**Detector de motores a combustão por meio de análise sonora através de uma rede neural.**

Matheus Felipe Sozza¹\*;Maurício Eloy2

1 Robert Bosch GmbH. Engenheiro Eletricista. Rodovia Anhanguera, km 98 – Vila Boa Vista; 13065-900 Campinas, São Paulo, Brasil

2 Nome da Empresa ou Instituição (opcional). Titulação ou função ou departamento. Endereço completo (pessoal ou profissional) – Bairro; 00000-000 Cidade, Estado, País

\*autor correspondente: matheussozza@hotmail.com

**Detector de motores a combustão por meio de análise sonora através de uma rede neural.**

**Resumo (ou Sumário Executivo)**

O resumo é uma descrição geral do trabalho, apresentando de forma sucinta todas as seções do TCC. **No caso do curso de** **MBA em Gestão de Projetos**, em função das particularidades do trabalho – que pode ser um plano de projeto – **é facultado aos alunos o uso do termo** **Sumário Executivo**. Essa seção deve ser escrita de forma clara e objetiva, informando ao leitor em que consiste o TCC e despertando o seu interesse para a leitura de todo o trabalho. Os termos Resumo (ou Sumário Executivo) e Palavras-chave devem ser grafados em negrito, alinhados à esquerda com apenas a primeira letra da palavra em letra maiúscula. O Resumo ou Sumário Executivo deve conter no máximo 250 palavras, sendo redigido em um único parágrafo, em espaçamento simples e no tempo verbal pretérito perfeito do indicativo (passado). O início da seção deve conter uma curta apresentação sobre a importância/justificativa (contextualização do tema) do trabalho. Em seguida, deve-se apresentar o objetivo geral, que deve ser redigido de maneira sucinta e direta. Ademais, a seção deve conter uma breve descrição da metodologia empregada na pesquisa, abordando os aspectos mais importantes para o entendimento do TCC. É importante destacar os principais resultados obtidos a partir da pesquisa, apresentando relações e/ou considerações que chamem a atenção do avaliador e do público em geral. O final do resumo (ou sumário executivo) deve conter uma conclusão geral (com uma ou duas frases). Deve-se ter cuidado para não repetir a descrição dos resultados nesta seção.

**Palavras-chave:** (inserir até cinco palavras diferentes das contidas no título, separadas por ponto-e-vírgula).

**Título em inglês** **ou espanhol** (opcional)

**Abstract** ou **Resumen** (opcional)

....................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................................

**Keywords** ou **Palabras Clave:** (opcional)

**Introdução**

Motores a combustão são sistemas muito presentes no cotidiano dado sua extensa aplicabilidade e o fato de ser uma tecnologia já há muito conhecida e cujo fenômeno base, a combustão, é dominada com robustez pela indústria.

Ao mesmo tempo, é sabido que apesar da relevância que esses dispositivos possuem, existem alguns pontos contra notáveis, como a poluição atmosférica e consequente potencialização do efeito estufa e aquecimento global, além dos riscos à saúde das pessoas expostas direta e prolongadamente aos poluentes emitidos pelo escapamento (Nikischer, 2020).

Fazendo uso dos padrões sonoros do motor é possível extrair informações a respeito da sua performance de operação, o que permite julgar se o dispositivo está em funcionamento, operando corretamente, e até mesmo diagnosticar falhas em partes específicas, como citado em Wu. Z. et al., (2022). Atualmente o diagnóstico de falhas é subjetivo e altamente correlacionado à expertise do técnico mecânico responsável pela avaliação e manutenção do veículo, o que resulta em baixo nível de sucesso, havendo então uma oportunidade de melhoria desse processo por meio de algoritmos inovadores (Kemalkar e Bairagi, 2016).

