



UNIVERSIDADE FEDERAL DO AMAZONAS
FACULDADE DE TECNOLOGIA
COORDENAÇÃO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE MODULAÇÕES DIGITAIS
UTILIZANDO RÁDIO DEFINIDO POR SOFTWARE E APRENDIZADO DE
MÁQUINA

Rafael Santos Furtado

Monografia de Graduação apresentada a
Coordenação de Graduação em Engenharia
Elétrica, da Universidade Federal do
Amazonas, como parte dos requisitos
necessários à obtenção do título de
Engenheiro em Engenharia Elétrica.

Orientador: Waldir Sabino da Silva Júnior

Manaus
Junho de 2022

RAFAEL SANTOS FURTADO

CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE MODULAÇÕES DIGITAIS UTILIZANDO RÁDIO
DEFINIDO POR SOFTWARE E APRENDIZADO DE MÁQUINA

Monografia de graduação apresentada à Coordenação de graduação em Engenharia Elétrica, da Universidade Federal do Amazonas, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Engenheiro em Engenharia Elétrica.

Orientador: Waldir Sabino da Silva Júnior

MANAUS-AM
JUNHO DE 2022

Ficha Catalográfica

Ficha catalográfica elaborada automaticamente de acordo com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

F992c Furtado, Rafael Santos
Classificação automática de modulações digitais utilizando rádio definido por software e aprendizado de máquina / Rafael Santos Furtado . 2022
56 f.: il. color; 31 cm.

Orientador: Waldir Sabino da Silva Júnior
TCC de Graduação (Engenharia Elétrica - Telecomunicações) -
Universidade Federal do Amazonas.

1. Modulação digital. 2. Classificação automática de modulações.
3. Aprendizado de máquina. 4. Rádio definido por software. I. Silva Júnior, Waldir Sabino da. II. Universidade Federal do Amazonas III. Título

CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE MODULAÇÕES DIGITAIS
UTILIZANDO RÁDIO DEFINIDO POR SOFTWARE E APRENDIZADO DE
MÁQUINA

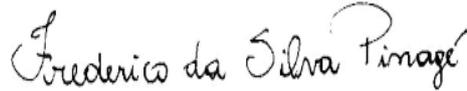
Rafael Santos Furtado

MONOGRAFIA SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DA COORDENAÇÃO
DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA DA UNIVERSIDADE
FEDERAL DO AMAZONAS COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS
PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE ENGENHEIRO EM ENGENHARIA
ELÉTRICA.

Aprovada por:



Prof. Waldir Sabino da Silva Júnior, D.Sc.



Prof. Frederico da Silva Pinagé, D.Sc.



Prof. Thiago Brito Bezerra, D.Sc.

MANAUS, AM – BRASIL

JUNHO DE 2022

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus pelo dom da vida, por ter me dado forças para alcançar meus objetivos e motivação para nunca desistir. Agradeço aos meus pais, Patrícia e Laurimar, pelo apoio incondicional em todas as minhas escolhas e por todo sacrifício feito para me prover uma boa educação.

Agradeço aos amigos e colegas da UFAM que estiveram comigo ao longo dessa jornada, Abdel Fadyl, David Modesto, João Victor, Jones Castro, Luiz Felipe, Lucas Tribuzy, Gabriel Aquino, Yago Deleon e Yasmim Torres. Muito obrigado pelo companheirismo e apoio.

Agradeço ao meu orientador, Professor Dr. Waldir Sabino, pela disposição, paciência, ensinamentos e suporte que foram fundamentais para a realização deste trabalho juntamente aos conselhos que levarei além da graduação.

Por último agradeço a UFAM por ter se tornado minha segunda casa durante esta graduação, muito obrigado.

*"All that is not perfect down to the
smallest detail is doomed to perish."*

Gustav Mahler

Resumo da Monografia apresentada à UFAM como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Engenheiro em Engenharia Elétrica

CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE MODULAÇÕES DIGITAIS
UTILIZANDO RÁDIO DEFINIDO POR SOFTWARE E APRENDIZADO DE
MÁQUINA

Rafael Santos Furtado

Orientador: Waldir Sabino da Silva Júnior

Coordenação de Graduação em Engenharia Elétrica

Os sistemas de comunicação baseados em rádio definido por software (SDR, do inglês, *Software Defined Radio*) oferecem uma solução para o acesso dinâmico ao espectro de radiofrequências. Sistemas de comunicação inteligentes podem ser construídos usando SDR e devem executar continuamente a identificação de parâmetros do usuário, por exemplo, o tipo de modulação utilizada. Este trabalho consiste no desenvolvimento de um sistema que realiza a classificação automática de modulações de sinais obtidos em um ambiente real de transmissão e recepção. O sistema proposto realiza técnicas de aprendizado de máquina e o uso de um dispositivo de recepção de sinais de baixo custo baseado em rádio definido por software. Os resultados dos experimentos demonstram que o método utilizado para classificação é promissor, obtendo acurácia acima de 82% usando o método de classificação árvore de decisão.

Abstract of Monograph presented to UFAM as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Engineer in Electrical Engineering

AUTOMATIC MODULATION CLASSIFICATION USING SOFTWARE
DEFINED RADIO AND MACHINE LEARNING

Rafael Santos Furtado

Advisor: Waldir Sabino da Silva Júnior

Electrical Engineering Undergraduate

The communication systems based in software defined radio (SDR) platforms offer a solution for the dynamic access of the radio spectrum. Intelligent communications systems can be built using SDR and they must continuously perform the identification of user parameters, for example, the type of modulation used. This work consists in the development of a system that performs the automatic classification of modulations types in a real environment of transmission and reception. This system uses machine learning techniques and a low-cost SDR receiver. The results of the experiments demonstrate that the method is promising, obtaining accuracy above 82% using the decision tree classification method.

Sumário

1	Introdução	1
1.1	Objetivo Geral	2
1.2	Objetivos Específicos	2
1.3	Organização da Dissertação	2
2	Fundamentos Teóricos	4
2.1	Conceitos de Telecomunicações	4
2.2	Sistemas de Modulações Digitais	5
2.2.1	Modulação por Chaveamento de Fase - PSK	8
2.2.2	Modulação por Chaveamento de Fase Binário - BPSK	8
2.2.3	Modulação por Chaveamento de Fase em Quadratura - QPSK	10
2.2.4	Modulação por Chaveamento de Fase de ordem M	11
2.2.5	Modulação de Amplitude em Quadratura	12
2.3	Classificação Automática de Modulação	14
2.4	Métodos por Extração de Características em sistemas AMC	15
2.4.1	Características Espectrais	16
2.4.2	Características por Transformada	19
2.4.3	Características Estatísticas	20
2.4.4	Característica de Teste de Distribuição	21
2.4.5	Características Cicloestacionárias	21
2.5	Rádio Definido por Software	22
2.6	Classificadores	25
3	Metodologia	28
3.1	Sistema Proposto	28

3.2	Geração de Sinais Modulados	29
3.3	Recepção dos Sinais Modulados	31
3.4	Amostragem e Envoltória Complexa	33
3.5	Extração de Características	34
4	Experimentos e Resultados	36
4.1	<i>Setup</i> dos Experimentos	36
4.2	Tratamento dos Dados	37
4.2.1	Parâmetros para Transmissão dos Sinais Modulados	37
4.2.2	Parâmetros para Recepção dos Sinais Modulados	39
4.3	Base de Dados	41
4.4	Métricas para Classificação dos Sinais Modulados	41
5	Conclusão	44
5.1	Trabalhos Futuros	45
	Referências Bibliográficas	46
A	Códigos Utilizados	51
A.1	Formatação do Sinal Recebido pelo SDR	51
A.2	Cálculo das Características dos Sinais Modulados	52
A.3	Formatação das Matrizes de Características	55

Lista de Figuras

2.1	Elementos de um sistema de comunicação.	5
2.2	Exemplos de modulação digital em banda base.	6
2.3	Formas de onda de modulações digitais em banda passante.	7
2.4	Representação da modulação BPSK no mapa de constelação.	9
2.5	Forma de onda da modulação BPSK para determinada sequência de bits	9
2.6	Representação da modulação QPSK no mapa de constelação.	11
2.7	Representação da modulação 8-PSK no mapa de constelação.	12
2.8	Representação da modulação QAM de diferentes ordens no mapa de constelação.	13
2.9	Aplicação de AMC em um sistema de comunicação com adaptação de link.	15
2.10	Estrutura interna de um receptor de rádio super-heteródino tradicional.	23
2.11	Estrutura de um receptor padrão de um rádio definido por software. .	24
2.12	Hardware de um dispositivo baseado em SDR de baixo custo.	25
3.1	Metodologia proposta para o sistema automático de classificação de modulações digitais	29
3.2	Equipamento responsável pela geração dos sinais modulados em banda passante.	29
3.3	Atividades realizadas para formatação do sinal modulado recebido pelo dispositivo baseado em SDR.	31
3.4	Representação dos 7 sinais modulados (BPSK, QPSK, 8-PSK e 16-32-64-128-QAM) no mapa de constelação recebidos por meio do dispositivo baseado em SDR.	32
3.5	Representação do modulador em quadratura utilizado nesse trabalho.	33

4.1	Dispositivo utilizado para captura dos sinais modulados.	37
4.2	Programa implementado no SIMULINK para analisar o espectro de frequências utilizando o dispositivo baseado em rádio definido por software.	38
4.3	Espectro de frequências centralizado em $266MHz$	38
4.4	Espectro de frequências centralizado em $266MHz$ no momento da transmissão dos sinais modulados.	39
4.5	Captura do sinal modulado utilizando a ferramenta <i>librtlsdr</i>	40
4.6	Matriz de confusão para o classificador árvore de decisão para o sistema de classificação automática de modulações.	43

Lista de Tabelas

2.1	Distribuição dos <i>dibits</i> com suas fases correspondentes na modulação QPSK.	10
3.1	Descrição das características extraídas para a realização do sistema de classificação automática de modulações proposto.	35
4.1	Quantidade de sinais modulados por classe e dimensão das matrizes de características.	41
4.2	Funções e parâmetros ¹ utilizados para classificação usando <i>scikit-learn</i> . 42	
4.3	Classificadores e resultados obtidos para sistema de classificação automática de modulações proposto.	43

Capítulo 1

Introdução

Devido a falta de dinamismo na alocação de usuários no espectro de frequência, algumas tecnologias vem se tornando promissoras como soluções [1]. O rádio definido por software (SDR, do inglês, *Software Defined Radio*) é uma tecnologia que potencializa o dinamismo dos sistemas de comunicação provendo banco de dados de sinais em cenários reais de transmissão e recepção. Onde geralmente essa base de dados é criada de maneira artificial, com sinais gerados por algoritmos computacionais [2]. A detecção da forma de onda é um método de sensoriamento do espectro e como resposta apresenta se o usuário primário (UP) está presente ou não no canal de transmissão avaliado [1]. Nessa abordagem é necessária informações prévias do UP, então os sistemas de classificação automática de modulação de alta performance em cenários reais de comunicação são uma alternativa para a coleta dessas informações [3].

Neste trabalho é proposto o desenvolvimento de um sistema de classificação automática de modulações em sinais obtidos por meio de um dispositivo baseado em rádio definido por software em um cenário real de comunicação. Na geração dos sinais modulados foi utilizado um gerador de sinais vetoriais modelo *E4438* com uma antena omnidirecional acoplada em sua saída para transmitir os sinais modulados em 7 métodos diferentes de modulação digital. Na recepção foi usado um receptor de baixo custo modelo RTL2832UHIDIR. Para reduzir a complexidade computacional, foram extraídas características espectrais, de transformada, estatísticas, de teste de distribuição e cicloestacionárias dos sinais modulados recebidos. Para a classificação do tipo de modulação foram utilizados quatro métodos baseados em aprendizado de

máquina. No método proposto, foi obtido acurácia acima de 82% usando o algoritmo de classificação árvore de decisão.

1.1 Objetivo Geral

Desenvolver um sistema de classificação automática de modulações digitais de sinais gerados em ambiente real de transmissão e recepção juntamente com a criação de uma base de dados desses sinais modulados.

1.2 Objetivos Específicos

- Gerar e transmitir sinais modulados utilizando o gerador de sinais vetoriais *ESG E4438C*;
- Realizar a recepção dos sinais transmitidos por meio de um dispositivo de baixo custo baseado em rádio definido por software;
- Construir base de dados padronizada de sinais modulados obtidos em ambiente real;
- Extrair características singulares dos sinais modulados;
- Aplicar métodos baseados em aprendizado de máquina para classificar tipos de modulações digitais.

1.3 Organização da Dissertação

Esta monografia está organizada da seguinte maneira:

- No Capítulo 2, são apresentados os conceitos teóricos que contemplam esta monografia. Primeiramente, conceitos gerais a respeito de sistemas de comunicações digitais. Posteriormente, são apresentados os conceitos referentes a sistemas de classificação automática de modulação, sua motivação, uso e importância. E finalizando é apresentado o conceito referente a rádio definido por software;

- O Capítulo 3 apresenta a metodologia desenvolvida para este trabalho, apresentando as métricas e parâmetros utilizados para a transmissão, recepção e classificação dos sinais modulados;
- O Capítulo 4 apresenta os experimentos e a análise dos resultados de desempenho do sistema de classificação automática de modulações;
- O Capítulo 5 apresenta as conclusões deste trabalho bem como sugestões para trabalhos futuros

Capítulo 2

Fundamentos Teóricos

2.1 Conceitos de Telecomunicações

Telecomunicação é uma área da engenharia que compõe o projeto, implantação, manutenção e controle de sistemas de comunicação. O objetivo principal dessa área é atender a necessidade de comunicação a distância. Atualmente, os sistemas de telecomunicações estão cada vez mais envolvidos na vida cotidiana, desde um simples rádio FM até satélites no espaço [4]. Um estudo realizado por uma das maiores empresas no ramo de tecnologia da informação aponta uma projeção de 5,3 bilhões de usuários de Internet em 2023, o que representa 66% da população mundial [5].

Há três elementos básicos em cada sistema de comunicação: transmissor, canal e receptor [4], a Figura 2.1 descreve como esses elementos são dispostos em um sistema de comunicação. O transmissor está localizado em um ponto do espaço, o receptor, em algum outro ponto do espaço, separado do transmissor, e o canal é o meio físico que os liga. O propósito do transmissor é converter o sinal de mensagem produzido pela fonte de informação em uma forma adequada à transmissão por um canal [4, 6]. Entretanto, à medida que o sinal transmitido se propaga ao longo do canal, ele é distorcido devido as imperfeições do canal. Além do mais, ruído e sinais interferentes são acrescentados à saída do canal, resultando no sinal recebido que é uma versão corrompida do sinal transmitido [4]. O receptor tem a tarefa de operar sobre o sinal recebido a fim de reconstruir uma forma reconhecível do sinal original para o usuário [4].

Em um sistema de comunicação, são empregados dois recursos principais: potência transmitida e largura de banda do canal [4]. A potência transmitida é a potência média do sinal transmitido. A largura de banda do canal é definida como a banda de frequências alocada para a transmissão do sinal de mensagem [4]. O objetivo de projeto em um sistema de telecomunicações é utilizar esses dois recursos de maneira mais eficiente possível.

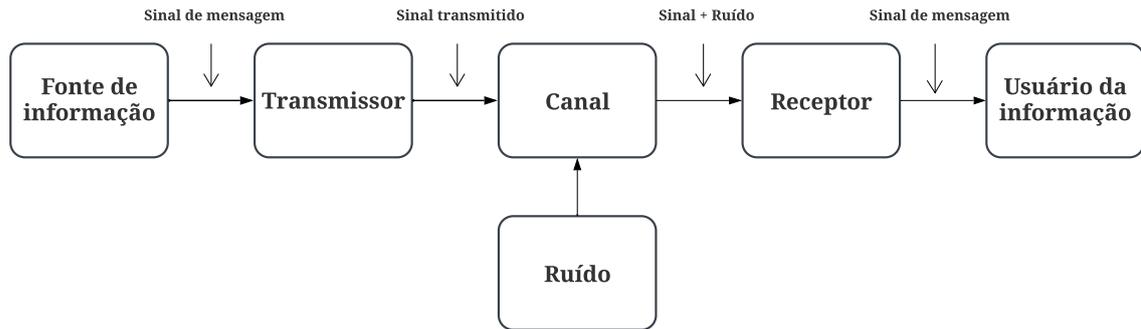


Figura 2.1: Elementos de um sistema de comunicação.
Adaptado de [4].

