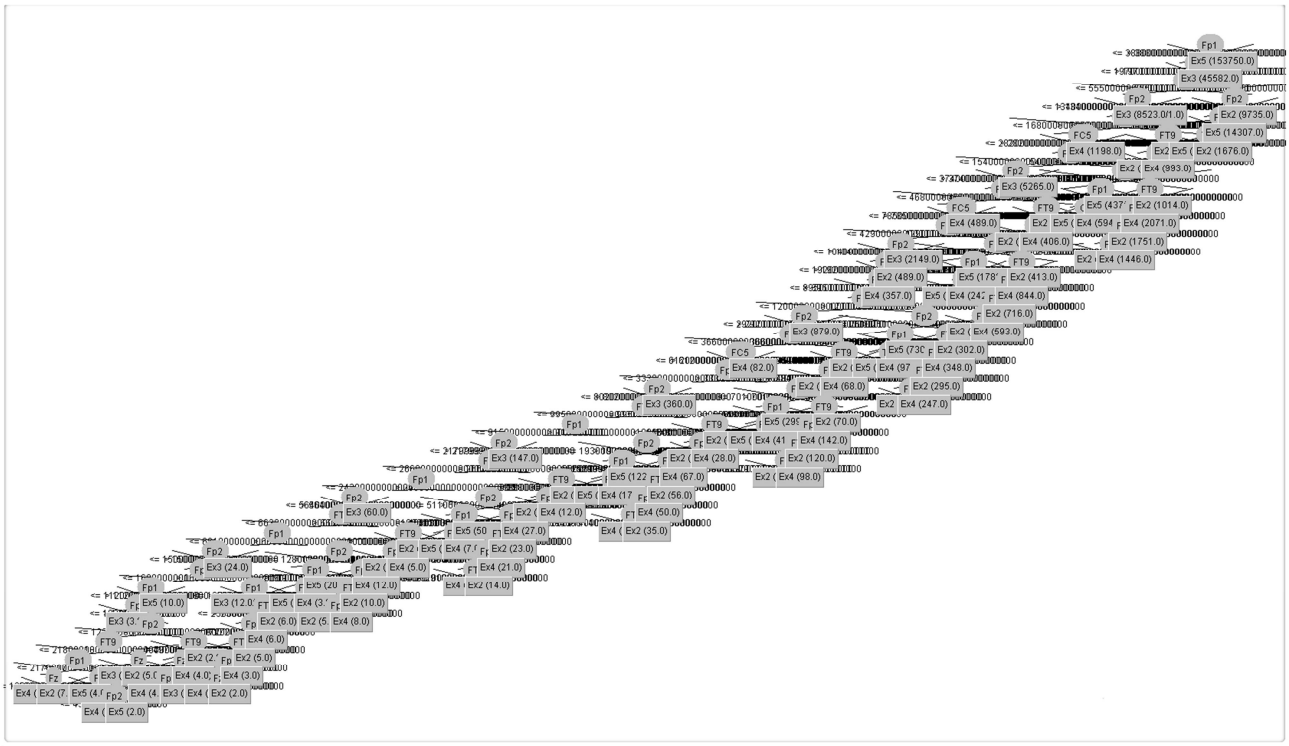
Fonte: Próprio autor.

4.4.1 Análise dos Resultados através das árvores geradas

Quanto à análise das arvores geradas pelos algoritmos, seguindo a mesma metodologia de

análise, embora se tenha obtido um excelente resultado de precisão utilizando o mínimo de 2 instâncias por folha, as árvores geradas foram muito grandes em relação as geradas com 1% e 10% de instâncias mínimas, o que não permitiu a análise gráfica, como pode ser visualizado na Figura 54.

Figura 54 - Árvore J48 Pré-teste C.A.M.



Fonte: Próprio autor.

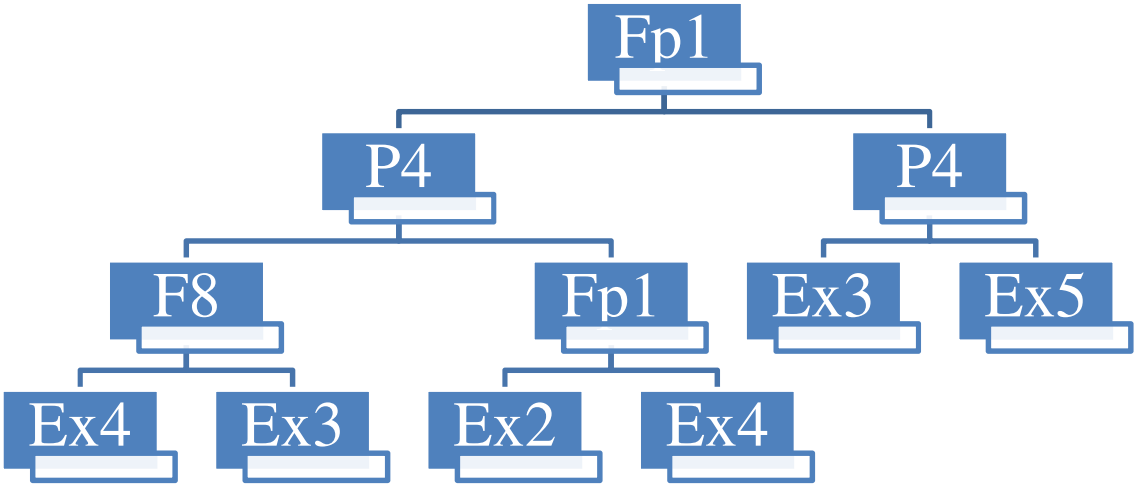
Portanto, utilizou-se para comparação desses algoritmos somente as árvores de resultados com 1% e 10% das instâncias por classe. Cabe salientar que como o algoritmo *Random Forest* não gera uma árvore, e não foi realizada a análise deste algoritmo por essa perspectiva.

Como cada indivíduo pode processar as informações de maneiras diferentes, as informações obtidas com as árvores de decisão também são diferentes para cada indivíduo. A análise aqui realizada é baseada na Tabela 2 que relaciona os eletrodos as áreas cerebrais para, assim, buscar uma explicação baseada na Neurociência para os resultados encontrados.

A Figura 55 representa uma árvore de decisão gerada com o algoritmo *J48* com 10% das instâncias, usando dados do Pré-Teste de M.A.U. Observa-se que o principal eletrodo ativado foi o *Fp1,* localizado no lobo frontal do hemisfério esquerdo e, após o eletrodo *P4* do lobo parietal do hemisfério direito. Destacamos que o primeiro lobo é responsável pelas funções executivas (gerenciamento dos recursos cognitivos diante de tarefas) e o segundo atua sob os sensores de percepção. Ocorre a ativação do eletrodo *F8* estabelecido no lobo frontal do hemisfério direito e o

eletrodo *Fp1* posicionado no lobo frontal do hemisfério esquerdo.

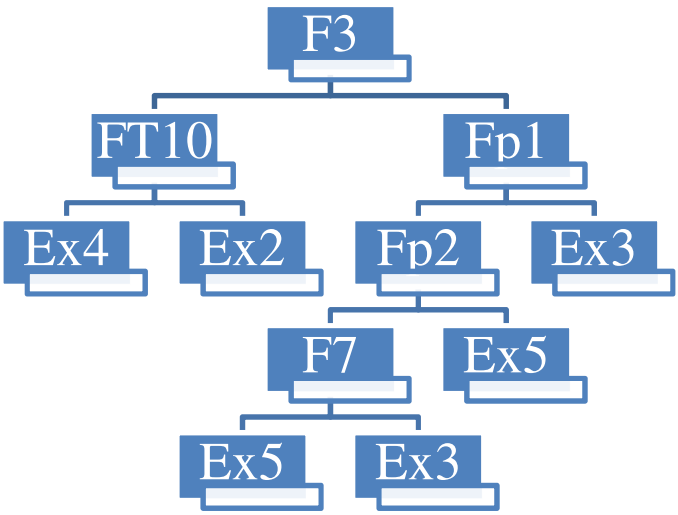
Figura 55 - Árvore J48 com 10% no Pré-teste M.A.U.



Fonte: Próprio autor.

A Figura 56 representa uma árvore de decisão gerada com o algoritmo *Random Tree* com 10% das instâncias, usando dados do Pré-Teste de M.A.R. Observa-se que o principal eletrodo ativado foi o *F3,* localizado no lobo frontal do hemisfério esquerdo e, o eletrodo *FT10,* da área fronto-temporal no hemisfério direito. Destacamos que o primeiro lobo é responsável pelas funções executivas (gerenciamento dos recursos cognitivos diante de tarefas) e o segundo atua na percepção para enxergar, interpretar e compreender fatos e a comunicação. Ocorre a ativação dos eletrodos *Fp1, Fp2 e F7,* posicionados no lobo frontal.

Figura 56 - Árvore RT com 10% no Pré-teste M.A.R.

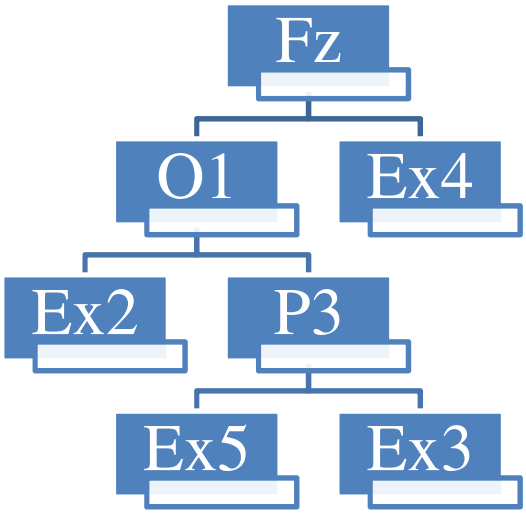


Fonte: Próprio autor.

A Figura 57 representa uma árvore de decisão gerada com o algoritmo *J48* com 10% das instâncias usando dados do Pós-Teste de M.A.U. Observa-se que o principal eletrodo ativado foi o *Fz,* localizado no lobo frontal da linha média, o eletrodo *O1* do lobo occipital do hemisfério

esquerdo. Destacamos que o primeiro lobo é responsável pelas funções executivas (gerenciamento dos recursos cognitivos diante de tarefas) e o segundo atua no processamento de informações visuais, reconhecimento de ambiente e situações (visão). Ocorre à ativação do eletrodo *P3* estabelecido no lobo parietal do hemisfério esquerdo, que atua na percepção do meio, reconhecimento de objetos e espaços, interpretação e tato.

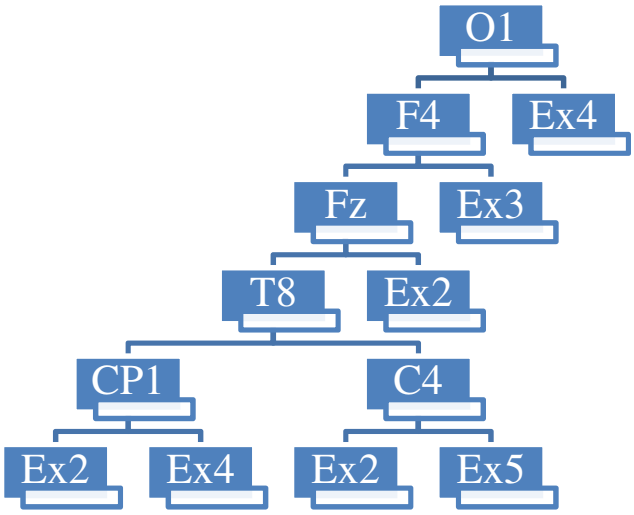
Figura 57 – Árvore de decisão J48 com 10% Pós-teste M.A.U.



Fonte: Próprio autor.

A Figura 58 representa uma árvore de decisão gerada com o algoritmo *Random Tree* com 10% das instâncias, usando dados do Pós-Teste de M.A.R. Observa-se que o principal eletrodo ativado foi o *O1,* do lobo occipital do hemisfério esquerdo, que atua no processamento de informações visuais, reconhecimento de ambiente e de situações (visão) e o eletrodo *F4,* localizado no lobo frontal do hemisfério direito e, o eletrodo *Fz,* localizado no lobo frontal da linha média, e do eletrodo *T8,* atua na comunicação e compreensão de fatos, na percepção dos sentidos e na memória. O eletrodo *C4* ativado é do lóbulo central do hemisfério direito e atua na área somatossensorial primário que representa a interpretação sensorial dos estímulos recebidos pelo toque dos dedos, normalmente associados ao processo de atenção ou apontamento com o dedo. Já o eletrodo *CP1,* também é do lobo central, mas localizado no hemisfério esquerdo e, normalmente está associado a controle visual-motor.

Figura 58 – Árvore de decisão RT com 10% Pós-Teste M.A.R.



Fonte: Próprio autor.

Todas as árvores, para todos os educandos, estão no APÊNDICE J.

De acordo com a Tabela 2, era esperado que fossem ativados os eletrodos das áreas referentes às funções executoras para todos os exercícios e para alguns exercícios, ainda os eletrodos associados à percepção do meio, reconhecimento de objetos e espaços, interpretação, tato e visão. Podemos observar, conforme a Tabela 19, que na maioria dos casos, tanto no Pré-Teste como no Pós-Teste, para os algoritmos *J48* e *RT*, houve a ativação dos eletrodos correspondestes.

Tabela 19 - Relação áreas a ativar e eletrodos ativados

Sujeito	Questão	Áreas a ativar	J48	RT
			ETAPA: Coleta Pré Capacitação	
M.A.U.	Ex2	Frontal	**Fp1**, P4, **Fp1**	**Fp2**, O1 **Fp2**, O1, P4, CP2, O2 **Fp2**, O1, P4, **FT9**, **Fp1**
M.A.U.	Ex3	Frontal	**Fp1**, P4 **Fp1**, P4, **F8**	**Fp2**, P8 **Fp2**, P8, **Fp1** **Fp2**, O1, P4, **FT9**
M.A.U.	Ex4	Frontal Parietal	**Fp1**, **P4**, **Fp1** **Fp1**, **P4**, **F8**	**Fp2**, O1, P4, CP2, O2
M.A.U.	Ex5	Frontal Parietal	**Fp1**, **P4**	**Fp2**, **P8**, **Fp1** **Fp2**, O1, **P4**, CP2 **Fp2**, O1, **P4**, **FT9**, **Fp1**
M.A.R.	Ex2	Frontal	**Fp1**, **Fp2**, **Fp1**, **Fp2**, **Fp1**	**F3**, **FT10**
M.A.R.	Ex3	Frontal	**Fp1** **Fp1**, **Fp2**, **Fp1**	**F3**, **Fp1** **F3**, **Fp1**, **Fp2**, **F7**
M.A.R.	Ex4	Frontal Parietal	**Fp1**, **Fp2**, **Fp1**, **Fp2**, **Fp1**, **Fp2**	**F3**, **FT10**
M.A.R.	Ex5	Frontal Parietal	**Fp1**, **Fp2** **Fp1**, **Fp2**, **Fp1**, **Fp2**	**F3**, **Fp1**, **Fp2** **F3**, **Fp1**, **Fp2**, **F7**

			Fp1, **Fp2**, **Fp1**, **Fp2**, **Fp1**, **Fp2**	
C.A.M.	Ex2	Frontal	-	-
C.A.M.	Ex3	Frontal	**Fp1**, **Fp2** **Fp1**, **Fp2**, **Fp1**	**F7**, **F3**, **Fz** **F7**, **F3**, Cz **F7**, **F3**, Cz, **Fz**, **F7**, TP9 **F7**, **F3**, Cz, **Fz**, **F7**, TP9, **F4**, **Fp2**
C.A.M.	Ex4	Frontal Parietal	-	-
C.A.M.	Ex5	Frontal Parietal	**Fp1** **Fp1**, **Fp2**, **Fp1**	**F7** **F7**, **F3**, **Fz** **F7**, **F3**, Cz, **Fz** **F7**, **F3**, Cz, **Fz**, **F7** **F7**, **F3**, Cz, **Fz**, **F7**, TP9, **F4** **F7**, **F3**, Cz, **Fz**, **F7**, TP9, **F4**, **Fp2**
A.L.V.	Ex2	Frontal	P8, **Fp2** P8, **Fp2**, P8	**FC1**, T8 **FC1**, T8, **Fp2** **FC1**, T8, **Fp2**, P4, TP9
A.L.V.	Ex3	Frontal	P8, P8, **Fp2** P8, P8, **Fp2**, P8	**FC1**, **F3**, **Fp1** **FC1**, T8, **Fp2**, P4, TP9
A.L.V.	Ex4	Frontal Parietal	-	-
A.L.V.	Ex5	Frontal Parietal	**P8**, **P8** **P8**, **P8**, **Fp2**, **P8** **P8**, **Fp2**, **P8**	**FC1**, **F3** **FC1**, **F3**, **Fp1**, CP1 **FC1**, **F3**, **Fp1**, CP1 **FC1**, T8, **Fp2**, **P4**
			ETAPA: Coleta Pós Capacitação	
M.A.U.	Ex2	Frontal	**Fz**, O1	P4, C3, **Fz**, **FC2**
M.A.U.	Ex3	Frontal	**Fz**, O1, P3	P4, C3, **Fz**
M.A.U.	Ex4	Frontal Parietal	**Fz**	**P4**
M.A.U.	Ex5	Frontal Parietal	**Fz**, O1, **P3**	**P4**, C3 **P4**, C3, **Fz**, **FC2**
M.A.R.	Ex2	Frontal	O1, C4, T8, **Fp1**	P4, C3, **Fz**, **FC2**
M.A.R.	Ex3	Frontal	O1, C4, T8, **Fz**	P4, C3, **Fz**
M.A.R.	Ex4	Frontal Parietal	O1 O1, C4	**P4**
M.A.R.	Ex5	Frontal Parietal	O1, C4, T8, **Fz** O1, C4, T8, **Fp1**	**P4**, C3 **P4**, C3, **Fz**, **FC2**
C.A.M.	Ex2	Frontal	**FC5**, T8, C3	CP2, **F8**, T8, **Fp2**
C.A.M.	Ex3	Frontal	-	-
C.A.M.	Ex4	Frontal Parietal	**FC5** **FC5**, T8	CP2 CP2, **F8**, T8
C.A.M.	Ex5	Frontal Parietal	**FC5**, T8, C3	CP2, **F8** CP2, **F8**, T8, **Fp2**
A.L.V.	Ex2	Frontal	**F7**, **FT1O**, C3, **FT10**	**F7**, **FC2**, **F4**, C3, **FT9**, **Fz**
A.L.V.	Ex3	Frontal	**F7**, **FT1O**, C3, **FT10**	F7, FC2, F4 F7, FC2, F4, C3, FT9
A.L.V.	Ex4	Frontal Parietal	**F7** **F7**, **FT10**, C3	**F7**
A.L.V.	Ex5	Frontal Parietal	**F7**, **FT10**	**F7**, **FC2** **F7**, **FC2**, **F5**, C3 **F7**, **FC2**, **F4**, C3, **FT9**, **Fz**

Fonte: Próprio autor

Ao fazermos a análise da Tabela 4 na perspectiva da ativação dos lobos cerebrais para cada sujeito nas duas etapas variando o algoritmo, observa-se que se mantem ativadas as áreas previstas, sendo que em alguns casos no Pós-teste, além dessas áreas também foram ativadas outras áreas cerebrais, o que nos sugere que o curso de Lógica de Programação com o uso do PC propicia uma modificação no processo cognitivo, visto que Nash, Geraci (1997) discorre que "[...] a atividade elétrica das células do cérebro muda a estrutura do cérebro". Essas observações podem ser vistas na Tabela 20.

Tabela 20 - Áreas cerebrais ativadas durante os testes

	Pré-Teste		**Pós-Teste**	
	J48	**RT**	**J48**	**RT**
M.A.U.	Frontal, Parietal	Frontal, Parietal, Occipital, Central	Frontal, Parietal, Occipital	Frontal, Parietal, Central
M.A.R.	Frontal	Frontal	Frontal, Central, Occipital, Temporal	Frontal, Central, Temporal
C.A.M.	Frontal	Frontal, Central, Temporal	Frontal, Central, Temporal	Frontal, Central, Temporal
A.L.V.	Frontal, Parietal	Frontal, Central, Temporal, Parietal	Frontal, Central	Frontal, Central

Fonte: próprio autor.

No próximo capítulo serão apresentadas as conclusões do estudo e as suas perspectivas futuras.

5. CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Ao concluir esse trabalho, que tinha como objetivo o estudo do ensino de lógica de programação com base no uso de estratégias do PC a alunos do Ensino Fundamental de forma a fazer com que mudanças na estrutura do encéfalo ocorram. Pode-se perceber que o uso de estratégias de PC contribui de forma significativa em uma aprendizagem mais dinâmica, contribuindo para os educandos serem os protagonistas no processo de ensino e aprendizagem, pois propicia a colaboração e o trabalho em equipe, objetivando um aprender multidisciplinar sendo necessário usar a comunicação e a criatividade, onde o educando é estimulado por suas conquistas e incentivado a aprender outras áreas em uma aprendizagem na prática.

As previsões do futuro apontam para um crescimento das mudanças que afetam o nosso fazer em grande parte pelas tecnologias digitais, modificando as nossas relações, por isso não haverá espaço para profissões que não sejam multifacetadas e que não tenham que resolver problemas. Posto que, por meio do questionário do perfil dos estudantes, foi possível já perceber o surgimento de novas profissões como Designer de Moda e Dublador de Vozes, com habilidades que por certo a escola ainda não está preparada para desenvolver.

Uma aprendizagem dita tradicional não irá ser compatível com o que almejamos no futuro, cabendo uma grande modificação no paradigma do ensino escolar. O professor não é mais o detentor do saber, hoje tudo está disponível na internet e acessível pelo *smartphone* do aluno, seja com idioma traduzido ou não, aprender idiomas, Matemática, Português é básico para a busca de uma aprendizagem voltada para o futuro, mas não se limitar a isso, saber priorizar, gerenciar o tempo e desenvolver uma aprendizagem prática e contextualizada, estimulada pelo professor são fatores imprescindíveis.

Não podemos acreditar que um *layout* de sala de aula tradicional onde todos devem aprender ao mesmo tempo e no ritmo orquestrado pelo docente, sem reprovações possa ser viável neste contexto futuro, mas sim uma conjuntura mais dinâmica, que dialogue com o discente e que a sala de aula seja um laboratório. Vislumbra-se um espaço escolar onde a aprendizagem seja como um jogo com fases finitas em que o educando possa ir avançando nestas fases, não existindo disciplinas e sim conteúdos atualizados a serem aprendidos através do ensino por projetos, com uma avaliação individual dada pelos seus pares levando em consideração aspectos de competência, habilidade e atitudes e tendo a gestão do tempo organizada pelo próprio aluno. Os jovens devem estudar várias áreas como tecnologia, comunicação, empreendedorismo, marketing e outras, como também, desenvolver habilidades e competências úteis para não ficarem defasados no mundo contemporâneo

onde iram se deparar com as moedas virtuais, blockchain, visão computacional, aprendizado de máquina, inteligência artificial entre outros.

Considerando esse cenário, foi possível através da análise de mineração dos sinais cerebrais, identificar a ativação de mais áreas cerebrais, além das que já são fundamentadas na Neurociência.

Assim, pode-se deduzir que a capacitação em uma linguagem de programação, usando estratégias de PC com jogos em um ambiente estimulante com atividades progressivas e trabalhando em equipe, melhora o desenvolvimento cognitivo, visto que após o curso, além da evolução na quantidade de respostas corretas, também se percebeu um aumento na atividade cerebral de outras áreas. Isso foi comprovado através da técnica de classificação com o uso dos algoritmos *J48*, *Random Tree* e *Random Forest*, os quais apresentaram resultados promissores para mineração de sinais cerebrais, tanto do ponto de vista de acurácia dos resultados, quanto da possibilidade de visualização gráfica dos resultados, a partir das árvores geradas.

No entanto, entre os três algoritmos, o *J48* apresentou maior velocidade na tarefa de classificação e uma acurácia satisfatória, apesar de ter obtido uma taxa de acerto menor que o algoritmo *Random Forest* que, por sua vez, é mais lento, porém apresenta-se sendo o algoritmo com o melhor resultado entre os estudados.

A ferramenta WEKA, que é robusta e de fácil utilização, viabilizou a pesquisa, permitindo a rápida modificação de parâmetros para o ajuste do modelo computacional com a utilização das árvores de decisão.

As perspectivas futuras são promissoras tanto no uso da Inteligência Artificial quanto na Neurociência. A Neurociência Computacional tende a ter grande impacto no cotidiano das pessoas permitindo modelos matemáticos e computacionais mais realísticos para simulação das atividades cerebrais, modificando e reorganizando a estrutura social.

Seguindo a lógica de Cosenza e Guerra (2011), a Neurociência é conceituada como uma área que estuda o SNC e suas ações no corpo humano e que na Educação ela busca entender como o cérebro aprende e como se comporta no processo de aprendizagem, um ambiente cheio de estímulos influencia no aumento das sinapses enriquecendo o processo de ensino e aprendizagem (COMITÊ CIENTÍFICO DO NÚCLEO CIÊNCIA PELA INFÂNCIA, 2014) que podem ser fortalecidas dependendo da qualidade da intervenção pedagógica (COSENZA; GUERRA, 2011). Assim, a Neurociência pode identificar os transtornos de aprendizagem enfrentados pelas crianças e jovens, dificuldades essas, que acabam por torná-los analfabetos funcionais, com reprovações frequentes e que por consequência levam a evasão escolar e a exclusão do convívio social, o professor pode se valer desses conhecimentos até mesmo para propor pedagogias mais assertivas para todos esses

casos.