Outra possível utilização de dados sonoros de motores é aquela voltada à geração de estatísticas de tráfego e planejamento de demanda, ou até mesmo no controle de semáforos baseado em situações especiais, como a presença de veículos de emergência (ambulâncias), como destacado em Analytics Vidhya (2022). Dados extraídos num contexto de Big-Data têm sido cada vez mais utilizados no âmbito das cidades inteligentes (*Smart-Cities*), auxiliando no planejamento e gestão do tráfego das zonas rural e urbana (Zhao, Y. et al., 2018).

Mohammadi e Al-Fuqaha (2018) enunciam que, apesar das altas capacidades de coleta e armazenamento de dados dos sistemas computacionais atuais, muito pouco se aproveita da informação ali contida, com métodos tradicionais baseados apenas em análise temporal, os quais negligenciam a presença de padrões valorosos contidos nos dados armazenados e que não visíveis diretamente numa análise por amostras. Por outro lado, o uso de redes neurais profundas (DNN ou *Deep Neural Networks*) se mostra uma alternativa válida e promissora para a extração de informações perspicazes do ponto de vista analítico.

Outro ponto enunciado por Mohammadi e Al-Fuqaha (2018) é o fato de que, uma vez que os dados são coletados e armazenados, é improvável que venham a ser reutilizados no futuro, encorajando-se o processamento imediato.

O presente trabalho visa demonstrar como é possível extrair valor de amostras sonoras por meio do processamento intensivo dos dados através redes neurais convolucionais [CNNs], mesmo quando os padrões e métricas a se extrair não são observáveis ou perceptíveis a priori para um processamento através de algoritmos tradicionais e explicáveis, os quais se baseiam em regras pré-estabelecidas e modelagem baseada puramente em premissas matemáticas. (Bhatia, 2018).

**Material e Métodos**

**Dados**

Para o trabalho em questão foi utilizada a base de dados ‘UrbanSound8k’. Essa coletânea consiste em 8732 recortes sonoros de até 4 segundos de duração os quais já estão previamente rotulados em 10 categorias distintas, sendo elas: Ar-Condicionado, Buzina de Carro, Crianças brincando, Cães latindo, Perfuração, Motor em marcha lenta, Tiro de arma de fogo, Britadeira, Sirene e Música Urbana.

Todos os recortes de áudio são provenientes de amostras disponíveis no website [www.freesound.org](http://www.freesound.org), sendo distribuídas em 10 diferentes pastas de maneira a facilitar a divisão dos dados para treino e teste quando aplicados em algoritmos de Machine-Learning [ML] e/ou Deep-Learning [DL]. É importante manter a distribuição original das 10 pastas, evitando a mistura e redivisão das amostras, pois dessa maneira evita-se que subamostras originárias de um mesmo arquivo de áudio sejam utilizadas tanto para o treino como para o teste e validação do modelo, consequentemente gerando resultados artificialmente altos, como recomendado em Salamon et. al. (2014) para garantir a validades dos resultados. Os dados estão balanceados dentro de cada uma das dez pastas, isto é, todas as dez categorias rotuladas (Ar-Condicionado, Buzina, Crianças, etc.) estão presentes de maneira bem distribuída.

Os recortes de áudio foram fornecidos em formato ‘.wav’ e com taxa de amostragem de 44100 Hertz.

**Pré-processamento – Segmentação e balanceamento de classes**

De maneira a normalizar e preparar os recortes sonoros para o posterior processamento no algoritmo de ML, é importante adotar algumas premissas que serão mantidas durante todo o processo no que se refere à segmentação e amostragem dos recortes sonoros originais.

A duração das amostras padrão foi arbitrada em 476 milissegundos e 952 milissegundos, a depender do experimento ou rodada de execução (discorrido adiante). As amostras provenientes da base de dados ‘Urbansound8k’ cuja duração é menor que a duração padrão foram descartadas.

Dado o escopo do trabalho, a classificação dos dados se dá de maneira binária, isso é, o intuito é classificar apenas se há um motor a combustão em funcionamento ou não no recorte sonoro em análise, não sendo necessária a classificação em dez diferentes rótulos como originalmente presente na base de dados “UrbanSound8k”.

