

Classificação Automática de Modulações Mono e Multiportadoras utilizando Método de Extração de Características e Classificadores SVM

Diego A. Amoedo^{1,3}, Wheidima C. Melo^{2,3}, Lucas C. Cordeiro⁴,
Eddie B. L. Filho⁴, Waldir S. S. Júnior⁴, Celso B. Carvalho⁴

¹Agência Nacional de Telecomunicações (ANATEL), Porto Velho-RO

²Escola Superior de Tecnologia, Universidade Estadual do Amazonas (EST/UEA), Manaus-AM

³Manaus Instituto de Tecnologia (MIT), Manaus-AM

⁴Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Amazonas (PPGEE/UFAM), Manaus-AM

Resumo—Na literatura, encontra-se evidências de que a política de atribuição fixa do espectro cria o problema da subutilização do recurso sendo uma desvantagem devido a crescente demanda da sociedade moderna. Nesse sentido, pesquisadores vêm explorando soluções para acesso dinâmico do espectro condensadas em sistemas de comunicações inteligentes que devem realizar continuamente a tarefa de sensoriamento do espectro. Nesse contexto, a identificação de parâmetros dos usuários é uma etapa crítica. Por exemplo, um dos parâmetros mais importantes, para usuários primários, é o tipo de modulação. Especificamente neste artigo, explora-se uma técnica de classificação automática de modulações analógicas, digitais, por espalhamento espectral e multiportadoras, ou seja, a classificação é feita para modulações monoportadora (AM, FM, BPSK, QPSK, 16QAM, 64QAM, GMSK e WCDMA) e multiportadora (OFDM). Adicionalmente, tem-se inserção de formatação de pulso, canal ruidoso e amostragem em banda passante. Neste trabalho, utiliza-se método por extração de características e considera-se um ampla variedade de características com um total de 29. Para o classificador multiclasse, utiliza-se o SVM e decomposição binária por matrizes de código. Os procedimentos experimentais foram realizados considerando-se uma base de dados com 3600 sinais modulados. Os resultados experimentais indicam que a proposta é promissora e atinge boas taxas de reconhecimento comparados a [1] e [2], com resultados relevantes na literatura.

Palavras-Chave—Classificação Automática de Modulação, Monoportadora, Multiportadoras, SVM.

Abstract—In scientific study, we can find evidence that the fixed spectrum allocation policy creates the problem of underutilization of the resource, being a disadvantage due to the society growing demand. In this sense, researchers explore solutions for dynamic spectrum access synthesized in intelligent communications systems that must continuously perform the task of spectrum sensing. In this context, the identification of user parameters is a critical step. For instance, one of the most important parameters for primary users is the modulation type. In this paper, we investigate an automatic classification of analog, digital, spread spectrum and multicarrier modulations. The classification is made for single carrier (AM, FM, BPSK, QPSK, 16QAM, 64QAM, GMSK and WCDMA) and multi carrier (OFDM) modulations. In addition, we use pulse shaping, noisy

channel, passband sampling, a feature-based method and a wide variety of characteristics. For the multiclass classifier, we use SVM and binary decomposition. The experimental procedures were performed considering a database with 3600 modulated signals. The experimental results indicate that the proposal is promising and achieves good recognition rates.

Keywords—Automatic Modulation Classification, Single Carrier, Multi Carrier, SVM.

I. INTRODUÇÃO

O espectro de radiofrequências é um recurso natural escasso e compreende a faixa do espectro eletromagnético que se estende de 9 kHz a 300 GHz, tipicamente utilizada em sistemas de comunicação sem-fio via rádio. Desde os primórdios das comunicações via rádio, a política de atribuição do espectro de radiofrequências é feita de maneira fixa, ou seja, licencia-se uma determinada faixa do espectro exclusivamente para cada usuário. No nível internacional, a responsabilidade pela alocação de espectro cabe a união internacional de telecomunicações (UIT), por meio do setor UIT-radiocomunicações (UIT-R) que mantém uma tabela para aproximadamente quarenta categorias de serviços de telecomunicações de modo a evitar interferência entre estes serviços [3]. A nível nacional, as autoridades de comunicações de cada país realizam a distribuição do espectro de radiofrequência, seguindo as diretrizes definidas pelo UIT-R [4].

