Análise do Espectro Raman de amostras de cachaça através de PCA e Redes Neurais Artificiais

Daniel S. Costa UTFPR Av. Sete de Setembro, 3165 80230-901 Curitiba, Brazil

Abstract- O presente trabalho valida a utilização de redes neurais artificiais na interpretação de dados do espectro Raman de amostras de cachaça. Combinando a modelagem a técnica PCA(Principal Component Analysis) de forma a maximizar a taxa de sucesso obtida.

1 Introdução

Este trabalho baseia-se no artigo [1] em que o espectro Raman de amostras de cachaças são submetidas a técnica PCA(Principal Component Analysis) de forma a separar as principais componentes da assinatura Raman tornando possível a visualização clusterizada de amostras contaminados por metanol ou não.

De forma complementar ao artigo citado, uma rede neural artificial foi treinada buscando obter a mesma classificação obtida pela técnica do PCA. Contudo, o número de amostras para o treinamento da rede é pequeno, sobretudo quando leva-se em consideração a quantidade de features que são 1024. Assim, observouse que a rede neural não obteve a assertividade esperada, mesmo testando diferentes quantidade de neurônios na camada escondida da rede.

Outra abordagem adotada foi submeter as amostras ao PCA, e submeter os valores resultantes das 2 principais componentes a rede neural. Deste modo, o teste obteve uma taxa de sucesso de 80

Através dos experimentos realizados pode-se concluir que para uma grande quantidade de features e poucas amostras, a rede neural utilizada é ineficaz na classificação dos dados. Uma vez obtida as principais componentes da amostra através do PCA, a classificação se torna possível por conta da diminuição da quantidade de features avaliadas.

1.1 Descrição do Problema

A Espectroscopia Raman é um técnica capaz de revelar importantes informações sobre a composição de um material analisado. Podendo, até mesmo, ser utilizado na classificação biológica, uma vez que, células de diferentes organismos apresentam diferentes composições químicas. Contudo a interpretação da assinatura gerado pela medição do espectro Raman pode ser uma tarefa desafiadora, uma vez que determinar quais os picos da curva são relevantes na distinção de uma material de outro requer treinamento e experiência por parte de quem analisa tal assinatura.

1.2 Motivação

Criar metodologias e automatizações na análise do dados da espectroscopia Raman pode vir a facilitar o processo de identificação e classificação de materias ou seres vivos. O que se mostra relevantes na busca de contaminantes em um produto ou até mesmo na identificação de uma bactéria/fungo num processo infeccioso.

2 Revisão da Literatura

2.1 Descrição da técnica utilizada

incluir nesta subseção uma descrição dos conceitos da(s) técnica(s) que serão utilizados no seu trabalho.

2.2 Descrição das abordagens relacionadas

Mostrar o enfoque recebido pelo tema já publicado na literatura.

Análise comentada do que já foi escrito sobre o tema procurando mostrar os enfoques convergentes e divergentes dos diversos autores.

Para quem vai propor uma reprodução de resultados de referência da literatura, esta seção deverá citar o artigo no qual o trabalho se baseia mas deverá ser diferente do texto base. Exemplo de citação das referências bibliográficas.

3 Metodologia

Como sera realizada a pesquisa?

Descrever detalhadamente a abordagem proposta.

4 Simulações e Resultados

É interessante que a abordagem possa ser simulada e os resultados sejam apresentados nesta seção. Neste caso, o modelo simulado baseado em uma técnica de IA deve ser avaliado e, se for o caso, comparado com outro modelo, para verificar se há vantagem no uso da técnica.

5 Conclusões

Esta seção deverá trazer as conclusões a respeito da abordagem e resultados obtidos.

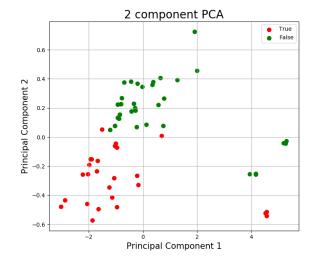


Figure 1: Plot das Principais Componentes do espectro Raman após normalização dos dados. PC1: 96% significância, PC2: 2% de significância. True = Amostra Acima de 10% Metanol, False = Amostra Abaixo de 10% Metanol

Referências

[1] R. E. De Góes, L. V. M. Fabris, M. Muller, and J. L. Fabris, "Light- assisted detection of methanol in contaminated spirits," Journal of Lightwave Technology, vol. 34, no. 19, pp. 4499–4505, 2016.