Para tal, as dez categorias originais da base de dados foram reduzidas em apenas duas. A primeira categoria foi chamada de Motores a combustão [MC], onde foi considerado o rótulo original “Motor em Marcha Lenta” apenas; A segunda categoria foi chamada “Não-Motor a Combustão” [NMC], onde todos os demais rótulos foram agrupados.

Por consequência, gerou-se um notável desbalanceamento dos dados, onde 80 a 90% das amostras estiveram contidas na categoria NMC, e apenas 10 a 20% das amostras estiveram contidas na categoria MC. No que tange os algoritmos de ML e DL, assume-se que os dados das classes consideradas estão distribuídos razoavelmente de maneira similar e balanceada, o que muitas vezes não é verdade num contexto de vida real. Tem-se então um fator dificultador ao aprendizado do algoritmo que tende a apresentar um elevado viés em direção ao grupo majoritário, quando o interesse é realizar previsões de qualidade relativas à classe minoritária (Krawczyk, 2016).

Para atingir o objetivo de balancear as classes de maneira equilibrada, direcionou-se o foco desta etapa de pré-processamento à classe minoritária MC e aplicou-se uma série de técnicas de maneira a sobreamostrar e criar artificialmente dados dentro da mesma, técnicas popularmente conhecidas como “oversampling” [OS] e “data-augmentation” [DA].

Durante a segmentação em amostras padrão da classe MC, aplicou-se um fator de “overlapping” de maneira a aumentar artificialmente o número de amostras contidas na classe em questão, como referenciado em Chen (2019) e Song (2021). Neste processo, realiza-se não apenas a segmentação da amostra original, mas existe uma sobreposição entre uma determinada subamostra e as respectivas subamostras antecessora e sucessora, de maneira que parte do conteúdo é compartilhado entre elas. O processo é mais bem ilustrado na Figura 1.

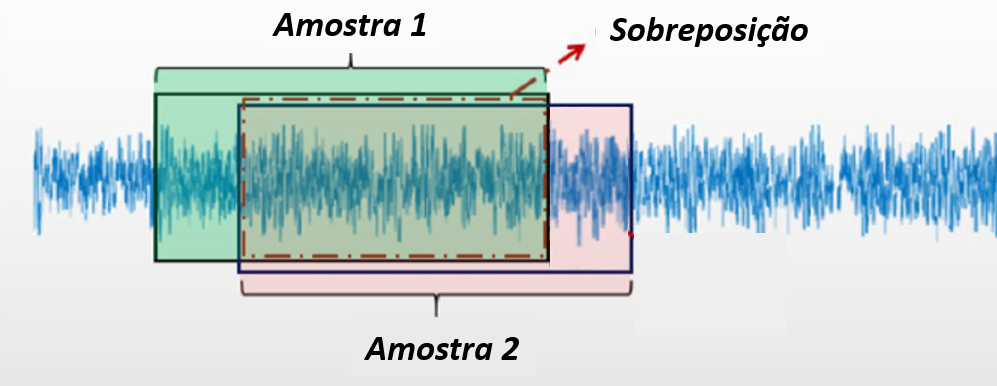


Figura 1. Demonstração gráfica do processo de sobreamostragem ou "oversampling" com sobreposição ou "overlapping"  
Fonte: Song (2021) – traduzido e adaptado

Para uma dada amostra de áudio, é possível calcular o número de subamostras resultantes após a segmentação com sobreposição através da eq. (1):

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (1) |

onde, T: é a duração da amostra original a ser segmentada; Ta: é a duração alvo das subamostras; S: é o fator de sobreposição que pode variar entre 0 (sem sobreposição) e 1 (sobreposição total); e N: é o número de subamostras resultantes, arredondado sempre para baixo.

Assim sendo, arbitrando-se o tamanho das subamostras e o fator de sobreposição, é possível prever o quanto o conjunto de dados aumentará com base na técnica de segmentação com sobreposição. O fator de sobreposição deve ser escolhido de maneira a balancear as classes de maneira igualitária.