Alguns estudos demonstram que a política de atribuição fixa do espectro, apesar de fornecer meios para a utilização coordenada do espectro de radiofrequências, cria o problema da subutilização do recurso. Como exemplo, em [5] mostrou-se que apenas 22% e 3% do espectro foi ocupado, respectivamente, na zona urbana da cidade Atlanta e em zonas rurais do Estado da Carolina do Norte, nos Estados Unidos da América. Em 2013, realizou-se medições da taxa de ocupação, na cidade do Rio de Janeiro, na faixa de 144 a 2690 MHz, excluindo-se os canais *broadcast* de TV e observou-se uma taxa de ocupação média de 19,6% [6]. Estes resultados evidenciam subutilização do espectro de radiofrequências, o que pode levar à escassez do recurso em decorrência do aumento da demanda por novos dispositivos, aplicações e serviços de banda larga móvel no futuro próximo [7].

Diego A. Amoedo, Agência Nacional de Telecomunicações (ANATEL), Porto Velho-RO. Wheidima C. Melo, Escola Superior de Tecnologia, Universidade Estadual do Amazonas (EST/UEA). Lucas C. Cordeiro, Eddie B. L. Filho, Waldir S. S. Júnior e Celso B. Carvalho, Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Amazonas (PPGEE/UFAM). E-mails: diegoalves@anatel.gov.br, wmelo@uea.edu.br, eddie.filho@tpv-tech.com, {waldirjr, lucascordeiro, ccarvalho_}@ufam.edu.br. Este trabalho foi financiado pela Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado do Amazonas (FAPEAM).

Visando mitigar esta situação, órgãos reguladores vêm adotando iniciativas que permitam o acesso dinâmico do espectro [6]. A ideia central no acesso compartilhado do espectro consiste em identificar faixas de frequências não utilizadas em determinados instantes, denominados na literatura como *buracos espectrais* ou *espaços em branco* (do inglês, *spectrum holes* ou *white spaces*) [1] e permitir a utilização do espectro por usuários *primários*, que detêm preferência de utilização do espectro, e *secundários*, que utilizam o espectro quando o canal estiver vago. Neste sentido, uma solução que apresentasse plausível é a utilização de sistemas de comunicações inteligentes, construídos por meio rádios cognitivos [8], capazes de utilizar o espectro de modo compartilhado.

Para identificarem os canais vagos, usuários secundários devem realizar continuamente a tarefa de sensoriamento do espectro. No contexto dos rádio cognitivos, técnicas de sensoriamento podem ser divididas de duas formas: detecção coerente e detecção não-coerente [3]. Dessa forma, a identificação de parâmetros dos usuários primários é fundamental para o sucesso do compartilhamento dinâmico do espectro. Neste sentido, uma das principais informações para identificação do usuário primário é a reconhecimento do tipo de modulação, que pode ser obtida a partir da técnica chamada de classificação automática de modulação (*automatic modulation classification*, AMC) [9]. Basicamente, os métodos de AMC são inspirados em comportamentos dos sinais modulados quando submetidos a diferentes tipos de ruídos e na forma como estes comportamentos e propriedades (como amplitude e frequência instantânea, por exemplo) são utilizadas na etapa de classificação.