Os resultados associados ao trabalho nos permitem inferir que a o aprendizado de máquina, com a técnica de classificação, pode ser utilizado para minerar sinais cerebrais com ótimos resultados, podendo ser realizado testes com outras técnicas, como Redes Neurais e Redes Bayesianas, de forma comparativa com os resultados já encontrados.

Também pode-se realizar um estudo utilizando os dados obtidos nesta pesquisa usando a técnica de Análise de Componentes Principais (*Principal Component Analysis - PCA*) e relacionando-o com as descobertas atuais.

Um dos benefícios do aprendizado de uma linguagem de programação é o desenvolvimento do raciocínio lógico. Portanto, há a possibilidade de um estudo envolvendo não só os jovens do Ensino Fundamental, mas também os idosos, como uma forma de mitigar o crescente aumento das doenças neuro-degenerativas. O desenvolvimento de uma ferramenta com o uso de BCI que identifique previamente a DA (Doença de Alzheimer) separando o que é baixa capacidade cognitiva típica da velhice, o que é representativo na DA, ou ainda, investigando através de BCI como encontrar marcadores biológicos propícios às doenças neuro-degenerativas.

6. Referências

ALVES, Flora. **Gamification:** Como criar experiências de aprendizagem engajadoras Um guia completo. 2. ed. São Paulo: Dvs Editora, 2015. 200 p.

BASTOS, Narúsci dos Santos. **Desenvolvimento de habilidades de lógica em estudantes de ensino médio**: uma proposta fundamentada na neurociência. 2014. 142 f. TCC (Graduação) - Curso de Graduação em Sistemas de Informação - Bacharelado, Centro de Ciências Computacionais - C3, Universidade Federal do Rio Grande - FURG, Rio Grande, 2014. Disponível em: <http://argo.furg.br/bin/obras/conteudo_digital.php?id=8476>. Acesso em: 26 jun. 2018.

BLIKSTEIN, Paulo. **O pensamento computacional e a reinvenção do computador na educação.** 2008. Disponível em: <http://www.blikstein.com/paulo/documents/online/ol_pensamento_computacional.html>. Acesso em: 09 out. 2017.

BLOOM, Benjamin S. et al (Ed.). **TAXONOMY OF EDUCATIONAL OBJECTIVES:** The Classification of Educational Goals. Londres: Longman, 1956. 207 p. Disponível em: <https://www.uky.edu/~rsand1/china2018/texts/Bloom%20et%20al%20-Taxonomy%20of%20Educational%20Objectives.pdf>. Acesso em: 26 jun. 2018.

BRAIN PRODUCTS. **OPERATING INSTRUCTIONS**: ActiCHamp. 4 ed. Gilching, Germany: Brain Products Gmbh, 2016. 55 p. Disponível em: <http://sites.bu.edu/reinhartlab/files/2017/06/actiCHamp_OI.pdf>. Acesso em: 26 jun. 2018.

BREIMAN, Leo. Random Forests. **Machine Learning**, [s.l.], v. 45, n. 1, p.5-32, 2001. Springer Science and Business Media LLC. http://dx.doi.org/10.1023/a:1010933404324.

BRITTO, Luiz Roberto G.; BALDO, Marcus Vinícis C.. **Pensando o futuro da neurociência**. Revista USP, São Paulo, v. 75, p.32-41, 2007.

CARDOSO, Silvia Helena. Neurônios: Nossa Galáxia Interna. **Cérebro & Mente**: Revista Eletrônica de Divulgação Científica em Neurociências, Campinas, n. 7, p.1-4, 1998. Bimestral. Disponível em: <http://www.cerebromente.org.br/n07/fundamentos/neuron/rosto.htm>. Acesso em: 26 jun. 2019.

CARMAGNANI, Ana Paula. **Erro, logo insisto (e aprendo).** 2018. Disponível em: <https://itmidia.com/erro-logo-insisto-e-aprendo/>. Acesso em: 12 jun. 2018.

COMITÊ CIENTÍFICO DO NÚCLEO CIÊNCIA PELA INFÂNCIA (Brasil). **Estudo nº 1:** O Impacto do Desenvolvimento na Primeira Infância sobre a Aprendizagem. São Paulo, 2014. 16 p. Disponível em: <https://ncpi.org.br/publicacoes/impactodesenvolvimento/>. Acesso em: 26 jun. 2018.

COSENZA, Ramon M.; GUERRA, Leonor B..**Neurociência e educação:** Como o cérebro aprende. Porto Alegre: Artmed, 2011. 151 p.

CSIKSZENTMIHALYI, Mihaly. **Flow: The Psychology of Optimal Experience**. New York, Ny: Harper And Row, 1990.

DIKKER, Suzanne et al. **Brain-to-Brain Synchrony Tracks Real-World Dynamic Group Interactions in the Classroom**. Current Biology, [s.i.], v. 27, n. 9, p.1375-1380, maio 2017. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.cub.2017.04.002. Disponível em: <https://www.cell.com/current-biology/fulltext/S0960-9822(17)30411-6>. Acesso em: 26 jun. 2018.

ELIOT, Lise. **CÉREBRO AZUL OU ROSA:** O Impacto das Diferenças de Gênero na Educação. Porto Alegre: Penso, 2013. 408 p.

EMMERLING, Thomas. **ActiCAP active Electrodes walkthrough:** Support & Tips. Gilching, Germany: Brain Products Gmbh, 2017. 4 p. Disponível em: <https://www.brainproducts.com/files/public/products/brochures_material/pr_articles/1701_actiCAP_Walkthrough.pdf>. Acesso em: 26 jun. 2018.

FACELI, Katti et al. **Inteligência artificial:** uma abordagem de aprendizado de máquina. Rio de Janeiro: LTC, 2011. 378 p.

FAYYAD, U. M., Piatetsky Shapiro, G., Smyth, P. & Uthurusamy, R. "Advances in Knowledge Discovery and Data Mining" 1996, AAAIPress, The Mit Press.

FIGUEIREDO, Nébia Maria Almeida de (Org.). **Ensinando a Cuidar da Criança.** 4. ed. São Caetano do Sul: Difusão, 2003. 397 p.

FONSECA-AZEVEDO, K.; HERCULANO-HOUZEL, S.. Metabolic constraint imposes tradeoff between body size and number of brain neurons in human evolution. **Proceedings Of The National Academy Of Sciences**, USA, v. 109, n. 45, p.18571-18576, 22 out. 2012. Proceedings of the National Academy of Sciences. http://dx.doi.org/10.1073/pnas.1206390109. Disponível em: <https://www.pnas.org/content/109/45/18571>. Acesso em: 26 jun. 2018.

HAN, Jiawei; KAMBER, Micheline; PEI, Jian. Data Mining: Concepts and Techniques. 3. ed. Waltham, Ma: Morgan Kaufmann, 2011. (Data Management Systems). Disponível em: <http://myweb.sabanciuniv.edu/rdehkharghani/files/2016/02/The-Morgan-Kaufmann-Series-in-Data-Management-Systems-Jiawei-Han-Micheline-Kamber-Jian-Pei-Data-Mining.-Concepts-and-Techniques-3rd-Edition-Morgan-Kaufmann-2011.pdf>. Acesso em: 26 mar. 2019.

KAKU, Michio; ANDRADE, Angela Lobo de. **O futuro da mente:** A busca científica para entender, aprimorar e potencializar a mente. Rio: Rio de Janeiro, 2015. 384 p. Disponível em: <https://issuu.com/andrialopes/docs/michio-kaku-o-futuro-da-mente>. Acesso em: 26 jun. 2018.

KOLB, Bryan; WHISHAW, Ian Q. **Neurociência do Comportamento.** São Paulo: Manole, 2002. 602 p.

KONGRESS 5 JAHRE INGE ST., 1., 2010, Graz, Áustria.**SigViewer: Visualization of Biosignals** [...]. Graz, Áustria: Elsevier, 2010. Tema: Application Human- & Biotechnology.

LIUKAS, Linda. **Hello Ruby:** Adventures in Coding. Nova York, Eua: Feiwel & Friends, 2015.

112 p.

MARKRAM, Henry. Seven challenges for neuroscience. Functional Neurology, Roma, v. 28, p.145-151, 2013. Trimestral. Disponível em: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3812747/>. Acesso em: 26 jun. 2018.

MATURANA, Humberto. **O que é educar?** 1995. Disponível em <http://www.dhnet.org.br/direitos/direitosglobais/paradigmas/maturana/oqueeducar.html> Acesso em: 07 mai. 2018.

MORETTO, Vasco Pedro. **Construtivismo**: a produção do conhecimento em aula. 4 ed. RJ: DP&A, 2003.

MUNIAN, Sangeetha; SIVALINGAM, Sivakumaran; JAYARAMAN, Vinoth. **Analysis of Real Time EEG Signals.** 2014. 44 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Electrical Engineering, School Of Computer Sciences, Physics And Mathematics, Linnaeus University, Växjö, Sweden, 2014.

NASH, J. Madeleine; GERACI, Odilon. **Fertile minds**: FROM BIRTH, A BABY'S BRAIN CELLS PROLIFERATE WILDLY, MAKING CONNECTIONS THAT MAY SHAPE A LIFETIME OF EXPERIENCE. THE FIRST THREE YEARS ARE CRITICAL. **Time Usa**, New York, v. 149, n. 5, p.1-1, 03 fev. 1997. Disponível em: <http://content.time.com/time/magazine/article/0,9171,985854,00.html>. Acesso em: 10 dez. 2019.

NATIONAL INSTITUTES OF HEALTH - NIH. **BRAIN 2025: A Scientific Vision**. Maryland, USA, 2014. Disponível em: https://www.braininitiative.nih.gov/. Acesso em: 26 jun. 2018.

NUNES, Magda Lahorgue; MARRONE, Antonio Carlos Huf (Org.). **Semiologia Neurológica.** Porto Alegre: Porto Alegre, 2002. 600 p.

OLIVEIRA, C. L. **A Metodologia de Projetos como recurso de ensino e aprendizagem na Educação Básica**. 2006. Disponível em <http://www.tecnologiadeprojetos.com.br/banco_objetos/%7B28A0E37E-294A-4107-906C-914B445E1A40%7D_pedagogia-metodologia.pdf>. Acesso em: 12 de abril 2018.

PAPERT, Seymour; HAREL, Idit. Situating Constructionism. In: PAPERT, Seymour; HAREL, Idit. **Constructionism.** New Jersey: Ablex Publishing Corporation, 1991. Cap. 1. p. 1-11.

PAPERT, Seymour M. **LOGO**: Computadores e Educação. São Paulo, Editora Brasiliense, 1985.

PIAGET, Jean. **A Formação do Símbolo na Criança:** Imitação, Jogo e Sonho, Imagem e Representação. 3. ed. Rio de Janeiro: LTC, 1978. 370 p.

POZO, Juan Ignacio et al (Org.). **A solução de problemas:** Aprender a resolver, resolver para aprender. Porto Alegre: Artmed, 1998. 177 p.

PRENSKY, Marc. **Nativos digitais, imigrantes digitais**. NCB University press, 2001. disponível em: <http://poetadasmoreninhas.pbworks.com/w/file/fetch/60222961/prensky20-

20imigrantes20e20nativos20digitais.pdf>. Acesso em: 12 de abril 2018.

PURVES, Dale et al (Ed.). **NEUROSCIENCE.** 3. ed. Sunderland, MA: Sinauer Associates, 2004. Disponível em: < https://www.academia.edu/23674920/NEUROSCIENCE_Third_Edition>. Acesso em: 26 mar. 2019.

QUINLAN, John Ross. **C4.5**: programs for machine learning. San Mateu, CA: Morgan Kaufmann Publishers, 1993. 302 p. (Machine Learning).

RAU, Maria Cristina Trois Dorneles. **A ludicidade na educação:** uma atitude pedagógica. Curitiba: Intersaberes, 2012. 248 p. (Dimensões da Educação).

SANTOS, Santa Marli Pires (Org.). **A ludicidade como ciência.** Petrópolis: Vozes, 2001. 227 p.

SCHWARTZ, Eric L. (Ed.). **Computational Neuroscience.** Cambridge, Ma: Mit Press, 1990. 441 p.

THE power of believing that you can improve. Realização de Carol Dweck. Intérpretes: Gustavo Rocha. Si: Ted Conferences, 2014. (10 min.), son., color. Legendado. Disponível em: <https://www.ted.com/talks/carol_dweck_the_power_of_believing_that_you_can_improve>. Acesso em: 16 abr. 2019.

VALENTE, José Armando (Org.). **O PROFESSOR NO AMBIENTE LOGO:** Formação e Atuação. Campinas: Unicamp, 1996. 431 p. Disponível em: <https://odisseu.nied.unicamp.br/wp-content/uploads/other-files/livro-professor-logo.pdf>. Acesso em: 26 jun. 2018.

VALLABHANENI, Anirudh; WANG, Tao; HE, Bin. Brain—Computer Interface. In: VALLABHANENI, Anirudh; WANG, Tao; HE, Bin. **Neural Engineering.**2. ed. Boston, Ma: Springer, 2005. Cap. 3. p. 85-121. (Bioelectric Engineering). Disponível em: <https://link.springer.com/chapter/10.1007/0-306-48610-5_3>. Acesso em: 26 jun. 2018.

VYGOTSKY, Lev Semyonovich. **A Formação Social da mente.** 7. ed. São Paulo: Martins Fontes, 2007. 224 p.

WANDELL, Brian A.; RAUSCHECKER, Andreas M.; YEATMAN, Jason D.. Learning to See Words.**Annual Review Of Psychology**, [s.i.], v. 63, n. 1, p.31-53, 10 jan. 2012. Annual Reviews. http://dx.doi.org/10.1146/annurev-psych-120710-100434. Disponível em: <https://www.annualreviews.org/doi/full/10.1146/annurev-psych-120710-100434>. Acesso em: 26 mar. 2019.

WING, Jeannette M.. Computational thinking. **Communications Of The Acm**, New York, v. 49, n. 3, p.33-35, 1 mar. 2006. Mensal. Association for Computing Machinery (ACM). http://dx.doi.org/10.1145/1118178.1118215

WITTEN, Ian H.; FRANK, Eibe. **Data Mining:** Practical Machine Learning Tools and Techniques. 2. ed. San Francisco, Ca: Morgan Kaufmann, 2005. 525 p. (Data Management Systems).

ZHAO, Yongheng; ZHANG, Yanxia. Comparison of decision tree methods for finding active

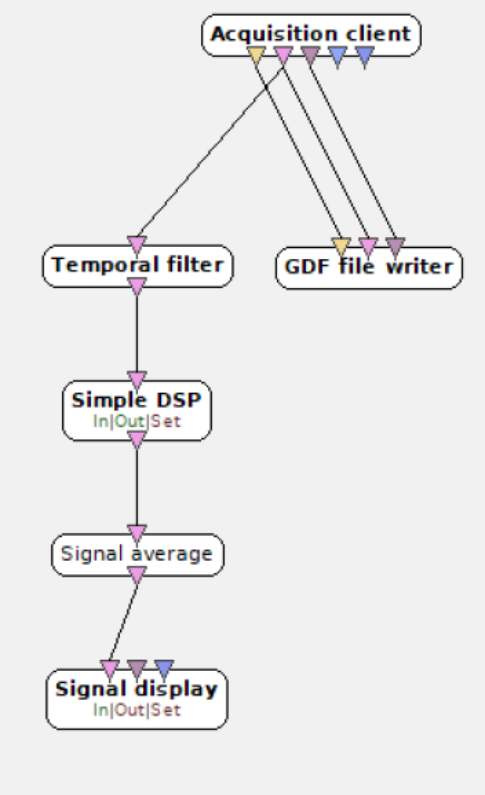
objects. **Advances In Space Research**, [s.l.], v. 41, n. 12, p.1955-1959, jan. 2008. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.asr.2007.07.020.

ANEXO A – Código Fonte do Autômato da Coleta de Sinais

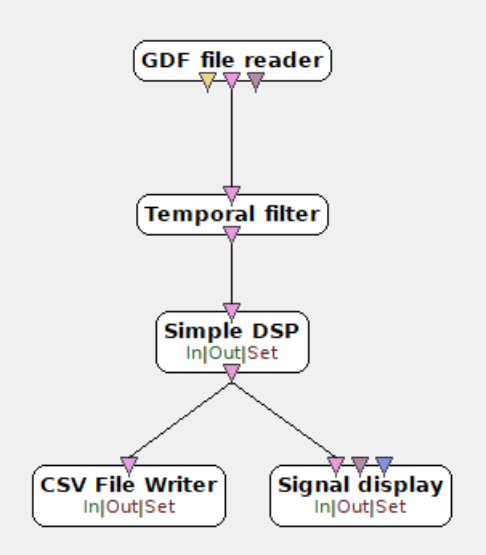
```
<?xml version="1.0"?>
- <OpenViBE-Scenario>
    <Creator>OpenViBE</Creator>
    <CreatorVersion>1.2.2</CreatorVersion>
  - <Boxes>
    - <Box>
        <Identifier>(0x0000176a, 0x00006829)</Identifier>
        <Name>Signal average</Name>
        <AlgorithmClassIdentifier>(0x00642c4d, 0x5df7e50a)</AlgorithmClassIdentifier>
      - <Inputs>
        - <Input>
            <TypeIdentifier>(0x5ba36127, 0x195feae1)</TypeIdentifier>
            <Name>Input signal</Name>
          </Input>
        </Inputs>
      - <Outputs>
        - <Output>
            <TypeIdentifier>(0x5ba36127, 0x195feae1)</TypeIdentifier>
            <Name>Filtered signal</Name>
          </Output>
        </Outputs>
      - <Attributes>
        - <Attribute>
            <Identifier>(0x1fa7a38f, 0x54edbe0b)</Identifier>
            <Value>336.000000</Value>
          </Attribute>
        - <Attribute>
            <Identifier>(0x1fa963f5, 0x1a638cd4)</Identifier>
            <Value>25</Value>
          </Attribute>
        - <Attribute>
            <Identifier>(0x207c9054, 0x3c841b63)</Identifier>
            <Value>256.000000</Value>
          </Attribute>
        - <Attribute>
            <Identifier>(0x4e7b798a, 0x183beafb)</Identifier>
            <Value>(0xc5ff4187, 0xffc5f432)</Value>
          </Attribute>

...
```

ANEXO B - Autômato da Coleta de Sinais



ANEXO C – Diagrama do Autômato de conversão GDF para CSV



APÊNDICE A – Termo de Consentimento da Pesquisa

TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO AOS PAIS E/OU REPONSAVEIS

Título do projeto: Utilização de sinais cerebrais aplicados à computação

Nome do estudante voluntário: _____ RG:_____

Seu (Sua) Filho (a) está sendo convidado (a) a participar do projeto de pesquisa "Utilização de sinais cerebrais aplicados à computação", de responsabilidade dos pesquisadores Douglas Furtado Félix e Max Marcell O. da Silva. Seu filho foi selecionado por estar nas séries finais do ensino fundamental e por não ter diagnóstico de qualquer problema de aprendizagem. A participação de seu (sua) filho (a) não é obrigatória e a qualquer momento ele (a) poderá desistir de participar e retirar seu consentimento. Uma possível recusa não trará nenhum prejuízo em sua relação com os pesquisadores ou com a instituição.

O objetivo deste estudo é identificar e analisar a atividade cerebral envolvida na realização de atividades de lógica. Para tanto serão coletados sinais cerebrais durante a realização de tarefas específicas.

A participação nesta pesquisa será voluntária e consistirá em realizar uma atividade experimental e observar outra, bem como responder as questões ao final de cada atividade. Cabe destacar que a técnica de captura de imagens utilizada nesta pesquisa é de caráter não invasivo.

Os benefícios relacionados com a participação não são diretos aos envolvidos, mas permite um melhor entendimento da atividade cerebral, possibilitando o desenvolvimento de equipamentos para pessoas com deficiências físicas num futuro próximo.

As informações obtidas através desta pesquisa são confidenciais e asseguramos o sigilo sobre sua participação. Os dados não serão divulgados de forma a possibilitar sua identificação, e caso seja necessário utilizar o nome, será na forma de suas iniciais ou utilizando outro identificador, como nome de flores, por exemplo.

Se desejar, você pode solicitar uma cópia deste termo onde consta o telefone e o endereço institucional dos pesquisadores e do CEP, podendo tirar suas dúvidas sobre o projeto e sua participação, agora ou a qualquer momento.

Douglas Furtado Félix

Max Marcell O. da Silva

Eu, _____, RG nº_____, responsável pelo estudante _____, RG nº_____, declaro ter sido informado e concordo com sua participação, como voluntário, no projeto de pesquisa acima descrito.

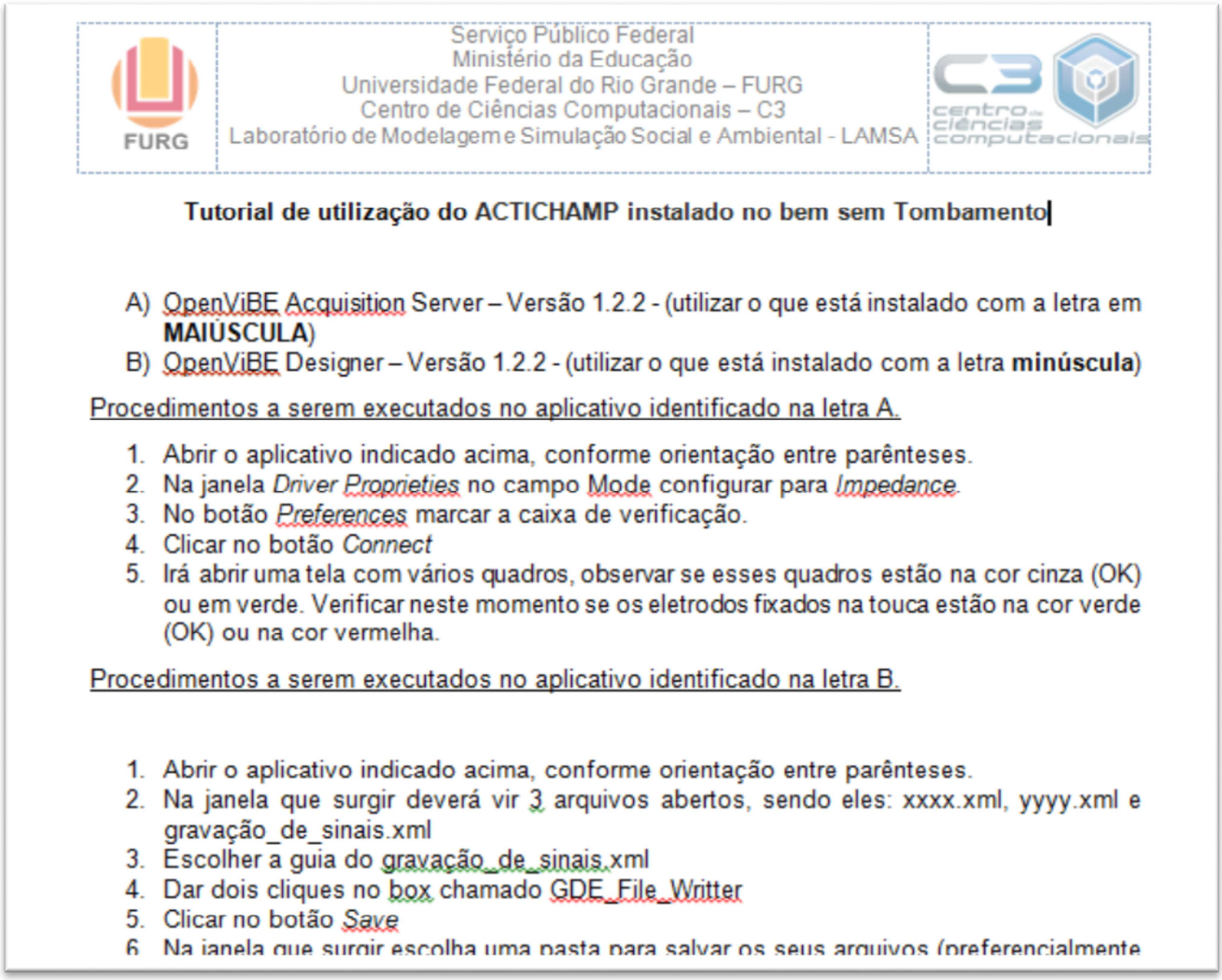
Rio Grande, _____ de _____ de 2018.