**Pré-processamento – Data Augmentation**

Uma vez que os dados resultantes da segmentação com sobreposição contêm informações idênticas e repetidas (pois é uma técnica de sobreamostragem), aumenta-se então a tendência ao sobreajuste ou “overfitting” do nosso modelo devido ao aprendizado reforçado de um mesmo tipo de padrão repetidamente observado, conforme mencionado em Fernandez (2018). Essa situação é caracterizada por uma alta performance de classificação obtida nos dados de treino em oposição à uma baixa performance obtida durante a etapa de teste do modelo, o que indica que o algoritmo é pouco confiável ao ser aplicado em dados nunca vistos.

Para evitar tal problema, duas técnicas de “Data Augmentation” são aplicadas, com o intuito de criar subamostras sintéticas baseadas naquelas previamente existentes: Compressão ou Dilatação no Tempo e Adição de Ruído Branco Gaussiano.

A Compressão ou Dilatação no Tempo é realizada de maneira simples e direta, onde uma determinada amostra de áudio é comprimida ou dilatada, de maneira a ser executada de maneira mais rápida ou mais lenta, a exemplo do que é realizado em Zhou (2022). Dado que esse processo altera a duração da amostra, a aplicação do mesmo é realizada em coordenação com a etapa de segmentação e sobreposição, de maneira a manter inalterada a duração das subamostras resultantes, estando de acordo com a duração padrão previamente arbitrada. Por exemplo, um áudio de 30 segundos dilatado com um fator de 2 teria uma nova duração de 60 segundos; do contrário, um áudio de 30 segundos comprimido com um fator de 0.5 teria uma nova duração de 15 segundos (Zhou, 2022).

Já a Adição de Ruído Branco Gaussiano é realizada por meio da adição à amostra original de um sinal aleatório contendo intensidade uniforme em diferentes frequências, possuindo uma densidade espectral de potência constante. Uma vez que a mesma amostra dá origem a diferentes subamostras artificiais com diferentes níveis de ruído aleatório, espera-se que o modelo seja mais robusto ao se deparar com tal tipo de ruído em um futuro dado de entrada, o que melhora sua capacidade de generalização e performance como um todo, evitando um sobreajuste aos dados de treino. Como citado por Bishop (1995), em algumas circunstâncias é esperada uma melhora significativa na performance de generalização, pois treinar o modelo com ruído é equivalente à uma forma de regularização dos dados na qual um termo extra é adicionado à função de erro.

**Processamento – Extração de “features” ou informações**

Para treinar um modelo estatístico ou de ML, é necessário primeiramente extrair informações úteis do sinal de áudio. Os “features” são basicamente descrições do sinal sonoro que podem ser fornecidas como entradas ao modelo a ser treinado de maneira a obter um sistema de processamento inteligente. Algumas aplicações do tipo incluem sistemas classificadores de áudio, reconhecedores de voz ou fala, rotuladores de música automáticos, removedores de ruído, dentre outros (Devopedia, 2021).

De acordo com Devopedia (2021), no que se refere ao escopo temporal dos “features” de áudio, podemos dividi-los em:

* Instantâneos: Como sugerido, são os “features” que nos fornecem informação instantânea sobre o sinal de áudio, isso é, consideram apenas recortes curtos do sinal, na faixa dos milissegundos (por exemplo, 10 milissegundos).
* Segmentados: São os “features” calculados baseados em segmentos de áudio, na faixa de segundos.
* Globais: São os “features” calculados com base no sinal sonoro inteiro, sem especificação de tempo ou duração.