A área de classificação automática de modulação (*automatic modulation classification*, AMC) teve início na década de 1980, motivada por suas aplicações no cenário militar. Mais recentemente, com o avanço dos sistemas de comunicações e o advento do rádio cognitivo, há interesse em aplicações civis, devido à utilização de AMC para as tarefas de adaptação de enlace, sensoriamento do espectro e identificação de interferência. Em sistemas flexíveis como o OFDM, os múltiplos canais podem ser modulados por diferentes modulações digitais, como PSK e QAM, dependendo das condições do canal. De maneira geral, o receptor recebe a informação da modulação aplicada no transmissor via tabelas de alocação de bits (*bit allocation table*, BAT). Estas tabelas, no entanto, representam informações extras. Assim, a utilização de AMC permite a determinação direta a modulação utilizada, evitando o *overhead* e aumentando o desempenho na transmissão de dados. A área de AMC desempenha um papel importante também no sensoriamento do espectro coerente do espectro [3] e identificação de interferência, pois permite identificar a modulação utilizada pelo usuário primário, no sensoriamento do espectro e, de usuários secundários, na identificação de interferência.

Neste artigo, investiga-se uma técnica de classificação automática de modulações analógicas, digitais, por espalhamento espectral e multiportadoras. Dessa forma, o sistema de comunicação inteligente possui ampla gama de reconhecimento de modulação, ou seja, pode-se reconhecer modulações AM, FM, BPSK, QPSK, 16QAM, 64QAM, GMSK, WCDMA (monoportadora) e OFDM (multiportadora). O sistema é pro-

jetado utilizando-se método por extração de características e uma ampla variedade de características. Para classificação considera-se o SVM multiclasse e decomposição binária por matrizes de código. Os procedimentos experimentais foram feitos utilizando-se uma base de dados com 3600 sinais modulados e 3 tipos diferentes de codificação.

A. Contribuições do Artigo

As contribuições científicas desta pesquisa são descritas conforme a seguir: primeiramente, explora-se uma técnica de classificação automática de modulações monoportadora e multiportadora e leva-se em consideração a inserção de formatação de pulso, canal ruidoso e amostragem em banda passante. Adicionalmente, explora-se a estimação de parâmetros considerando-se classificadores multiclasse SVM e decomposição binária por matrizes de código. Nos resultados experimentais, obtém-se taxas altas de acerto para os sinais AM, FM, GMSK, CDMA e OFDM. Em um trabalho futuro, caso as taxas dos sinais BPSK, QPSK, 16QAM e 64QAM sejam melhoradas, o trabalho proposto poderá atingir o estado da arte na classificação destes sinais modulados.

II. TRABALHOS RELACIONADOS

As técnicas para classificação automática de modulação (AMC) podem ser divididas em quatro categorias principais: métodos por verossimilhança (*likelihood-based*, LB), métodos por extração de características (*feature-based*, FB), métodos baseados em teste de distribuição e métodos de classificação cega de modulação [10]. A seguir, considerando-se as categorias mencionadas e que esta pesquisa utiliza um método FB apresentaremos somente os trabalhos relacionados a métodos FB.

A. Métodos por Extração de Características (*feature-based*, FB)

Apesar de fornecer resultados não ótimos, os métodos FB apresentam-se com uma boa alternativa aos métodos LB, pois classificadores menos complexos são gerados. Nos métodos FB, há duas formas principais de classificação: árvore de decisão binária [11] ou aprendizado de máquina [1]. Na primeira, características são utilizadas para definir uma árvore de decisão binária, dividida por limiares que são determinados de forma ótima ou empírica. Na segunda, máquinas de aprendizado são utilizadas para definir as regiões de separação entre os sinais modulados.

Na década de 1990, o estudo das características ganhou impulso com a publicação do primeiro livro amplamente aceito sobre o tema, lançado por Azzouz e Nandi [12]. As características utilizadas foram generalizações e avanços dos trabalhos de Frabrizi *et al.* [13], Chan e Gadbois [14] e Jovanovic *et al.* [15]. Estas características são largamente utilizadas até os dias atuais. O grande diferencial do trabalho de Azzouz e Nandi foi a experimentação de quantidade ampla de modulações e a utilização de características presentes em qualquer sinal modulado: amplitude, frequência e fase instantâneas. Com essas características, os resultados obtidos foram satisfatórios e impulsionaram as pesquisas na área. Assim, muitos trabalhos utilizando técnicas FB vieram na

sequência [9]. No entanto, há uma dificuldade em comparar desempenhos entre os trabalhos devido à falta de padronização entre as etapas de geração de sinais e modelamento do canal de comunicação. Na geração de sinais, por exemplo, muito comumente são encontrados trabalhos onde são eliminadas as etapas de formatação de pulso e *upconverter* [16].