2.2 Sistemas de Modulações Digitais

Modulação digital é o processo de representação do sinal digital, expresso em símbolos, em um sinal adequado para a transmissão [7]. Para transmissões de curta distância costuma-se usar a modulação em banda base, onde uma sequência de símbolos digitais é usada para criar uma forma de onda de pulso quadrado com certas características que representam cada tipo de símbolo sem ambiguidade para que eles possam ser recuperados na recepção [7]. Essas características são variações da amplitude do pulso, largura de pulso e posição do pulso. A Figura 2.2 apresenta diferentes formas de onda das modulações em banda base, onde a Figura 2.2(a) representa a modulação não retorno ao zero, a Figura 2.2(b) representa a modulação unipolar com retorno ao zero e a Figura 2.2(c) representa a modulação de nível bifásico conhecida como Manchester.

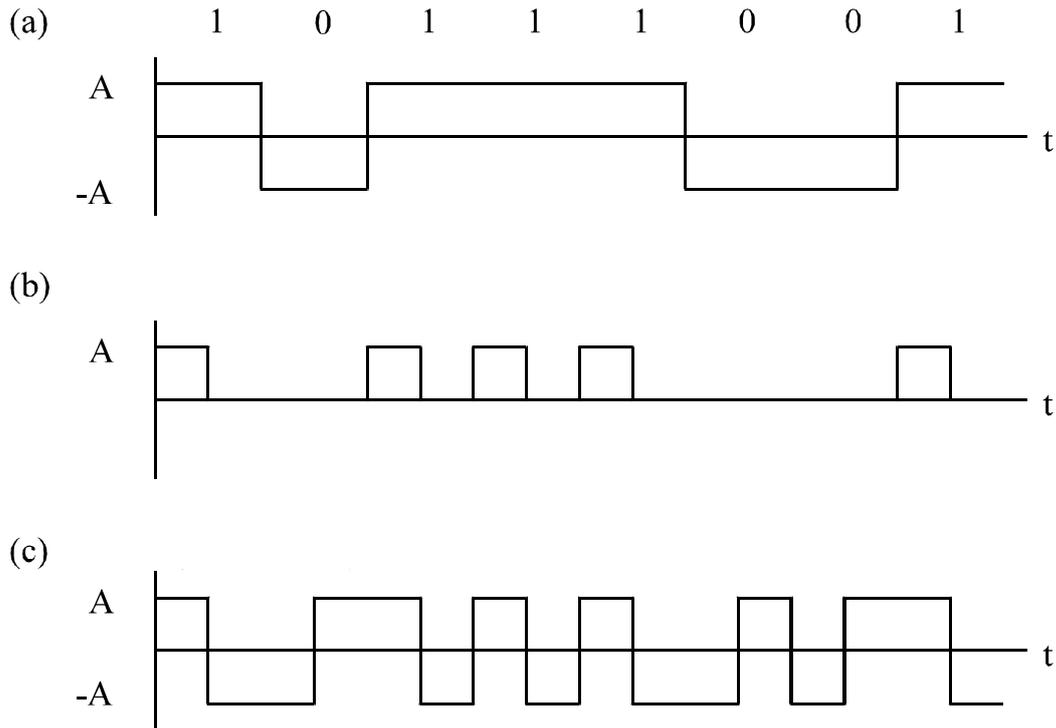


Figura 2.2: Exemplos de modulação digital em banda base.

Adaptado de [7].

Para transmissões sem fio de longas distâncias usa-se a modulação em banda passante [6], onde os símbolos, que representam o sinal digital, são usados para alterar os parâmetros de um sinal sinusoidal de alta frequência conhecido como portadora [7]. Este sinal sinusoidal possui três parâmetros importantes: amplitude, frequência e fase. As modulações em banda passante operam com a manipulação desses parâmetros [7]. Assim, modulação em amplitude, modulação em frequência e modulação em fase são os três métodos básicos de modulação em banda passante [4]. A Figura 2.3 apresenta as formas de onda dos três tipos mais simples de modulação em banda passante, onde a Figura 2.3(a) representa a forma de onda da modulação por chaveamento de amplitude (ASK - *amplitude shift keying*), a Figura 2.3(b) representa a forma de onda da modulação por chaveamento de frequência (FSK - *frequency shift keying*) e Figura 2.3(c) representa a forma de onda da modulação por chaveamento de fase (PSK - *phase shift keying*)

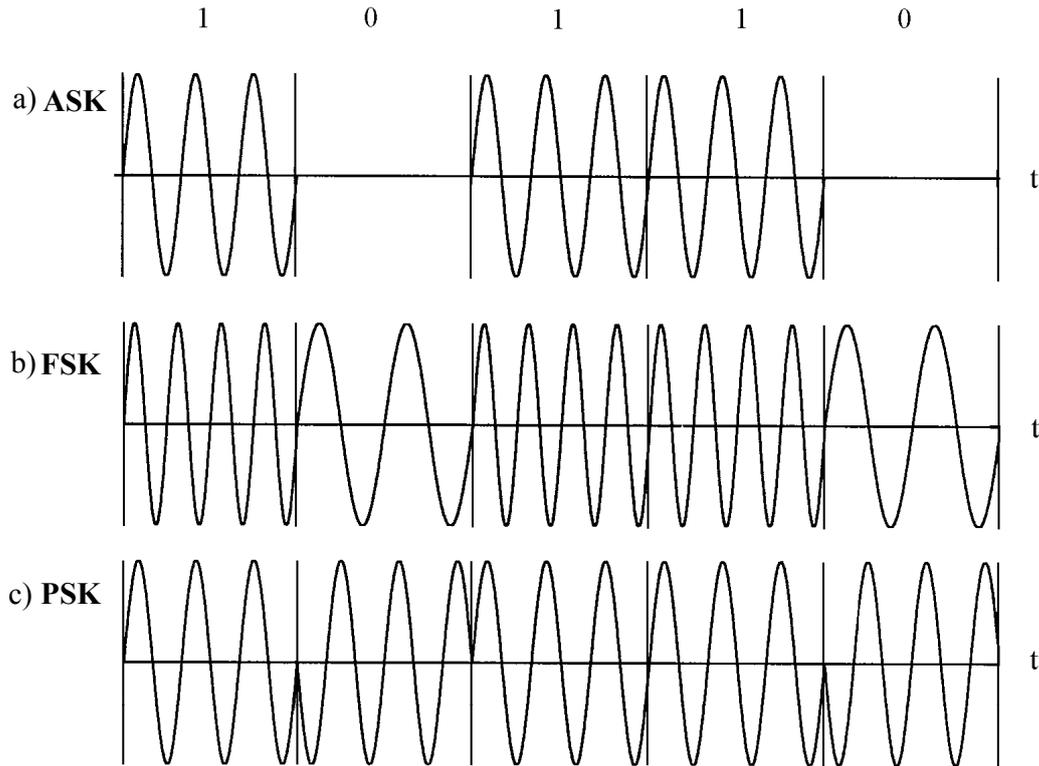


Figura 2.3: Formas de onda de modulações digitais em banda passante.

Adaptado de [7].

As modulações digitais também podem ser representadas por números complexos, formada pela composição de duas senoides defasadas de 90° entre si. Onde são criados pulsos retangulares com as mesmas amplitudes das componentes complexas, tanto em parte real quanto parte imaginária. O sinal em banda passante é gerado por meio da multiplicação dos pulsos retangulares por uma portadora em fase (do inglês, *in-phase*, I) e pela mesma portadora deslocada de 90° (do inglês, *quadrature*, Q), os dois sinais mantém a mesma frequência. Não existe interferência entre as componentes I - Q devido a ortogonalidade entre as portadoras [8].

O mapeamento em números complexos representa a constelação do sinal, que é a representação dos pontos que os símbolos do sinal modulado podem assumir no plano complexo formado pelas componentes I - Q . O formato da constelação dita o comportamento em amplitude, fase e frequência dos sinais digitais [6].

2.2.1 Modulação por Chaveamento de Fase - PSK

A modulação por chaveamento de fase (PSK - *phase shift keying*) tem grande importância nos modelos de modulações digitais devido as suas variações e alta escalabilidade em sistemas de comunicações, fazendo com que o seu uso na indústria de telecomunicações seja bastante amplo [4].

2.2.2 Modulação por Chaveamento de Fase Binário - BPSK

Na modulação BPSK (do inglês, *binary phase shift keying*), a informação binária é representada por dois sinais com fases diferentes. Geralmente essas fases são 0 e π , esses sinais $s_1(t)$ e $s_2(t)$ são expressos da seguinte maneira [6]:

$$\begin{aligned} s_1(t) &= A \cos(2\pi f_c t), & 0 \leq t \leq T, & \text{ para } 1 \\ s_2(t) &= -A \cos(2\pi f_c t), & 0 \leq t \leq T, & \text{ para } 0 \end{aligned} \tag{2.1}$$

Onde A representa a amplitude do sinal e f_c representa a frequência da portadora. Os sinais da equação 2.1 são conhecidos como antipodais [6]. A razão para que esses sinais sejam escolhidos para representar a modulação BPSK é que eles possuem um coeficiente de correlação de -1 , significando uma menor probabilidade de erro para a mesma relação de energia de bit por densidade espectral de ruído (E_b/N_0) [7]. A Figura 2.4 apresenta como o sinal modulado em BPSK pode ser representado no mapa de constelação.

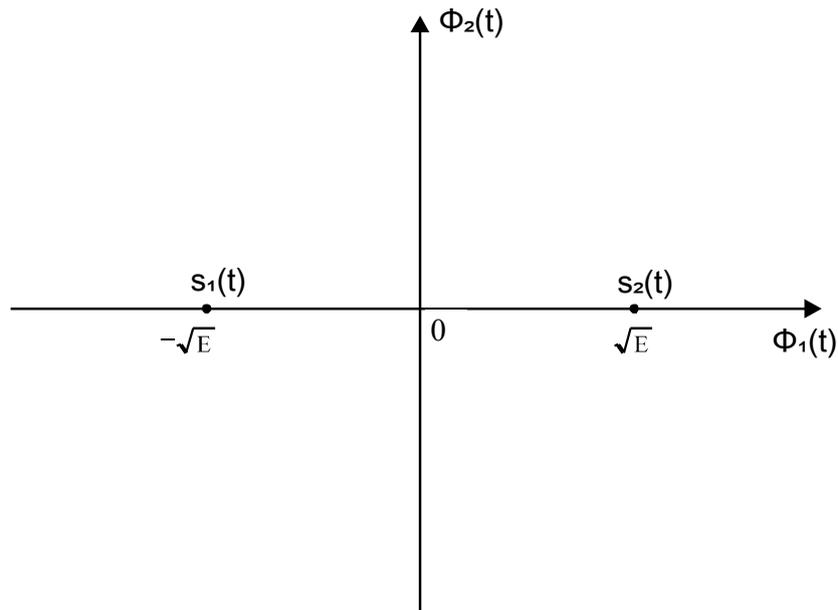


Figura 2.4: Representação da modulação BPSK no mapa de constelação.

Adaptado de [6].

A Figura 2.4 apresenta a modulação BPSK representada como um sistema de coordenadas de duas dimensões $\phi_1(t)$ e $\phi_2(t)$, que correspondem respectivamente as componentes I - Q no domínio do tempo. O sinal BPSK apresenta envoltória e frequência constantes e apresenta descontinuidade em fase no momento de transição de bit para determinada sequência de bits [7]. A Figura 2.5 apresenta o formato de onda desta modulação para a seguinte sequência de bits: $\{101110\}$.

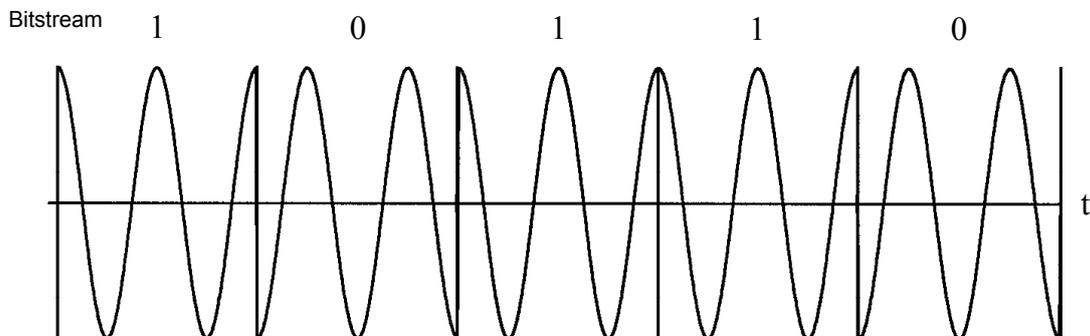


Figura 2.5: Forma de onda da modulação BPSK para determinada sequência de bits

Adaptado de [7].

2.2.3 Modulação por Chaveamento de Fase em Quadratura - QPSK

Na modulação QPSK (do inglês, *quadrature phase shift keying*) a informação digital é dividida em grupos de dois bits (*dibits*). Nesse sistema de modulação há quatro possíveis *dibits*: 00, 01, 10 e 11. Cada um dos quatro sinais QPSK é usado para representar um *dibit*, onde cada um dos quatro sinais é distinto em fase um do outro [6]. Esta modulação é frequentemente usada devido ao fato de não sofrer com a degradação da taxa de erro de bit (BER, do inglês, *bit error rate*) enquanto a eficiência da largura de banda do sinal é elevada. Os sinais QPSK são definidos por [7]:

$$s_i(t) = A \cos(2\pi f_c t + \theta_i), \quad 0 \leq t \leq T, \quad i = 1, 2, 3, 4 \quad (2.2)$$

onde

$$\theta_i = \frac{(2i - 1)\pi}{4} \quad (2.3)$$

A equação 2.3 é análoga a equação 2.1 com o acréscimo da variação de fase θ_i , que representa as quatro variações de fase que a modulação QPSK realiza, as fases têm variação de 90° entre si [7]. A Figura 2.6 apresenta a modulação QPSK no mapa de constelação onde as fases são regidas pelo código de Gray [7], a Tabela 2.1 apresenta como os *dibits* estão distribuídos entre as fases.

<i>Dibit</i>	Fase θ_i
11	$\pi/4$
01	$3\pi/4$
00	$-3\pi/4$
10	$-\pi/4$

Tabela 2.1: Distribuição dos *dibits* com suas fases correspondentes na modulação QPSK.

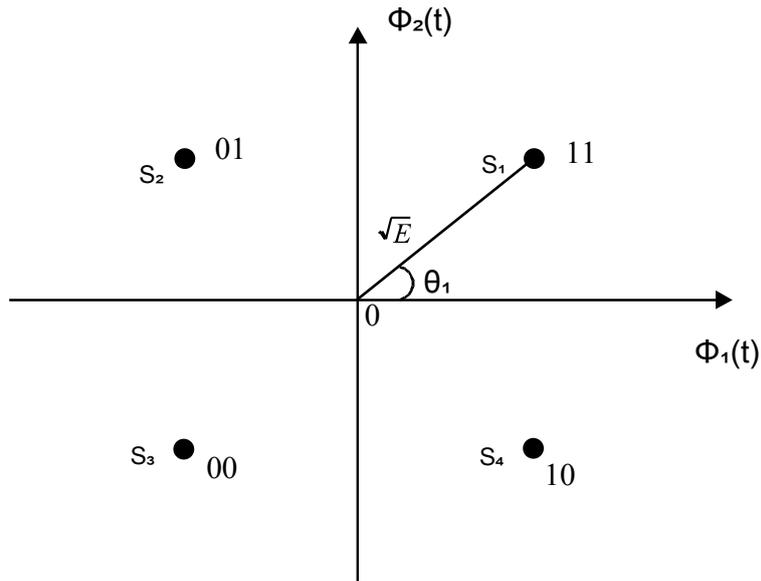


Figura 2.6: Representação da modulação QPSK no mapa de constelação.
Adaptado de [7].

