

Equalização de Canais de Comunicação Via Classificação com Opção de Rejeição

Arlesson L. dos Santos, Lucas S. de Sousa, Ajalmar R. da Rocha Neto

Resumo—This paper seeks to apply classification algorithms from machine learning area in equalization task in a digital communication channel along with a rejection of technical data sorted. Equalization is the process of treating a received signal to decrease to changes during transmission. The classification algorithm used can learn to classify input data based on a set of examples. The search strategy to improve the rejection performance by preventing a classifier classifying inputs with high risk of misclassification. The algorithms will be tested in different data configurations and compared their performance through their accuracy and rejection rates characterizing its efficiency in equalization proposed task.

Index Terms—equalization, classification, rejection option, machine learning.

I. INTRODUÇÃO

A COMUNICAÇÃO entre dispositivos eletrônicos, em geral, tem como principal problema as interferências inerentes dos canais de transmissão de dados, que são os meios pelos quais um sinal é propagado. As interferências do canal provocam distorções nos sinais transmitidos, fazendo com que seja necessário o uso de técnicas de correção de sinais, tal como a equalização [1].

Geralmente, as mensagens transmitidas carregam sinais já conhecidos pelo receptor que servem para sincronismo e treinamento do equalizador. Para o processo de adaptação dos parâmetros do equalizador é comum o uso de algoritmos que se baseiam no critério de Wiener [2]. São baseados nesses critérios os algoritmos de ajuste de parâmetros *Least Mean Square* (LMS) e o *Recursive Least Square* (RLS) [3].

O envio de sinais conhecidos no receptor permite a utilização de algoritmos de classificação de padrões que necessitam conhecer a saída desejada em um conjunto exemplos para realização de seu processo de aprendizado, dessa forma a equalização de um canal de comunicação digital pode ser tratada como uma tarefa de classificação de padrões em valores zero ou um, onde cada padrão é formado por um conjunto de sinais que caracterizam um valor binário.

O uso de classificadores na equalização de canais de comunicação já foi abordado em diversos trabalhos [4], [5], [6], [7], [8] sendo utilizados para realizar toda a tarefa de equalização ou mesmo em conjunto com algum algoritmo, como o RLS.

O presente trabalho tem como diferencial, em relação aos citados anteriormente, a proposição da equalização de canais de comunicação por meio de classificadores em conjunto com uma estratégia de rejeição de padrões. O uso da classificação com opção de rejeição já foi abordada em outras pesquisas

[9], [10], [11]. Neste trabalho são aplicados diversos classificadores de padrões, como *Support Vector Machine* (SVM), *MultyLayer Perceptron* (MLP), *Radial Base Function* (RBF) e outros. Na Sessão II são apresentados explorados os resultados do método e na Sessão III são apresentadas as conclusões.

II. SIMULAÇÕES COMPUTACIONAIS

Nesta sessão, será apresentada a configuração das simulações no tocante às bases de dados e classificadores. Por fim, será apresentada a metodologia utilizada nas simulações e os resultados. Na subseção II-A são apresentadas a forma de obtenção da base de dados. Na subseção II-B são apresentados os testes realizados e por fim na subseção II-C são apresentados os resultados.

A. Bases de dados

A base de dados utilizada para testes foi gerada aleatoriamente. Cada sequência binária é representada por um vetor $\mathbf{x} = \{x_1, x_2, x_3\}$, em que cada valor x_j representa uma amostra em um tempo fixo do sinal obtido no aparelho receptor. Os padrões $\mathbf{x}(i)$ foram obtidos com base na seguinte função

$$x(n) = 1 * s(n) + 1 * s(n - 1) + 0.5 * s(n - 2) \quad (1)$$

que busca produzir um valor estimado da saída no sistema receptor, levando em conta a influência dos valores transmitidos anteriormente no canal. Isso caracteriza a Interferência Inter-Simbólica(IIS), sendo essa influência ponderada por pesos. Esse tipo de função é conhecido como *função de transferência* [3].

Essa função leva em consideração a influência de apenas dois símbolos transmitidos antes do símbolo $s(n)$. Um ruído com variância (VR) e média (MR) foi adicionado aos padrões (sequências) gerados na etapa anterior.

B. Testes Realizados

Todos os classificadores abordados neste trabalho foram testados de maneira que são executadas 10 realizações do processo de treinamento/teste. Cujos parâmetros foram escolhidos utilizando a estratégia de busca em grade com validação cruzada sobre 10 partições.

Foram utilizados 80% dos padrões da base de dados para treinamento do classificador.

Todos os classificadores retornam um valor real v para um determinado padrão de entrada \mathbf{x} , sendo a classificação binária realizada através da aplicação da função *senal*. A estratégia de

rejeição escolhida foi a de uso de limiares de rejeição h , assim um padrão \mathbf{x} é rejeitado para um limiar h se ele satisfizer a seguinte inequação.

$$|v| < h \quad (2)$$

O valor máximo utilizado de h foi 1,2. Esse valor foi escolhido observando que os classificadores, na base com nível de ruído 5.0 e porcentagem de treinamento de 80%, obtêm taxas de rejeição maiores que 90%. Foram usados 20 valores de h iniciando com 0,06; que é o resultado da divisão de 1,2 por 20, incrementando por este valor até alcançar 1,2. Para cada valor de h foram calculadas a taxa de acerto e a taxa de rejeição que dependem do valor de h . Na classificação com opção de rejeição, com uso de um limiar h , a taxa de acerto $A(h)$ e de rejeição $R(h)$ são definidas como seguem

$$A(h) = \frac{\text{Padrões corretamente classificados}}{\text{Total de padrões} - \text{Padrões rejeitados}} \quad (3)$$

$$R(h) = \frac{\text{Padrões rejeitados}}{\text{Total de padrões}} \quad (4)$$

C. Resultados

Os classificadores tiveram seu desempenho comparado através de suas curvas Acurácia-Rejeição (AR) onde cada limiar de rejeição h é representado por sua taxa de rejeição e de acerto.