A simulação dos sistemas em banda passante é crucial, pois em aplicações reais, os sinais são amostrados diretamente em banda passante e o formato da envoltória complexa é determinado por estas amostradas. Neste sentido, considerar como entrada sinais em banda base na etapa de recepção e classificação resulta em um modo simplista que não reflete a realidade de sistemas de comunicação sem-fio e, em última análise, compromete significativamente a avaliação do desempenho nos trabalhos. Além disso, na quase totalidade dos sistemas de comunicações digitais atuais, técnicas de formatação de pulsos são utilizadas [17]. Na literatura, porém, esta etapa é geralmente negligenciada [18], [1], em favor da facilidade na geração dos sinais. A formatação de pulso é utilizada para restringir a necessidade da banda para transmissão dos sinais e diminuição da interferência entre símbolos [17]. A inserção da formatação de pulso altera a envoltória complexa e, consequentemente, impacta significativamente a etapa de extração de características. Assim, de modo semelhante ao que ocorre ao considerar sinais em banda-base na recepção, a geração de sinais digitais sem a etapa de formatação de pulso compromete a avaliação dos trabalhos em aplicações reais. Na grande maioria dos trabalhos considera-se apenas o canal AWGN [11]. Tal consideração pode inviabilizar a eficácia do método, tendo em vista que multipercursos, efeitos naturais ou artificiais podem degradar significativamente a envoltória complexa do sinal.

III. METODOLOGIA PROPOSTA

A. Introdução

Geralmente, encontra-se na literatura, três etapas principais para um sistema de classificação automática de modulações: *geração de sinais modulados*, *extração características* e *projeto do classificador*. Neste artigo, propõem-se um sistema automático de modulação multiclasse. Na etapa de simulação de sinais utiliza-se modulações analógicas, digitais, por espalhamento espectral e por multiplexação por multiportadoras, com inserção de formatação de pulso, adição de ruídos e amostragem em banda passante. Além disso, considera-se uma ampla variedade de características (espectrais, estatísticas, derivadas de transformadas, baseadas em métodos de distribuição e cicloestacionárias, veja em [2], [18]). Na etapa de projeto do classificador avalia-se a classificação multiclasse por decomposição binária baseadas em matrizes de código, com a utilização das codificações um-contra-um, um-contra-todos [10] e ECOC-ONE [19] (*error-correcting output codes - optimum node embedding*). No projeto dos classificadores binários, utilizou-se o SVM, com estimação de parâmetros.

B. Sistema Proposto

Neste trabalho, o sistema proposto tem por objetivo determinar o tipo de modulação utilizado em sinais desconhecidos captados no receptor. Assim, simula-se a transmissão em

banda passante de sinais desconhecidos modulados em AM, FM, BPSK, QPSK, 16QAM, 64QAM, GMSK, WCDMA e OFDM. Realiza-se então, a captação dos sinais e extrai-se características que possam identificá-los. Aplica-se estas características a classificadores binários projetados por treinamento supervisionado. A composição das saídas binárias define, por fim, a qual classe o sinal desconhecido pertence. A Figura 1 apresenta de forma sucinta o sistema de classificação por matriz de código.