Já relativo ao tipo de “feature” sonoro, ainda de acordo com Devopedia (2021), podemos classificá-los em:

* Domínio do Tempo: São aqueles os quais são extraídos diretamente das formas de onda no domínio do tempo do sinal de áudio em questão. Estão contidos nessa categoria métricas como “Zero-Crossing Rate”, Envelope de Amplitude e Energia Média RMS.
* Domínio da Frequência: São as métricas focadas nos componentes de frequência do sinal sonoro, obtidas por meio de uma conversão do domínio do tempo para o domínio da frequência por meio da transformada rápida de Fourier [TRF]. Podemos exemplificar essa categoria através de métricas como Razão de Energia por Frequência, Centróide Espectral e Fluxo Espectral.
* Representação Tempo-Frequência: São as métricas que combinam tanto aspectos no domínio do tempo quanto aspectos no domínio da frequência. Esse tipo de representação é obtido por meio da Transformada de Fourier de Tempo Curto [TFTC]. Os espectrogramas simples e espectrogramas em frequência Mel são exemplos dessa categoria.

Considerando o caráter segmentado das amostras resultantes da etapa de pré-processamento, com tempos de duração padrão, a extração das informações dos recortes de áudio se deu por meio do cálculo de seus espectrogramas. A utilização de tal abordagem é particularmente útil porque transforma o sinal sonoro unidimensional (domínio do tempo) em uma imagem bidimensional (domínio do tempo e da frequência), o que auxilia no processo de separação do ruído de fundo e demais componentes indesejados do sinal sonoro principal que é alvo da identificação e classificação, como citado em Wu Z. et al (2022), tornando o desafio de processar esses dados algo similar ao processamento de imagens. A Figura 2 demonstra os resultados obtidos ao se converter um sinal no domínio do tempo para um espectrograma de tempo-frequência:

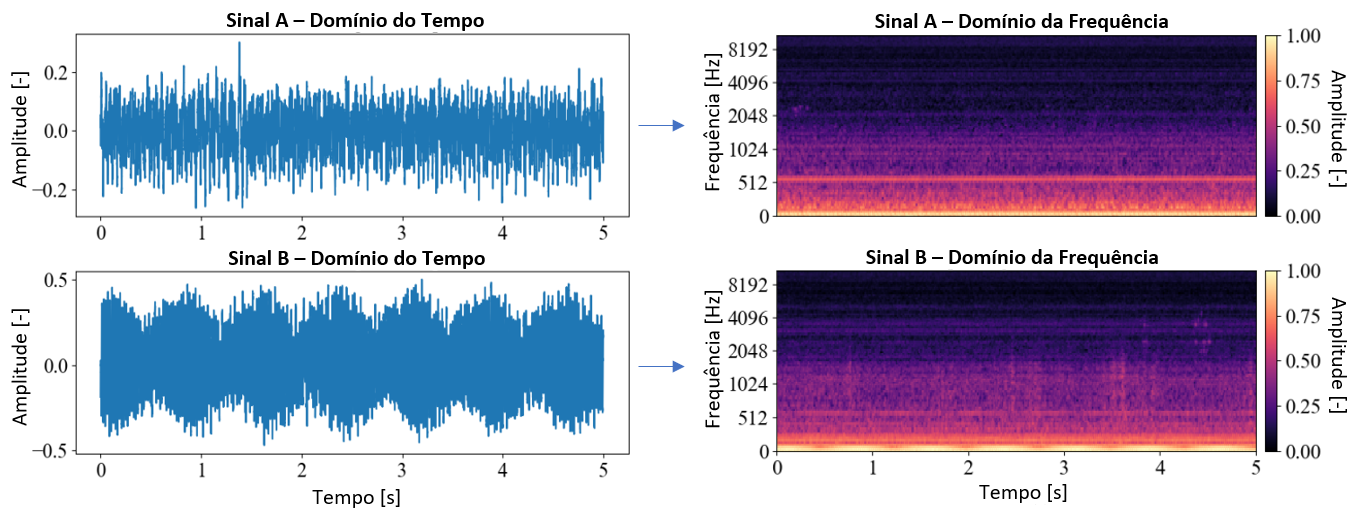


Figura 2. Representação de um mesmo sinal no domínio do tempo (esq.) e por meio de um espectrograma tempo-frequência (dir.)  
Fonte: Ciric, et al. (2021) – traduzido e adaptado.