2.2.4 Modulação por Chaveamento de Fase de ordem M

Com o objetivo de aumentar a eficiência de largura de banda nos modelos de modulação PSK, generalizou-se o conceito de sistemas de modulação PSK para ordem M, conhecidos como MPSK [6]. Em sistemas BPSK um bit é representado como um símbolo, na modulação MPSK a quantidade de bits que representam um símbolo é regida por $n = \log_2 M$ [6]. Onde n representa a quantidade de bits em um símbolo e M corresponde a quantidade de símbolos na modulação PSK. Os sinais MPSK no domínio do tempo são definidos pela seguinte equação [6]:

$$s_i(t) = A \cos(2\pi f_c t + \theta_i), \quad 0 \leq t \leq T, \quad i = 1, 2, 3, \dots, M \quad (2.4)$$

onde a fase θ_i é definida por

$$\theta_i = \frac{(2i - 1)\pi}{M} \quad (2.5)$$

O mapa de constelação da modulação MPSK permanece sendo bidimensional, onde cada sinal $s_i(t)$ é representado como um ponto (s_1, s_2, \dots, s_M) dentre as coordenadas ϕ_1 e ϕ_2 [7]. As coordenadas polares de cada sinal são (\sqrt{E}, θ_i) , onde

\sqrt{E} representa a magnitude do sinal definida pela raiz quadrada da energia do sinal (E) e θ_i que representa o ângulo com o eixo horizontal da constelação [7]. A Figura 2.7 apresenta a modulação 8-PSK, que possui 8 símbolos onde cada símbolo tem 3 bits, representada no mapa de constelação.

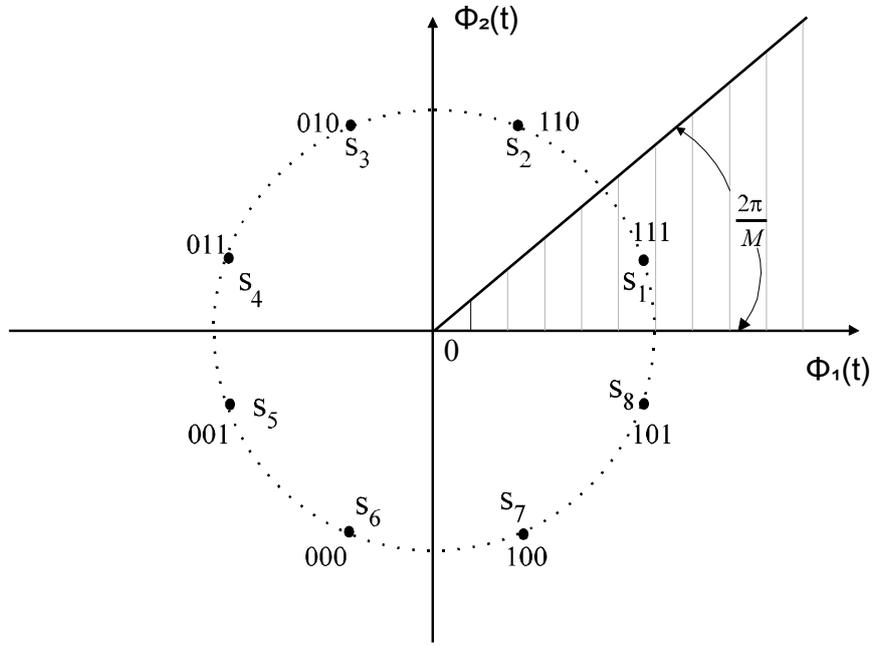


Figura 2.7: Representação da modulação 8-PSK no mapa de constelação.

Adaptado de [7].

2.2.5 Modulação de Amplitude em Quadratura

A modulação de amplitude em quadratura (QAM, do inglês, *quadrature amplitude modulation*) é uma classe de modulação que possui envoltória não constante, ao contrário dos sistemas de modulações PSK que possuem envoltória constante. Os sistemas de modulações QAM podem atingir maior eficiência espectral que os sistemas de modulações MPSK utilizando a mesma potência média do sinal [7]. O sinal QAM pode ser definido da seguinte maneira:

$$s_i(t) = A_i \cos(2\pi f_c t + \theta_i), \quad i = 1, 2, 3, \dots, M \quad (2.6)$$

Onde A_i e θ_i representam a amplitude e fase, respectivamente, do sinal QAM de ordem M . Para melhorar a eficiência espectral e evitar a interferência intersim-

bólica (ISI), é adicionado um sinal formatador de pulso $p(t)$ na equação 2.6 [7]:

$$s_i(t) = A_i p(t) \cos(2\pi f_c t + \theta_i), \quad i = 1, 2, 3, \dots, M \quad (2.7)$$

Para a construção do mapa de constelação da modulação QAM, leva-se em consideração alguns fatores, como a definição da menor distância Euclidiana (d_{min}) entre os pontos na constelação pois isso determina a probabilidade de erro de símbolo da modulação, a diferença de fase entre os fasores (representação do sinal no mapa de constelação) deve ser a maior possível pois essa diferença determina a imunidade as distorções de fase no sinal (*jitter*). A Figura 2.8 apresenta como as modulações QAM de diferentes ordens (M) são dispostas no mapa de constelação.

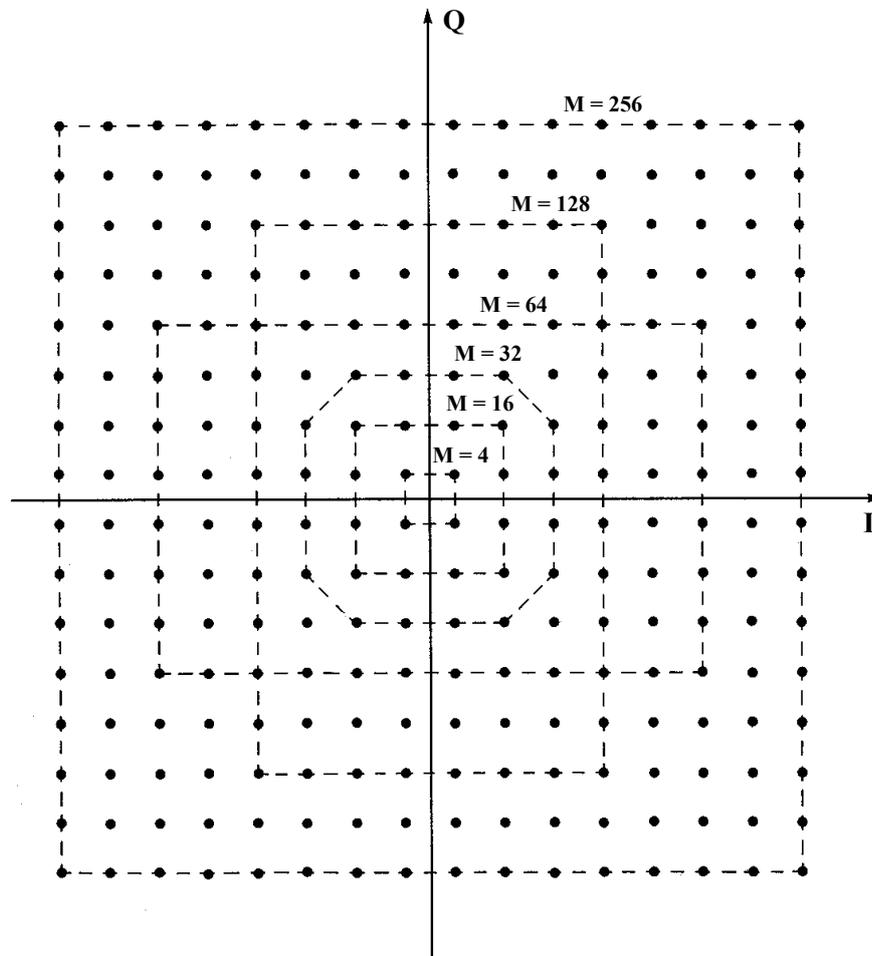


Figura 2.8: Representação da modulação QAM de diferentes ordens no mapa de constelação.

Adaptado de [7].

2.3 Classificação Automática de Modulação

Os sistemas de classificação automática (AMC, do inglês, *Automatic Modulation Classification*) iniciaram na década de 1980, onde seu uso era restrito as aplicações no cenário militar [9]. Dentre as principais aplicações dessa tecnologia na época pode-se destacar vigilância, identificação de ameaças e guerra eletrônica [10], aquisição de alvos e interferência intencional (*jamming*) [11]. Essas aplicações exigem o reconhecimento dos tipos de modulação de forma a identificar unidades de transmissão adversárias [10].

Com o avanço dos sistemas de comunicações e o advento do rádio cognitivo, há interesse na utilização de AMC em aplicações civis para as tarefas de adaptação de enlace, sensoriamento do espectro e identificação de interferência [8]. De maneira geral, a tecnologia de AMC opera na etapa de recepção do sinal, onde o receptor recebe a informação da modulação aplicada no transmissor via tabelas de alocação de bits (BAT, do inglês, *bit allocation table*) [9]. Estas tabelas, no entanto, apresentam informações extras. Assim, a utilização de AMC permite a determinação da modulação utilizada, evitando o *overhead* e aumentando o desempenho na transmissão de dados [12]. A Figura 2.9 apresenta uma aplicação de adaptação de link (LA, do inglês, *link adaptation*) em um sistema de comunicação, onde, na etapa de transmissão o modulador do sinal é substituído por um módulo de LA que determina em qual modulação o sinal será transmitido. O sistema de AMC é implementado na etapa de recepção do sinal com a tarefa de classificar qual a modulação que foi escolhida pelo módulo de LA.

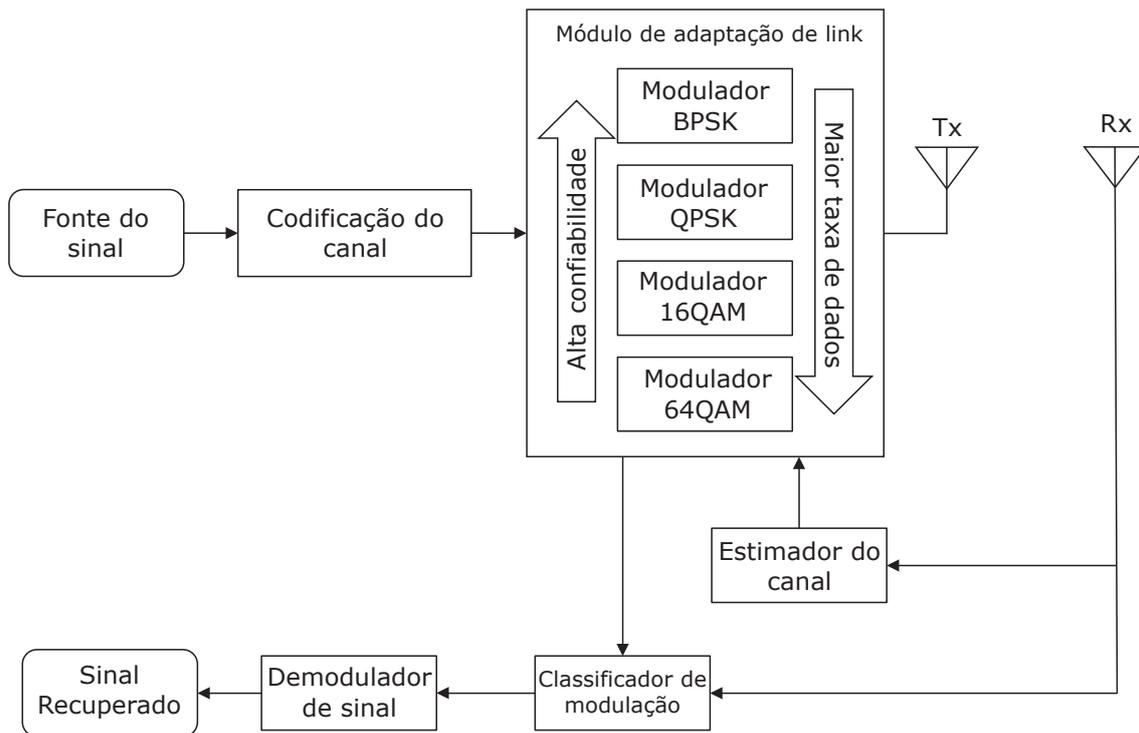


Figura 2.9: Aplicação de AMC em um sistema de comunicação com adaptação de link.

Adaptado de [9].

A classificação automática de modulação desempenha um papel importante no sensoriamento do espectro coerente e identificação de interferência, pois permite identificar, em determinados casos a modulação utilizada pelo usuário primário, no sensoriamento do espectro e, de usuários secundários, na identificação de interferência [8].

As técnicas de AMC podem ser divididas em quatro categorias principais: métodos por verossimilhança (LB, do inglês, *likelihood-based*), métodos por meio de extração de características (FB, do inglês, *feature-based*) [11], métodos baseados em teste de distribuição e métodos de classificação cega de modulação [9].

2.4 Métodos por Extração de Características em sistemas AMC

O método de extração de características (FB) tem como vantagem em relação as outras técnicas de classificação automática de modulação a utilização de

classificadores de menor complexidade computacional, porém, este método apresenta resultados competitivos comparando-os com os resultados obtidos por outros métodos de AMC [8, 9].

O objetivo deste método é a geração de um vetor, conhecido como vetor de características, que aponta propriedades importantes para a discriminação dos sinais modulados. Nos métodos FB, há duas formas principais de classificação: árvore de decisão binária ou aprendizado de máquina [9, 13–15]. A extração de características nos sinais modulados dividem-se em cinco categorias de características principais, são elas: características espectrais, de transformada, estatísticas, de teste de distribuição e cicloestacionárias [9, 16].

2.4.1 Características Espectrais

Dentre as características espectrais, destacam-se sete que são amplamente utilizadas em projetos de sistemas de classificação automática de modulação [9]. Essas características apresentam propriedades espectrais singulares dos sinais modulados que apresentam diferenciações em amplitude, fase e frequência, isto é possível devido ao fato de diferentes sinais modulados exibirem diferentes propriedades em suas amplitudes, fases e frequências [16].

1. Valor máximo da densidade espectral de potência da amplitude instantânea normalizada e centralizada (γ_{amax}): essa característica representa o valor máximo da densidade espectral de potência (PSD, do inglês, *power spectrum density*) da envoltória complexa do sinal modulado [9]. O formato da envoltória complexa é definido pela maneira como o sinal modulado altera os parâmetros da portadora no processo de modulação e é determinante para obtenção do valor máximo da densidade espectral. O cálculo da γ_{amax} é obtido por meio do cálculo da transformada discreta de Fourier (DFT, do inglês, *discrete Fourier transform*) da envoltória complexa e é descrito pela seguinte expressão [17]:

$$\gamma_{amax} = \frac{\max |DFT(a_{cn}(n))|^2}{N_s} \quad (2.8)$$

onde N_s representa o número de amostras por segmento de sinal e $a_{nc}(n)$ e a amplitude instantânea normalizada e centralizada, o cálculo da $a_{nc}(n)$ pode

ser expresso por [17]:

$$a_{cn}(n) = \frac{|\mathcal{H}\{x(n)\}e^{i2\pi f_c n}|}{m_a} - 1 \quad (2.9)$$

sendo \mathcal{H} a representação da transformada de Hilbert, $x(n)$ é o sinal de entrada amostrado em instantes de tempo $t = \frac{n}{f_s}$ e m_a representa a média do valor da amplitude instantânea sobre determinada amostra do sinal, expressa por [17]:

$$m_a = \frac{1}{N_s} \sum_{n=1}^{N_s} |\mathcal{H}\{x(n)\}e^{i2\pi f_c n}| \quad (2.10)$$

2. Desvio padrão da amplitude instantânea normalizada e centralizada (σ_{aa}): pode ser expresso por [17]:

$$\sigma_{aa} = \sqrt{\frac{1}{n} \left(\sum_{n=1}^n \left(a_{cn}(n) - \overline{a_{cn}(n)} \right)^2 \right)} \quad (2.11)$$

onde $a_{cn}(n)$ é a amplitude instantânea normalizada e centralizada, sua definição foi mostrada no item anterior, e $\overline{a_{cn}(n)}$ simboliza a média da amplitude instantânea normalizada e centralizada.