Na etapa de transmissão, os sinais são gerados em banda base e adiciona-se ruído modelado por dois canais de comunicações: AWGN e Rayleigh [8]. A seguir, realiza-se o *upconverter* e por fim tem-se sinais ruidosos em banda passante. Na recepção, a primeira etapa consiste na amostragem do sinal que, em um sistema de comunicação real, equivale a etapa de captação do sinal, onde retira-se amostras do sinal em um intervalo constante de tempo. De posse dos sinais amostrados, realiza-se o cálculo das características, conforme a Tabela I, para geração dos vetores de características. No entanto, no sistema baseados em decomposição por matrizes de código, os classificadores binários são projetados de acordo com os rótulos definidos nas colunas das matrizes de codificação. Os classificadores são escolhidos segundo desempenho considerando-se a métrica *F1-Score* [20]. Assim, quando um sinal desconhecido é captado, extrai-se seu vetor de características e aplica-se aos classificadores projetados anteriormente, de modo que cada classificador binário apresenta como saída os valores 1 e -1 . As características utilizadas neste trabalho são apresentadas na Tabela I.

Nas técnicas um-contra-um, um-contra-todos [10] e ECOC [19], cada classificador binário apresenta uma saída para cada vetor de características de modo que a composição de todas as saídas dos SVM forma um esquema de votação. Ao final, realiza-se a decodificação que consiste em determinar a classe que apresenta menor distância ao vetor formado pelos votos dos classificadores binários.

Na etapa de projeto dos classificadores SVM binários, busca-se avaliar o impacto da variação dos parâmetros do SVM sobre o desempenho dos classificadores. Para tal, consideram-se dois procedimentos: um para treino e outro para teste. São geradas amostras dos vetores de características e estes recebem rótulos positivos e negativos, formando padrões que delimitam a margem de separação das classes. Estas amostras são divididas em grupos de treino e teste por meio da técnica de validação cruzada. A validação cruzada permite a criação de vários classificadores com os mesmos parâmetros, de maneira que a avaliação do desempenho relativa à variação de parâmetros seja feita sobre a média do desempenho individual dos classificadores, aumentando a probabilidade de evitar classificadores superajustados. A variação dos parâmetros é feita por meio da técnica de *grid search*, onde são geradas combinações sobre conjuntos de parâmetros com valores pré-estabelecidos. Ao término do treinamento com variação de parâmetros, realiza-se a avaliação do desempenho desses classificadores por meio da métrica *F1-Score* [20]. Os classificadores binários com melhores resultados formam então a base dos classificadores multiclasse.

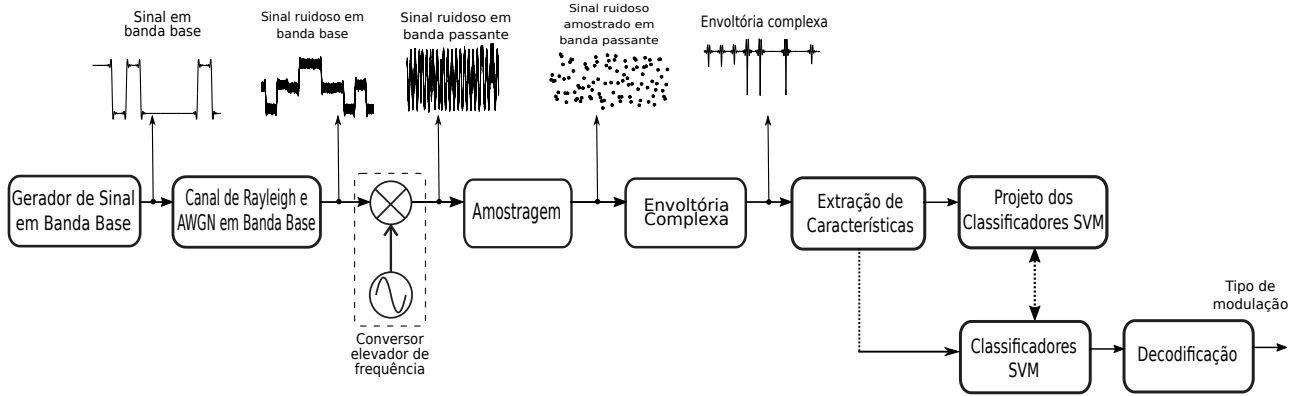


Fig. 1. Sistema de classificação proposto.

 TABELA I
 CATEGORIAS E DESCRIÇÕES DAS CARACTERÍSTICAS UTILIZADAS NO SISTEMA PROPOSTO.