Assinatura do Estudante

Responsável por obter o consentimento (Assinatura e RG)

Pesquisadores: Douglas Furtado Félix e Max Marcell O. da Silva
Endereço institucional: Universidade Federal do Rio Grande - Centro de Ciências Computacionais
Av. Itália, Km 8 - Campus Carreiros - Rio Grande - RS - BRASIL – 96201-900
Telefone: (53) 3233-6623
Email: douglasfurtadof@gmail.com e maxmarcell@gmail.com
Orientadora: Profª Drª Diana Francisca Adamatti

APÊNDICE B – Tutorial de utilização do actiCHamp



Serviço Público Federal
Ministério da Educação
Universidade Federal do Rio Grande – FURG
Centro de Ciências Computacionais – C3
Laboratório de Modelagem e Simulação Social e Ambiental - LAMSA

Tutorial de utilização do ACTICHAMP instalado no bem sem Tombamento

A) OpenViBE Acquisition Server – Versão 1.2.2 - (utilizar o que está instalado com a letra em **MAIÚSCULA**)
B) OpenViBE Designer – Versão 1.2.2 - (utilizar o que está instalado com a letra **minúscula**)

Procedimentos a serem executados no aplicativo identificado na letra A.

1. Abrir o aplicativo indicado acima, conforme orientação entre parênteses.
2. Na janela *Driver Proprieties* no campo Mode configurar para *Impedance*.
3. No botão *Preferences* marcar a caixa de verificação.
4. Clicar no botão *Connect*
5. Irá abrir uma tela com vários quadros, observar se esses quadros estão na cor cinza (OK) ou em verde. Verificar neste momento se os eletrodos fixados na touca estão na cor verde (OK) ou na cor vermelha.

Procedimentos a serem executados no aplicativo identificado na letra B.

1. Abrir o aplicativo indicado acima, conforme orientação entre parênteses.
2. Na janela que surgir deverá vir 3 arquivos abertos, sendo eles: xxxx.xml, yyyy.xml e gravação_de_sinais.xml
3. Escolher a guia do gravação_de_sinais.xml
4. Dar dois cliques no box chamado GDE_File_Writter
5. Clicar no botão *Save*
6. Na janela que surgir escolha uma pasta para salvar os seus arquivos (preferencialmente

...

APÊNDICE C – Formulário do Perfil dos Educandos

Perfil do Aluno - Assis Brasil - Fale um pouco sobre como você é e o que você gosta de fazer
*Obrigatório

***Nome Aluno:**

***Idade:**

E-mail:

***Você conhece jogos eletrônicos?**
( )Sim
( )Não

***Você joga jogos eletrônicos com frequência?**
( )Sim
( )Não

Quais tipos de jogos você gosta?
( )Jogos de Tiro
( )Jogos de Luta
( )Jogos de Esportes
( )Jogos de Simulação
( )Jogos de Ação/Aventura
( )Jogos de Memória
( )Jogos de Quebra Cabeça

***Você gosta de desafios, problemas e charadas?**
( )Sim
( )Não

***Você usa computador ou celular?**
( )Sim
( )Não

*Você acessa internet com frequência?
( )Sim
( )Não

***Qual disciplina você mais gosta?**
( )Português
( )Matemática
( )História
( )Geografia
( )Biologia
( )Educação Física
( )Religião
( )Artes
( )Outra

***Você já sabia o que era programação?**
( )Sim
( )Não

***Você conhece alguém que trabalhe com programação?**
( )Sim
( )Não

***Diga-nos com o que você deseja trabalhar no futuro?**

APÊNDICE D – Formulário de Avaliação do Curso

Avaliação do Curso – Pensamento Computacional – Escola Assis Brasil
Professor Max Marcell – TODOS OS CAMPOS COM * SÃO OBRIGATÓRIOS

Nome Completo do Aluno: _____

Idade*: _____

Entusiasmo e Interesse*

	1	2	3	4	
Muito Ruim	( )	( )	( )	( )	Muito Bom

Divertimento dos Encontros*

	1	2	3	4	
Muito Ruim	( )	( )	( )	( )	Muito Bom

Dificuldade nas Atividades*

	1	2	3	4	
Muito Difícil	( )	( )	( )	( )	Muito Fácil

Você acha que o tempo das aulas passou*...

	1	2	3	4	
Muito Lento	( )	( )	( )	( )	Muito Rápido

Avaliação Geral do Curso*

	Péssimo	Ruim	Bom	Òtimo
Sala de Aula	( )	( )	( )	( )
Computadores	( )	( )	( )	( )
Exercícios/Atividades	( )	( )	( )	( )

Nível de esforço*

	Muito pouca dedicação	Pouca dedicação	Bastante dedicação	Muita dedicação
Seu nível de dedicação ao curso	( )	( )	( )	( )

Você acha que aprendeu no curso?*

	Muito Pouco	Pouco	Bastante	Muito
Qual seu nível de aprendizado	( )	( )	( )	( )

Ao final do curso você percebe uma melhoria no seu raciocínio?*

	Muito Pouco	Pouco	Bastante	Muito
Qual o nível da mudança	( )	( )	( )	( )

Você acha que o conteúdo do curso vai contribuir para a sua vida?*

	Muito Pouco	Pouco	Bastante	Muito
Qual o nível de contribuição	( )	( )	( )	( )

APÊNDICE E – Formulário de Pré-Teste

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE - FURG
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO
EM MODELAGEM COMPUTACIONAL
Av. Itália km 8 Campus Carreiros - CEP 96203-900
Rio Grande/RS E-mail: ppgmc@furg.br - Tel: (53) 3293 5055
Pré Teste – Max Marcell O. da Silva

NOME: _____
Idade: _____ Sexo: ( ) Masc ( ) Fem

( ) DESTRO ( )CANHOTO DATA: ____/____/____ HORA: ___:___

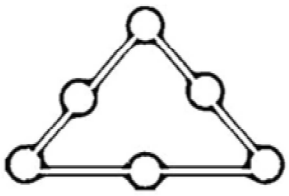
1) 1, 3, 5, 7, 8, 9, 11 - Qual deles não pertence a esta série?
a)1 b)3 c)5 d)7 e)8

Hora Inicial: ____:____ Hora Final: ____:____

2) Qual dessas cinco opções faz a melhor comparação? PEACH é para HCAEP assim como 46251 é para:
a) 25641 b) 26451 c) 12654 d) 51462 e) 15264

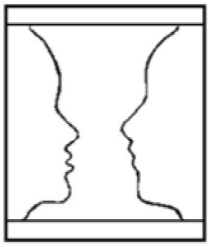
Hora Inicial: ____:____ Hora Final: ____:____

3) Este triângulo com círculos é um triângulo mágico, porque se escrevem os números 1, 2, 3, 4, 5 e 6 dentro dos círculos, na disposição correta, sem os repetir, de forma que a soma correspondente a cada um dos lados seja: 9.Onde deveríamos pôr cada um dos números?



Hora Inicial: ____:____ Hora Final: ____:____

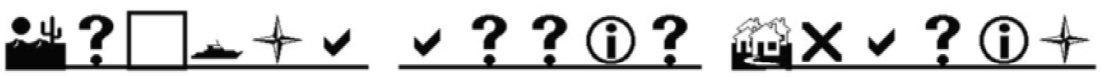
4) Observe bem a imagem abaixo e escreva o que você está visualizando:



O que você viu?_____

Hora Inicial: ____:____ Hora Final: ____:____

5) Interprete as 3 palavras abaixo, codificadas e escreva o que entendeu, o símbolo não precisa ter relação com a letra:



Resposta: _____

Hora Inicial: ____:____ Hora Final: ____:____

APÊNDICE F – Formulário de Pós-Teste

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE - FURG
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO
EM MODELAGEM COMPUTACIONAL
Av. Itália km 8 Campus Carreiros - CEP 96203-900
Rio Grande/RS E-mail: ppgmc@furg.br - Tel: (53) 3293 5055
Pós Teste – Max Marcell O. da Silva

NOME: _____
Idade: _____ Sexo: ( ) Masc ( ) Fem

( ) DESTRO ( )CANHOTO DATA: ____/____/____ HORA: ___:___

1) Qual destes cinco é o menos parecido com os outros quatro?
a) Cachorro b) Rato c) Leão d) Cobra e) Elefante
Hora Inicial: ____:____ Hora Final: ____:____

2) 2, 10, 12, 60, 62, 310... Qual é o próximo?
a) 312 b) 360 c) 1550 d) 4650
Hora Inicial: ____:____ Hora Final: ____:____

3) Se todos os Bloops são Razzies e todos os Razzies são Lazzies, então todos os Bloops definitivamente são Lazzies?
( ) Verdadeiro ( ) Falso
Hora Inicial: ____:____ Hora Final: ____:____

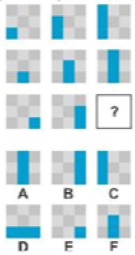
4) Leia o texto abaixo e escreva o que você entendeu dele em cada linha:

```
35T3 P3QU3N0 T3XTO 53RV3 4P3N45 P4R4 M05TR4R COMO NO554 C4B3Ç4 CONS3GU3 F4Z3R CO1545
1MPR3551ON4ANT35! R3P4R3 N155O! NO COM3ÇO 35T4V4 M310 COMPL1C4DO, M45 N3ST4 L1NH4 SU4 M3NT3 V41
D3C1FR4NDO O CÓD1GO QU453 4UTOM4T1C4M3NT3, S3M PR3C1S4R P3N54R MU1TO, C3RTO? POD3 F1C4R B3M
ORGULHO5O D155O! SU4 C4P4C1D4D3 M3R3C3! P4R4BÉN5!
```

Linha1: _____
Linha2: _____
Linha3: _____
Linha4: _____

Hora Inicial: ____:____ Hora Final: ____:____

5) Qual a letra que representa a imagem que falta no ponto de interrogação:



Hora Inicial: ____:____ Hora Final: ____:____

APÊNDICE G – Avaliação Individual dos Educandos

E.M.E.F. ASSIS BRASIL

MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
Escola Municipal de Ensino Fundamental Assis Brasil
Curso de Lógica de Programação usando Pensamento Computacional com o ambiente educacional Kturtle



Data: ___ /___ /2018 - Nome: _____

AVALIAÇÃO DE LÓGICA DE PROGRAMAÇÃO E ALGORITMOS

1. Considerando a Linguagem de Programação Logo, relacione as colunas numeradas com as que não têm numeração.

(1) Mostre	(6) Perguntar	( ) Ask	( ) Wait
(2) Aprenda	(7) Aleatório	( ) IF	( ) Reset
(3) Aguarde	(8) Apague	( ) Learn	( ) Random
(4) Enquanto	(9) Repita	( ) Print	( ) Repeat
(5) Se		( ) While	

2. Julgue os itens a seguir e escolha V ou F caso a afirmação esteja Verdadeira ou Falsa.

( ) # Este símbolo é utilizado na programação logo para realizar algum comentário no código de programação.
( ) O símbolo parênteses () é utilizado para delimitar os comandos SE, ENQUANTO, REPITA e PARA.
( ) Os identificadores, tais como variáveis e constantes, devem começar sempre com uma letra e ser seguido por outra letra ou números ou caractere sublinha.
( ) São exemplos de variáveis corretas: laranjas12, Total de Alunos, 1.
( ) O termo inicializar variáveis significa colocar um valor inicial na variável, como por exemplo $a=1
( ) O comando enquanto sai do repetição quando a condição for verdadeira e repete os comandos enquanto a condição for falsa.
( ) Um contador nada mais é do que uma estrutura que permite contar a quantidade de vezes que um comando é executado, normalmente é necessário iniciar com o valor zero, por exemplo: $a=$a+1

3. Os programas abaixo representam a lógica para fazer um desenho, indique qual é o desenho, se achar necessário desenhe:

```
apague
repita 6
      {
      pf 30
      pd 90
      pf 30
      pe 90
      }
```

a) Um quadrado
b) Um triângulo
c) Um círculo
d) Uma escada

```
apague
repita 4
      {
      pf 30
      pd 90
      }
```

a)Um quadrado
b)Um triângulo
c)Um círculo
d)Uma escada

```
apague
repita 360
      {
      pf 1
      pe 1
      }
```

a) Um quadrado
b) Um triângulo
c) Um círculo
d) Uma escada

4. O programa abaixo mostra o que na tela:

```
apague
$x = 5
se $x > 5{
     mostre "O x é maior que 5!"
   }
```

a) Nada b) A mensagem entre " "

APÊNDICE H – Tutorial de Conversão GDF para CSV

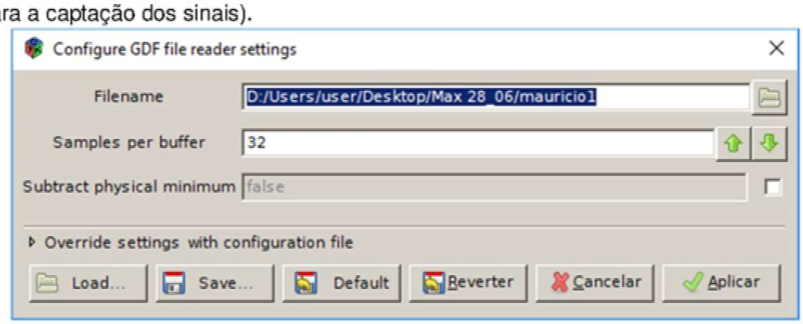
Serviço Público Federal
Ministério da Educação
Universidade Federal do Rio Grande – FURG
Centro de Ciências Computacionais – C3
Laboratório de Modelagem e Simulação Social e Ambiental - LAMSA

Procedimentos para converter arquivos GDF para CSV no OpenVibe

A. OpenViBE Acquisition Server – Versão 1.2.2 - (utilizar o que está instalado com a letra em **MAIÚSCULA**)
B. OpenViBE Designer – Versão 1.2.2 - (utilizar o que está instalado com a letra **minúscula**)

Procedimentos a serem executados no aplicativo identificado na letra B.

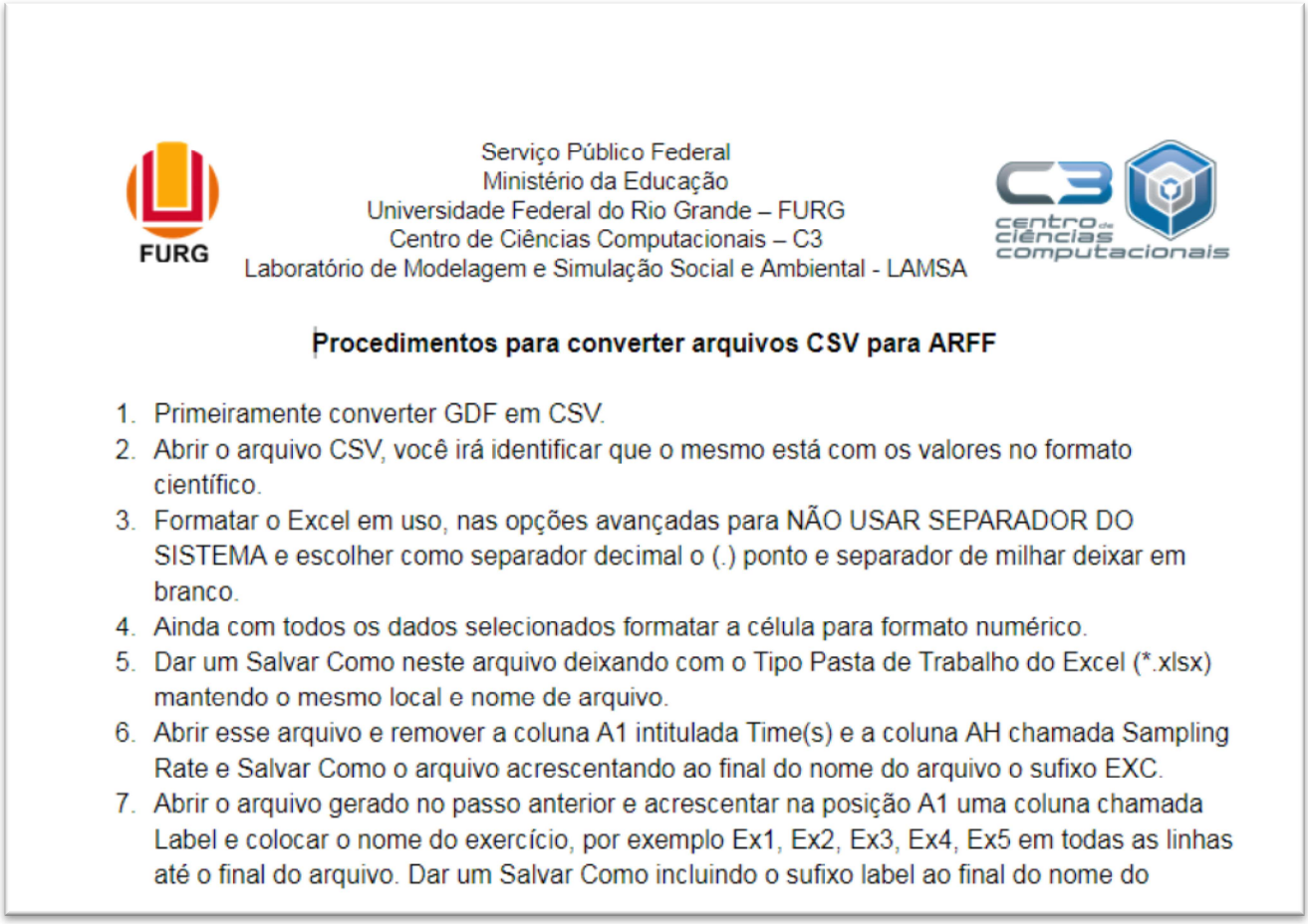
1. Abrir o aplicativo indicado acima, conforme orientação entre parênteses.
2. Na janela que surgir deverá vir 3 arquivos abertos, sendo eles: cenario_beta_csv.xml, xxx.xml e Gravacao_sinais.xml cada um em uma guia diferente.
3. Escolher a guia do arquivo cenario_beta_csv.xml
4. Dar dois cliques no box chamado GDF file reader
5. Abrirá uma janela chamada "Configure GDF file reader settings".
6. Na janela que surgir escolha a pasta em que está o seus arquivos GDF (criada anteriormente para a captação dos sinais).



7. No campo Filename deverá aparecer o nome do arquivo GDF que contém os dados a serem convertidos para CSV (normalmente o nome da pessoa de quem os sinais foram captados).
8. No campo Samples per buffer escolher 32?
9. Clicar no botão Aplicar
10. Dar dois cliques no box chamado CSV File Writer
11. Abrirá uma janela chamada "Configure CSV FIle Writer settings"
12. Na janela que surgir escolha a pasta em que deseja salvar o arquivo CSV (poderá ser a mesma anterior desde que o arquivo tenha nome diferente)

...

APÊNDICE I – Tutorial de Conversão CSV para ARFF



Serviço Público Federal
Ministério da Educação
Universidade Federal do Rio Grande – FURG
Centro de Ciências Computacionais – C3
Laboratório de Modelagem e Simulação Social e Ambiental - LAMSA

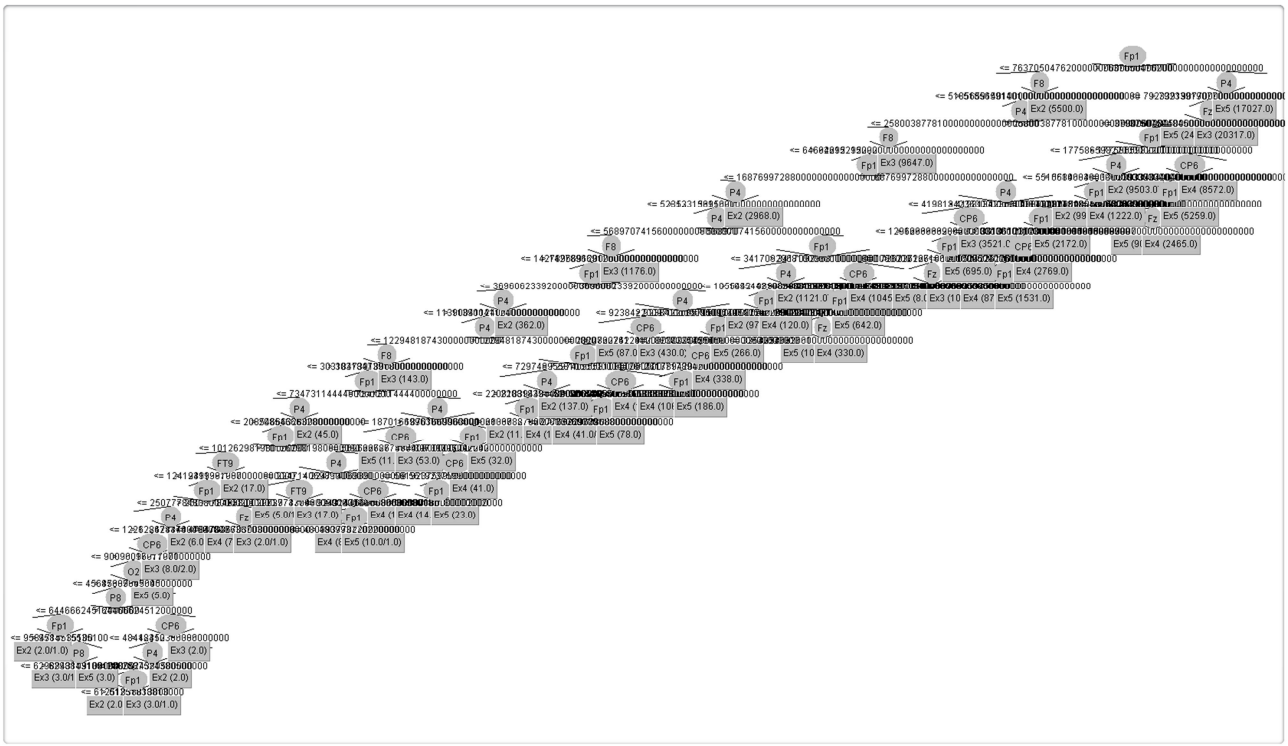
Procedimentos para converter arquivos CSV para ARFF

1. Primeiramente converter GDF em CSV.
2. Abrir o arquivo CSV, você irá identificar que o mesmo está com os valores no formato científico.
3. Formatar o Excel em uso, nas opções avançadas para NÃO USAR SEPARADOR DO SISTEMA e escolher como separador decimal o (.) ponto e separador de milhar deixar em branco.
4. Ainda com todos os dados selecionados formatar a célula para formato numérico.
5. Dar um Salvar Como neste arquivo deixando com o Tipo Pasta de Trabalho do Excel (*.xlsx) mantendo o mesmo local e nome de arquivo.
6. Abrir esse arquivo e remover a coluna A1 intitulada Time(s) e a coluna AH chamada Sampling Rate e Salvar Como o arquivo acrescentando ao final do nome do arquivo o sufixo EXC.
7. Abrir o arquivo gerado no passo anterior e acrescentar na posição A1 uma coluna chamada Label e colocar o nome do exercício, por exemplo Ex1, Ex2, Ex3, Ex4, Ex5 em todas as linhas até o final do arquivo. Dar um Salvar Como incluindo o sufixo label ao final do nome do

...

APÊNDICE J – Árvores de Decisão geradas na ferramenta WEKA

Figura 59 – Pré-teste MAU com 2 instâncias no J48



Fonte: Próprio autor.

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances	104704	99.9084 %
Incorrectly Classified Instances	96	0.0916 %
Kappa statistic	0.9987	
Mean absolute error	0.0005	
Root mean squared error	0.0208	
Relative absolute error	0.1294 %	
Root relative squared error	4.8629 %	
Total Number of Instances	104800	

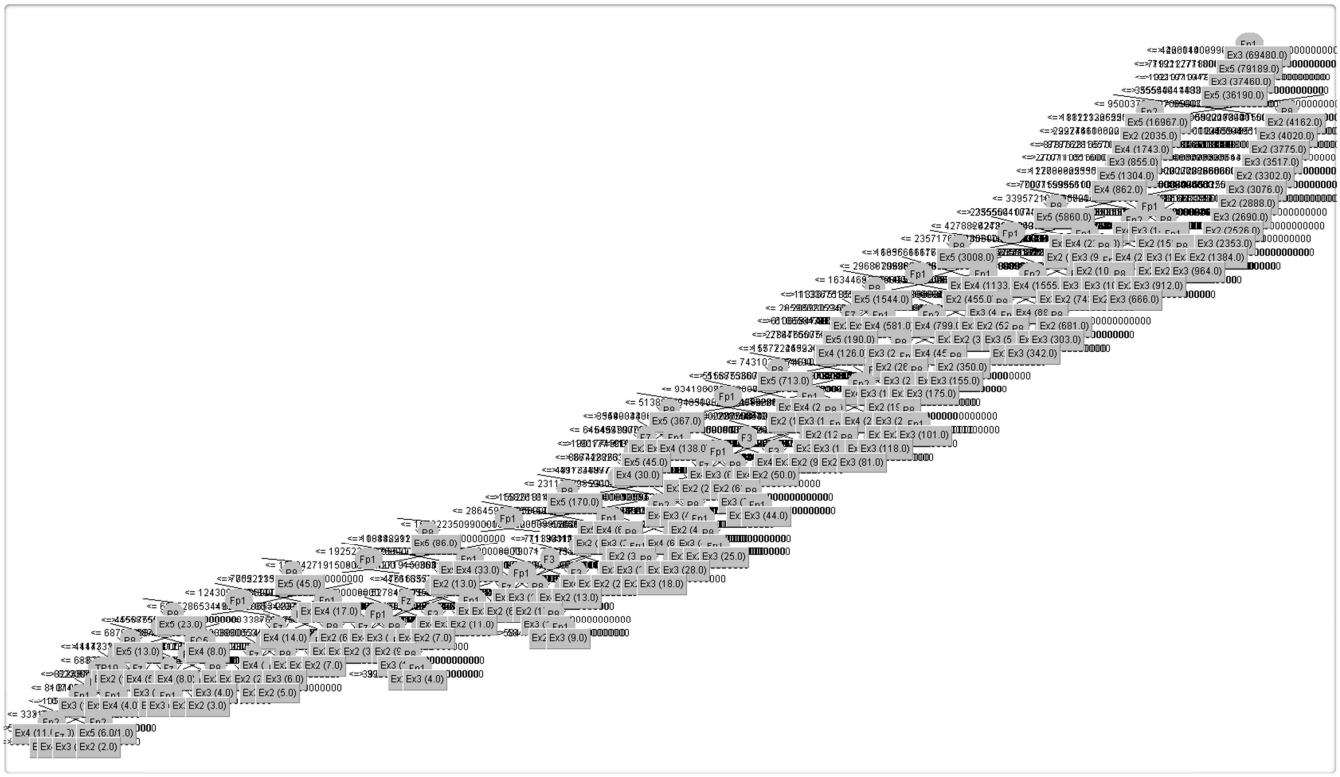
=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,999	0,000	0,999	0,999	0,999	0,999	1,000	0,999	Ex2
	0,999	0,000	0,999	0,999	0,999	0,999	1,000	0,999	Ex3
	0,999	0,000	0,998	0,999	0,999	0,998	0,999	0,997	Ex4
	0,999	0,000	0,999	0,999	0,999	0,998	0,999	0,999	Ex5
Weighted Avg.	0,999	0,000	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	

=== Confusion Matrix ===

```
    a     b     c     d   <-- classified as
20751     4     9     4 |     a = Ex2
    4 35307     5    12 |     b = Ex3
    7     0 18088    17 |     c = Ex4
    2    17    15 30558 |     d = Ex5
```

Figura 60 - Pré-teste MAR com 2 instâncias no J48



Fonte: Próprio autor.