3. Desvio padrão do valor absoluto da componente não linear da fase instantânea (σ_{ap}): essa característica avalia o desvio padrão da fase centralizada não-linear da fase instantânea sobre intervalos não fracos da segmento do sinal [9]. Segmentos fracos referem-se a valores de amplitude normalizada mais suscetíveis a distorções de fase devido a inserção de ruídos gaussianos [9]. Define-se segmento fraco como a região onde $a_n(n) \geq 0.1$ [8]. A expressão que define σ_{ap} é dada por [9]:

$$\sigma_{ap} = \sqrt{\frac{1}{C} \left(\sum_{a_n(n) > 0.1}^N \phi_{NL}^2(n) \right) - \left(\sum_{a_n(n) > 0.1} |\phi_{NL}(i)| \right)^2} \quad (2.12)$$

onde C representa o total de amostras no segmento não fraco do sinal. A fase não linear (ϕ_{NL}) é dada pelo ângulo formado entre as componentes real e imaginária da transformada de Hilbert do sinal de entrada ($\mathcal{H}\{x(n)\}$ e $\phi_{NL}(n)$)

é o valor da componente não linear da fase instantânea em instantes de tempo $t = \frac{n}{f_s}$, onde f_s representa a frequência de amostragem.

4. Desvio padrão da fase não linear direta centralizada (σ_{dp}): para o cálculo desta característica utiliza-se a fase direta não-absoluta, expresso da seguinte maneira [9]:

$$\sigma_{dp} = \sqrt{\frac{1}{C} \left(\sum_{a_n(n)>0.1}^N \phi_{NL}^2(i) \right) - \left(\sum_{a_n(n)>0.1} \phi_{NL}(n) \right)^2} \quad (2.13)$$

sendo ϕ_{NL} e C definidos no item anterior.

5. Desvio padrão da frequência instantânea normalizada e centralizada (σ_{af}): esta característica é calculada sobre os intervalos não-fracos de um segmento do sinal, que pode ser calculada por [9]:

$$\sigma_{af} = \sqrt{\frac{1}{C} \left(\sum_{a_n(n)>0.1}^N f_N^2(n) \right) - \left(\sum_{a_n(n)>0.1} |f_N(n)| \right)^2} \quad (2.14)$$

onde $f_N(n) = \frac{f(n) - m_f}{r_s}$, onde r_s é a taxa de símbolos da sequência digital, $m_f = \frac{1}{N_s} \sum_{n=1}^{N_s} f(n)$ e $f(n)$ simboliza a frequência instantânea dada pela diferenciação de $\phi_{NL}(n)$ dividido por 2π , $\frac{1}{2\pi} \frac{d\phi}{dt}$ [17].

6. Desvio padrão do valor absoluto da frequência instantânea normalizada e centralizada (σ_f): essa característica pode ser expressa por [9]:

$$\sigma_f = \sqrt{\frac{1}{C} \left(\sum_{a_n(n)>0.1} f_N^2(n) \right) - \left(\sum_{a_n(n)>0.1} |f_N(i)| \right)^2} \quad (2.15)$$

7. Valor máximo da densidade espectral de potência (PSD) da frequência instantânea normalizada e centralizada (γ_{maxf}): essa característica calcula o máximo da PSD (do inglês, *power density spectrum*) da sequência f_N , expressa por [9]:

$$\gamma_{maxf} = \frac{\max |DFT(f_N(n))|^2}{N_s} \quad (2.16)$$

onde f_N representa a frequência normalizada e centralizada citada nos itens anteriores.

2.4.2 Características por Transformada

Em AMC, a representação do sinal modulado em diferentes domínios como tempo, frequência e espaço apresentam meios de identificar comportamentos singulares de cada modulação que auxiliam no processo de categorização [8]. A mudança dos sinais entre domínios é obtida por meio da utilização de transformadas. Na literatura, são utilizadas diferentes abordagens para obtenção de características em sistemas AMC por meio da utilização de transformadas [18–20], dentre estas características, destacam-se quatro delas:

1. Valor máximo da transformada discreta do cosseno (max_{dct}): a transformada discreta do cosseno (DCT, do inglês, *discrete cosine transform*) é uma versão da transformada discreta de Fourier (DFT, do inglês, *discrete Fourier transform*) contento a parte imaginária nula [21]. Em AMC, a utilização da DCT auxilia no processo de caracterização pois cada sinal modulado apresenta valores diferentes nos coeficientes da DCT e a característica de max_{dct} representa o valor máximo da DCT dos sinais modulados, a max_{dct} pode ser expressa por [21]:

$$C_x(k) = \begin{cases} \sum_{n=0}^{N-1} 2x(n) \cos(\frac{\pi}{2N}k(2n+1)), & \text{para } 0 \leq k \leq N \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (2.17)$$

2. Desvio padrão da transformada de Walsh-Hadamard do sinal (σ_{wht}): a transformada de Walsh-Hadamard (WHT) decompõe o sinal em um conjunto de formas de onda retangulares ortogonais de amplitude +1 e -1, chamadas de funções de Walsh [8]. A expressão que define a WHT de um sinal $x(n)$ de tamanho $N = 2^n$ é dada por [21]:

$$\mathbf{WHT}_N = \overbrace{DFT_2 \otimes \dots \otimes DFT_2}^{n \text{ vezes}} \quad (2.18)$$

sendo $DFT_2 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$ representando a matriz DFT de 2 pontos e \otimes simboliza o produto de Kronecker [21]. A extração de σ_{wht} é obtida pelo cálculo do desvio padrão dos coeficientes da WHT sobre o sinal modulado.

3. Desvio padrão da transformada *wavelet* discreta (σ_{dwt}): A transformada *wavelet* tem como objetivo aumentar a resolução de análise de determinado sinal de entrada nos domínios de tempo e frequência. Nesta transformada, as funções base aumentam a resolução de tempo para frequências mais altas, e é definida por [18,19]:

$$\sigma_{dwt} = \max|DWT(n)| \quad (2.19)$$

onde DWT é a representação da transformada *wavelet* discreta.

4. Valor máximo dos coeficientes cepstrais na frequência Mel (\max_{MFCC}): pode ser definido por [20]:

$$M(f) = 1125 \ln \left(\frac{f}{700} \right) \quad (2.20)$$

onde f representa o valor da frequência do sinal na escala nominal.

2.4.3 Características Estatísticas

A extração das características estatísticas em sinais modulados são realizados por meio do cálculo de cumulantes das partes reais e imaginárias da envoltória complexa [16]. As cumulantes são comumente utilizadas em sistemas AMC por apresentarem robustez a influência de ruído [15].

1. Cálculo de cumulantes de segunda ordem pode ser expresso como:

$$C_{z_1, z_2} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N z_1^n z_2^n \quad (2.21)$$

2. Cálculo de cumulantes de terceira ordem pode ser expresso como:

$$C_{z_1, z_2, z_3} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N z_1^n z_2^n z_3^n \quad (2.22)$$

3. Cálculo de cumulantes de quarta ordem pode ser expresso como:

$$C_{z_1, z_2, z_3, z_4} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N z_1^n z_2^n z_3^n z_4^n - C_{z_1, z_2} C_{z_3, z_4} - C_{z_1, z_3} C_{z_2, z_4} - C_{z_1, z_4} C_{z_2, z_3} \quad (2.23)$$

2.4.4 Característica de Teste de Distribuição

Em sistemas AMC, a utilização de algoritmos de teste de distribuição é determinada por dois fatores: mapeamento dos símbolos do sinal modulado e os parâmetros do canal de transmissão [9]. Ao reconstruir a distribuição do sinal usando a distribuição empírica, os sinais modulados observados podem ser analisados através de suas distribuições de sinal [9].

1. Função de teste de Gaussianidade ($X_{m,n}$): esta função de teste de distribuição é utilizada para determinar ausência ou presença de um sinal gaussiano no receptor [22], devido ao formato da constelação, cada sinal modulado apresenta resposta diferente a cada tipo de distribuição. A característica $X_{m,n}$ pode ser expressa por [9]:

$$X_{m,n} = (N^{1-4c} Q_{m,n}^{-1/2}) \left[S_x \left(2\pi(2m-1) \frac{M}{2N} \right) S_x \left(2\pi(2n-1) \frac{M}{2N} \right) \right] S_x \left(2\pi(m+n-1) \frac{M}{N} \right) \hat{B}_x(m, n) \quad (2.24)$$

onde $Q(m, n)$ é o número de (j, k) de quadrados que estão em $D = \{0 < j \leq N/2, 0 < k \leq j, 2j + k \leq N\}$. S_x é o espectro de $x(n)$, c representa uma variável de regularização entre *bias* e variância e $\hat{B}_x(m, n)$ simboliza um estimador do biespectro [9].

2.4.5 Características Cicloestacionárias

As características cicloestacionárias são obtidas por meio do cálculo da curtose (k_{SCD}), desvio padrão (σ_{SCD}) e a variância (σ_{SCD}^2) da densidade de correlação espectral (SCD, do inglês, *spectral correlation density*). A SCD calcula a correlação entre versões deslocadas da PSD sobre a frequência cíclica α e é obtida a partir da teoria da cicloestacionariedade dos sinais [23]. Em sistemas AMC, a cicloestacionariedade é usada para discriminar processos estocásticos não estacionários e achar

periodicidades ocultas.

A SCD é definida como a transformada de Fourier da função de autocorrelação cíclica (CAF, do inglês, *cyclic autocorrelation function*), definida por [23]:

$$S_x^\alpha(f) = \int_{-\infty}^{\infty} R_x^\alpha(\tau) e^{-j2\pi f\tau} = \left\langle X\left(t, f + \frac{\alpha}{2}\right) X\left(t, f - \frac{\alpha}{2}\right) \right\rangle \quad (2.25)$$

onde $X\left(n, f + \frac{\alpha}{2}\right)$ e $X\left(n, f - \frac{\alpha}{2}\right)$ são envelopes complexos de banda estreita que são componentes do sinal em banda passante $x(n)$.

2.5 Rádio Definido por Software

O termo rádio definido por software (SDR, do inglês, *software defined radio*) foi expresso por Joseph Mitola no início dos anos 1990 com o intuito de sinalizar a mudança no design do hardware em sistemas de rádio para sistemas onde a maior parte da funcionalidade é definida em software [24].

SDR não possui uma definição unificada e reconhecida globalmente mas na literatura existem diferentes interpretações sobre esse tema, uma variedade de termos foram utilizados usando o mesmo princípio da proposta expressa por Mitola, como: rádio baseado em software, rádio reconfigurável e arquitetura de rádio flexível [25, 26].

Assim como a maioria das tecnologias, o SDR evoluiu das aplicações em ambiente militar para o uso civil. O primeiro dispositivo operacional baseado em SDR foi o *Speakeasy* [27], desenvolvido pela marinha norte-americana entre os anos de 1991 e 1995, entretanto sua aplicação ficou limitada ao hardware em que foi projetado. O sucessor do *Speakeasy* teve muito mais sucesso, o *Speakeasy II* obteve avanços no campo da eletrônica, circuitos de comunicações sem fio e técnicas de programação modular [27].

Um receptor de rádio tradicional realiza as seguintes operações: sintonização da frequência da portadora do sinal a ser recebido, filtragem para eliminar ruídos, demodulação e amplificação para compensar perdas na transmissão [27]. A Figura 2.10 apresenta a estrutura de um receptor tradicional de rádio super-heteródino.

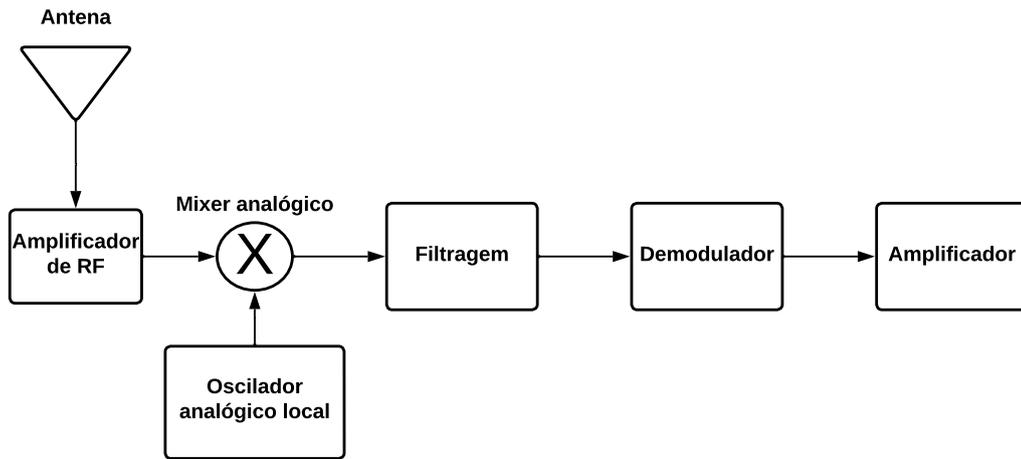


Figura 2.10: Estrutura interna de um receptor de rádio super-heteródino tradicional.

No esquema apresentado na Figura 2.10 o sinal RF (radiofrequência) de entrada é recebido pela antena e geralmente passa por um processo de amplificação de RF que opera somente na faixa de frequência de interesse. Então, o sinal passa por um *mixer* que é um módulo responsável por realizar a multiplicação do sinal de entrada com o sinal gerado pelo oscilador local, a frequência do sinal gerado pelo oscilador é determinada pelo controle de sintonização do rádio [27]. Após o *mixer*, o sinal passa por um processo de filtragem em banda passante que atenua os sinais fora da faixa de frequência determinada pelo filtro, por fim, o demodulador é responsável por recuperar o sinal modulado para o usuário.

A Figura 2.11 apresenta a estrutura padrão de um receptor baseado em SDR, onde um sintonizador de RF converte o sinal analógico recebido pelo SDR para a frequência intermediária (IF, do inglês, *intermediate frequency*), realizando a mesma operação dos primeiros três módulos do rádio super-heteródino apresentado na Figura 2.10.

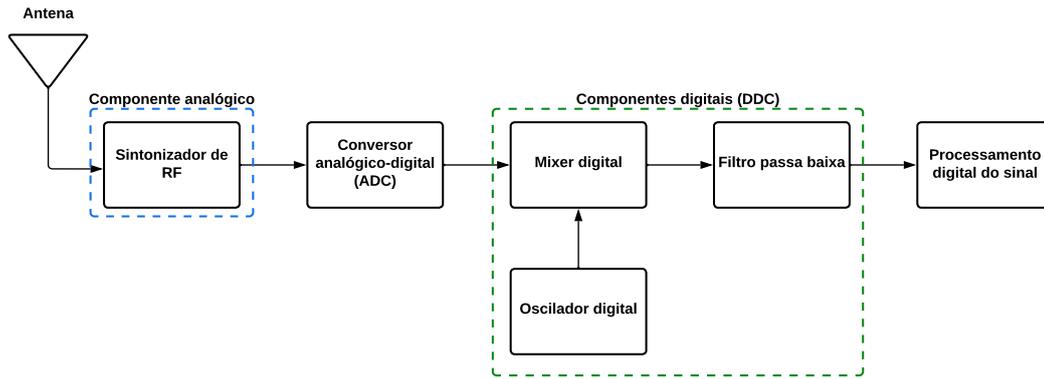


Figura 2.11: Estrutura de um receptor padrão de um rádio definido por software.