Categoria	Características
Espectrais	Valor máximo da densidade espectral de potência da amplitude instantânea normalizada e centralizada [12].
	Desvio padrão da amplitude instantânea normalizada e centralizada [12].
	Desvio padrão da fase instantânea absoluta não linear centralizada [12].
	Desvio padrão da fase não linear direta centralizada [12].
	Valor máximo da densidade espectral de potência da frequência instantânea normalizada e centralizada [12].
	Desvio padrão da frequência instantânea normalizada e centralizada [12].
Estatísticas	Desvio padrão do valor absoluto da frequência instantânea normalizada e centralizada [12].
	Cumulantes de segunda, terceira e quarta ordem da parte real do envelope complexo [1].
	Cumulantes de segunda, terceira e quarta ordem da parte imaginária do envelope complexo [1].
	Cumulantes cruzados das partes real e imaginária do envelope complexo [1].
Baseadas em Transformadas	Desvio padrão da transformada DCT do sinal.
	Desvio padrão da transformada Walsh-Hadamard do sinal.
	Desvio padrão dos coeficientes cepstrais da frequência mel.
Baseada em Teste de Distribuição	Função de teste de gaussianidade [10].
Cicloestacionárias	Curtose dos coeficientes da correlação espectral de frequência [2].
	Variância dos coeficientes de correlação espectral de frequência [2].
	Desvio padrão dos coeficientes de correlação espectral de frequência [2].
	Cumulantes cíclicos de terceira ordem [10].
	Cumulantes cíclicos de quarta ordem [10].

IV. PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL

A. Setup dos Experimentos

Os algoritmos dos experimentos foram implementados na linguagem MATLAB, na versão R2012a, em ambiente Linux, processador Intel(R) Core(TM) i7 CPU 3,40GHz e memória RAM 16GB. Os classificadores foram projetados utilizando-se a ferramenta, implementada em C, denominada SVM^{perf} [21].

B. Base de dados

Para os experimentos descritos nesta seção criou-se uma base de dados composta de 400 sinais modulados por cada uma das técnicas de modulações utilizadas neste trabalho, totalizando 3600 sinais modulados. Cada grupo de 400 sinais são gerados utilizando cinco níveis de relação sinal-ruído (*signal-to-noise ratio*, SNR): 0, 5, 10, 20 e 30dB. Assim, em cada grupo de 400 sinais, gera-se 80 para cada nível de SNR.

C. Estimação de Parâmetros para o SVM

Os classificadores foram projetados com a ferramenta SVM^{perf}. Neste trabalho, utilizamos um classificador SVM não linear com *kernel* RBF (*radial basis function*, RBF). Portanto, nesta configuração, três parâmetros devem ser estimados: ϵ , σ e C , onde ϵ é um critério de terminação, σ é o parâmetro

da função RBF e C é o parâmetro de regularização do SVM. O parâmetro ϵ foi fixado com o valor de 0,001, enquanto C e σ foram estimados por *grid search* considerando-se a faixa discreta entre os valores de $C = \{1, 10, 100, 1.000, 10.000\}$ e $\sigma = \{1, 10, 100, 1.000, 10.000\}$.

D. Métricas Utilizadas

Neste artigo, as métricas utilizadas foram: *F1-Score*, para a determinação dos classificadores binários com melhores desempenho e *matriz de confusão* [10] para determinação dos resultados multiclasse. A técnica *F1-Score* realiza a média harmônica da *precisão* e *revocação* da seguinte forma:

$$F1 = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \quad (1)$$

onde TP , FP e FN são, respectivamente, as taxas de verdadeiros positivos, falsos positivos e falsos negativos. A *matriz de confusão* é usada para apresentar os resultados dos classificadores pois apresenta nas linhas e colunas as taxas de verdadeiros positivos, falsos negativos, falsos positivos e verdadeiros positivos.