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances	338070	99.9025 %
Incorrectly Classified Instances	330	0.0975 %
Kappa statistic	0.9984	
Mean absolute error	0.0005	
Root mean squared error	0.0211	
Relative absolute error	0.1517 %	
Root relative squared error	5.3259 %	
Total Number of Instances	338400	

=== Detailed Accuracy By Class ===

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class

0,997	0,000	0,996	0,997	0,996	0,996	0,998	0,994	Ex2
0,999	0,000	0,999	0,999	0,999	0,999	1,000	0,999	Ex3
0,996	0,000	0,996	0,996	0,996	0,996	0,998	0,994	Ex4
1,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	Ex5
Weighted Avg. 0,999	0,000	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	

=== Confusion Matrix ===

a	b	c	d	<-- classified as
34153	73	43	3	a = Ex2
101	138894	6	7	b = Ex3
40	3	17343	22	c = Ex4
10	4	18	147680	d = Ex5

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances	274255	99.9472 %
Incorrectly Classified Instances	145	0.0528 %
Kappa statistic	0.999	
Mean absolute error	0.0003	
Root mean squared error	0.0156	
Relative absolute error	0.102 %	
Root relative squared error	4.3303 %	
Total Number of Instances	274400	

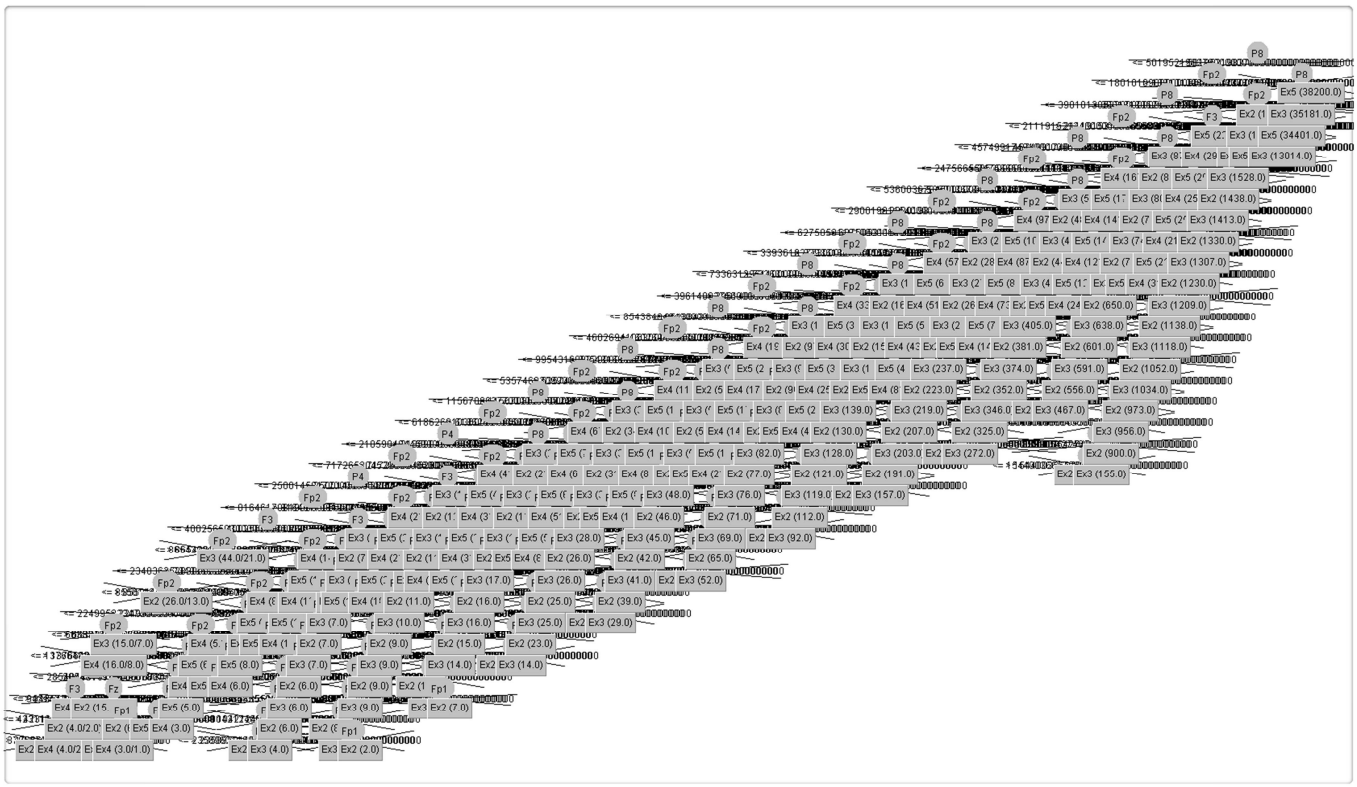
=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,998	0,000	0,998	0,998	0,998	0,998	0,999	0,997	Ex2
	1,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	Ex3
	0,995	0,000	0,995	0,995	0,995	0,995	0,998	0,993	Ex4
	1,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	Ex5
Weighted Avg.	0,999	0,000	0,999	0,999	0,999	0,999	1,000	0,999	

=== Confusion Matrix ===

a	b	c	d	<-- classified as
23311	10	35	4	a = Ex2
21	62981	5	1	b = Ex3
30	2	10607	17	c = Ex4
3	1	16	177356	d = Ex5

Figura 61 - Pré-teste ALV com 2 instâncias no J48



Fonte: Próprio autor.

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances	218033	99.7443 %
Incorrectly Classified Instances	559	0.2557 %
Kappa statistic	0.996	
Mean absolute error	0.0012	
Root mean squared error	0.0333	
Relative absolute error	0.383 %	
Root relative squared error	8.3286 %	
Total Number of Instances	218592	

=== Detailed Accuracy By Class ===

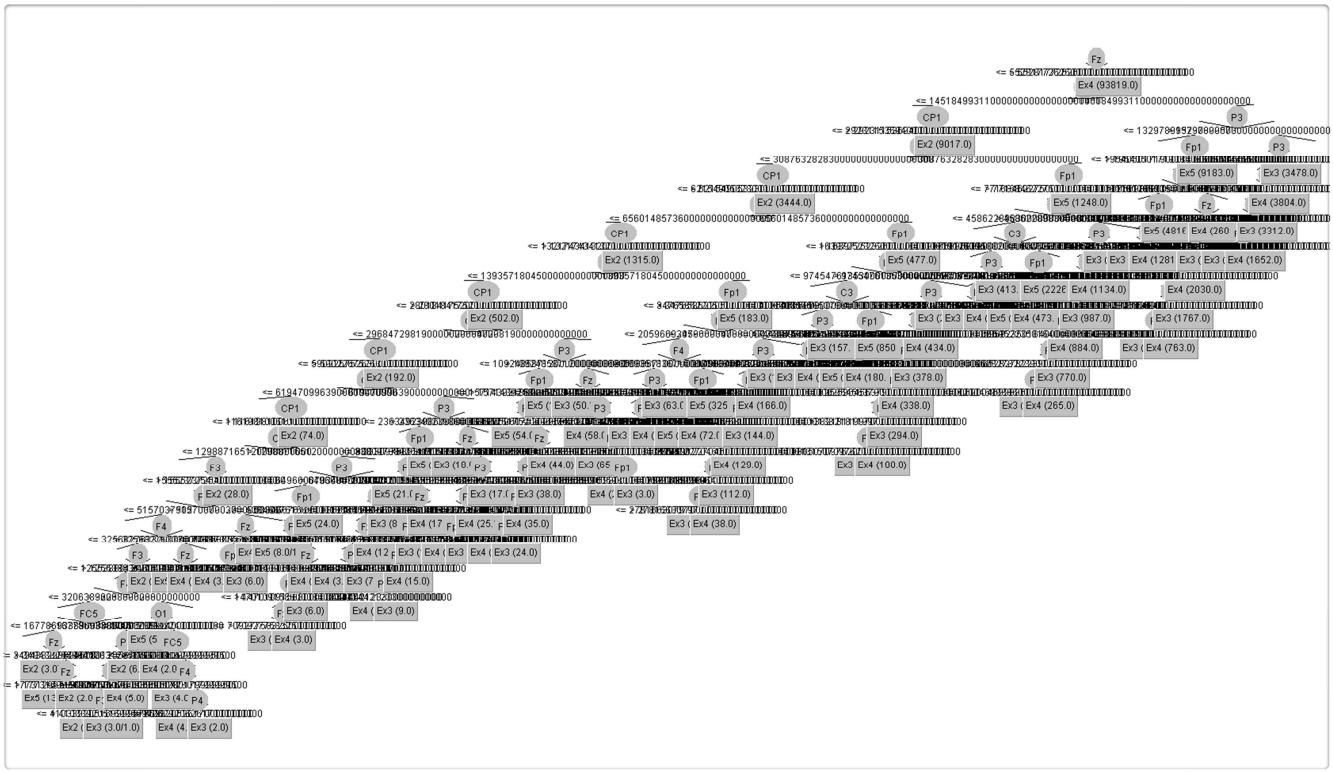
	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,992	0,001	0,993	0,992	0,992	0,991	0,997	0,990	Ex2
	0,997	0,001	0,997	0,997	0,997	0,996	0,999	0,997	Ex3
	0,995	0,001	0,994	0,995	0,995	0,994	0,998	0,991	Ex4
	0,999	0,001	0,999	0,999	0,999	0,998	0,999	0,999	Ex5
Weighted Avg.	0,997	0,001	0,997	0,997	0,997	0,997	0,999	0,997	

=== Confusion Matrix ===

a	b	c	d	<-- classified as

```
22184   183     1     0 |     a = Ex2
  153 69995    22     6 |     b = Ex3
    5    16 19134    77 |     c = Ex4
    3     3    90 106720 |     d = Ex5
```

Figura 62 - Pós-teste MAU com 2 instâncias no J48



Fonte: Próprio autor.

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances	164159	99.8826 %
Incorrectly Classified Instances	193	0.1174 %
Kappa statistic	0.9977	
Mean absolute error	0.0006	
Root mean squared error	0.0235	
Relative absolute error	0.2307 %	
Root relative squared error	6.6004 %	
Total Number of Instances	164352	

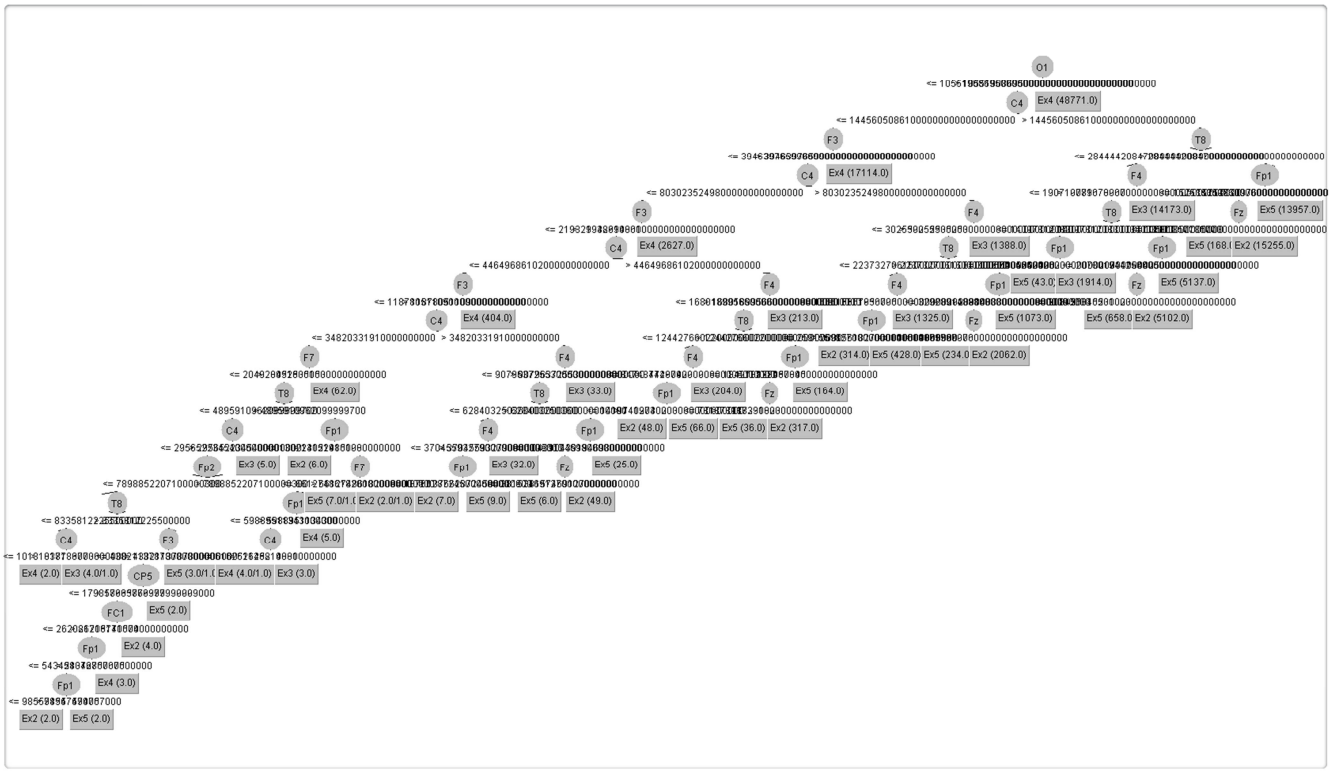
=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,998	0,000	0,998	0,998	0,998	0,998	0,999	0,997	Ex2
	0,996	0,000	0,997	0,996	0,997	0,997	0,998	0,996	Ex3
	0,999	0,001	0,999	0,999	0,999	0,998	0,999	0,999	Ex4
	0,998	0,000	0,998	0,998	0,998	0,998	0,999	0,996	Ex5
Weighted Avg.	0,999	0,001	0,999	0,999	0,999	0,998	0,999	0,998	

=== Confusion Matrix ===

a	b	c	d	<-- classified as
14566	5	4	17	a = Ex2
7	18463	48	10	b = Ex3
6	39	111048	11	c = Ex4
18	5	23	20082	d = Ex5

Figura 63 - Pós-Teste MAR com 2 instâncias no J48



Fonte: Próprio autor.

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances	133413	99.9558 %
Incorrectly Classified Instances	59	0.0442 %
Kappa statistic	0.9993	
Mean absolute error	0.0002	
Root mean squared error	0.0144	
Relative absolute error	0.0687 %	
Root relative squared error	3.5509 %	
Total Number of Instances	133472	

=== Detailed Accuracy By Class ===

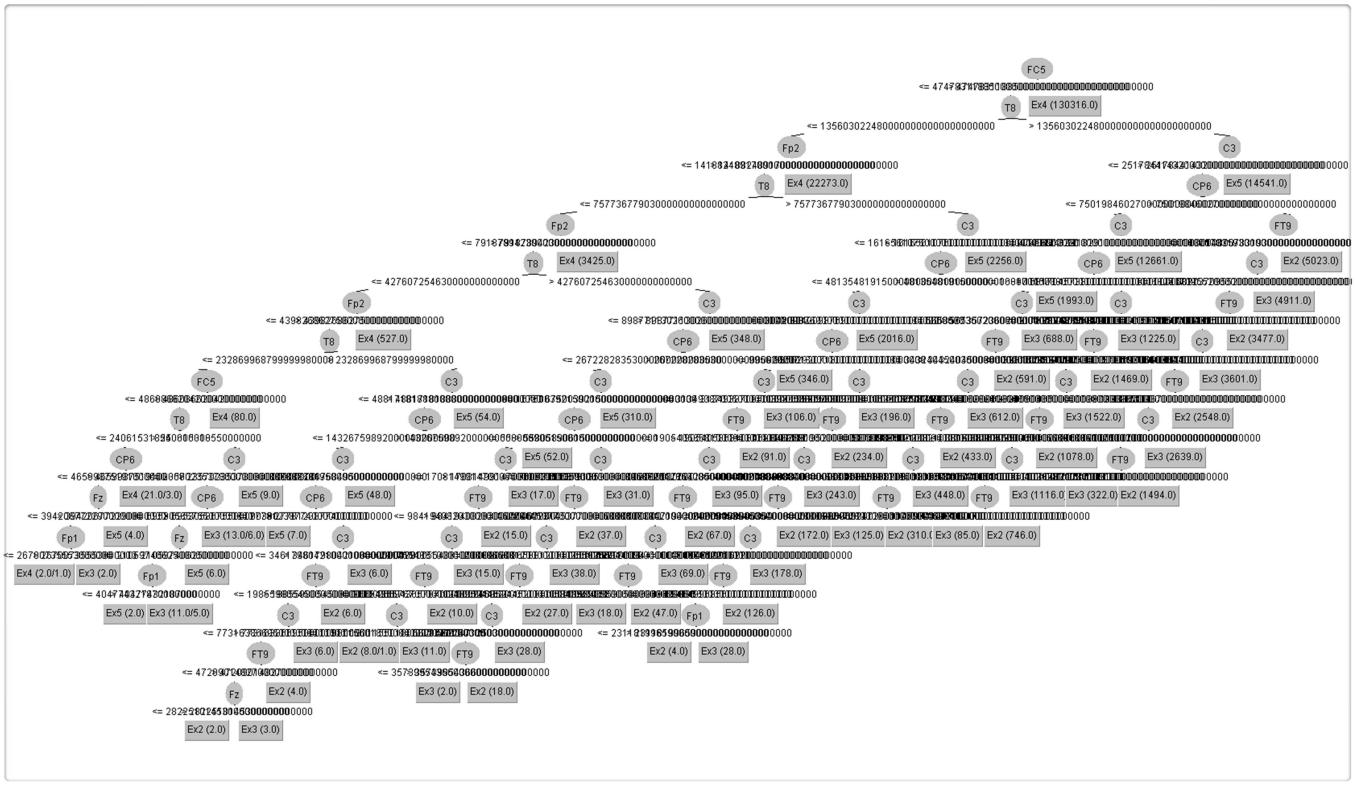
	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,999	0,000	1,000	0,999	1,000	0,999	1,000	0,999	Ex2
	0,999	0,000	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,998	Ex3
	1,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	Ex4
	1,000	0,000	0,999	1,000	0,999	0,999	1,000	0,999	Ex5
Weighted Avg.	1,000	0,000	1,000	1,000	1,000	0,999	1,000	0,999	

=== Confusion Matrix ===

a	b	c	d	<-- classified as

```
23156     2     6     4 |     a = Ex2
    3 19272    10    11 |     b = Ex3
    0    12 68979     1 |     c = Ex4
    7     2     1 22006 |     d = Ex5
```

Figura 64 - Pós-teste CAM com 2 instâncias no J48



Fonte: Próprio autor.

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances	227587	99.9311 %
Incorrectly Classified Instances	157	0.0689 %
Kappa statistic	0.9986	
Mean absolute error	0.0003	
Root mean squared error	0.0176	
Relative absolute error	0.1355 %	
Root relative squared error	5.0111 %	
Total Number of Instances	227744	

=== Detailed Accuracy By Class ===

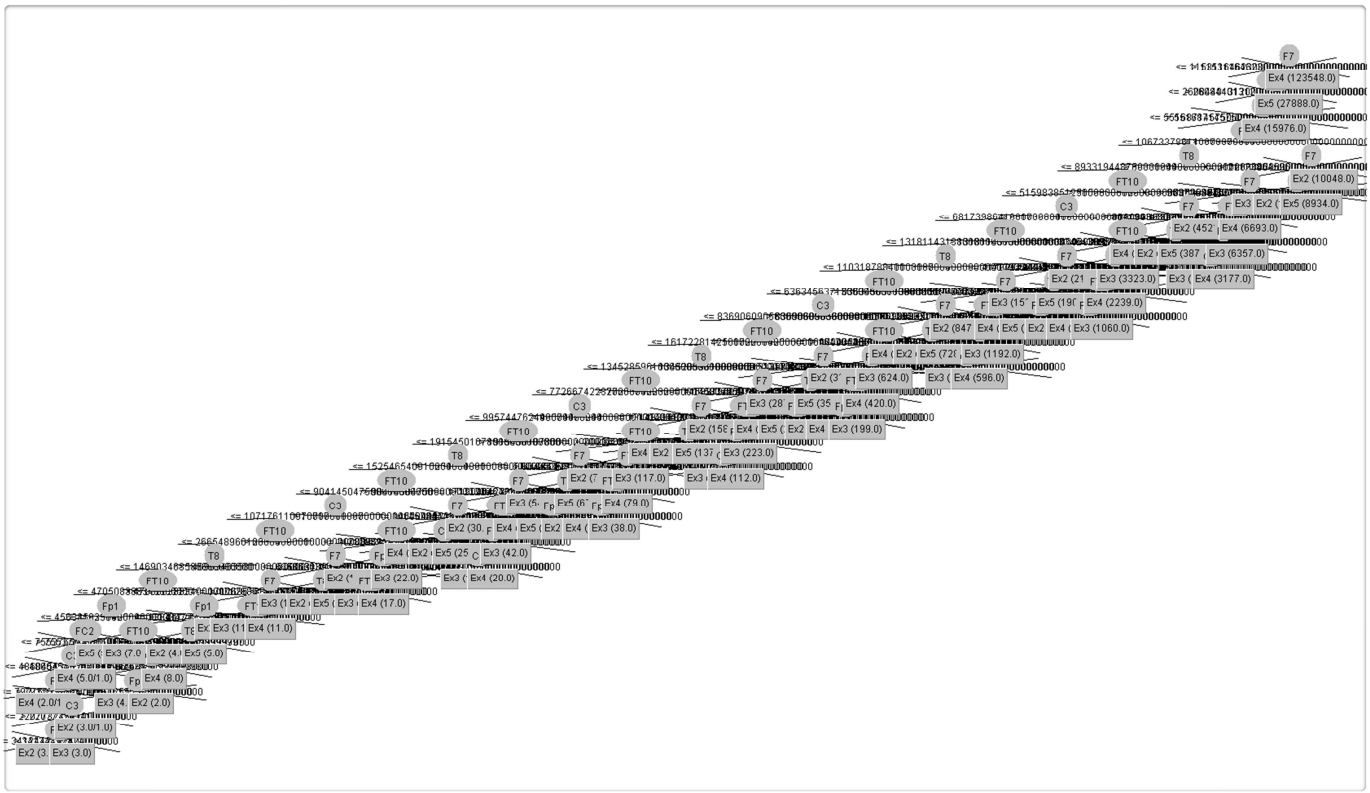
TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
0,996	0,000	0,997	0,996	0,997	0,997	0,998	0,996	Ex2
0,997	0,000	0,996	0,997	0,996	0,996	0,999	0,995	Ex3
1,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	Ex4
0,999	0,000	0,999	0,999	0,999	0,999	1,000	0,999	Ex5

Weighted Avg. 0,999 0,000 0,999 0,999 0,999 0,999 1,000 0,999

=== Confusion Matrix ===

```
     a     b     c     d   <-- classified as
 17980    65     1     2 |     a = Ex2
    41 18343     0    16 |     b = Ex3
     0     2 156632     6 |     c = Ex4
     5    10     9 34632 |     d = Ex5
```