Também foram realizados testes com valores diferentes para o custo de rejeição w_r . O gráfico obtido indica qual a rejeição média e a taxa de acerto média obtidas com determinado w_r para um classificador. Nos gráficos com custos é indicado a qual custo cada é ponto representado. Para custos que obtiveram as mesmas coordenadas foi escolhido indicar o menor valor.

Na Fig. 1 todos os classificadores apresentaram uma grande variação para os custos de rejeição w . O classificador SVM possui melhores taxas de acerto para os mesmos custos, seguido, respectivamente, pelo ELM, a rede RBF e por último o a rede MLP. No gráfico para os limiares h a rede MLP foi a única a ter taxas de acerto menores que 90%. O SVM obteve um desempenho melhor do que o ELM. A rede RBF tem taxas de acerto menores que o ELM, mas próximas, e a rede MLP apresentou taxas de acerto menores que a rede RBF.

III. CONCLUSÃO

Dentre os classificadores testados o SVM apresentou o melhor desempenho nos testes obtendo altas taxas de acerto com menores taxas de rejeição. Também teve uma grande variação para os custos de rejeição testados. O ELM também conseguiu obter significativo aumento na taxa de acerto ao aumentar a taxa de rejeição. A rede MLP teve resultados inferiores ao SVM, ELM e RBF. Ele obteve uma grande variação nos valores de rejeição e acerto para os custos de rejeição, mas seus valores eram inferiores aos dos outros classificadores com o mesmo custo. O MLP teve o pior desempenho, Ele possui a menor variação para os custos de rejeição.

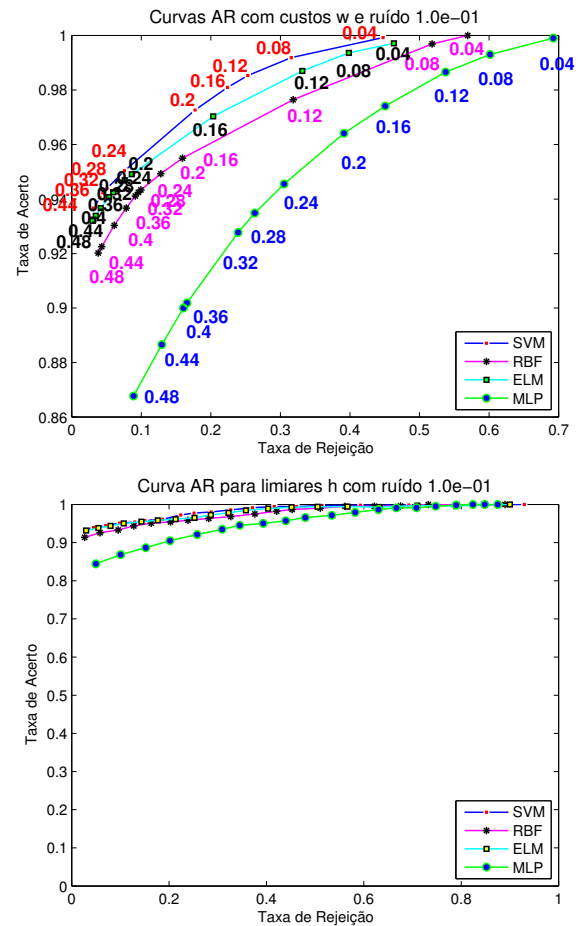


Figura 1. Base com variância de ruído 0,1

REFERÊNCIAS

- [1] R. E. Blahut, *Modem Theory: An Introduction to Telecommunications*. Cambridge University Press, 2010.
- [2] A. d. O. Neves, R. R. d. F. Attux, R. Suyama, M. D. Miranda, and J. M. T. Romano, "Sobre critérios para equalização não-supervisionada," in *Sba: Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automatica*, vol. 17, sciELO, 09 2006, pp. 278 – 299.
- [3] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, 3rd ed. Pearson Education, 1986.
- [4] S. Jalali, "Wireless channel equalization in digital communication systems," 2012.
- [5] Y. YANG, X. GAO, Z. GAO, and X. WANG, "An classification-based adaptive decision feedback equalizer for rayleigh multipath channel," *Journal of Computational Information Systems*, pp. 869–876, 2012.
- [6] N. C. Caotun, "Using least squares support vector machines for adaptive communication channel equalization," *International Journal of Applied Science and Engineering*, vol. 3, no. 1, pp. 51–59, 2005.
- [7] C. J. C. Santos, "Neuro-equalizador para canais variantes no tempo com algoritmo de treinamento do tipo gauss-newton," Ph.D. dissertation, Universidade Federal da Bahia, 2003.
- [8] M. T. M. d. Silva, "Equalização não-linear de canais de comunicação," Ph.D. dissertation, Universidade de São Paulo, 2001.
- [9] E. Santos Filho, "Um sistema de visão computacional para classificação de qualidade do couro caprino," Master's thesis, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, Ceará, 2013.
- [10] E. D. Almeida *et al.*, "Classificação ordinal com opção de rejeição," pp. 9–10, 2012.
- [11] A. R. da Rocha Neto, R. Sousa, G. d. A. Barreto, and J. S. Cardoso, "Diagnostic of pathology on the vertebral column with embedded reject option," in *Pattern Recognition and Image Analysis*. Springer, 2011, pp. 588–595.