E. Resultados

Em [2] e [1] temos sistemas similares. Para a comparação justa com o sistema apresentado em [1] e o sistema ora

TABELA II

TAXAS DE ACERTO: SISTEMA APRESENTADO EM [1] E SISTEMA PROPOSTO

	Nível de Ruído				
	0	5	10	20	30
Apresentado em [1] (%)	86,5	93,8	94	94	94,2
Proposto: um-contra-todos (%)	77,3	83,0	86,0	92,14	95,9
Proposto: um-contra-um (%)	83,6	84,3	89,1	93,6	94,5
Proposto: ECOC-ONE (%)	75,2	80,7	84,8	90,4	95

TABELA III

TAXAS DE ACERTO: SISTEMA APRESENTADO EM [2] E SISTEMA PROPOSTO

	Nível de Ruído		
	0	5	10
Apresentado em [2] (%)	79,0	85,0	90,0
Proposto: um-contra-todos (%)	82,4	86,8	89,2
Proposto: um-contra-um (%)	87,2	87,8	92,5
Proposto: ECOC-ONE (%)	80,7	85,0	88,2

proposto, iremos comparar os resultados apenas com as modulações (AM, FM, BPSK, QPSK, 16QAM, 64QAM e GMSK) e níveis de SNR (0, 5, 10, 20 e 30dB) coincidentes. A Tabela II apresenta a comparação. Este resultado indica que o ruído impacta consideravelmente o desempenho da classificação no nosso trabalho, tendo em vista que o crescimento no desempenho entre os diferentes níveis é significativa. Tal fato é evidenciado quando considera-se os níveis de ruído de 0 e 30dB. Para a SNR de 0, nossos resultados foram inferiores aos apresentados, contudo, para o nível de SNR de 30 dB, nosso método foi superior. Esta comparação entretanto, não leva em consideração a correta classificação dos sinais CDMA e OFDM, cuja taxa de acerto, no nosso trabalho, foi de 100%, nos níveis de SNR de 0, 5, 10, 20 e 30dB. Com relação ao trabalho apresentado em [2] não foi possível realizar uma comparação com modulações coincidentes, pois os resultados são apresentados em termos de taxa de acerto por nível de SNR, não discriminando as taxas por modulações. Em [2] é apresentado um sistema onde é possível distinguir as classes de modulações AM, BFSK, OFDM, CDMA, 4-ASK, 8-ASK, BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-PSK, 16-QAM, e 64-QAM. A Tabela III apresenta as taxas de acertos apresentados em [2] e as obtidas neste trabalho, para os níveis de SNR coincidentes. Além de as modulações serem diferentes, em [2] utiliza-se 4 antenas de recepção, o que diminui o efeito do ruído. Os resultados mostram que considerando a taxa de acerto, tivemos resultados iguais ou superiores aos apresentados.

V. CONCLUSÕES

Neste artigo, apresentou-se um sistema de classificação automática de modulação baseado em matrizes de código utilizando três técnicas de codificações diferentes, desenvolvidos por meio da extração de uma ampla gama de características. Estas características resultam de uma extensa atividade de revisão da literatura e representam as características principais das categorias de modulações utilizadas neste trabalho: analógicas, digitais, por espalhamento espectral e por multiportadoras. Na literatura, o projeto adequado de classificadores SVM é bastante negligenciada. Assim, na etapa de classificação, avaliou-

se a variação dos parâmetros do SVM no treinamento dos classificadores binários. Por fim, os resultados obtidos indicam que a técnica um-contra-todos obteve melhor resultado em comparação com as técnicas um-contra-um e ECOC-ONE. Considerando-se as três codificações, a taxa de acerto dos sinais AM, FM, CDMA e OFDM foi de 100%, enquanto que GMSK e BPSK atingiram 98,5, 95 e 85,25%. As duas classes com piores resultados foram o 16QAM e 64QAM que atingiram resultados inferiores a 80%.

AGRADECIMENTOS

Esta pesquisa foi financiada com recursos da Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado do Amazonas (FAPEAM).