Em seguida, o sinal de IF passa por um conversor analógico-digital (ADC, do inglês, *analog-digital converter*) responsável por converter o sinal analógico que sai do sintonizador RF para o domínio digital, onde a saída do ADC são amostras que representam o sinal de IF. Essas amostras são o sinal de entrada do módulo de DDC (do inglês, *digital down converter*) responsável por fazer o deslocamento do sinal digitalizado em frequência intermediária para a banda-base [28], o DDC geralmente é embarcado em um chip monolítico e representa uma parte crucial no processo de recepção em SDRs e é composto por três componentes principais: um *mixer* digital, um oscilador local digital e um filtro passa-baixa de resposta de impulso finito (FIR, do inglês, *finite impulse response*).

O último estágio no processo de recepção é o processamento digital do sinal de saída do DDC, onde ocorre o processo de demodulação, decodificação e amplificação.

Atualmente a popularidade de dispositivos baseados em rádio definido por software deve-se ao baixo custo de aparelhos destinados a aplicações básicas em RF e devido ao fato que o dispositivo de SDR pode ser programado por meio de um computador pessoal, a Figura 2.12 apresenta o hardware de um dispositivo baseado em SDR de baixo custo.

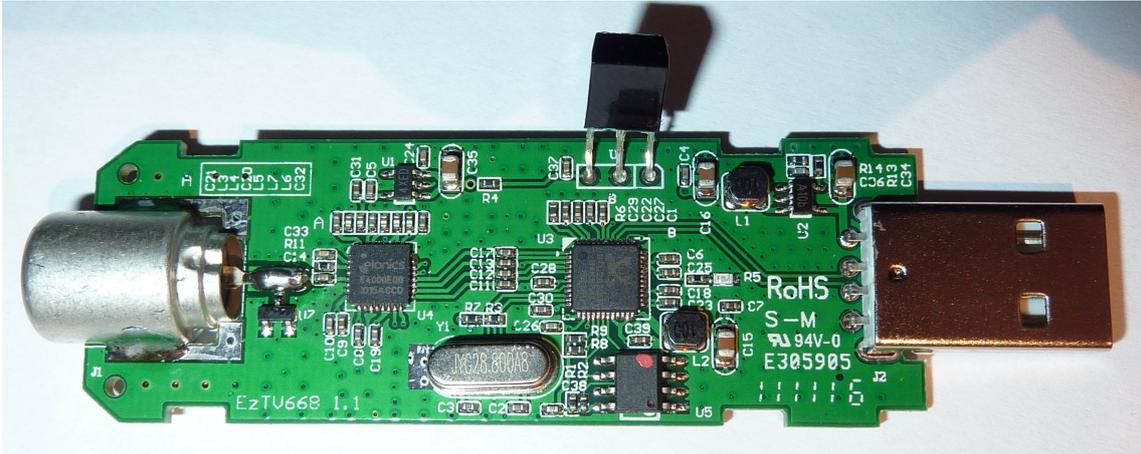


Figura 2.12: Hardware de um dispositivo baseado em SDR de baixo custo.

Fonte [29].

Com a facilidade de acesso a esses dispositivos, estudos identificaram aplicações significantes usando SDRs, como: posicionamento dinâmico do espectro de frequências, acesso múltiplo orientado por oportunidades (ODMA, do inglês, *opportunity driven multiple access*), regulação de espectro e redução de custos [27]. Indo além das aplicações tradicionais, a tecnologia de SDR começa a aparecer em aplicações de alto impacto dentro da área de telecomunicações, alguns exemplos dessas aplicações são: sistemas de direção assistida [30], recepção de sinais GPS [31], análise de propagação de sinais de HF [32] e identificação de emissões em radiofrequência [33].

2.6 Classificadores

A definição de um classificador na área de aprendizado de máquina supervisionada consiste em um algoritmo cuja tarefa é determinar a qual classe ou categoria um dado de entrada é pertencente [34]. No processo de classificação é normalmente improvável obter como resultado uma classificação perfeita, o que se propõe é a probabilidade de ocorrência de uma classe ou outra [16]. A escolha do classificador apropriado para um problema particular requer prática e experiência, pois cada algoritmo de classificação possui sua peculiaridade e é baseado em certas suposições [34]. Ao implementar um modelo de classificação para determinada aplicação, recomenda-se a utilização de diferentes algoritmos de aprendizado para verificar qual

modelo apresentou melhor performance na classificação para essa aplicação específica. A performance de um classificador, no aspecto computacional, depende em como o conjunto de dados está organizado para classificação [34]. A grande dificuldade do problema de classificação é a variabilidade nos valores de características nos objetos de mesma categoria em a relação a diferença entre valores de características de objetos em categorias diferentes. Dentre os algoritmos de aprendizado de máquina (*machine learning*) supervisionada mais populares [35] estão os classificadores árvore de decisão (*decision tree*), floresta aleatória (*random forest*), máquina de vetores suporte (*support vector machine*) e k-vizinhos mais próximos (*k-nearest neighbors*).

Árvore de decisão são técnicas de aprendizado de máquina supervisionado utilizadas em trabalhos de classificação e regressão por dividir os dados continuamente baseado em um certo parâmetro, onde um problema complexo é decomposto em um conjunto de subproblemas mais simples de solucionar [35]. Uma árvore de decisão estruturalmente é constituída por nós, ramos e folhas. As decisões estão nas folhas e os dados são divididos por meio dos ramos entre os nós, a variável de decisão é categórica, a resposta de saída das decisões baseiam-se em sim e não para problemas de classificação, para problemas de regressão (*regression tree*) a variável de decisão é contínua [35].

Floresta aleatória (em inglês, *random forest*) é um algoritmo de aprendizagem supervisionada que opera criando uma "floresta" que são combinações de árvores de decisão, em resumo, o algoritmo de floresta aleatória cria várias árvores de decisão e as combina para obter uma predição com maior acurácia e com maior estabilidade [35]. Esse algoritmo adiciona aleatoriedade extra ao modelo de classificação quando está criando as árvores. Ao invés de procurar pela melhor característica ao fazer a partição dos nós, ele busca a melhor característica em um subconjunto aleatório das características. Esse processo cria uma grande diversidade, o que geralmente leva a geração de modelos com melhor eficácia [36].

As máquinas de vetores suporte (SVM, do inglês, *support vector machines*) são ferramentas de classificação e regressão, a SVM constrói hiperplanos em um espaço n -dimensional para classificar ou regredir dados [35]. Quando há um conjunto de dados pertencentes a diferentes classes, um plano de decisão é necessário para

separar esses dados em cada classe, esses dados podem ou não ser linearmente separáveis, nesses casos são utilizadas funções matemáticas complexas conhecida como *kernels* com o objetivo de separar os dados em suas respectivas classes [35]. os algoritmos SVM visam classificar corretamente as classes de um determinado conjunto de dados de entrada baseando-se nos dados de treino.

K-vizinhos mais próximos (KNN, do inglês, *k-nearest neighbors*) é um algoritmo de classificação que visa determinar o rótulo de classificação de uma amostra baseado nas amostras vizinhas advindas de um conjunto de dados de treinamento [35].

Capítulo 3

Metodologia

3.1 Sistema Proposto

Na literatura, são abordados diversos métodos de implementação de sistemas de classificação automática de modulação. As pesquisas realizadas sobre esse tema, em sua grande maioria, dividem esse assunto em três etapas: geração dos sinais modulados, extração de características e classificação. Entretanto é possível encontrar diferentes metodologias utilizadas em cada uma dessas etapas. Por exemplo, na etapa de geração de sinais modulados, pode-se considerar sinais gerados de maneira artificial por meio de simulação [8, 16], nesse método são utilizados algoritmos computacionais capazes de simular o diferentes canais de comunicação, como AWGN (do inglês, *additive white gaussian noise*) [37, 38], outras pesquisas já procuram a utilização de diferentes modelos de canais de comunicação como o de Rayleigh e Rician [13, 15]. Por outro lado, na etapa de geração de sinais há pesquisas que consideram a utilização de sinais gerados em ambiente real de transmissão e recepção [39–41], já na etapa de extração de características, há uma grande variedade na escolha das características usadas como os dados de entrada do classificador, essa escolha varia de acordo com as modulações que cada trabalho aborda no sistema de AMC.

Neste trabalho, é proposto uma metodologia para sistemas de classificação automática de diferentes tipos de modulações digitais que são bastante utilizadas em sistemas de comunicação. Essa metodologia é composta por cinco etapas principais: a geração dos sinais modulados, recepção dos sinais por meio de um dispositivo

baseado em rádio definido por software, tratamento dos sinais utilizando amostragem e cálculo da envoltória complexa, extração do vetor de características e por fim o projeto dos classificadores multiclasse. A Figura 3.1 apresenta uma visão geral da metodologia proposta para esse trabalho.

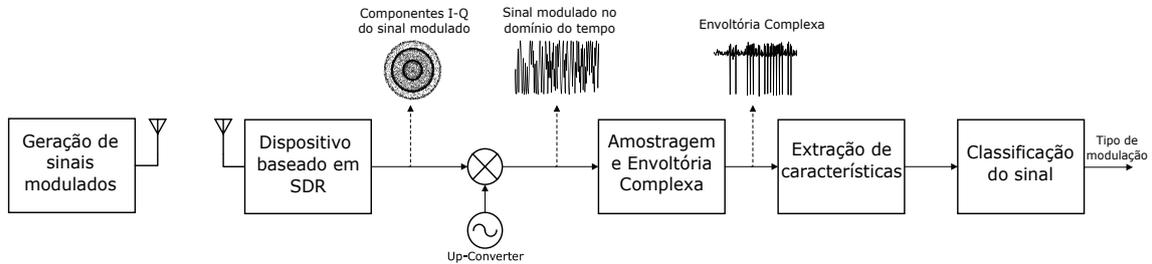


Figura 3.1: Metodologia proposta para o sistema automático de classificação de modulações digitais

3.2 Geração de Sinais Modulados

Neste trabalho os sinais modulados foram gerados em ambiente real de transmissão e recepção por meio de um gerador de sinais vetoriais da *Agilent Technologies* modelo *ESG E4438C* onde foram gerados e transmitidos sinais em banda passante de sete modulações digitais diferentes: BPSK, QPSK, 8-PSK, 16QAM, 32QAM, 64QAM e 128QAM. A Figura 3.2 apresenta o gerador sendo utilizado para a transmissão dos sinais modulados.



Figura 3.2: Equipamento responsável pela geração dos sinais modulados em banda passante.

O *ESG E4438C* possui quatro modos de operação: onda contínua (CW, do inglês, *continuous wave*), varredura de sinal (*swept signal*), modulação analógica e modulação digital [42].

No modo CW o gerador é responsável por produzir um sinal de onda contínua configurado em uma única frequência e nível de potência.

O modo *swept signal* é responsável por realizar uma busca em determinada faixas de frequência e níveis de potência no gerador.

O modo de modulação analógica é capaz de realizar a modulação de sinais de onda contínua em quatro tipos de modulações analógicas: modulação em amplitude (AM, do inglês, *Amplitude Modulation*), modulação em frequência (FM, do inglês, *Frequency Modulation*), modulação em fase (PM, do inglês, *Phase Modulation*) e modulação em pulso.

No modo de modulação digital o gerador de sinais realiza a modulação de sinais em onda contínua de um sinal *I-Q* em tempo real ou realiza a modulação digital de um sinal *I-Q* arbitrário [42]. Esse modo possui quatro tipos de configurações diferentes para realizar a modulação digital. O primeiro modo, *Custom Arb Waveform Generator*, pode gerar sinais modulados em uma única portadora ou em sistemas multiportadoras, onde cada forma de onda da portadora modulada deve ser calculada e gerada antes da sua transmissão na porta de saída do gerador, a geração dos sinais acontece no gerador em banda base interno do *ESG E4438C*. O segundo modo, *Custom Real Time I/Q Baseband* realiza a geração de sinais em monoportadora que podem ser modulados com dados em tempo real que permite o controle simultâneo sobre todos os parâmetros que afetam o sinal, o sinal monoportadora que é gerado pode ser modificado aplicando uma variedade de padrões de dados, filtros, taxas de símbolo e tipos de modulação. O terceiro modo, *Multitone*, realiza a geração de até 64 sinais em onda contínua (ou tons) com amplitude ajustável e espaçamento de frequência. O quarto e último modo, *Dual ARB*, é usado para controlar a sequência de segmentos da forma de onda que foram escritos na memória ARB localizado no gerador de sinais em banda base interno do *ESG E4438C*. Nesse trabalho, para a geração e transmissão dos sinais modulados digitalmente em banda passante foi utilizado o modo *Custom Arb Waveform Generator* em monoportadora.

3.3 Recepção dos Sinais Modulados

Com a geração e transmissão sem fio dos sinais modulados em ambiente real, um dispositivo baseado em rádio definido por software de baixo custo é responsável por realizar a recepção desses sinais modulados. Esse dispositivo consegue realizar a aquisição das componentes I - Q dos sinais modulados transmitidos pelo gerador. Cada sinal recebido é salvo como um arquivo no formato *.dat* e necessitam de um processo de formatação, já que os dados agrupados nesse arquivo não separam as componentes em fase e quadratura de maneira individual, o que é capturado pelo dispositivo de SDR são dados brutos não tratados (*raw data*) provenientes da transmissão [43]. A Figura 3.3 apresenta o diagrama das atividades realizadas para formatação do sinal recebido.



Figura 3.3: Atividades realizadas para formatação do sinal modulado recebido pelo dispositivo baseado em SDR.

Com a formatação dos sinais foi possível realizar a representação dos sinais captados no mapa de constelação, a Figura 3.4 apresenta a representação das componentes I - Q de cada uma das sete modulações que são o objeto de pesquisa deste trabalho provenientes da transmissão por meio do *ESG E4438C* e da recepção pelo dispositivo baseado em rádio definido por software em ambiente real, na figura é possível notar os efeitos de deslocamento de frequência da portadora (CFO, do inglês, *carrier frequency offset*) e deslocamento de fase da portadora (CPO, do inglês, *carrier phase offset*) esses efeitos devem-se a dessincronização entre a frequência e fase do oscilador local do receptor com a frequência e fase de transmissão do sinal, esse efeito é comum em sistemas de comunicação digital e existem algoritmos que realizam a correção dos sinais recebidos, causando um efeito anelar na disposição das componentes I - Q no mapa de constelação [9, 44].

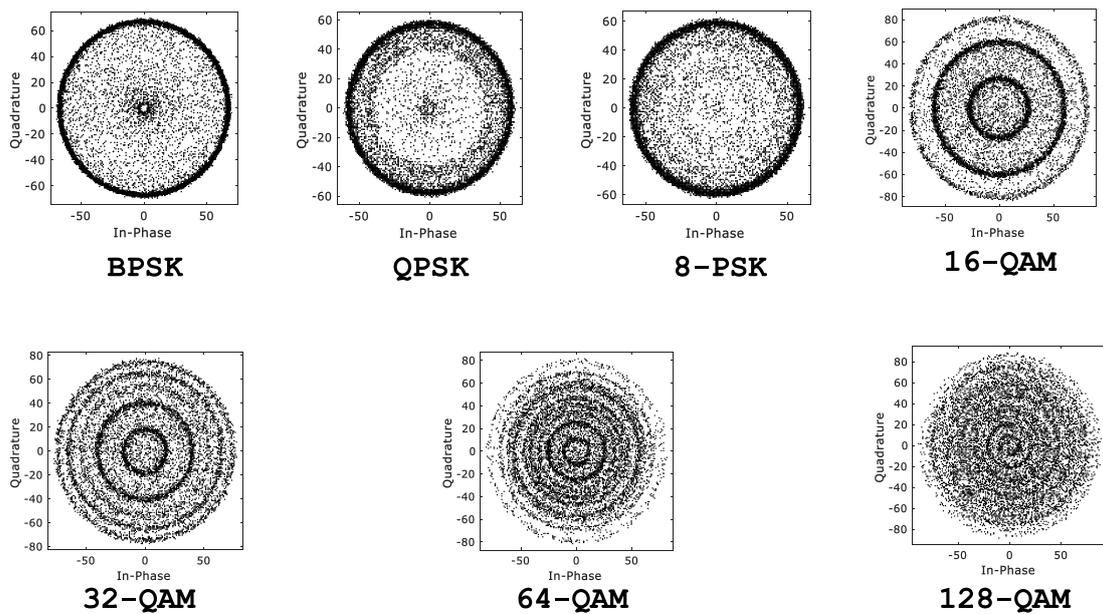


Figura 3.4: Representação dos 7 sinais modulados (BPSK, QPSK, 8-PSK e 16 – 32 – 64 – 128-QAM) no mapa de constelação recebidos por meio do dispositivo baseado em SDR.