Figura 65 - Pós-teste ALV com 2 instâncias no J48



Fonte: Próprio autor

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances	248721	99.9554 %
Incorrectly Classified Instances	111	0.0446 %
Kappa statistic	0.9992	
Mean absolute error	0.0002	
Root mean squared error	0.0147	
Relative absolute error	0.0826 %	
Root relative squared error	3.9686 %	
Total Number of Instances	248832	

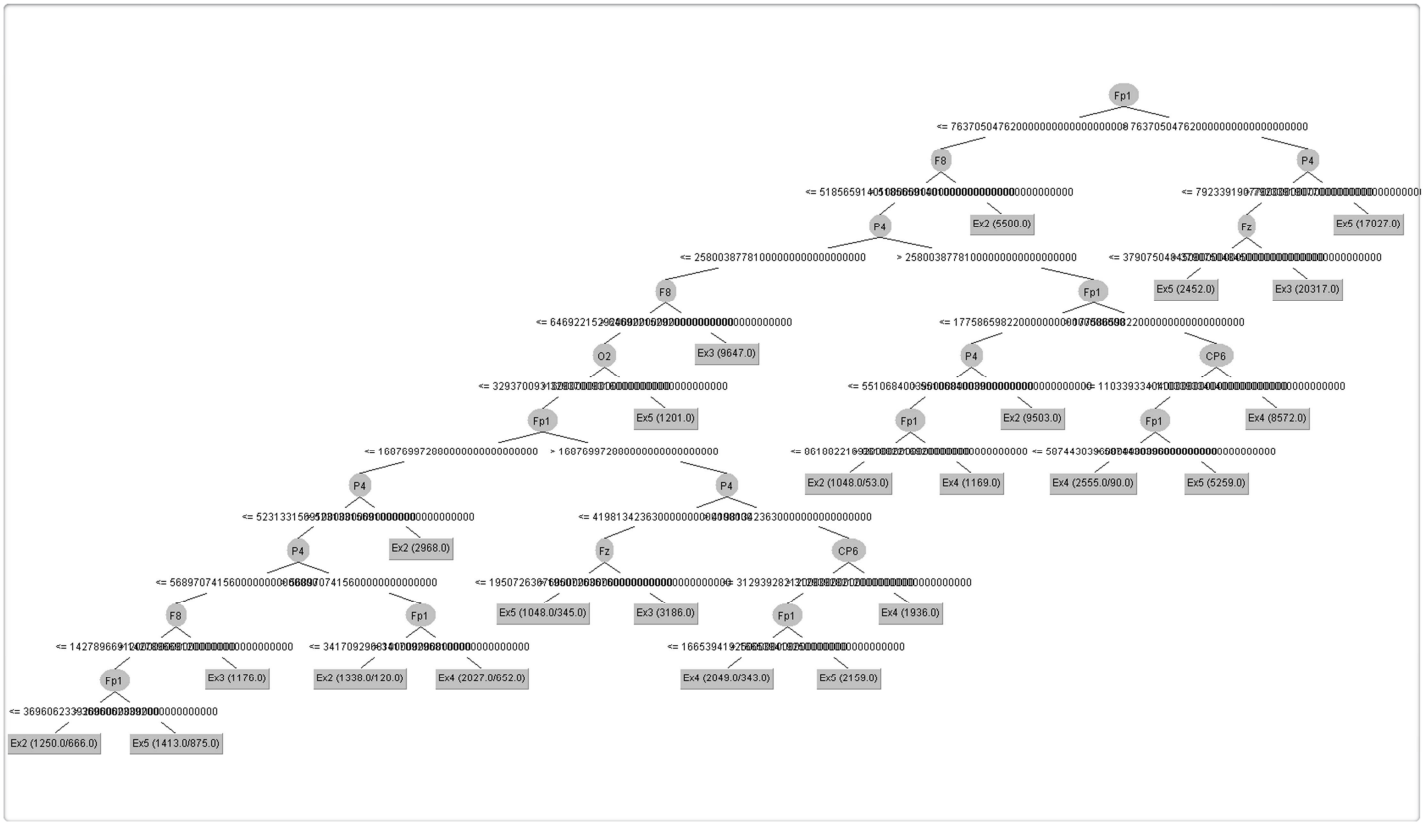
=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,999	0,000	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,998	Ex2
	0,999	0,000	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,998	Ex3
	1,000	0,001	1,000	1,000	1,000	0,999	1,000	1,000	Ex4
	0,999	0,000	1,000	0,999	1,000	0,999	1,000	0,999	Ex5
Weighted Avg.	1,000	0,000	1,000	1,000	1,000	0,999	1,000	0,999	

=== Confusion Matrix ===

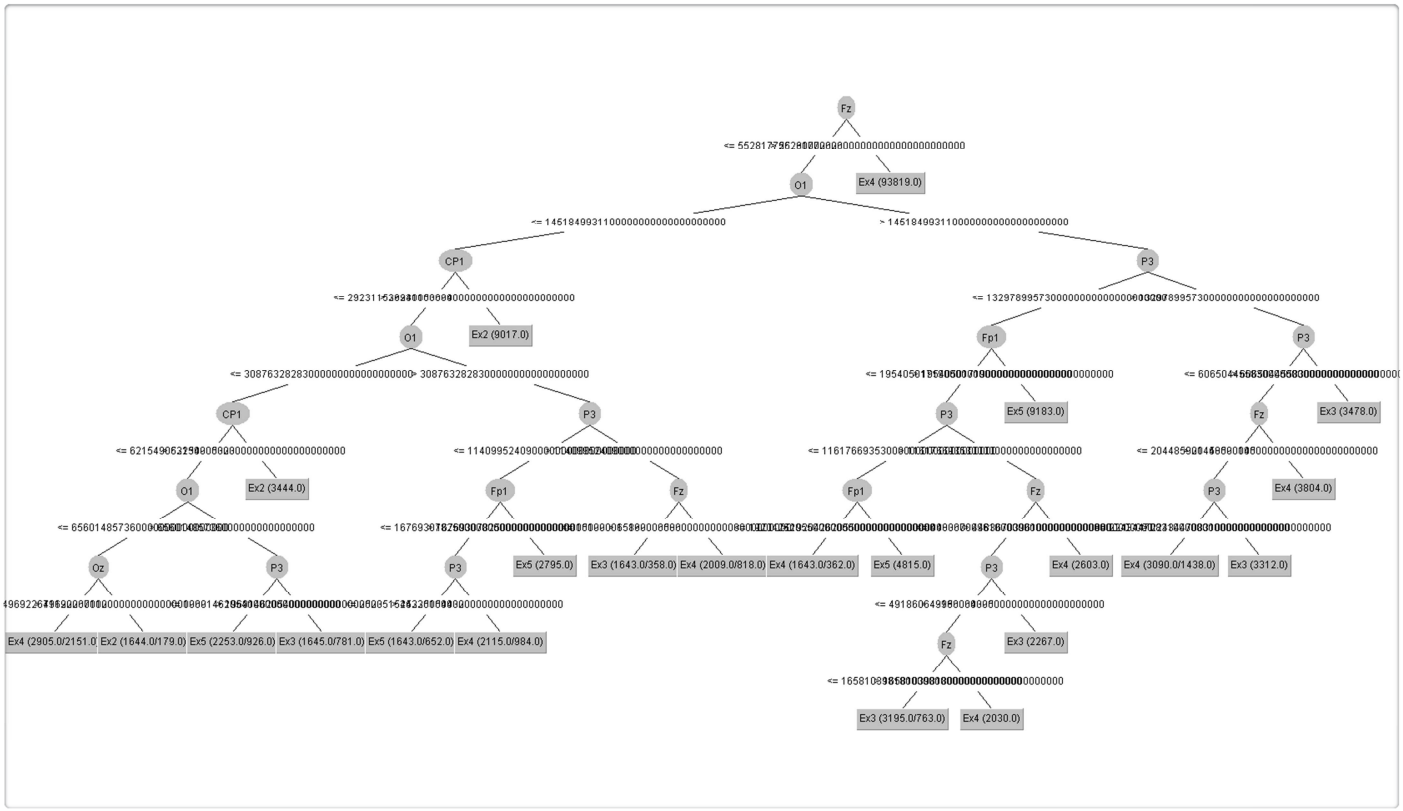
a	b	c	d	<-- classified as
20742	4	8	14	a = Ex2
3	25796	24	1	b = Ex3
14	15	158080	3	c = Ex4
8	2	15	44103	d = Ex5

Figura 66 - Pré-Teste MAU com 1% das instâncias no J48



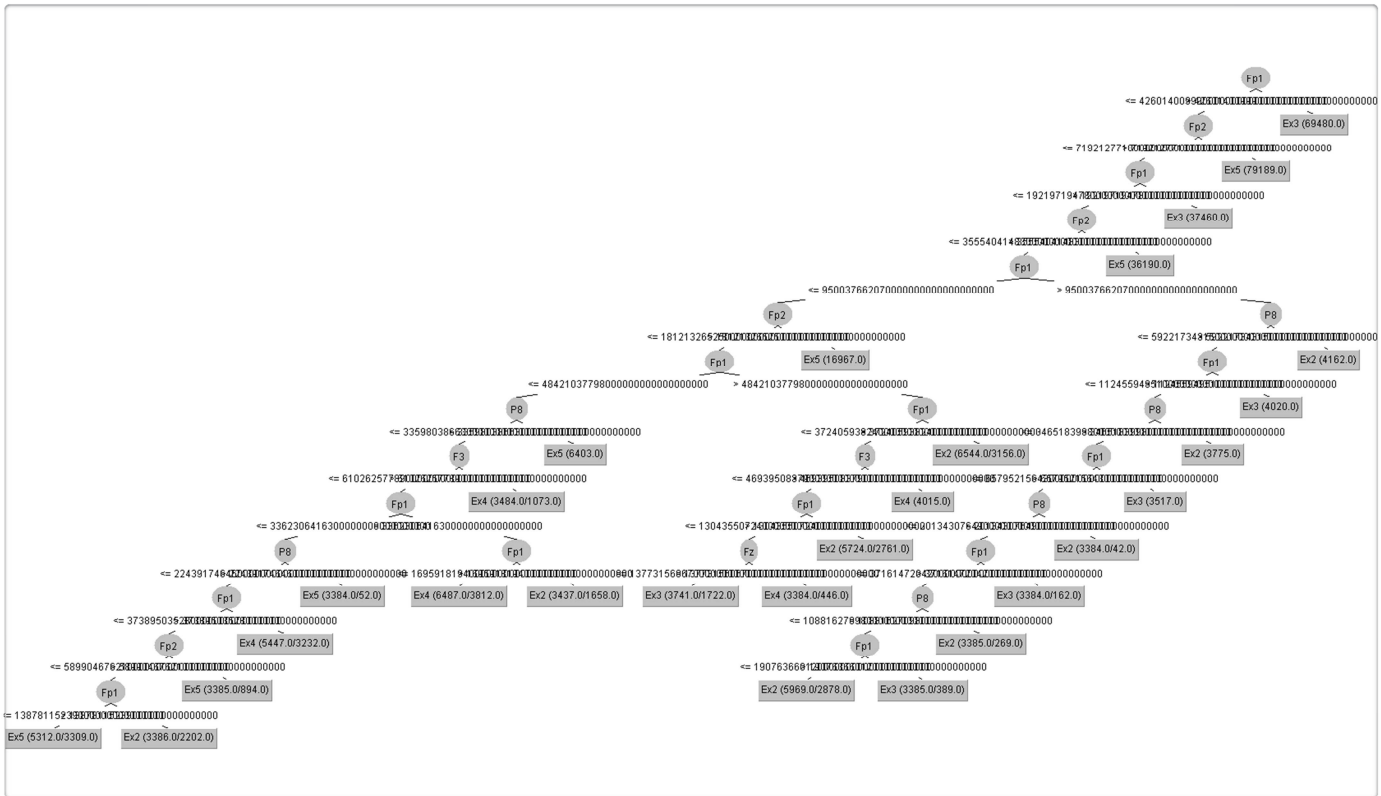
Fonte: Próprio autor.

Figura 67 - Pós-Teste MAU com 1% das instâncias no J48



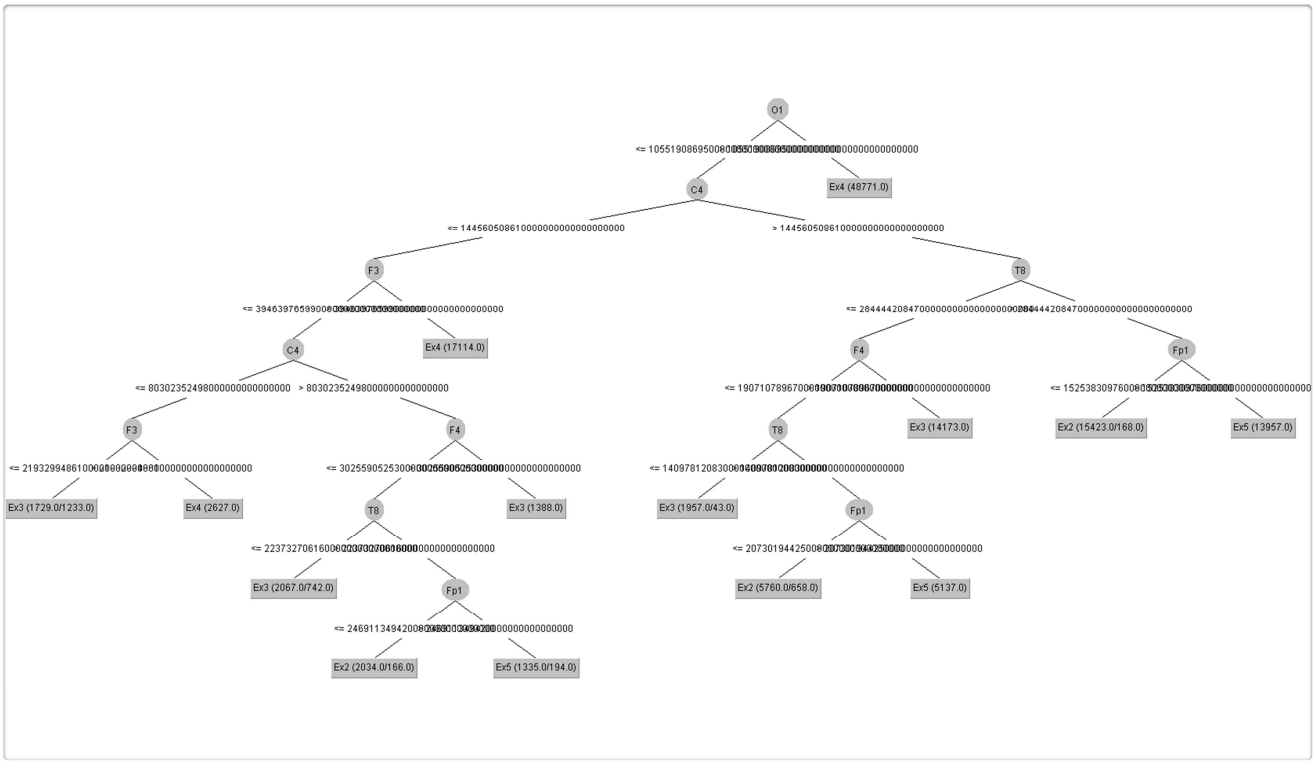
Fonte: Próprio autor.

Figura 68 - Pré-teste MAR com 1% das instâncias no J48



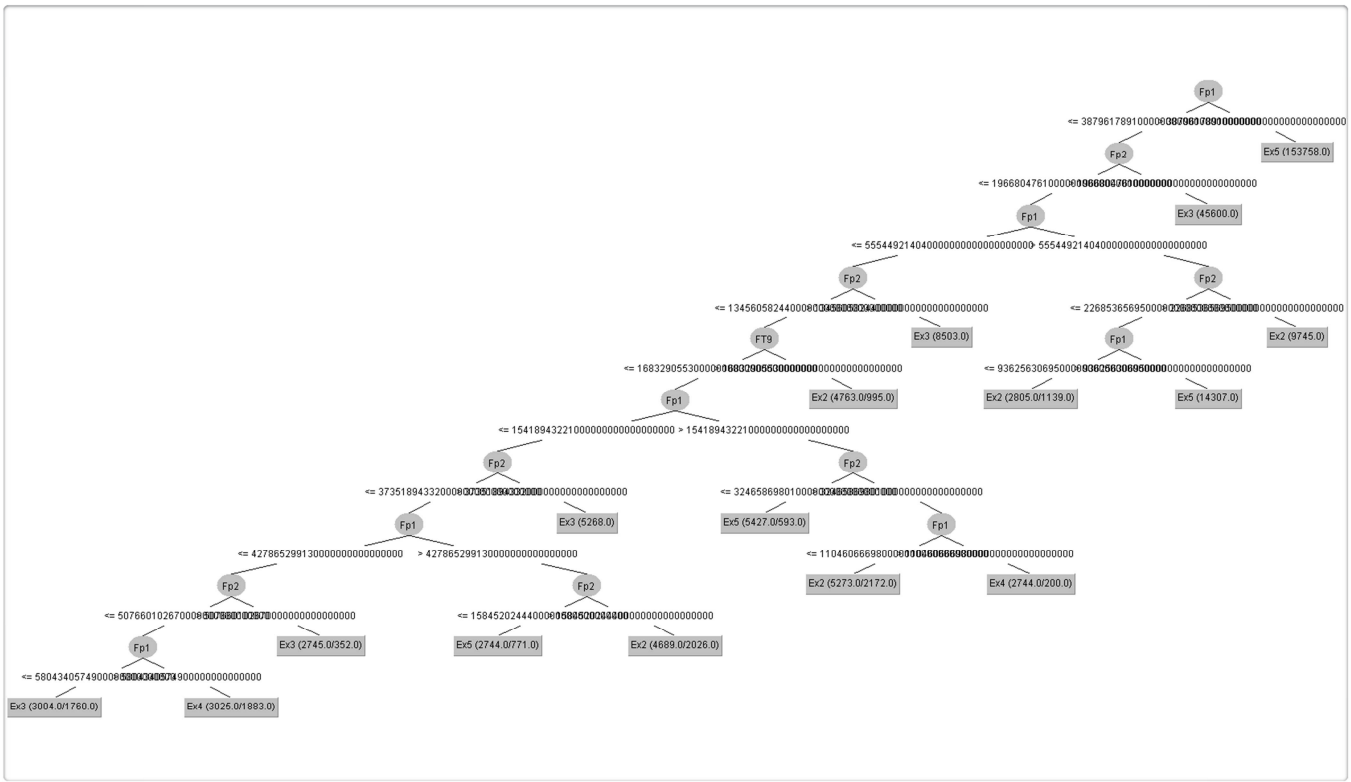
Fonte: Próprio autor.

Figura 69 - Pós-teste MAR com 1% das instâncias no J48



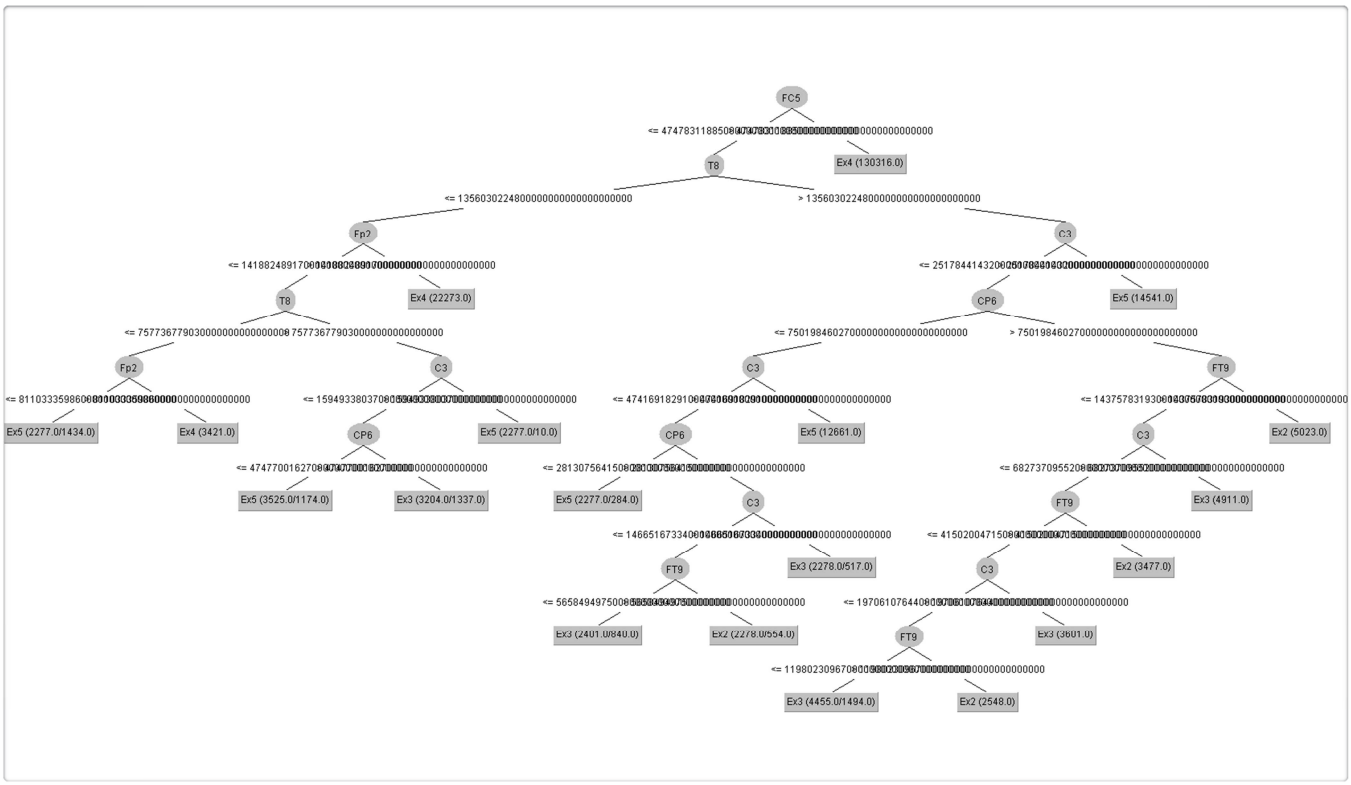
Fonte: Próprio autor.

Figura 70 - Pré-teste CAM com 1% das instâncias no J48



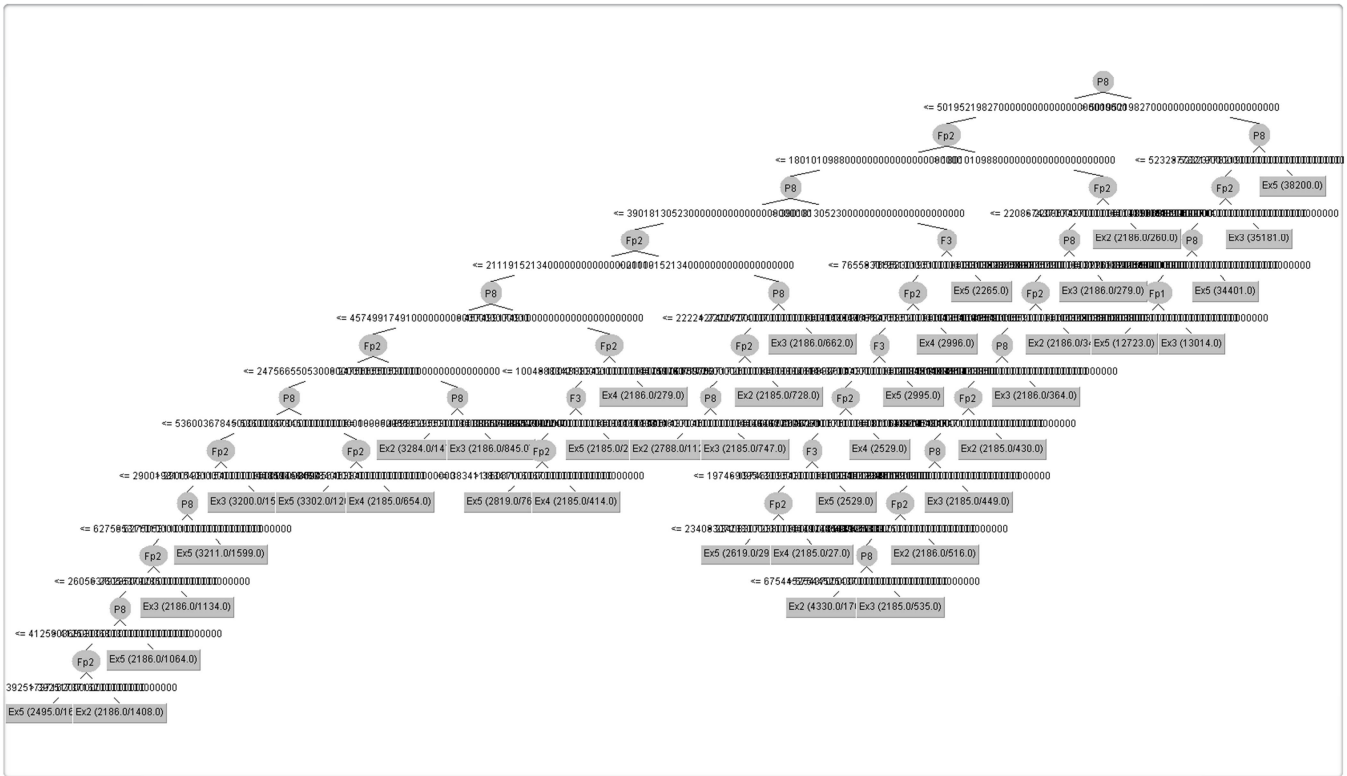
Fonte: Próprio autor.