REFERÊNCIAS

- [1] M. Petrova, P. Mahonen, and A. Osuna, "Multi-class classification of analog and digital signals in cognitive radios using support vector machines," in *Proc. Int. Symp. on Wireless Communication Systems*, New York, September 2010, pp. 986-990.
- [2] E. Like, V. D. Chakravarthy, P. Ratazzi, and Z. Wu, "Signal classification in fading channels using cyclic spectral analysis," *EURASIP Journal Wireless Communication Network*, vol. 2009, pp. 29:1-29:14, Jan. 2009.
- [3] J. J. Popoola, "Sensing and detection of a primary radio signal in a cognitive radio environment using modulation identification technique," Ph.D. dissertation, 2012.
- [4] "http://www.itu.int/en/pages/default.aspx," Acessado em 2017.
- [5] A. Petrin and P. Steffes, "Analysis and comparison of spectrum measurements performed in urban and rural areas to determine the total amount of spectrum usage," in *Proc. Int. Symp. on Advanced Radio Technologies (ISART)*, 2005.
- [6] M. V. de Lima, "Medição de ocupação espectral e estudo das oportunidades de espectro para uso de sistemas rádio cognitivo," Ph.D. dissertation, PUC-Rio, 2013.
- [7] T. K. Sawanobori and R. Roche, "Mobile data demand: growth forecasts met," *The Wireless Association (CTIA)*, 2015.
- [8] B. A. Fette, *Cognitive radio technology*. Academic Press, 2009.
- [9] O. A. Dobre, A. Abdi, Y. Bar-Ness, and W. Su, "Survey of automatic modulation classification techniques: Classical approaches and new trends," *IET Communications*, vol. 1, no. 2, April 2007.
- [10] Z. Zhu and A. K. Nandi, *Automatic modulation classification: principles, algorithms and applications*. John Wiley & Sons, 2014.
- [11] B. Ramkumar, "Automatic modulation classification for cognitive radios using cyclic feature detection," *IEEE Circuits and Systems Magazine*, vol. 9, no. 2, pp. 27-45, 2009.
- [12] E. E. Azzouz and A. K. Nandi, *Automatic Modulation Recognition of Communication Signals*. Norwell, MA, USA: Kluwer Academic Publishers, 1996.
- [13] P. Fabrizio, L. Lopes, and G. Lockhart, "Receiver recognition of analogue modulation types," in *Proc. IERE Conf. on Radio Receiver and Associated Systems*, Bangor, Wales, 1986, pp. 135-140.
- [14] Y. Chan and L. Gadbois, "Identification of the modulation type of a signal," *Signal Processing*, vol. 16, no. 2, pp. 149-154, 1989.
- [15] S. D. Jovanovic, M. I. Doroslovacki, and M. V. Dragosevic, "Recognition of low modulation index am signals in additive gaussian noise," in *Proc. European Conf. Association for Signal Processing*, Edinburgh, Scotland, 1994, pp. 1923-1926.
- [16] D. Boutte and B. Santhanam, "A feature weighted hybrid ICA-SVM approach to automatic modulation recognition," in *Proc. Int. Workshop on Digital Signal Processing Workshop and Workshop on Signal Processing Education*, Jan 2009, pp. 399-403.
- [17] K. Gentile, "The care and feeding of digital, pulse-shaping filters," *RF DESIGN*, vol. 25, no. 4, pp. 50-58, 2002.
- [18] J. Yang, X. Wang, and H. Wu, "Modified automatic modulation recognition algorithm," in *Proc. Int. Conf. on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing*, Sept 2009, pp. 1-4.
- [19] O. Pujol, P. Radeva, and J. Vitria, "Discriminant ecoc: a heuristic method for application dependent design of error correcting output codes," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 28, no. 6, pp. 1007-1012, June 2006.
- [20] D. M. Powers, "Evaluation: from precision, recall and f-measure to roc, informedness, markedness and correlation," 2011.
- [21] T. Joachims, "Training linear SVMs in linear time," in *Proc. Int. Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining*. ACM, 2006, pp. 217-226.