Upconverter

O *upconverter*, nesta etapa do projeto, é responsável por realizar a transformação dos sinais modulados compostos por componentes de fase e quadratura em sinais no domínio temporal. Este processo é feito por meio da implementação de um modulador em quadratura, composto por dois sinais sinusoidais com a mesma frequência f_c utilizada na geração dos sinais modulados defasados em 90° entre si. A Figura 3.5 apresenta como esse modulador em quadratura opera utilizando as componentes I - Q como entrada e tendo como saída o sinal $x(t)$ no domínio temporal.

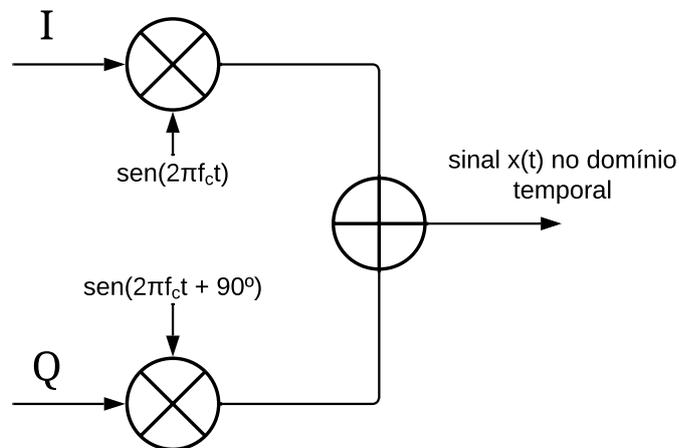


Figura 3.5: Representação do modulador em quadratura utilizado nesse trabalho.

3.4 Amostragem e Envoltória Complexa

Após o processo transformação do sinal modulado para o domínio temporal por meio da implementação do *upconverter*, realiza-se a amostragem e obtenção da envoltória complexa pois, para a realização da extração de características é necessário que os sinais recebidos em banda passante sejam amostrados, já esses sinais são analógicos e contínuos no tempo [16]. O processo de amostragem é regido pela seguinte expressão [17]:

$$x_a = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x_{pass}(nT_s)\delta(t - nT_s) \quad (3.1)$$

onde x_{pass} representa o sinal em banda passante, T_s simboliza o tempo de amostragem e $\delta(t)$ é a função delta de Dirac.

Nesse trabalho, os sinais em banda passante são representados como sinais analíticos complexos que possuem importantes propriedades para a classificação automática de sinais. O espectro de frequência de um sinal real em banda passante possui redundância e toda a informação do sinal pode ser obtida por metade do seu espectro [8]. No caso da representação analítica todos os componentes negativos são nulos. O sinal analítico de um sinal amostrado em banda passante $x_n(n)$ pode ser expresso por [17]:

$$z(n) = x(n) + j\mathcal{H}\{x(n)\} \quad (3.2)$$

Sendo \mathcal{H} a representação da transformada de Hilbert, que é uma ferramenta necessária para o cálculo da envoltória complexa $\alpha(n)$. A envoltória apresenta importantes informações de amplitude, frequência e fase instantâneas utilizadas na etapa de extração de características, como mostrado nas Equações 2.9, 2.10, 2.11 e 2.12. A envoltória complexa pode ser expressa por [17]:

$$\alpha(n) = z(n)e^{j2\pi f_c n} \quad (3.3)$$

As operações matemáticas das Equações 3.1, 3.2 e 3.3 são aplicadas sobre os sinais amostrados em banda passante para obtenção da envoltória complexa.

3.5 Extração de Características

A etapa de extração de características é fundamental para definir e representar comportamento e propriedades dos sinais modulados por fornecer dados singulares a respeito de cada modulação. Neste trabalho foram extraídas características do tipo espectrais, estatísticas, baseadas em transformadas, baseadas em teste de distribuição e cicloestacionárias, totalizando 29 características. A Tabela 3.1 apresenta a descrição das características extraídas utilizadas neste trabalho e na Seção 2.4 são apresentados as expressões matemáticas que definem cada uma das características.

Tabela 3.1: Descrição das características extraídas para a realização do sistema de classificação automática de modulações proposto.

Características	
Categoria	Descrição
Espectral	Valor máximo da densidade espectral de potência da amplitude instantânea normalizada e centralizada.
	Desvio padrão da amplitude instantânea normalizada e centralizada.
	Desvio padrão do valor absoluto da componente não linear da fase instantânea.
	Desvio padrão da fase não linear direta centralizada.
	Desvio padrão da frequência instantânea normalizada e centralizada.
	Desvio padrão do valor absoluto da frequência instantânea normalizada e centralizada.
	Valor máximo da densidade espectral de potência (PSD) da frequência instantânea normalizada e centralizada.
Transformada	Valor máximo da transformada discreta do cosseno.
	Desvio padrão da transformada de Walsh-Hadamard.
	Desvio padrão da transformada Wavelet discreta.
	Valor máximo dos coeficientes cepstrais na frequência Mel.
Estatísticas	Cumulantes de segunda ordem.
	Cumulantes de terceira ordem.
	Cumulantes de quarta ordem.
Teste de Distribuição	Função de teste de Gaussianidade.
Cicloestacionárias	Curtose da densidade de correlação espectral (SCD).
	Desvio padrão da SCD.
	Variância da SCD.
	Cumulantes cíclicas de terceira ordem.
	Cumulantes cíclicas de quarta ordem.

A extração de características resulta na criação de um vetor de 29 posições para cada sinal analisado, onde cada posição do vetor corresponde a um valor de determinada característica. Com a obtenção dos vetores de características gerados para cada sinal das sete modulações objeto de pesquisa deste trabalho, realiza-se o projeto dos classificadores multiclasse utilizando diferentes algoritmos de aprendizado de máquina.

Capítulo 4

Experimentos e Resultados

Neste capítulo são apresentadas as etapas experimentais para a realização do sistema automático de modulações digitais com os sinais coletados em ambiente real por meio de um dispositivo de baixo custo baseado em rádio definido por software. O capítulo está organizado da seguinte maneira: na primeira parte é apresentado o *setup* dos experimentos, em seguida é apresentado os parâmetros e algoritmos para construção da base de dados dos sinais modulados em sete tipos de modulações digitais e por último é apresentado os parâmetros para classificação e os resultados obtidos utilizando cada algoritmo de classificação.

4.1 *Setup* dos Experimentos

Para a transmissão dos sinais modulados foi utilizado o gerador de sinais vetoriais da *Agilent Technologies* modelo *ESG E4438C*, conforme explicitado na Seção 3.2 e apresentado na Figura 3.2, a Figura 4.1 apresenta o dispositivo baseado em rádio definido por software utilizado para recepção dos sinais modulados do tipo RTL-SDR, modelo RTL2832UHIDIR, baseado no *chipset* RTL2832U da Realtek e sintonizador Rafael Micro R820T [29], que usa um *dongle* de sintonização de sinais padrão ISDB-T. O tratamento dos sinais recebidos foi realizado na linguagem de programação MATLAB, versão R2017b em ambiente Linux, distribuição Ubuntu versão 19.10. Os métodos de classificação foram implementados na linguagem *Python* utilizando a biblioteca *scikit-learn*.



Figura 4.1: Dispositivo utilizado para captura dos sinais modulados.

4.2 Tratamento dos Dados

Os dados aplicados a um classificador são de suma importância para a classificação correta dos sinais modulados, para criar o conjunto de sinais utilizados nesse trabalho foi necessário uma padronização nos parâmetros de transmissão e recepção dos sinais modulados.

4.2.1 Parâmetros para Transmissão dos Sinais Modulados

Para a transmissão dos sinais modulados, o primeiro passo foi a determinação do sinal digital (informação) a ser modulado e foi escolhido o sinal PN23 nativo do gerador de sinais *ESG E4438C*, esse sinal representa uma sequência de números binários pseudoaleatórios padronizada pela união internacional das telecomunicações (ITU, do inglês, *international telecommunication union*) [42], Em seguida, foi determinado o filtro Gaussiano como pulso formatador do sinal em banda base, a taxa de símbolos de modulação utilizada foi de 256ksp/s (ksp/s - *kilo symbols per second*), foi utilizada uma amplitude de 10dBm na saída do gerador e por fim, para determinação da frequência de transmissão foi realizada uma varredura na faixa de $50 - 800\text{MHz}$, com o objetivo de encontrar o intervalo de frequências com a menor incidência de ruídos e outros sinais emitidos evitando a interferência na transmissão dos sinais modulados pelo gerador. Utilizando a ferramenta *sdrrSpectrumAnalyzer*,

que é uma aplicação do MATLAB/SIMULINK que possibilita a análise do espectro de frequências utilizando o dispositivo RTL-SDR [45]. A Figura 4.2 apresenta o diagrama realizado no SIMULINK para a análise do espectro.

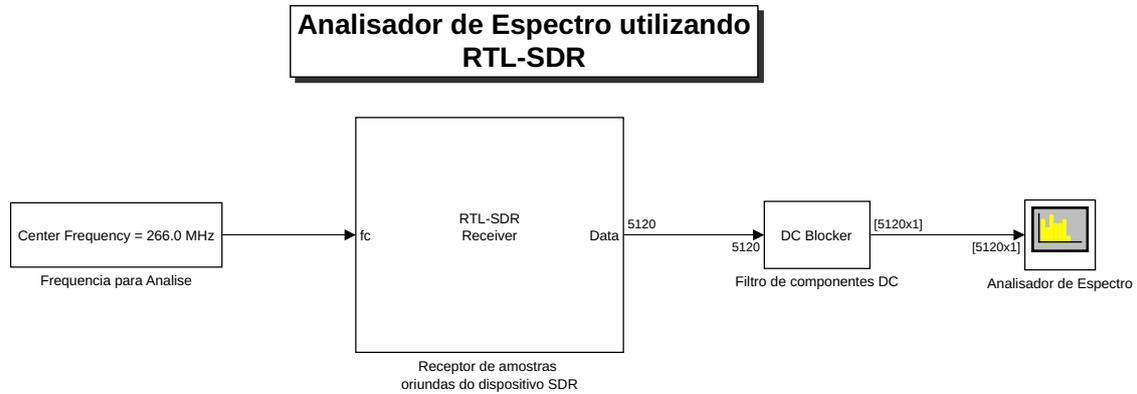


Figura 4.2: Programa implementado no SIMULINK para analisar o espectro de frequências utilizando o dispositivo baseado em rádio definido por software.

Por meio dessa análise, verificou-se que a frequência de 266MHz era a mais adequada para transmitir os sinais modulados. A Figura 4.3 apresenta o espectro de frequência centralizado em 266MHz , mostrando que nessa faixa de frequência não há elementos que possam causar interferência na transmissão do sinal.

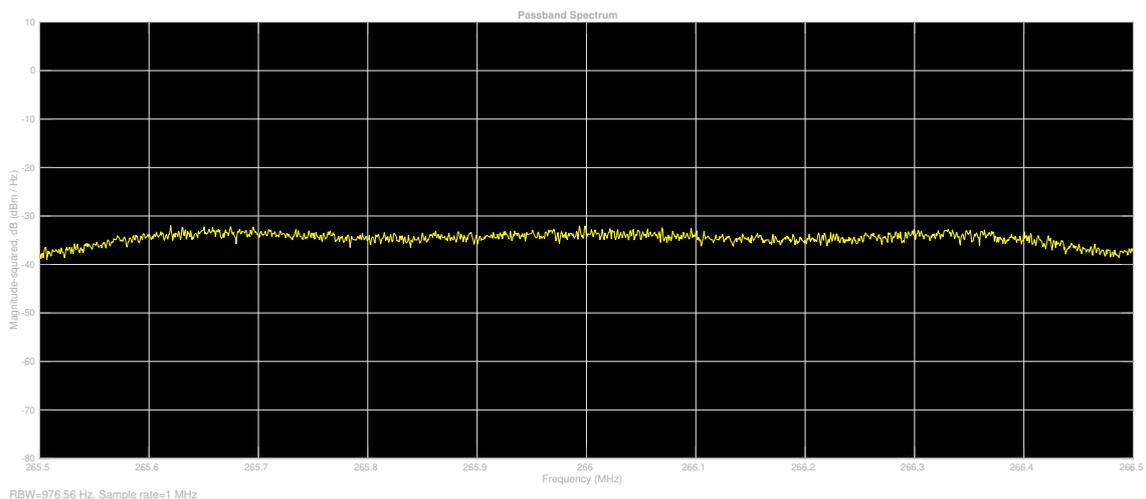


Figura 4.3: Espectro de frequências centralizado em 266MHz .

Ao determinar os parâmetros de transmissão citados foi realizar a transmissão sem fio do sinal nos sete tipos de modulações digitais que são objeto de pesquisa deste trabalho, para uma melhor irradiação do sinal modulado foi acoplada à saída

do gerador *ESG E4438C* uma antena omnidirecional, conforme já apresentado na Figura 3.2. A Figura 4.4 apresenta o espectro de frequências enquanto o *ESG E4438C* estava transmitindo os sinais modulados.

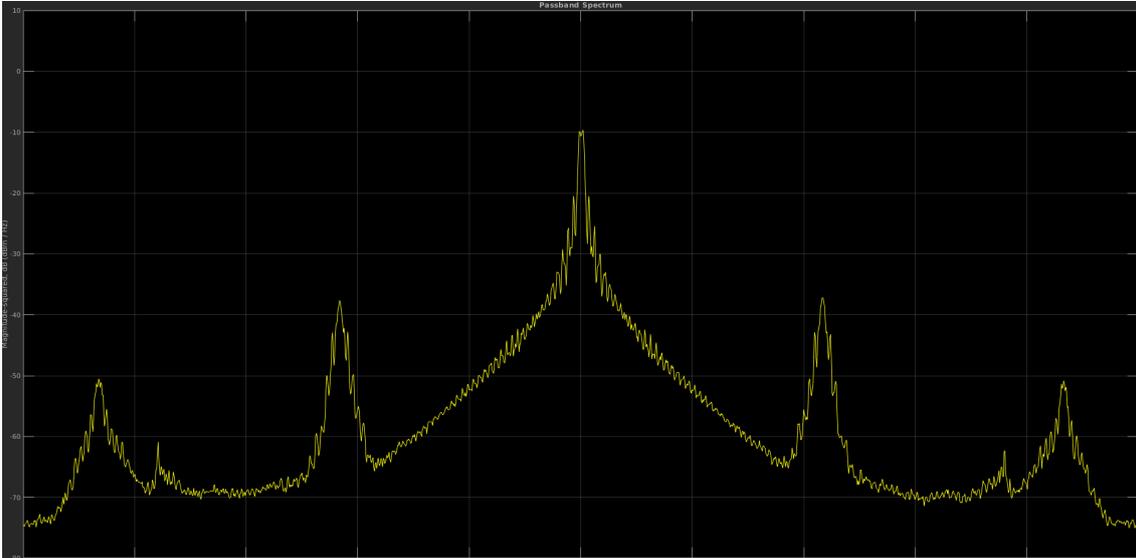


Figura 4.4: Espectro de frequências centralizado em $266MHz$ no momento da transmissão dos sinais modulados.