Os espectrogramas foram calculados de maneira a representarem o sinal sonoro por meio de seus coeficientes cepstrais na escala Mel, do inglês “Mel-Frequency Cepstral Coefficients” [MFCC].

Antes de contextualizar o que são os MFCC, é importante entender a definição do que é a escala Mel. Em resumo, tal escala é uma unidade subjetiva de medida da altura do som proposta por Steven et al. (1937), cujo propósito é refletir de maneira quantitativa como os humanos ouvem e percebem os tons musicais, isto é, a característica sonora que varia do grave ao agudo. Essa escala é conversível para uma escala padrão (com frequências medidas em Hertz) e o ponto de referência entra a escala Mel e a escala habitual é definido atribuindo um tom perceptual de 1.000 mels a um tom de 1.000Hz, 40 dB acima do limiar do ouvinte. A escala possui um espaçamento linear para frequências abaixo de 1000Hz, e um espaçamento logarítmico para frequências acima de 1000Hz (Hasan et al., 2004). A conversão de Hertz para Mels é dada pela eq. (2) e demonstrada na Figura 3:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (2) |

onde, f: é a frequência em Hertz; mel: é o resultado na escala Mel.

Figura 3. Demonstração gráfica da relação entre escala de frequências convencional e escala Mel.

Já os MFCC são coeficientes que coletivamente compõem um cepstro[[1]](#footnote-1) de frequência Mel, ou do inglês “Mel-Frequency Cepstrum” [MFC], o qual é uma representação de tempo curto do espectro de potências de um sinal sonoro. Seu cálculo é baseado na transformada discreta de cosseno do espectro de potências em escala logarítmica de um sinal sonoro representado na escala de frequências Mel. O cálculo dos MFCC é dado pelas equações abaixo, como citado em Sahidullah (2011):

Seja um sinal discreto no tempo contendo Ntot amostras (duração padrão), representando um sinal de áudio.

Considere agora a divisão de Soriginal em T segmentos de tamanho N, tal que o produto T x N resulte no tamanho original Ntot. Tal divisão resulta no sinal segmentado , conforme mostrado na Figura 4:



Figura 4. Demonstração da segmentação de um sinal de Ntot(1000) amostras em T(5) segmentos de N(200) amostras.

Para o trabalho em questão, arbitrou-se que os segmentos conterão 512 amostras de áudios originalmente amostrados em 44100Hz, isso é, os segmentos que comporão o espectrograma e posteriormente o MFCC têm duração de 512/44100 = 11,6 milissegundos.

Etapa 1, Janelamento, descrita pela eq. (3):

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3) |

onde, T é o número de segmentos de tamanho N no qual o sinal original foi segmentado; S é a matriz de tamanho T x N contendo o sinal original após segmentação; W é a matriz de tamanho T x N contendo a mesma função de janelamento em todas suas linhas; O operador ‘o’ denota a multiplicação termo-a-termo entre as matrizes; e Sw é o sinal resultante após o janelamento, como exemplificado na Figura 5:

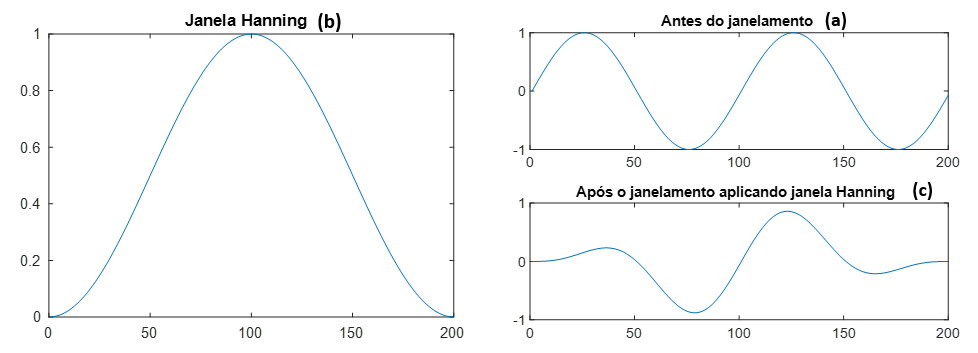


Figura 5. Exemplo de janelamento do sinal original (a) aplicando-se uma janela Hanning (b) e resultando no sinal pós-janelamento (c).