Figura 71 - Pós-teste CAM com 1% das instâncias no J48



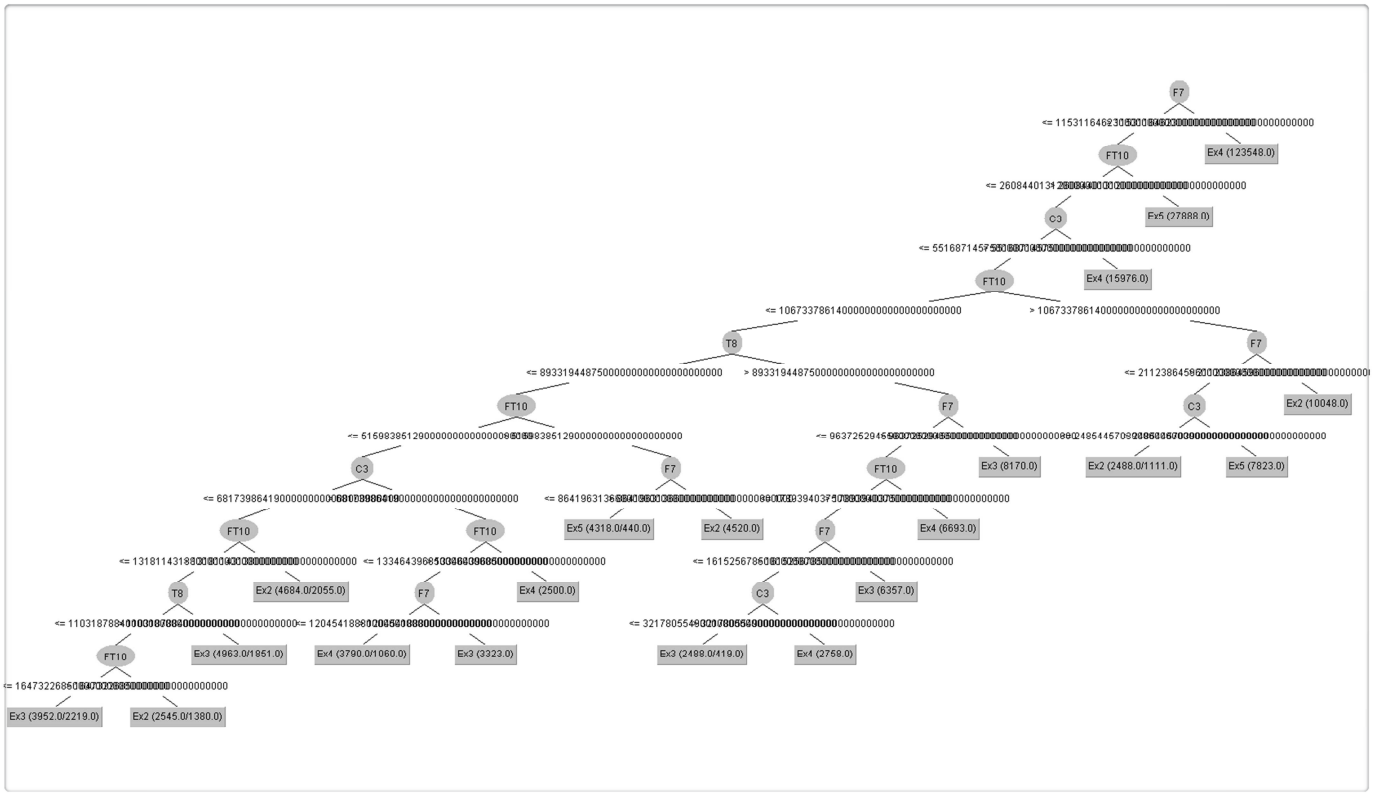
Fonte: Próprio autor.

Figura 72 - Pré-teste ALV com 1% das instâncias no J48



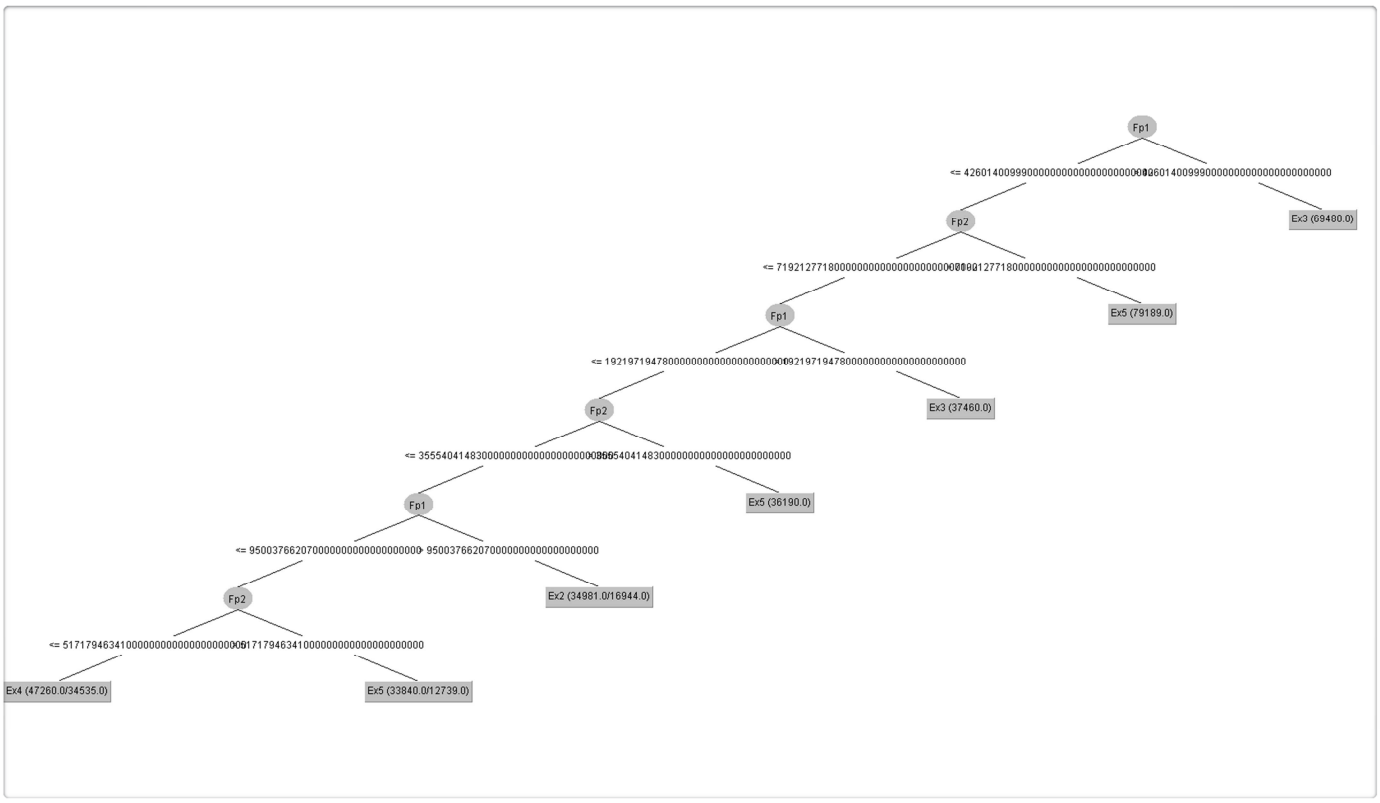
Fonte: Próprio autor.

Figura 73 - Pós-teste ALV com 1% das instâncias no J48



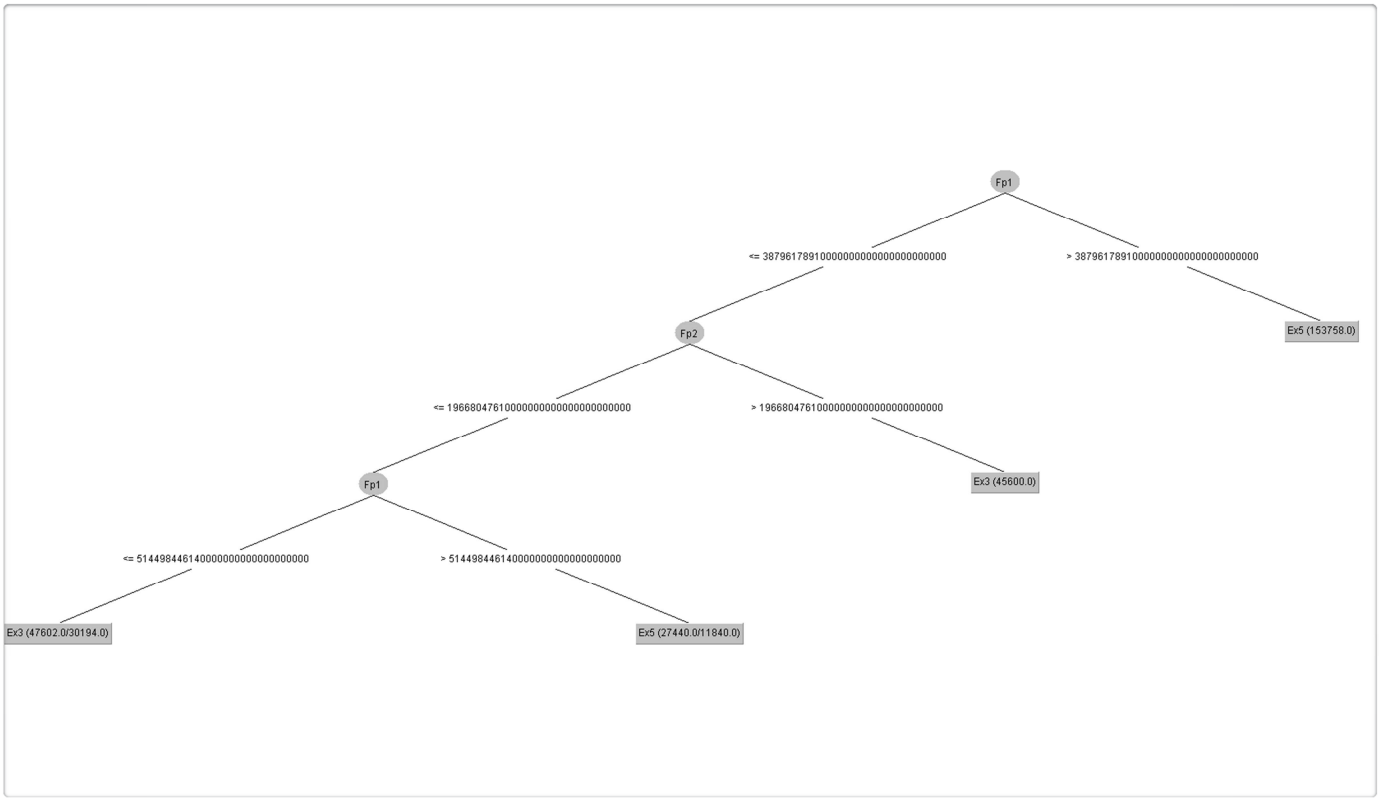
Fonte: Próprio autor.

Figura 74 - Pré-teste MAR com 10% das instâncias no J48



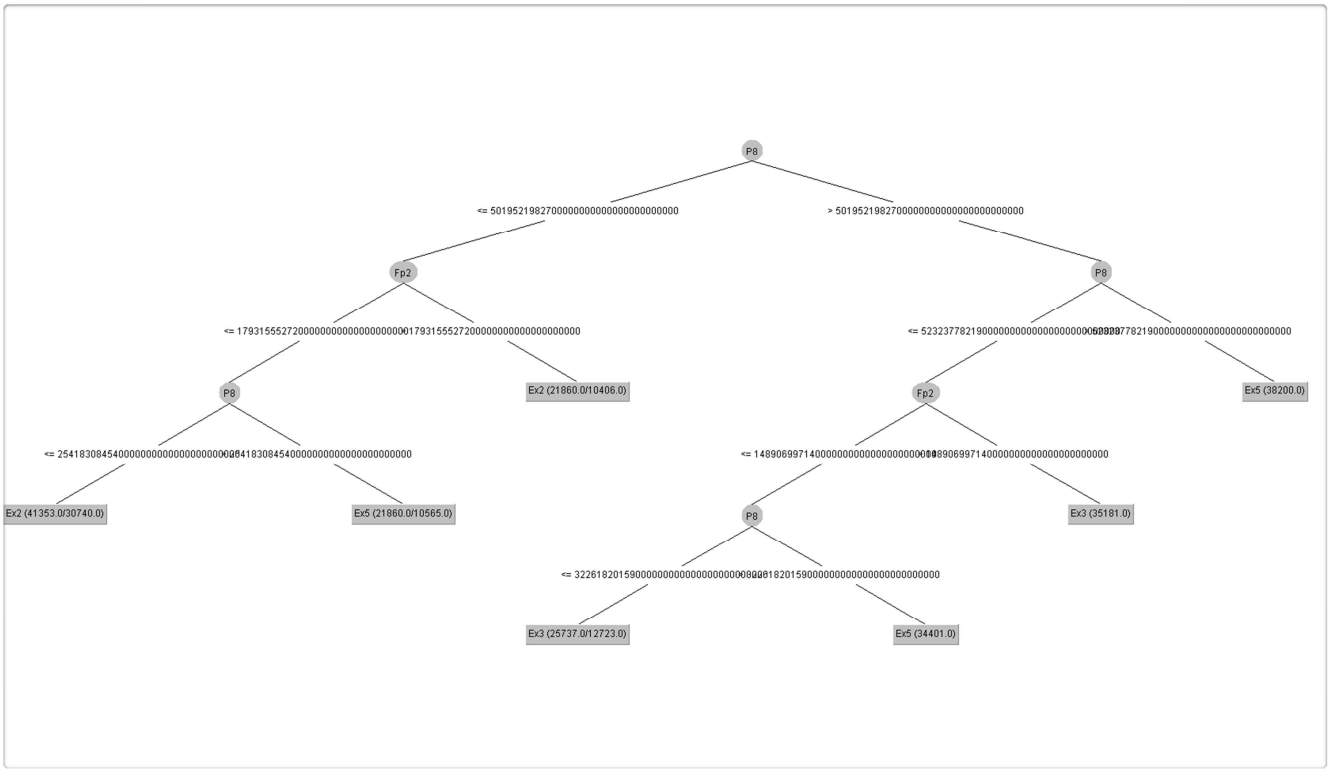
Fonte: Próprio autor.

Figura 75 - Pré-teste CAM com 10% das instâncias no J48



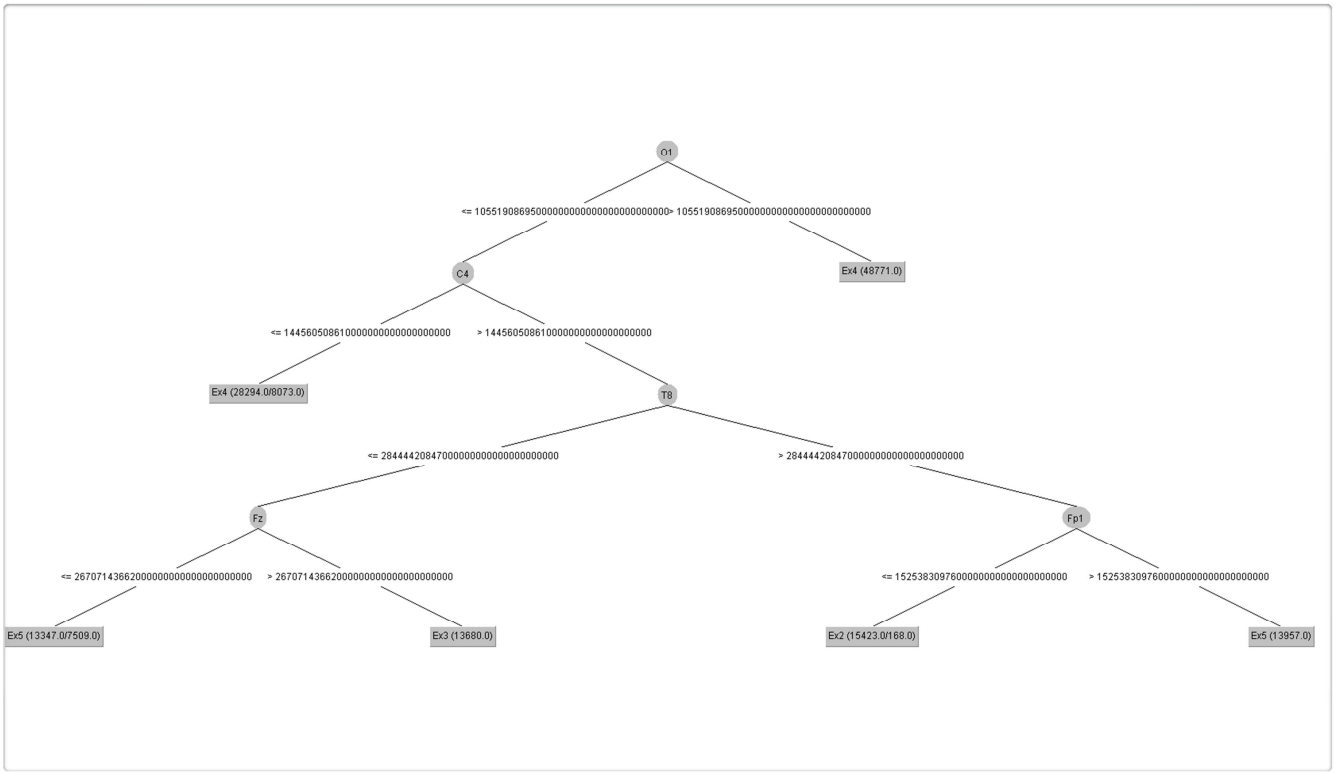
Fonte: Próprio autor.

Figura 76 - Pré-teste ALV com 10% das instâncias no J48



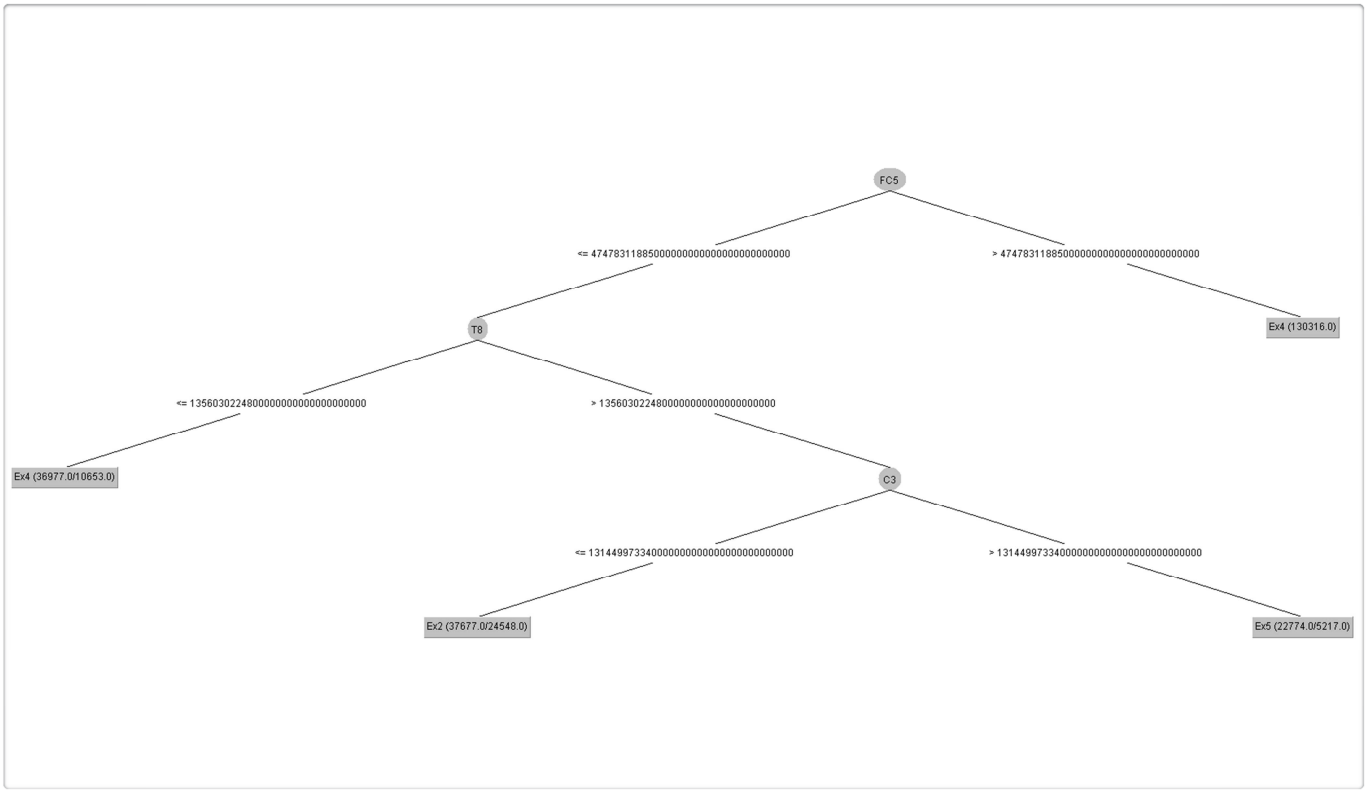
Fonte: Próprio autor.

Figura 77 - Pós-teste MAR com 10% das instâncias no J48



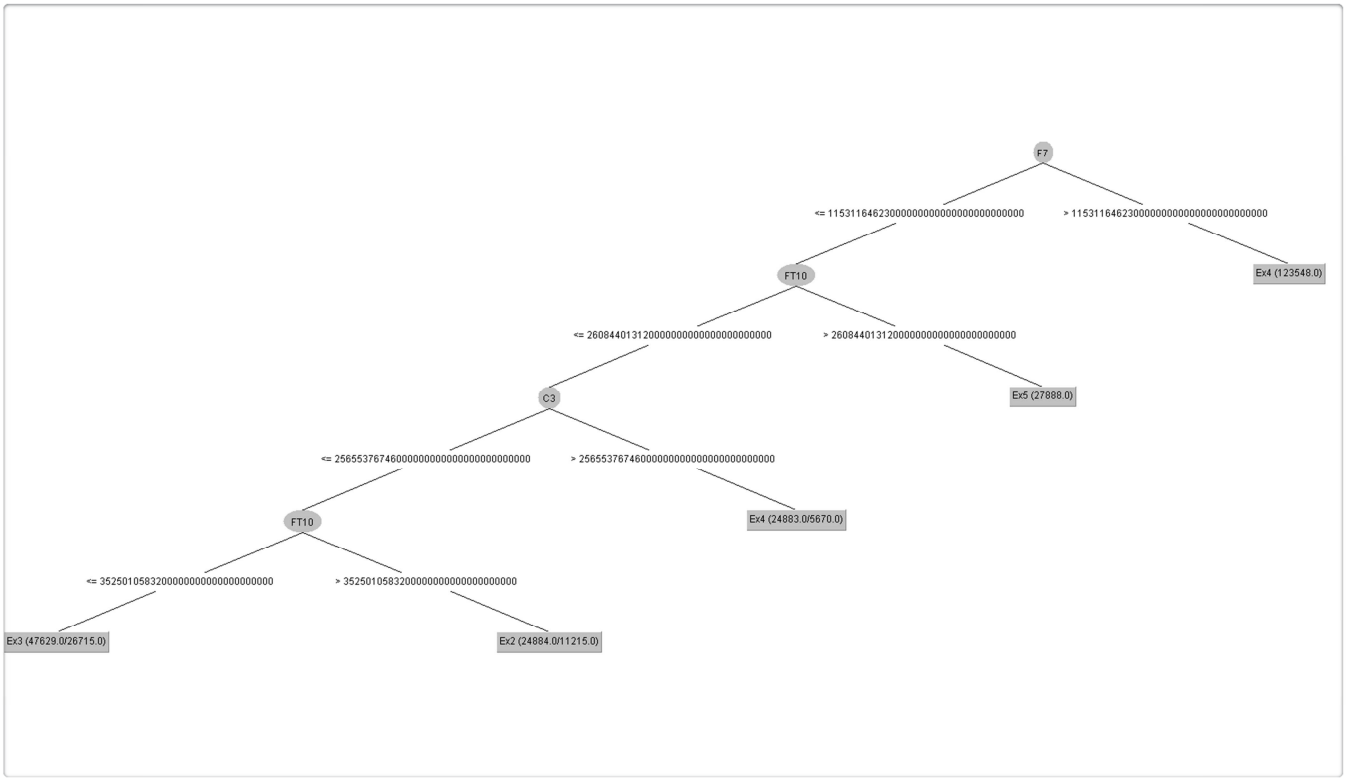
Fonte: Próprio autor.