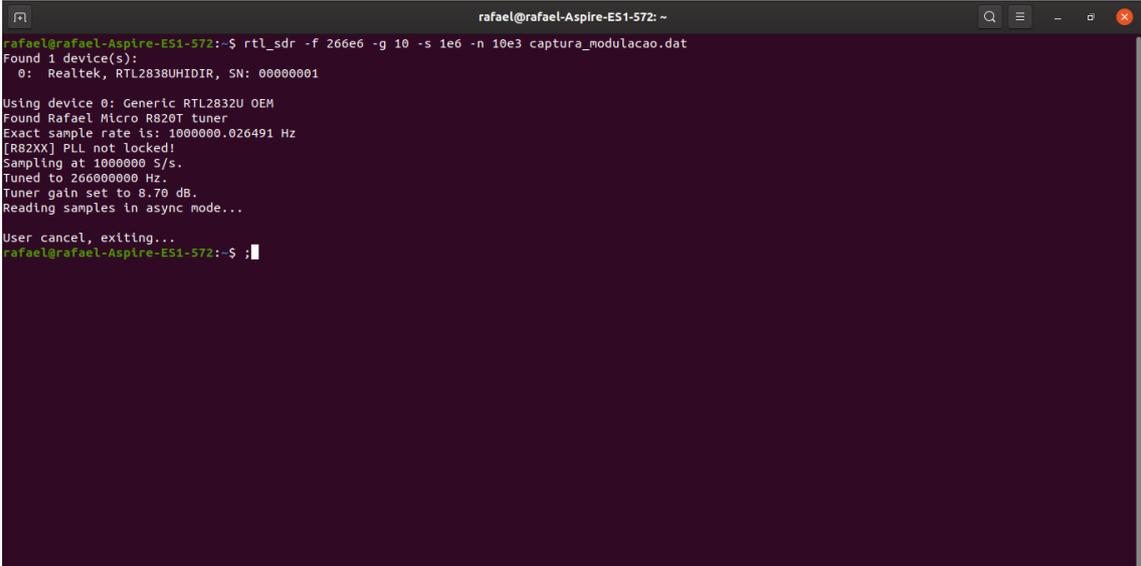
4.2.2 Parâmetros para Recepção dos Sinais Modulados

A recepção dos sinais modulados foi realizada por meio da biblioteca *librtlsdr* em ambiente linux, essa biblioteca permite a captura das componentes *I-Q* dos sinais modulados de maneira programável onde é possível definir a frequência para recepção do sinal em *Hertz*, o ganho interno do receptor em *dBm*, a frequência de amostragem em *Hertz* e por último a quantidades de componentes *I-Q* a serem coletadas. Ao realizar esse processo, as componentes *I-Q* do sinal são salvas em um arquivo *.dat* onde é necessário realizar uma formatação desses sinais conforme explanado na Seção 3.3. Para a captura dos sinais modulados, a biblioteca de captura dos sinais foi configurada nos seguintes parâmetros: frequência de $266MHz$, ganho interno de $10dBm$, frequência de amostragem de $1MHz$ e 10000 componentes *I-Q* por sinal. Para automatizar o processo de coleta dos sinais modulados foi implementado um *script* desenvolvido em *Bash* que realiza essa operação para cada tipo de modulação digital de maneira contínua até coletar a quantidade de sinais determinada, o Algoritmo 1 apresenta como essa coleta foi realizada e a Figura 4.5

apresenta como essa coleta é realizada usando a biblioteca *librtlsdr* em ambiente linux.

Algorithm 1 Captura dos sinais modulados

```
1: #!/bin/bash
2: echo
3: echo "Qual modulação a ser recebida?"
4: read modulacao      ▷ Inserir qual a modulação digital sendo transmitida pelo
   gerador
5: echo
6: for N in {1..n} do   ▷ Determinação da quantidade n de sinais que serão
   capturados
7:     echo "Início da captura" $N
8:     echo
9:     rtl_sdr -f 266e6 -g 10 -s 1e6 -n 10e3 captura_"$modulacao"_"$N.dat ▷ Uso
   da biblioteca de acesso ao dispositivo RTL-SDR determinando os parâmetros de
   coleta
10:     sleep 2          ▷ Intervalo de 2 segundos entre a captura de cada sinal
11:     echo
12: end for
13: echo "Final da captura de" $N "sinais modulados"
```



```
rafael@rafael-Aspire-E51-572: ~
rafael@rafael-Aspire-E51-572:~$ rtl_sdr -f 266e6 -g 10 -s 1e6 -n 10e3 captura_modulacao.dat
Found 1 device(s):
 0: Realtek, RTL2838UHIDIR, SN: 00000001

Using device 0: Generic RTL2832U OEM
Found Rafael Micro R820T tuner
Exact sample rate is: 1000000.026491 Hz
[R82XX] PLL not locked!
Sampling at 1000000 S/s.
Tuned to 266000000 Hz.
Tuner gain set to 8.70 db.
Reading samples in async mode...

User cancel, exiting..
rafael@rafael-Aspire-E51-572:~$ ;
```

Figura 4.5: Captura do sinal modulado utilizando a ferramenta *librtlsdr*.

4.3 Base de Dados

A base de dados deste trabalho é constituída pelos sinais modulados capturados pelo RTL2832UHIDIR e pela matriz de características calculadas por meio das equações apresentadas na Seção 2.4 dos sinais recebidos. Foram coletados 300 sinais de cada uma das 7 modulações digitais objeto de pesquisa deste trabalho, totalizando 2100 sinais modulados capturados pelo dispositivo baseado em SDR, onde cada sinal possui 10000 componentes $I-Q$. Foram calculadas 29 características para cada um dos sinais capturados, formando um vetor de 29 posições para cada sinal, totalizando uma matriz de características de dimensão 300×29 para cada sinal modulado e agrupando as matrizes de características de cada modulação resulta em uma matriz de dimensão 2100×29 . A Tabela 4.1 apresenta a decomposição da base de dados.

Tabela 4.1: Quantidade de sinais modulados por classe e dimensão das matrizes de características.

Classes	Quantidade de sinais recebidos	Dimensão matriz de características
BPSK	300	$\begin{bmatrix} \text{BPSK} \\ 300 \times 29 \end{bmatrix}$
QPSK	300	$\begin{bmatrix} \text{QPSK} \\ 300 \times 29 \end{bmatrix}$
8-PSK	300	$\begin{bmatrix} \text{8-PSK} \\ 300 \times 29 \end{bmatrix}$
16QAM	300	$\begin{bmatrix} \text{16QAM} \\ 300 \times 29 \end{bmatrix}$
32QAM	300	$\begin{bmatrix} \text{32QAM} \\ 300 \times 29 \end{bmatrix}$
64QAM	300	$\begin{bmatrix} \text{64QAM} \\ 300 \times 29 \end{bmatrix}$
128QAM	300	$\begin{bmatrix} \text{128QAM} \\ 300 \times 29 \end{bmatrix}$

4.4 Métricas para Classificação dos Sinais Modulados

A classificação do tipo de modulação foi realizada utilizando as matrizes de características oriundas da geração da base de dados, para isso foi necessário a conversão dessas matrizes geradas no MATLAB em formato *.mat* para o modelo de

estrutura de dados (*dataframe*) da biblioteca *pandas* [46], em ambiente de desenvolvimento *python* que permitiu a padronização e formatação dos dados dessas matrizes, a partir dessa conversão foi possível realizar o processo de classificação utilizando a biblioteca *scikit-learn*. Os dados das matrizes de características foram agrupados utilizando a função *pandas.concat* formando uma única matriz de características, em seguida foi realizado o processo de separação do conjunto de dados em treino e teste, foi utilizada a proporção 70% de dados para treino e 30% para teste, esse processo foi implementado utilizando a função *sklearn.model_selection.train_test_split* nativa da biblioteca *scikit-learn*.

Os métodos de aprendizado de máquina utilizados para a classificação do tipo de modulação foram: árvore de decisão, floresta aleatória com profundidade igual a três ($deep = 3$), k-vizinhos mais próximos utilizando os parâmetros de distância euclidiana e $k = 49$, máquinas de vetores suporte implementada com núcleo (*kernel*) gaussiano. Esses métodos foram implementados utilizando os algoritmos de classificação nativos da biblioteca *scikit-learn*, a Tabela 4.2 apresenta as funções utilizadas para cada tipo de classificador.

Tabela 4.2: Funções e parâmetros¹ utilizados para classificação usando *scikit-learn*.

Classificador	Parâmetros	Função utilizada
Árvore de Decisão	Critério = entropia Profundidade ($deep$) = 3	<i>sklearn.tree.DecisionTreeClassifier</i>
Floresta Aleatória	Critério = entropia	<i>sklearn.ensemble.RandomForestClassifier</i>
k-NN	Distância Euclidiana $k = 49$	<i>sklearn.neighbors.KNeighborsClassifier</i>
SVM	Kernel gaussiano	<i>sklearn.svm.SVC</i>

¹Para o restante dos parâmetros da biblioteca *scikit-learn* foi utilizado a configuração padrão (*default*).

Utilizando a matriz de classificação padronizada foram realizados os testes dos classificadores multiclasse utilizando as funções citadas na Tabela 4.2, avaliando a acurácia como métrica de desempenho, os melhores resultados de classificação foram obtidos por método de árvore de decisão atingindo 82,5% de acurácia. A Tabela 4.3 apresenta o desempenho dos outros classificadores multiclasse e na Figura 4.6 é apresentado a matriz de confusão obtida usando o método de árvore de decisão.

Tabela 4.3: Classificadores e resultados obtidos para sistema de classificação automática de modulações proposto.

Resultados	
Métodos de Classificação	Acurácia
Árvore de Decisão	82,50%
Floresta Aleatória	82,14%
k-NN	58,8%
SVM	53,57%

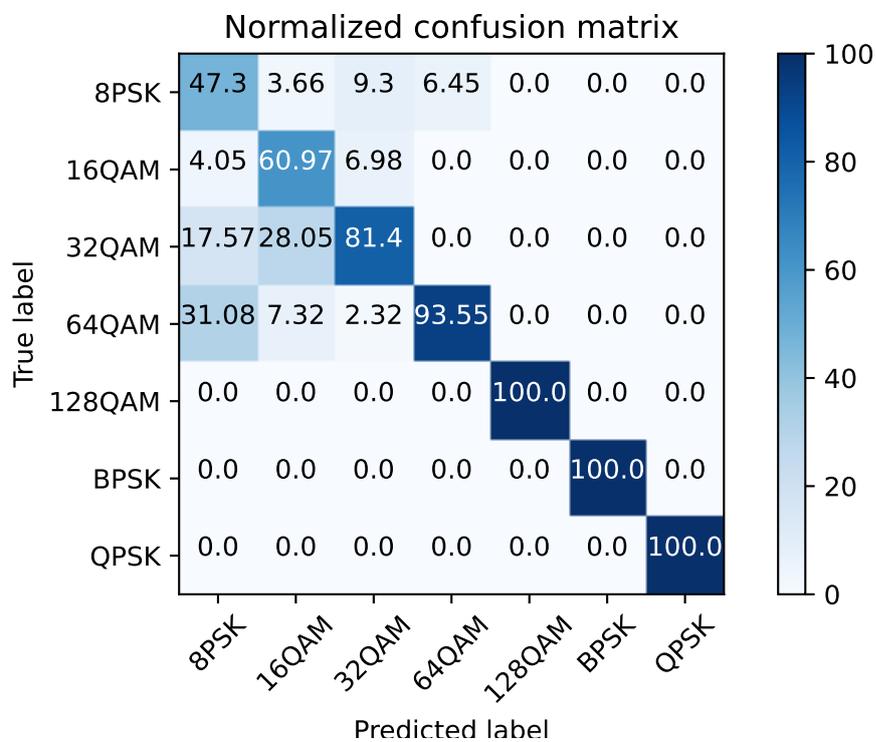


Figura 4.6: Matriz de confusão para o classificador árvore de decisão para o sistema de classificação automática de modulações.

No método de classificação que apresentou o melhor resultado as modulações 16-QAM (47%) e 8-PSK (60%) tiveram os piores resultados, isso pode ser explicado devido ao formato das componentes I - Q no mapa de constelações com os efeitos de CFO e CPO, como apresentado na Figura 3.4, o que torna o formato das modulações bastante parecidos, acarretando em uma falsa classificação pelo método de árvore de decisão. As modulações 64-128-QAM, BPSK e QPSK obtiveram os melhores resultados com acurácia acima de 93%.

Capítulo 5

Conclusão

Neste trabalho foi abordado o desenvolvimento de um sistema de classificação automática de modulações digitais de sinais gerados em ambiente real de transmissão e recepção. A concepção desse sistema dividiu-se em três etapas principais: transmissão e recepção dos sinais modulados, extração de características e classificação do tipo de modulação. Para a primeira etapa foi usado um robusto gerador de sinais vetoriais modelo *ESG Vector Signal Generator E4438C* da *Agilent Technologies* com uma antena omnidirecional acoplada à sua saída de dados para transmissão dos sinais modulados em 7 diferentes métodos de modulação digital, para recepção foi utilizado um dispositivo de baixo custo baseado em rádio definido por software modelo RTL2832UHIDIR. A segunda etapa consistiu no tratamento dos sinais recebidos para realizar o cálculo de 29 características que representam o comportamento e propriedades singulares de cada tipo de modulação. A última etapa consistiu na aplicação de métodos baseados em aprendizado de máquina para realizar a classificação do tipo de modulação a partir do vetor de características gerado na etapa anterior, dos 4 classificadores utilizados o que apresentou o melhor resultado (acurácia de 82%) foi o classificador baseado em árvore de decisão. Para o desenvolvimento deste sistema de classificação automática de modulações foi criada uma base de dados contendo 300 sinais modulados em cada uma das 7 modulações digitais objeto de pesquisa deste trabalho recebidas por meio do dispositivo SDR totalizando 2100 sinais modulados.

5.1 Trabalhos Futuros

- Neste trabalho o sistema de classificação automática de modulações digitais foi desenvolvido utilizando o método de extração de características. Como proposta de trabalho futuro, propõe-se os outros métodos de AMC descritos na Seção 2.4 utilizando a mesma base de dados de sinais modulados geradas nesse trabalho.
- Não foi realizado neste trabalho um estudo mais detalhado sobre quais características são mais relevantes no ponto de vista dos classificadores. Então como proposta de trabalho futuro, propõe-se uma investigação a respeito de quais características apresentam maior peso na classificação.
- Neste trabalho foram abordados quatro classificadores bastante populares na área de aprendizado de máquina. Propõe-se como trabalho futuro a aplicação de classificadores mais robustos, como as redes neurais convolucionais, e outras arquiteturas de classificação dentro do campo do aprendizado profundo, com intuito de deixar a proposta de investigação mais atual e abrangente.

Referências Bibliográficas

- [1] ALI, A., HAMOUDA, W., “Advances on spectrum sensing for cognitive radio networks: Theory and applications”, *IEEE communications surveys & tutorials*, v. 19, n. 2, pp. 1277–1304, 2016.
- [2] HUANG, S., CHAI, L., LI, Z., et al., “Automatic modulation classification using compressive convolutional neural network”, *IEEE Access*, v. 7, pp. 79636–79643, 2019.
- [3] SUN, X., SU, S., ZUO, Z., et al., “Modulation classification using compressed sensing and decision tree–support vector machine in cognitive radio system”, *Sensors*, v. 20, n. 5, pp. 1438, 2020.
- [4] HAYKIN, S. S., *Sistemas de Comunicação Analógicos e Digitais*. Bookman Companhia Editora, 2004.
- [5] “Cisco annual internet Report - Cisco Annual Internet Report (2018–2023) White Paper”, Jan 2022.
- [6] LATHI, B. P., DING, Z., *Modern digital and Analog Communication Systems*. Oxford University Press, 2019.
- [7] XIONG, F., *Digital Modulation Techniques*. Artech House, 2006.
- [8] AMOEDO, D. A., MELO, W. C., CORDEIRO, L. C., et al., “Classificação Automática de Modulações Mono e Multiportadoras utilizando Método de Extração de Características e Classificadores SVM”, 2017.
- [9] ZHU, Z., NANDI, A. K., *Automatic Modulation Classification: Principles, algorithms, and applications*. Wiley, 2015.