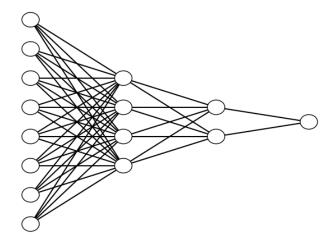


Figure 2: Representação da Rede Neural 1024 inputs(foram desenhados apenas 8 inputs para facilitar visualização), com 2 camadas escondidas de 4 e 2 neurônios, respectivamente.

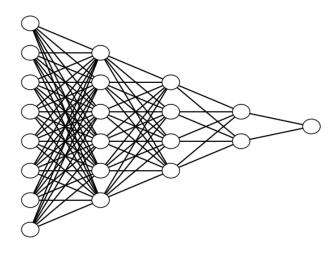


Figure 4: Representação da Rede Neural 1024 inputs(foram desenhados apenas 8 inputs para facilitar visualização), com 3 camadas escondidas de 6, 4 e 2 neurônios, respectivamente.

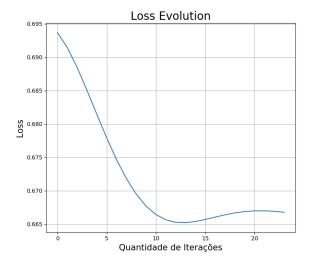


Figure 3: Decréscimo do erro a cada iteração da rede neural artificial para a configuração com 2 camadas escondidas de 4 e 2 neurônios, respectivamente

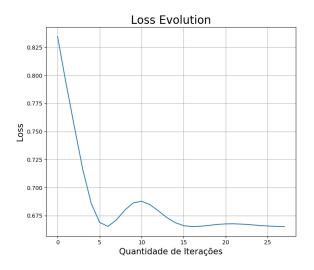


Figure 5: Decréscimo do erro a cada iteração da rede neural artificial para a configuração com 3 camadas escondidas de 6, 4 e 2 neurônios, respectivamente

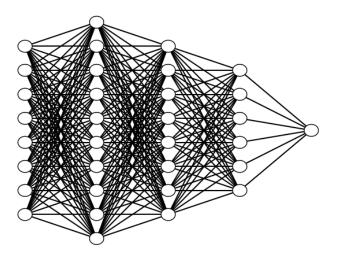


Figure 6: Representação da Rede Neural 1024 inputs(foram desenhados apenas 8 inputs para facilitar visualização), com 3 camadas escondidas de 10, 8 e 6 neurônios, respectivamente.

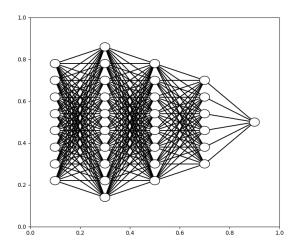


Figure 7: Decréscimo do erro a cada iteração da rede neural artificial para a configuração com 3 camadas escondidas de 6, 4 e 2 neurônios, respectivamente

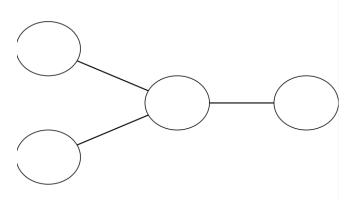


Figure 8: Representação da Rede Neural após PCA, 2 inputs com 1 camada escondida de 1 neurônio

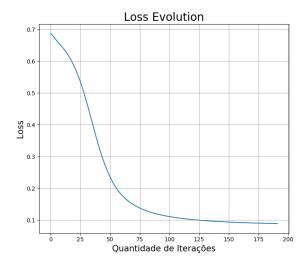


Figure 9: Decréscimo do erro a cada iteração da rede neural artificial para a configuração com 1 camada escondida de 1 neurônio