Figura 78 - Pós-teste CAM com 10% das instâncias no J48



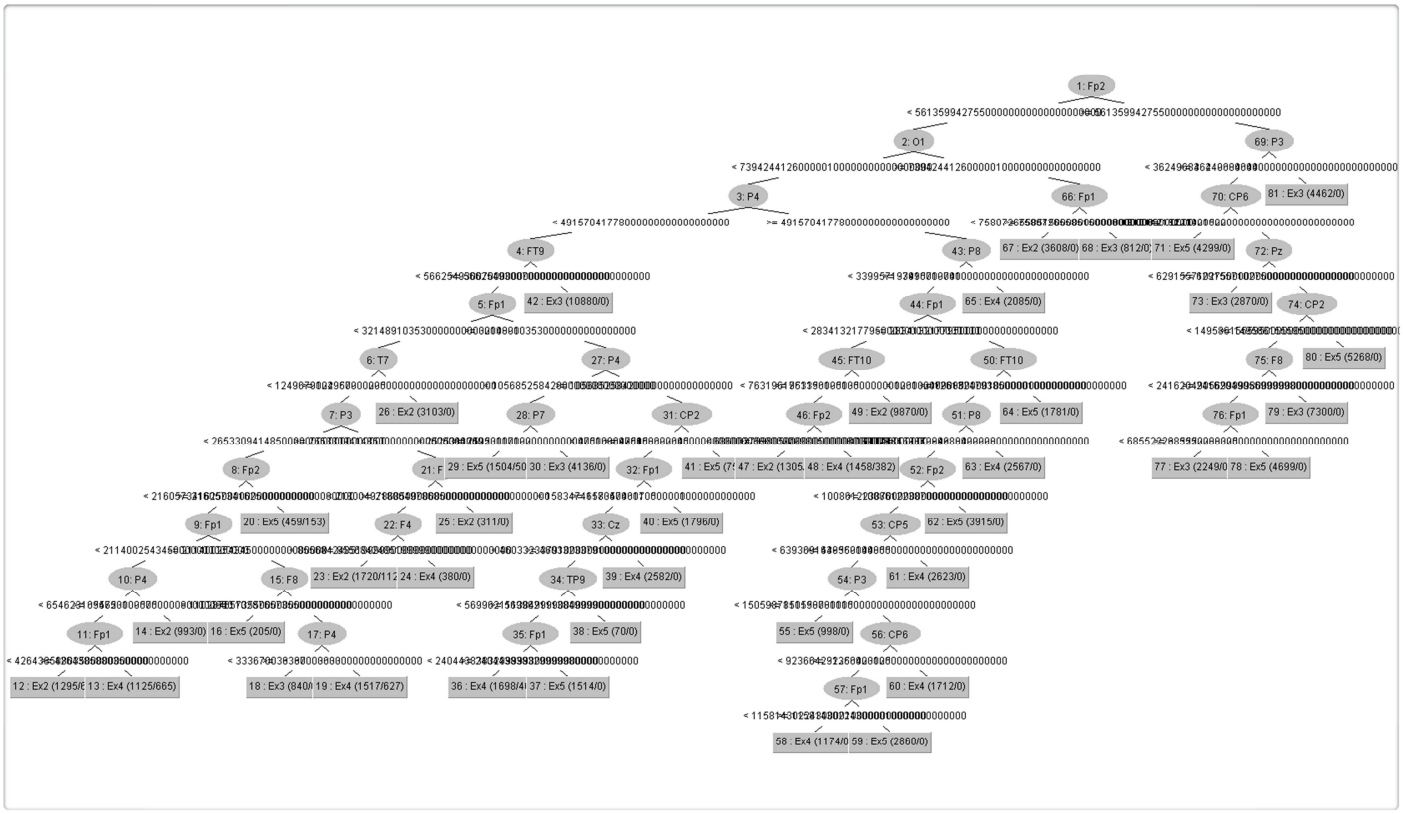
Fonte: Próprio autor.

Figura 79 - Pós-teste ALV com 10% de instâncias no J48



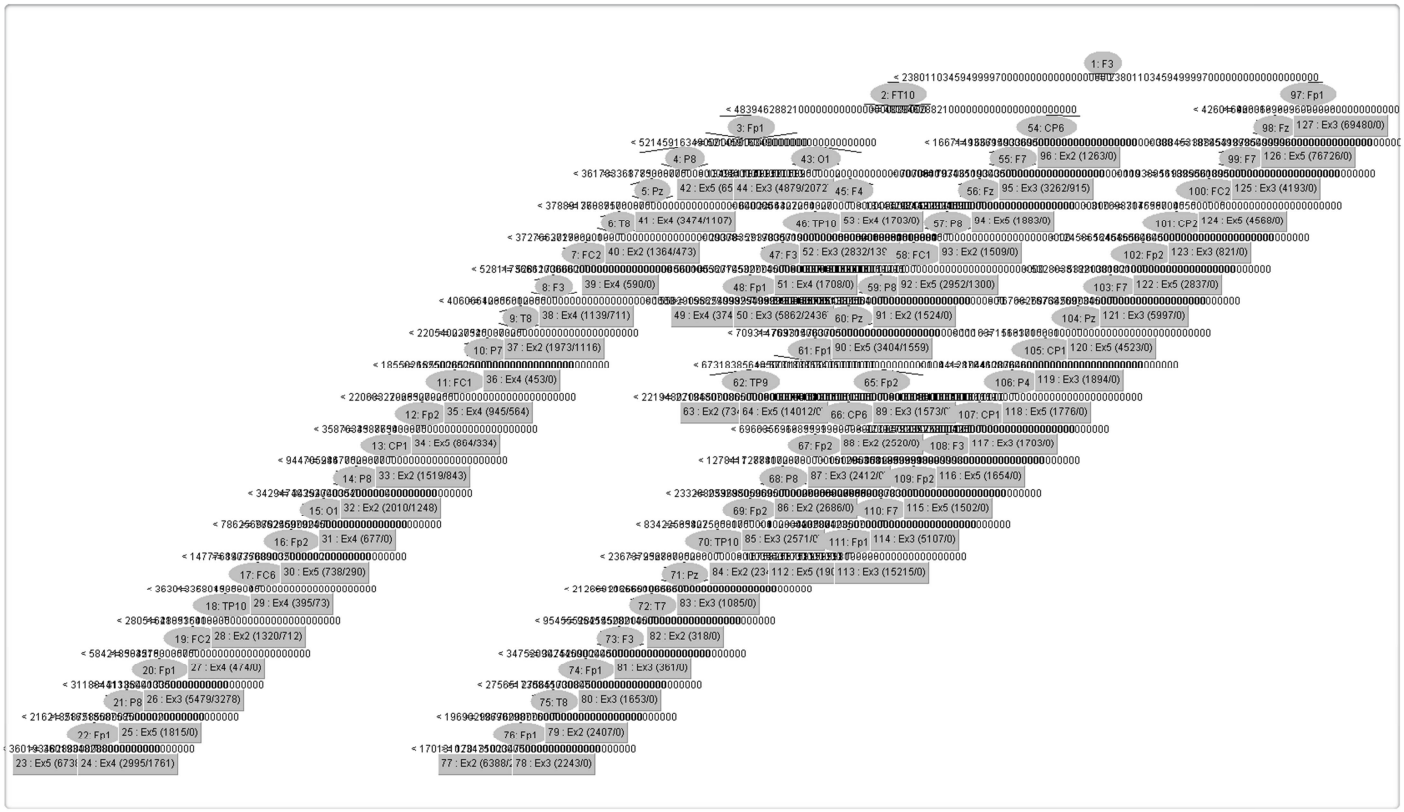
Fonte: Próprio autor.

Figura 80 - Pré-teste MAU com 1% de instâncias no RT



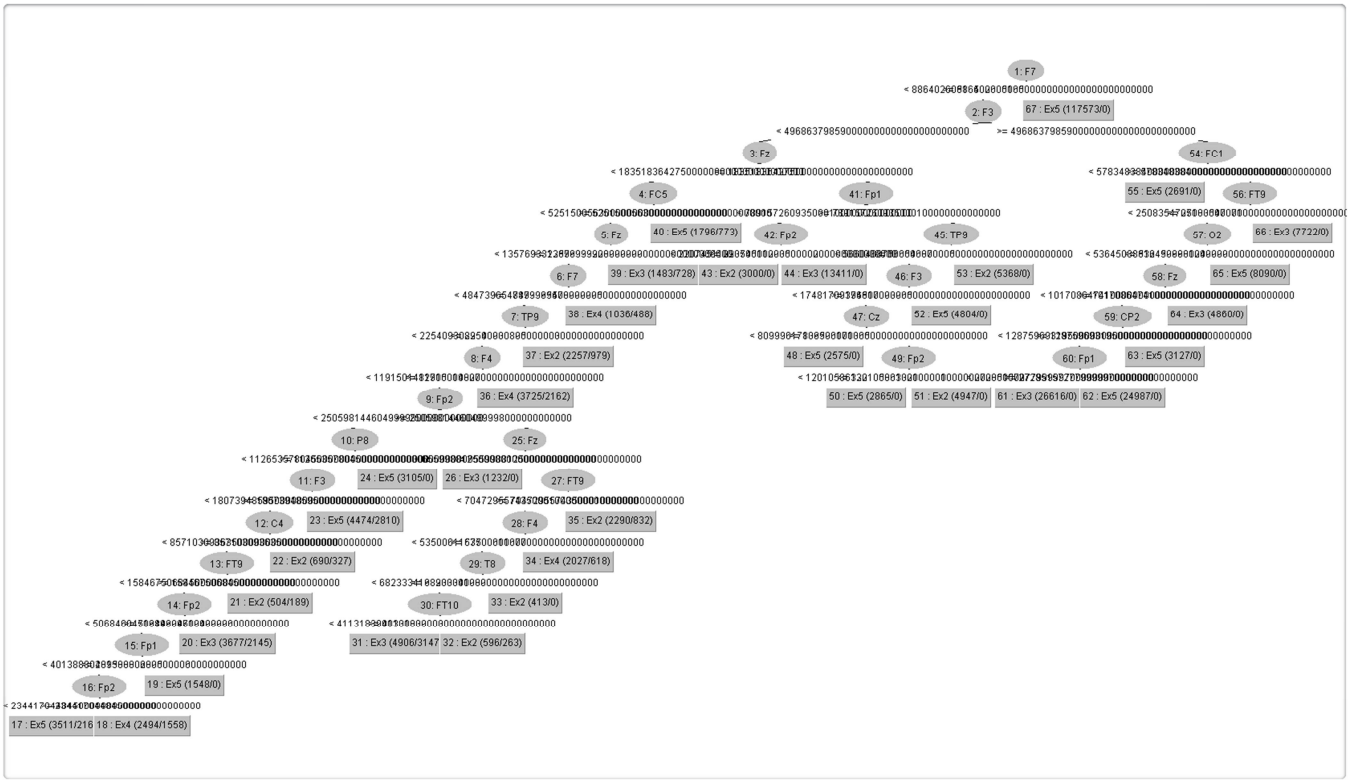
Fonte: Próprio autor.

Figura 81 - Pré-teste MAR com 1% das instâncias no RT



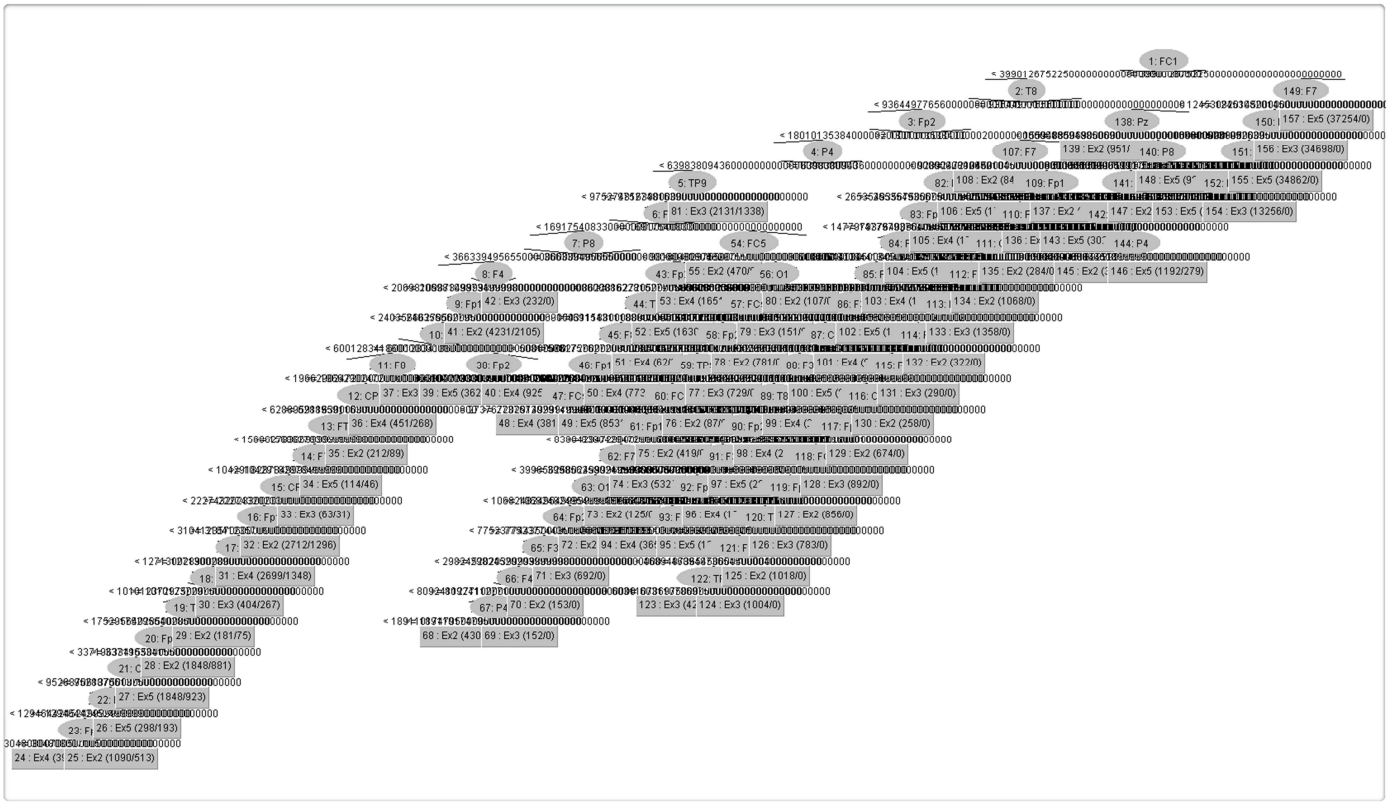
Fonte: Próprio autor.

Figura 82 - Pré-teste CAM com 1% de instâncias no RT



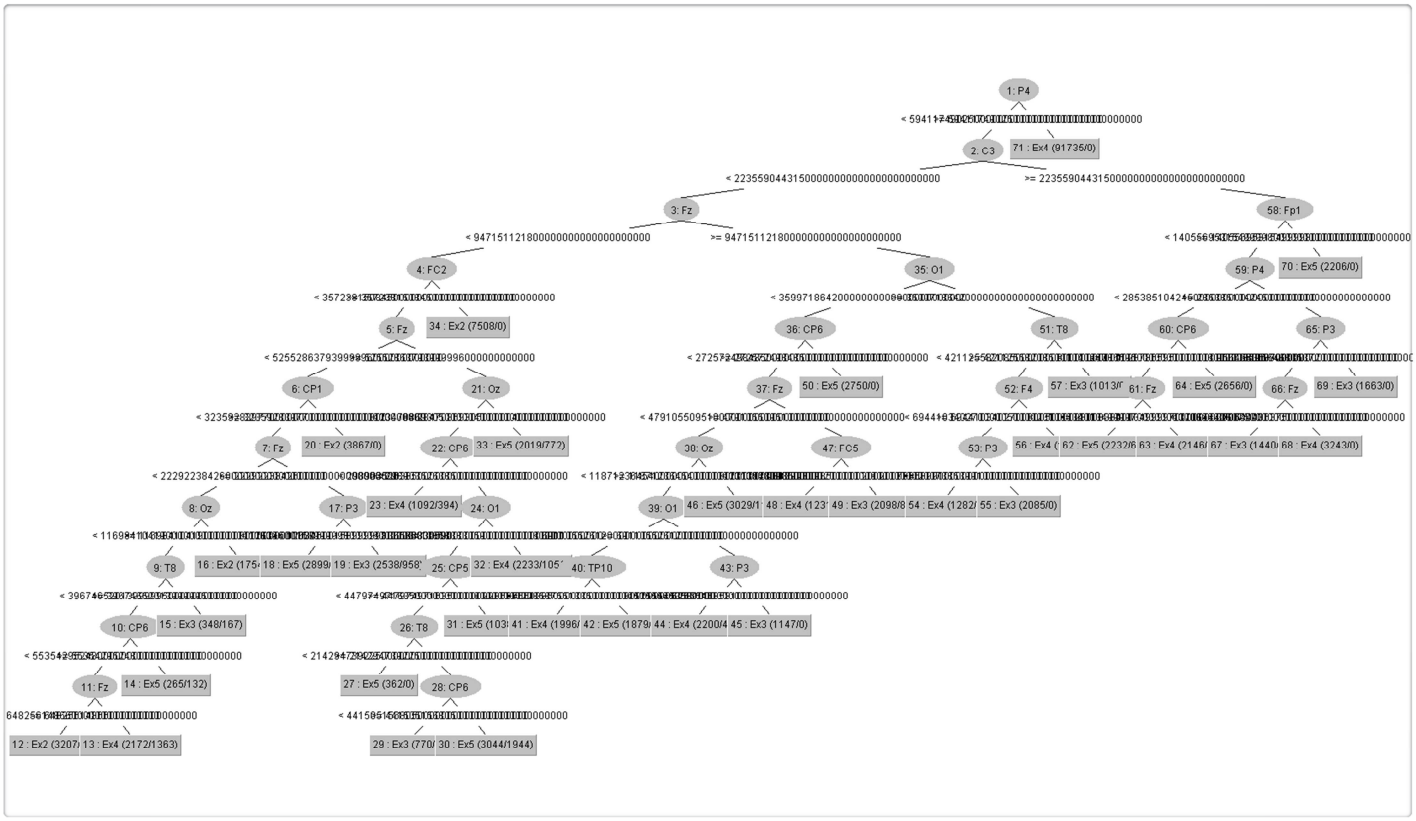
Fonte: Próprio autor.

Figura 83 - Pré-teste ALV com 1% das instâncias no RT



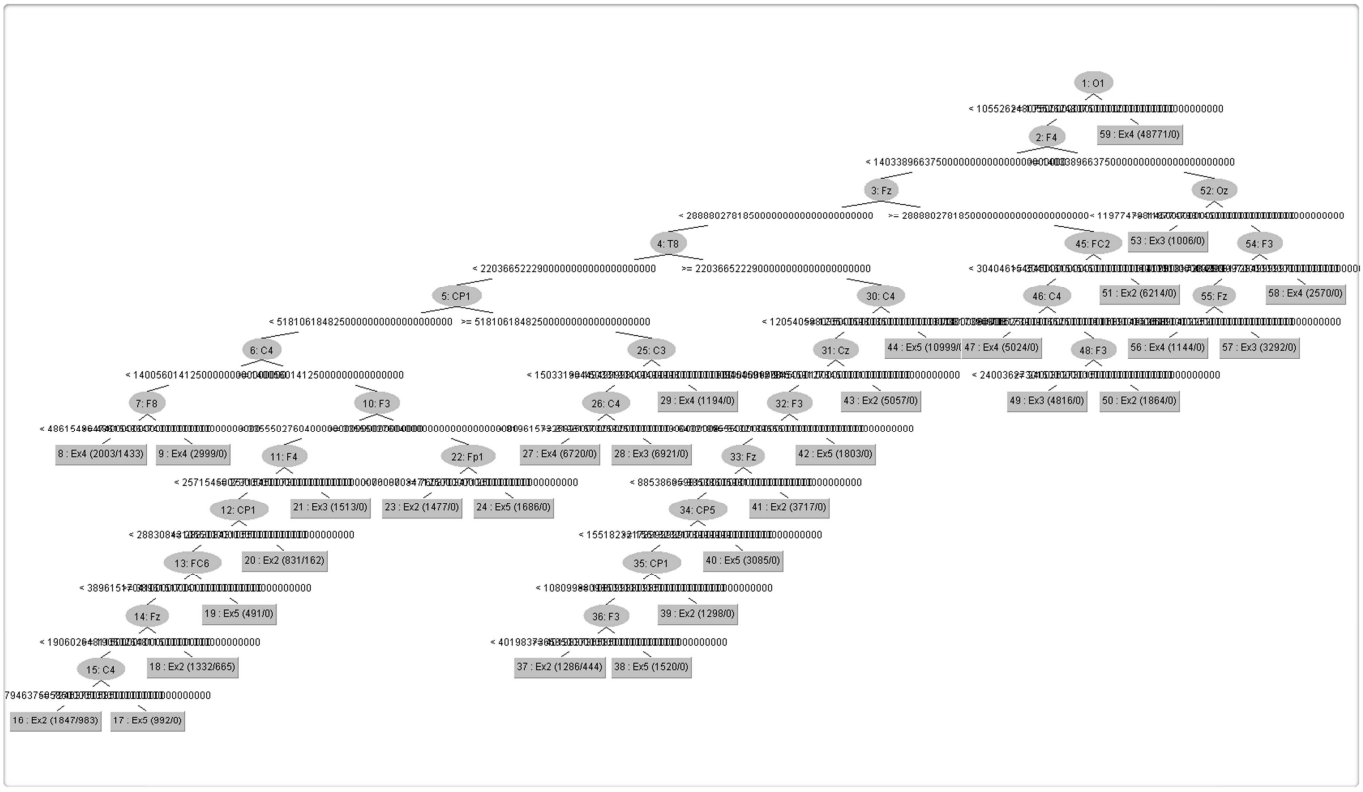
Fonte: Próprio autor.

Figura 84 - Pós-teste MAU com 1% das instâncias no RT



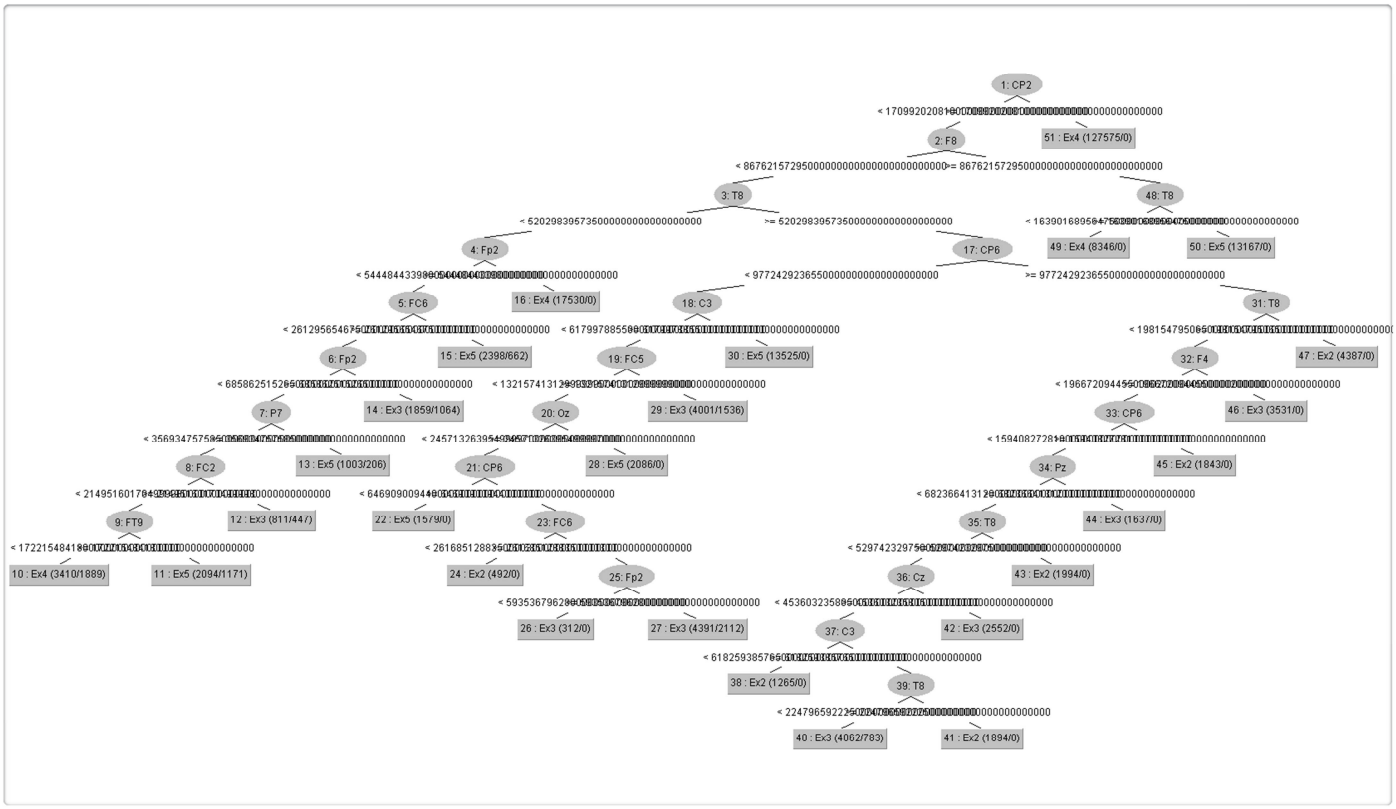
Fonte: Próprio autor.

