**PROPOSTA DE TRABALHO DE GRADUAÇÃO**

2020

Eduardo Dadalto Câmara Gomes

**Machine Learning Autoencoder Applied to Communication Channels**

1. **Área de Interesse**

Um canal de comunicação ponto a ponto é um sistema no qual dois terminais trocam informações através de um canal ruidoso. Como resultado das imperfeições do canal, Shannon teorizou em [1] a taxa de dados que pode ser transmitido através de um sistema de comunicação com uma probabilidade arbitrariamente pequena de erro. Desde então, a comunidade de pesquisa em comunicação digital desenvolveu uma série de algoritmos para minimizar a probabilidade de erros sobre um canal. Na prática, a taxa de erro de bit (BER), uma aproximação empírica da probabilidade de erro, é estudada. No entanto, o desafio de encontrar uma solução eficiente, isto é, com baixa latência e baixa probabilidade de erro para baixa razão sinal-ruído (SNR) permanece.

Ao contrário de algoritmos estruturados, algoritmos de aprendizado de máquina (ML) não requerem modelos rigidamente projetados e podem levar em consideração as não-linearidades do sistema sem esforço. Estas características tornam deste algoritmo candidato para usado como decodificador de canal.

1. **Motivação**

Baixa latência e alta largura de banda são essenciais para possibilitar a comunicação com sistemas críticos, como aviões, satélites, celulares e operações 5G. Este último foi estudando por F. D. Calabrese et al. em [2], que demonstrou que *radio resource management* (RRM) *algorithms* foram superados por um algoritmo de aprendizagem, resultando em reduções significativas de despesas e aumentando o desempenho do sistema.

Recentemente, uma quantidade significativa de trabalho na teoria de comunicação via rádio emergiu, introduzindo elementos ML ao sistema de comunicação. O'Shea et al. em [3] desenvolveu um auto-encoder com regularização de camadas para emular deficiências de canal. Eles estudaram isso sobre um canal de ruído Gaussiano branco (AWGN), concluindo "alguma capacidade inicial promissora" para este sistema.

Baseado nisto, Tim O'Shea e Jakob Hoydis [4] pertinentemente observaram que os algoritmos tradicionais no campo têm fundações na teoria da probabilidade, como por exemplo o *maximum a posteriori* (MAP) *rule*, *maximum likelihood decoder* (MLD) e *turbo codes*. Assim, eles são geralmente construídos em cima de modelos matematicamente convenientes. Observou-se que estes modelos não levam em consideração todas as imperfeições do sistema real, o que provoca erros quando implementados na prática.

1. **Identificação do Problema de Pesquisa**
2. **Objetivo da Pesquisa**
3. **Informações Complementares**

Cronograma preliminar

**Referências**

[1] C. E. Shannon, “A mathematical theory of communication,” SIGMOBILE Mob. Comput. Commun. Rev., vol. 5, pp. 3–55, Jan. 2001.

[2] F. D. Calabrese, L. Wang, E. Ghadimi, G. Peters, and P. Soldati, “Learning radio resource management in 5g networks: Framework, opportunities and challenges,” CoRR, vol. abs/1611.10253, 2016.

[3] T. J. O’Shea, K. Karra, and T. C. Clancy, “Learning to Communicate: Channel Auto-encoders, Domain Specific Regularizers, and Attention,” arXiv e-prints, Aug. 2016.

[4] T. J. O’Shea and J. Hoydis, “An introduction to machine learning communications systems,” CoRR, vol. abs/1702.00832, 2017.

[5] P. Robertson, P. A. Hoeher, and E. Villebrun, “Optimal and suboptimal maximum a posteriori algorithms suitable for turbo decoding.,” European Transactions on Telecommunications, vol. 8, no. 2, pp. 119–125, 1997.

[6] M. A. Nielsen, “Neural networks and deep learning,” 2018.

**São José dos Campos, 26/08/2019**