- [10] KESHK, M. E.-H., EL-RABAIE, E.-S., ABD EL-SAMIE, F., et al., “Blind Modulation Recognition in Wireless MC-CDMA Systems Using a Support Vector Machine Classifier”, *Wireless Engineering and Technology*, v. 04, 01 2013.
- [11] DOBRE, O., ABDI, A., BAR-NESS, Y., et al., “Survey of automatic modulation classification techniques: Classical approaches and new trends”, *IET Communications*, v. 1, n. 2, pp. 137, 2007.
- [12] KUMAR, A., MAJHI, S., GUI, G., et al., “A Survey of Blind Modulation Classification Techniques for OFDM Signals”, *Sensors*, v. 22, n. 3, pp. 1020, Jan. 2022.
- [13] RAMKUMAR, B., “Automatic modulation classification for cognitive radios using cyclic feature detection”, *IEEE Circuits and Systems Magazine*, v. 9, n. 2, pp. 27–45, 2009.
- [14] ZHANG, Y., MA, X., CAO, D., “Automatic modulation recognition based on morphological operations”, *Circuits, Systems, and Signal Processing*, v. 32, n. 5, pp. 2517–2525, 2013.
- [15] PETROVA, M., MÄHÖNEN, P., OSUNA, A., “Multi-class classification of analog and digital signals in cognitive radios using Support Vector Machines”. In: *2010 7th International Symposium on Wireless Communication Systems*, pp. 986–990, 2010.
- [16] VALADÃO, M., AMOEDO, D., COSTA, A., et al., “Deep Cooperative Spectrum Sensing Based on Residual Neural Network Using Feature Extraction and Random Forest Classifier”, *Sensors*, v. 21, 10 2021.
- [17] NANDI, A., AZZOUZ, E., “Algorithms for automatic modulation recognition of communication signals”, *IEEE Transactions on Communications*, v. 46, n. 4, pp. 431–436, 1998.
- [18] HO, K., PROKOPIW, W., CHAN, Y., “Modulation identification of digital signals by the wavelet transform”, *IEE Proceedings - Radar, Sonar and Navigation*, v. 147, n. 4, pp. 169, 2000.

- [19] HONG, L., HO, K., “Identification of digital modulation types using the wavelet transform”. In: *MILCOM 1999. IEEE Military Communications Conference Proceedings (Cat. No.99CH36341)*, v. 1, pp. 427–431 vol.1, 1999.
- [20] O’SHAUGHNESSY, D., “Invited paper: Automatic speech recognition: History, methods and challenges”, *Pattern Recognition*, v. 41, n. 10, pp. 2965–2979, 2008.
- [21] PROAKIS, J. G., MANOLAKIS, D. G., *Digital Signal Processing: Principles, algorithms, and applications*. Prentice Hall, 1996.
- [22] AZARMANESH, O., BILÉN, S. G., “I-Q diagram utilization in a novel modulation classification technique for Cognitive Radio Applications”, *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, v. 2013, n. 1, 2013.
- [23] GARDNER, W. A., *Cyclostationarity in Communications and signal processing*. Institute of Electrical and Electronics Engineers, 1994.
- [24] ULVERSOY, T., “Software Defined Radio: Challenges and Opportunities”, *IEEE Communications Surveys Tutorials*, v. 12, n. 4, pp. 531–550, 2010.
- [25] TUTTLEBEE, W., *Software defined radio: Enabling technologies*. Wiley, 2003.
- [26] KENINGTON, P. B., *RF and baseband techniques for software defined radio*. Artech House, 2005.
- [27] MACHADO-FERNÁNDEZ, J. R., “Software defined radio: Basic principles and applications”, *Revista Facultad de Ingeniería*, v. 24, n. 38, pp. 79–96, 2015.
- [28] SCHENA, R., “Desenvolvimento de um Digital Down Converter (DDC) para um protótipo embarcado de rádio definido por software”, 2007.
- [29] “SDR (Software Defined Radio) - RTL-SDR: History and Applications”, <https://osmocom.org/projects/rtl-sdr/wiki>, Acessado em: 09-05-2022.

- [30] HAZIZA, N., KASSAB, M., KNOPP, R., et al., “Multi-technology Vehicular Cooperative System Based on Software Defined Radio (SDR)”. In: *Communication Technologies for Vehicles*, pp. 84–95, Springer Berlin Heidelberg: Berlin, Heidelberg, 2013.
- [31] SEO, J., CHEN, Y.-H., DE LORENZO, D. S., et al., “A Real-Time Capable Software-Defined Receiver Using GPU for Adaptive Anti-Jam GPS Sensors”, *Sensors*, v. 11, n. 9, pp. 8966–8991, 2011.
- [32] NAGARAJU, P., KOSKI, E., MELODIA, T., “A SOFTWARE-DEFINED RADIO IONOSPHERIC CHIRPSOUNDER FOR HF PROPAGATION ANALYSIS”, 08 2010.
- [33] ISLAM, M., HANNAN, M. A., SAMAD, S., et al., “Software Defined Radio for RFID Application”, *Lecture Notes in Engineering and Computer Science*, v. 2178, 10 2009.
- [34] RASCHKA, S., LIU, Y., MIRJALILI, V., et al., *Machine learning with pytorch and Scikit-Learn: Develop machine learning and deep learning models with python*. Packt Publishing, 2022.
- [35] RAY, S., “A Quick Review of Machine Learning Algorithms”. In: *2019 International Conference on Machine Learning, Big Data, Cloud and Parallel Computing (COMITCon)*, pp. 35–39, 2019.
- [36] LIU, Y., WANG, Y., ZHANG, J., “New machine learning algorithm: Random forest”. In: *International Conference on Information Computing and Applications*, pp. 246–252, 2012.
- [37] YAKKATI, R. R., YAKKATI, R. R., TRIPATHY, R. K., et al., “Radio Frequency Spectrum Sensing by Automatic Modulation Classification in Cognitive Radio System Using Multiscale Deep CNN”, *IEEE Sensors Journal*, v. 22, n. 1, pp. 926–938, 2022.
- [38] WANG, Y., LIU, M., YANG, J., et al., “Data-driven deep learning for automatic modulation recognition in cognitive radios”, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, v. 68, n. 4, pp. 4074–4077, 2019.

- [39] FURTADO, R. S., TORRES, Y. P., SILVA, M. O., et al., “Automatic Modulation Classification in Real Tx/Rx Environment using Machine Learning and SDR”. In: *2021 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE)*, pp. 1–4, 2021.
- [40] KIM, S., YANG, H.-Y., KIM, D., “Fully Complex Deep Learning Classifiers for Signal Modulation Recognition in Non-Cooperative Environment”, *IEEE Access*, v. 10, pp. 20295–20311, 2022.
- [41] YAKKATI, R. R., YAKKATI, R. R., TRIPATHY, R. K., et al., “Radio Frequency Spectrum Sensing by Automatic Modulation Classification in Cognitive Radio System Using Multiscale Deep CNN”, *IEEE Sensors Journal*, v. 22, n. 1, pp. 926–938, 2022.
- [42] “User’s Guide - Agilent Technologies: E4428C/38C ESG Signal Generators”, <https://www.keysight.com/us/en/assets/9018-01484/user-manuals/9018-01484.pdf>, Acessado em: 07-05-2022.
- [43] “How to capture raw IQ data from the RTL-SDR dongle and FM demodulate with Matlab”, http://www.aaronscher.com/wireless_com_SDR/RTL_SDR_AM_spectrum_demod.html, Acessado em: 15-05-2022.
- [44] PEREIRA, A. M., FURTADO, R. S., AMOEDO, D. A., et al., “Classificação Automática de Modulações DP m-PSK e DP m-QAM em Receptores Ópticos Coerentes Flexíveis”, .
- [45] “Spectral Analysis with RTL-SDR Radio with MATLAB and SIMULINK”, <https://www.mathworks.com/help//supportpkg/rtlsdradio/ug/spectral-analysis-with-rtl-sdr-radio.html>, Acessado em: 07-04-2022.
- [46] MCKINNEY, W., OTHERS, “pandas: a foundational Python library for data analysis and statistics”, *Python for high performance and scientific computing*, v. 14, n. 9, pp. 1–9, 2011.
- [47] SAFAVIAN, S. R., LANDGREBE, D., “A survey of decision tree classifier methodology”, *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, v. 21, n. 3, pp. 660–674, 1991.

Apêndice A

Códigos Utilizados

Neste apêndice consta os códigos utilizados para o desenvolvimento desse projeto.

A.1 Formatação do Sinal Recebido pelo SDR

Equalização de cada sinal recebido pelo dispositivo baseado em SDR em arquivo *.dat* para resolução de 8 *bits* e organização desse sinal em componentes de fase e quadratura, que foi desenvolvido no Matlab.

```
1 % Funcao para carregar e equalizar o arquivo .dat recebido
2 function y = loadFile(filename)
3 fid = fopen(filename,'rb');
4 y = fread(fid,'uint8=>double');
5 y = y-127.5;
6 y = y(1:2:end) + i*y(2:2:end);
7
8 % Essa funcao torna as componentes reais e imaginarias de um vetor
   reais.
9 function iq_result=UpConv(iq, freq)
10 %Sendo:
11 %UpConv(iq, freq) = real(iq)*seno(freq + 0) + imag(iq)*seno(freq +
   pi/2);
12 fs=length(iq);
13 t=0:1/fs:1-1/fs;
14 senoPh=sin(2*pi*t*freq);
15 senoDe=sin(2*pi*t*freq+pi/2);
```

```

16 iq_result = real(iq).*senoPh + imag(iq).*senoDe;
17
18 % conversao dos 300 sinais de determinada modulacao digital (este
    caso e para a modulacao 64qam) em somente uma matriz coluna
19 x = [1:300];
20 for i = 1:300;
21     y{i} = loadFile(sprintf('captura_64qam_%d.dat',x(i)));
22 end;
23 matriz = [y{1:300}];
24 matriz_t = matriz'
25
26 % Conversao dos 300 sinais dessa modulacao que estao decompostos em
    componentes I-Q para o dominio temporal
27 matriz_temporal= UpConv(matriz_t,266e6);
28 %Salvar matriz gerada em um arquivo .mat
29 save matriz_temporal

```

A.2 Cálculo das Características dos Sinais Modulados

```

1 % Codigo que calcula as caracteristicas dos sinais capturados pelo
    RDS
2 clc; clearvars; close all
3 fc = 266e6; %Frequencia de Tx dos sinais modulados
4 t=0:(1/1e8):1e-4-(1/1e8);
5 % Carregar os arquivos .mat das matrizes dos sinais modulados no
    dominio temporal
6 load matriz_bpsk.mat;
7 load matriz_qpsk.mat;
8 load matriz_8psk.mat;
9 load matriz_16qam.mat;
10 load matriz_32qam.mat;
11 load matriz_64qam.mat;
12 load matriz_128qam.mat;
13
14 % Iniciacao das matrizes de caracteristicas de cada uma das
    modulacoes

```

```

15 feature_matrix_bpsk = zeros(300,29);
16 feature_matrix_qpsk = zeros(300,29);
17 feature_matrix_8psk = zeros(300,29);
18 feature_matrix_16qam = zeros(300,29);
19 feature_matrix_32qam = zeros(300,29);
20 feature_matrix_64qam = zeros(300,29);
21 feature_matrix_128qam = zeros(300,29);
22
23 typeset=['BPSK ','QPSK ','8PSK ','16QAM ','32QAM ','64QAM ','
128QAM'];
24
25 [m n] = size(typeset);
26
27 %Inicio do calculo das caracteristicas para cada uma das modulacoes
28 for signal=1:m
29     type=deblank(typeset(signal,:))
30     switch type
31         case 'BPSK'
32             count = 1;
33             [x y] = size(matriz_qpsk);
34             for iteracao=1:x
35 feature_matrix_bpsk(count,:) = parameter_passband(matriz_qpsk(count
, :),length(matriz_qpsk),t);
36 count = count+1;
37         end
38         case 'QPSK'
39             count = 1;
40             [x y] = size(matriz_qpsk);
41             for iteracao=1:x
42 feature_matrix_qpsk(count,:) = parameter_passband(matriz_qpsk(count
, :),length(matriz_qpsk),t);
43 count = count+1;
44         end
45         case '8PSK'
46             count = 1;
47             [x y] = size(matriz_8psk);
48             for iteracao=1:x
49 feature_matrix_8psk(count,:) = parameter_passband(matriz_8psk(count
, :),length(matriz_8psk),t);

```

```

50 count = count+1;
51     end
52     case '16QAM'
53         count = 1;
54         [x y] = size(matriz_16qam);
55         for iteracao=1:x
56 feature_matrix_16qam(count,:) = parameter_passband(matriz_16qam(
57     count,:),length(matriz_16qam),t);
58     end
59     case '32QAM'
60         count = 1;
61         [x y] = size(matriz_32qam);
62         for iteracao=1:x
63 feature_matrix_32qam(count,:) = parameter_passband(matriz_32qam(
64     count,:),length(matriz_32qam),t);
65     end
66     case '64QAM'
67         count = 1;
68         [x y] = size(matriz_64qam);
69         for iteracao=1:x
70 feature_matrix_64qam(count,:) = parameter_passband(matriz_64qam(
71     count,:),length(matriz_64qam),t);
72     end
73     case '128QAM'
74         count = 1;
75         [x y] = size(matriz_128qam);
76         for iteracao=1:x
77 feature_matrix_128qam(count,:) = parameter_passband(matriz_128qam(
78     count,:),length(matriz_128qam),t);
79     end
80     end
81 end
82
83 %Salvar as matrizes de caracteristicas geradas em um arquivo .mat
84 save feature_matrix_bpsk

```

```

85 save feature_matrix_qpsk
86 save feature_matrix_8psk
87 save feature_matrix_16qam
88 save feature_matrix_32qam
89 save feature_matrix_64qam
90 save feature_matrix_128qam

```

A.3 Formatação das Matrizes de Características

Este código de formatação foi desenvolvido utilizando a linguagem Python.

```

1  #.mat to csv
2  import pandas as pd
3  from scipy.io import loadmat
4  import os
5
6  path = 'C:\\Users\\rafae\\Desktop\\AMC_RDS'
7  os.chdir('C:\\Users\\rafae\\Desktop\\AMC_RDS\\features')
8  #%%
9  feat_bpsk = loadmat('feature_matrix_bpsk.mat')
10 feat_qpsk = loadmat('feature_matrix_qpsk.mat')
11 feat_8psk = loadmat('feature_matrix_8psk.mat')
12 feat_16qam = loadmat('feature_matrix_16qam.mat')
13 feat_32qam = loadmat('feature_matrix_32qam.mat')
14 feat_64qam = loadmat('feature_matrix_64qam.mat')
15 feat_128qam = loadmat('feature_matrix_128qam.mat')
16 #%%
17 feat_bpsk = feat_bpsk['feature_matrix_bpsk']
18 feat_qpsk = feat_qpsk['feature_matrix_qpsk']
19 feat_8psk = feat_8psk['feature_matrix_8psk']
20 feat_16qam = feat_16qam['feature_matrix_16qam']
21 feat_32qam = feat_32qam['feature_matrix_32qam']
22 feat_64qam = feat_64qam['feature_matrix_64qam']
23 feat_128qam = feat_128qam['feature_matrix_128qam']
24
25 os.chdir(path)
26 os.mkdir('features_csv')
27 os.chdir("C:\\Users\\rafae\\Desktop\\AMC_RDS\\features_csv")
28 pd.DataFrame(feat_bpsk).to_csv("feature_bpsk.csv")

```

```
29 pd.DataFrame(feats_qpsk).to_csv("feature_qpsk.csv")
30 pd.DataFrame(feats_8psk).to_csv("feature_8psk.csv")
31 pd.DataFrame(feats_16qam).to_csv("feature_16qam.csv")
32 pd.DataFrame(feats_32qam).to_csv("feature_32qam.csv")
33 pd.DataFrame(feats_64qam).to_csv("feature_64qam.csv")
34 pd.DataFrame(feats_128qam).to_csv("feature_128qam.csv")
35 #%%
36 pd.read_csv('feature_bpsk.csv')
37 pd.read_csv('feature_qpsk.csv')
38 pd.read_csv('feature_8psk.csv')
39 pd.read_csv('feature_16qam.csv')
40 pd.read_csv('feature_32qam.csv')
41 pd.read_csv('feature_64qam.csv')
42 pd.read_csv('feature_128qam.csv')
```