Figura 85 - Pós-teste MAR com 1% das instâncias no RT



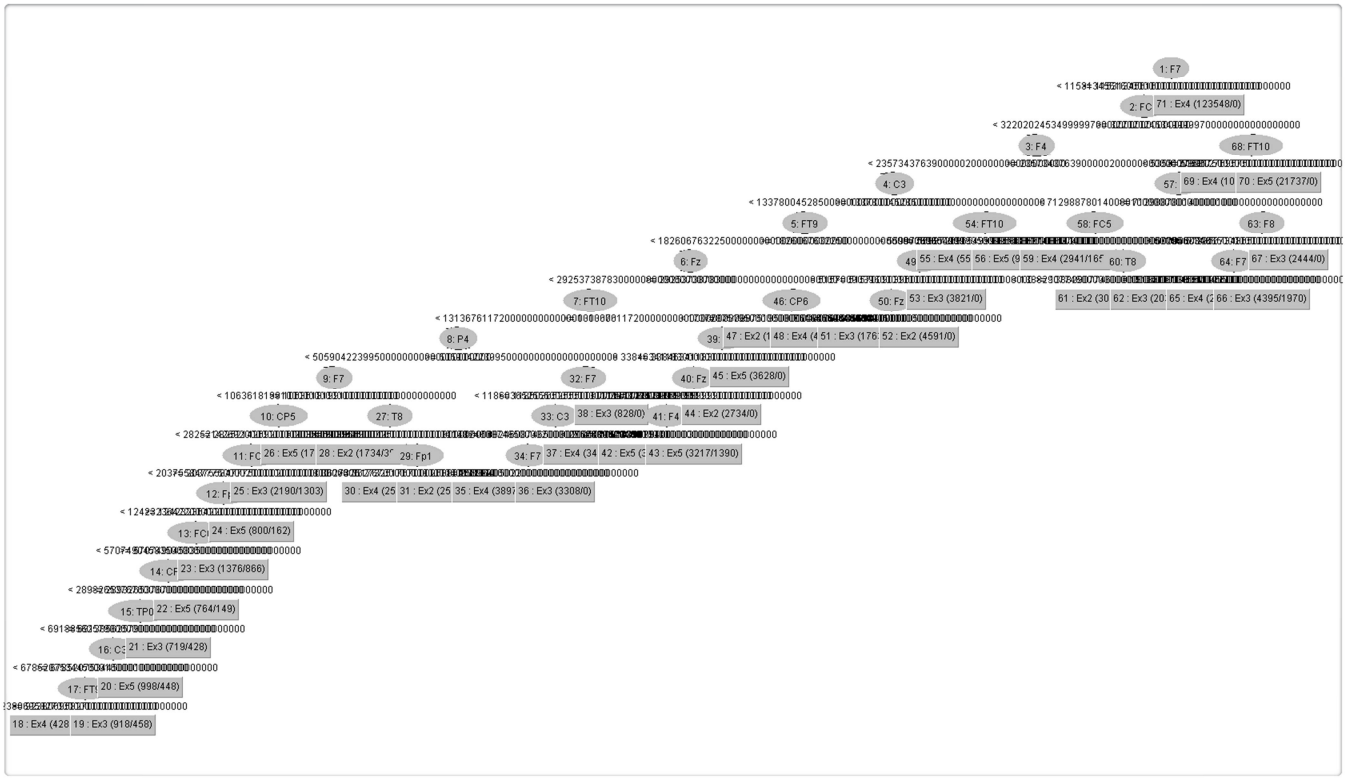
Fonte: Próprio autor.

Figura 86 - Pós-teste CAM com 1% das instâncias no RT



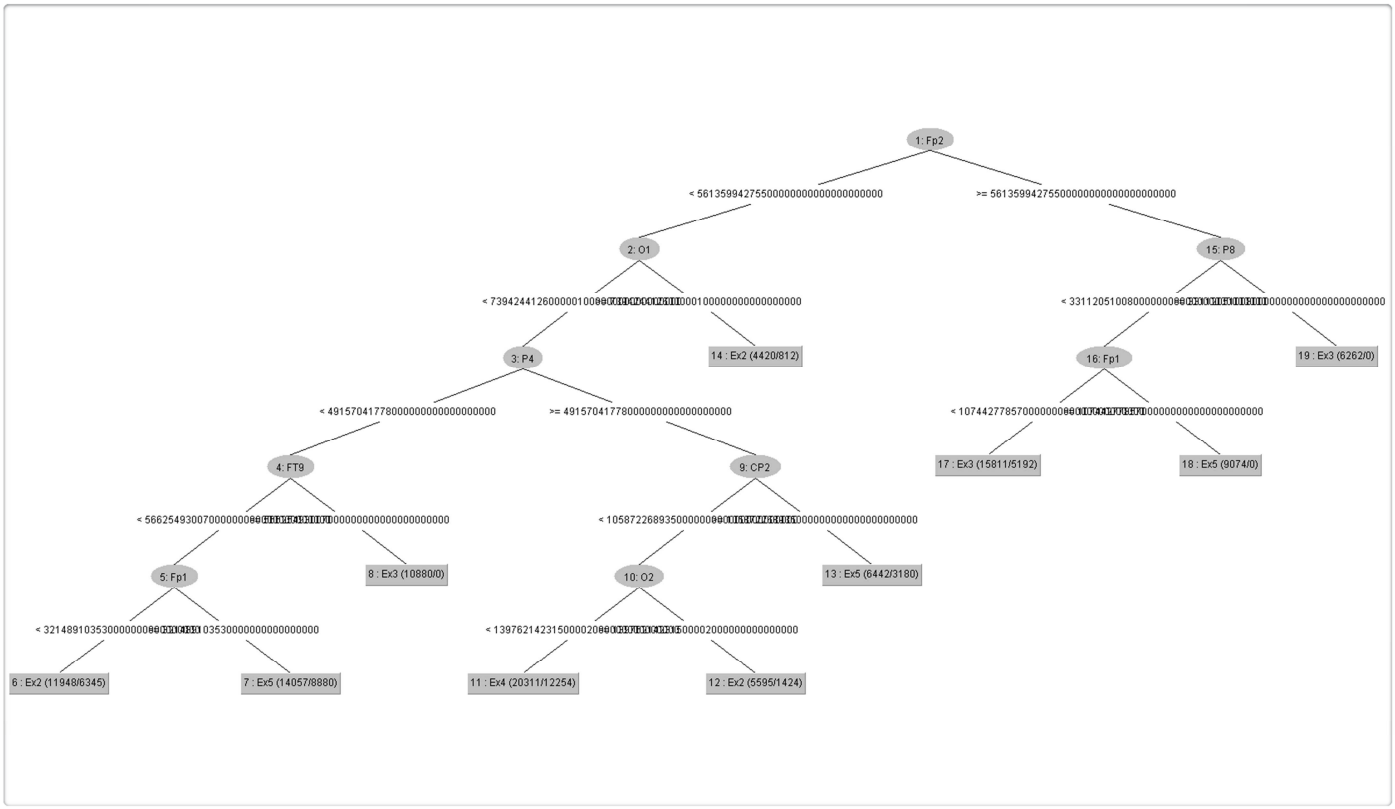
Fonte: Próprio autor.

Figura 87 - Pós-teste ALV com 1% das instâncias no RT



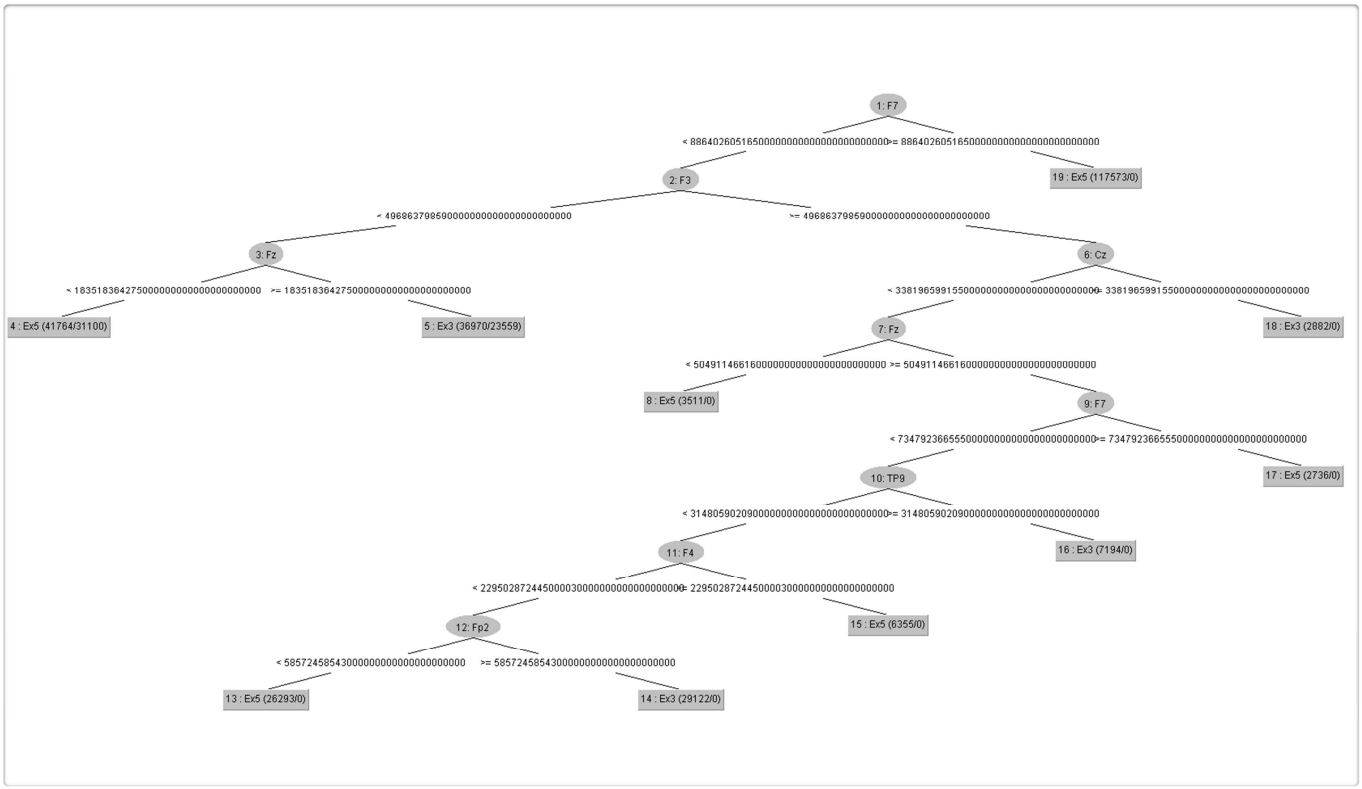
Fonte: Próprio autor.

Figura 88 - Pré-teste MAU com 10% das instâncias no RT



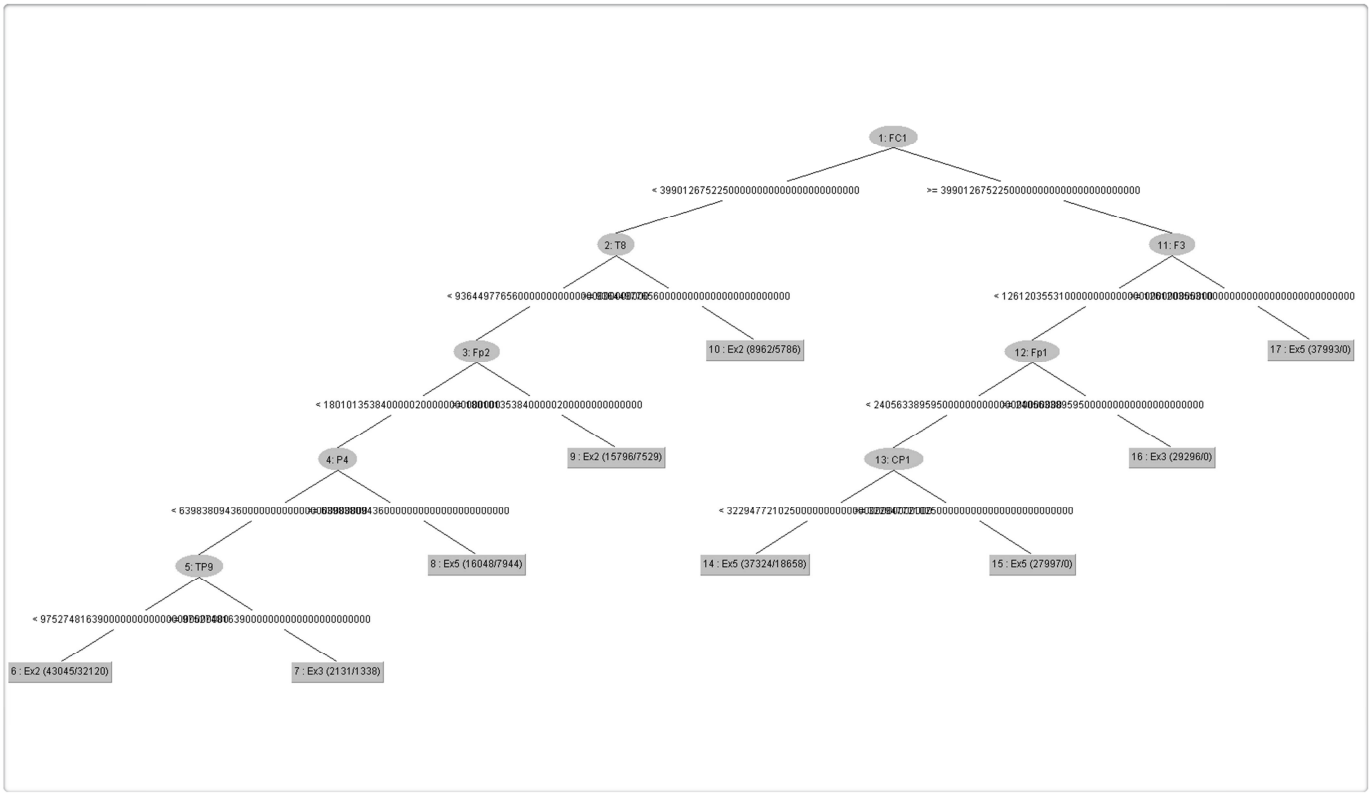
Fonte: Próprio autor.

Figura 89 - Pré-teste CAM com 10% de instâncias no RT



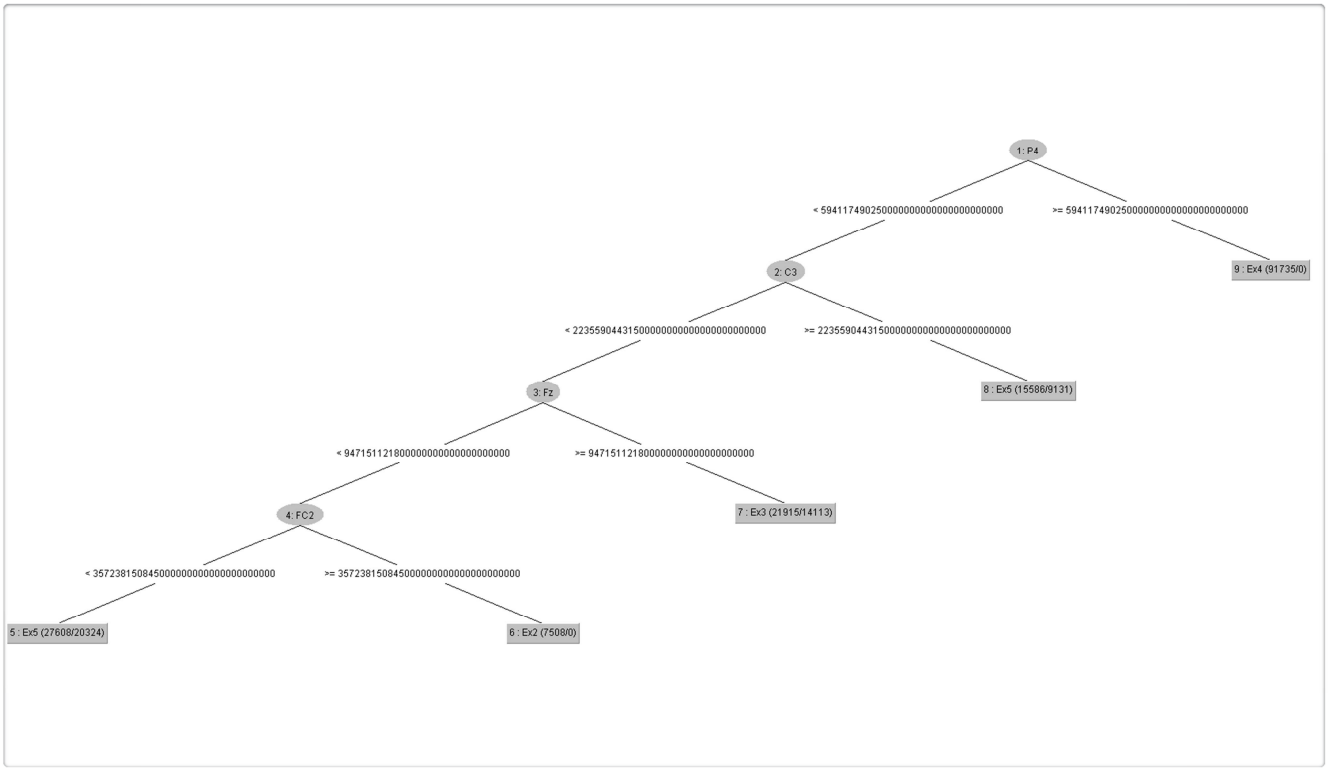
Fonte: Próprio autor.

Figura 90 - Pré-teste ALV com 10% das instâncias no RT



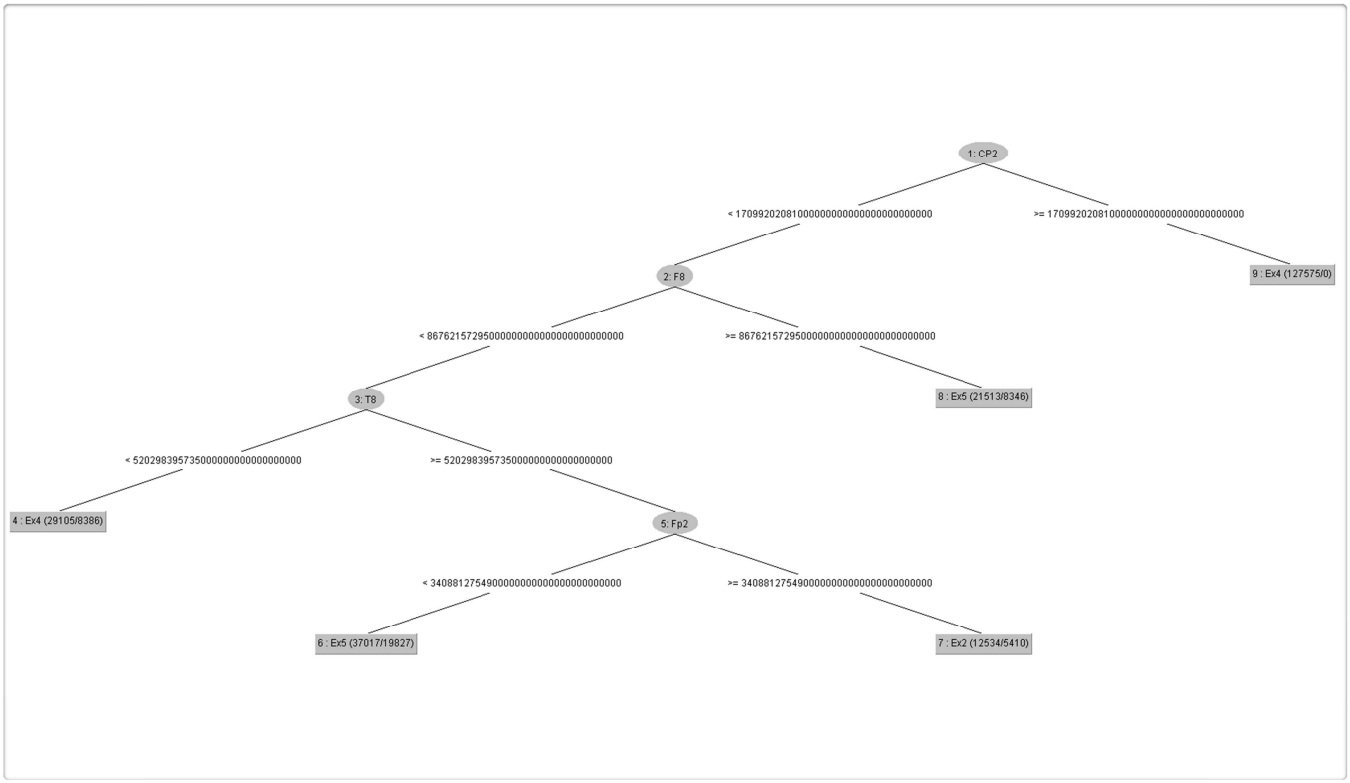
Fonte: Próprio autor.

Figura 91 - Pós-teste MAU com 10% de instâncias no RT



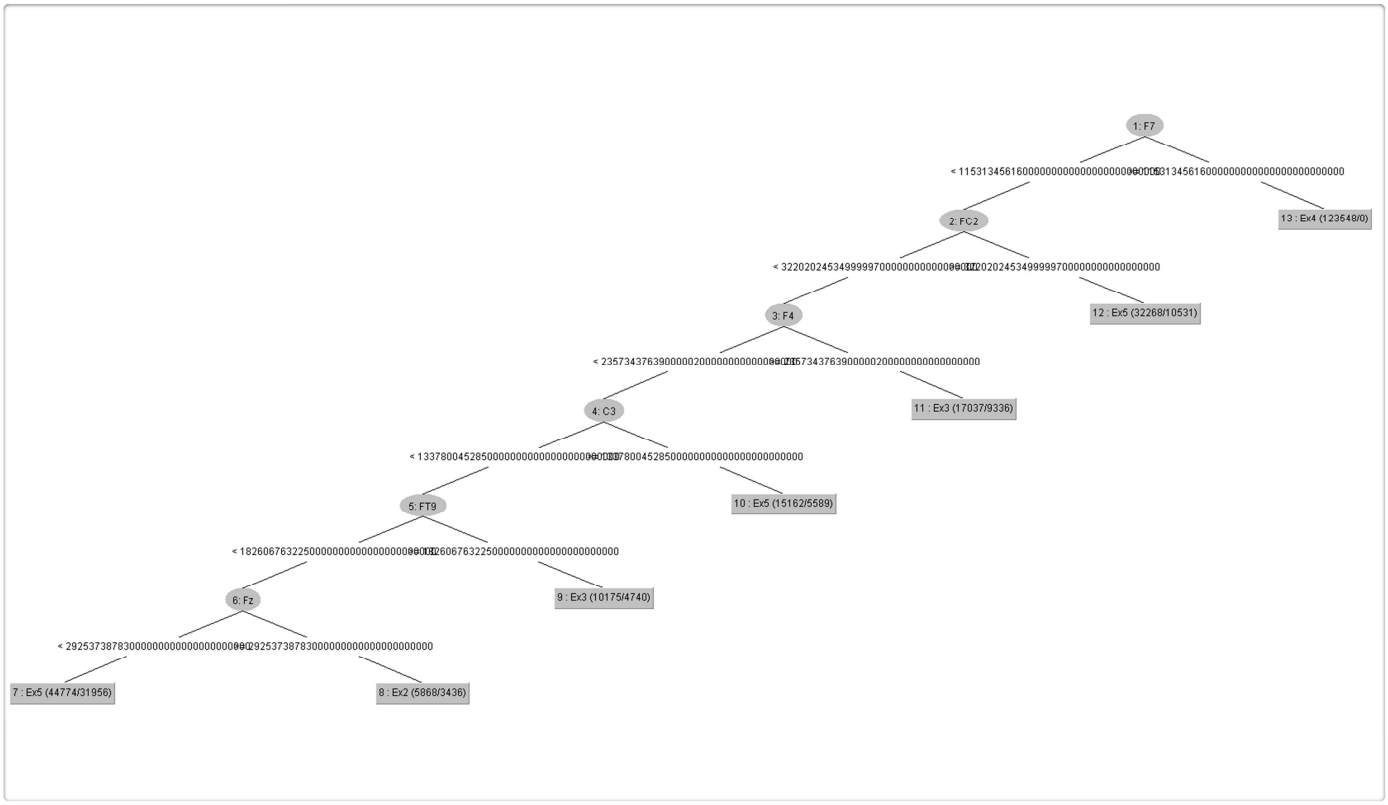
Fonte: Próprio autor.

Figura 92 - Pós-teste CAM com 10% das instâncias no RT



Fonte: Próprio autor.

Figura 93 - Pós-teste ALV com 10% das instâncias no RT



Fonte: Próprio autor.