Etapa 2, preenchimento com zeros ou “Zero-Padding”, descrita pela eq. (4):

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4) |

onde, T é o número de segmentos de tamanho N no qual o sinal original foi segmentado; M é um escalar (recomendável potência de 2) maior do que N que define o tamanho final do preenchimento com zeros; Sw é a matriz resultante do janelamento; I é a matriz identidade de tamanho N x N; O é a matriz nula de tamanho N x (M-N); e Szp é o sinal resultante após o preenchimento com zeros; Essa etapa é opcional, e recomenda-se que o sinal resultante seja múltiplo de 2 devido à otimização de alguns algoritmos para tal caso. O resultado é mostrado na Figura 6:



Figura 6. Sinal antes (acima) e após (abaixo) o processo de “Zero-Padding”, sendo estendido de 200 para 256 amostras.

Etapa 3, cálculos dos coeficientes discretos de Fourier, descritos pela eq. (5):

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (5) |

onde, T é o número de segmentos do áudio original; M é um escalar maior do que N que define o tamanho final do preenchimento com zeros; Szp é o sinal resultante do preenchimento com zeros; W é a matriz de fatores de rotação, do inglês “twiddle factor matrix”; e é a matriz contendo os coeficientes discretos de Fourier resultantes.

Etapa 4, cálculo do espectro de potências, descrito pela eq. (6):

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (6) |

onde, T é o número de segmentos do áudio original; M é um escalar maior do que N que define o tamanho final do preenchimento com zeros; é a matriz contendo os coeficientes discretos de Fourier; é o conjugado de ; e é o espectro de potências resultante, conforme a Figura 7:



Figura 7. Espectrograma de potências resultante para o sinal do exemplo, segmentado em T(5) segmentos.

Etapa 5, filtragem e computação do logaritmo da energia, descrito pela eq. (7):

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (7) |

onde, T é o número de segmentos do áudio original; M é um escalar maior do que N que define o tamanho final do preenchimento com zeros; é o espectro de potências resultante; é a matriz contendo um banco de p-filtros espaçados em escala Mel; e é o espectro resultante, filtrado e logarítmico, das potências do sinal original. Para o trabalho aqui apresentado fixamos a utilização de 25 filtros (p=25).

Etapa 6, cálculo da transformada de cosseno e obtenção dos MFCC, descrito pela eq. (8):

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (8) |

onde, T é o número de segmentos do áudio original; p é o número de filtros do banco de filtros; D é a matriz p-dimensional da transformada de cosseno; e é a matriz resultante contendo os MFCC, que se apresentam de forma similar ao espectrograma (bidimensional).

A escolha dos MFCC como informação principal para o treinamento e predição via algoritmo se dá pelo fato de ser uma grandeza utilizada com frequência em problemas que envolvem o reconhecimento, classificação e até mesmo predição com base em sinais de áudio, indo desde propostas como a identificação de pessoas através da voz desenvolvida por Hasan et al. (2004) até mesmo em aplicações focadas em sistemas mecânicos como a identificação e diagnóstico de defeitos em motores automotivos estudada por Kemalkar e Bairagi (2016).

**Processamento – Rede Neural Convolucional**

A utilização de redes neurais convolucionais, do inglês “Convolutional Neural Network” [CNN] é reconhecidamente um método efetivo para abordagens de processamento e classificação de sinais sonoros ambientais (J. Salamon, J. P. Bello, 2016), à exemplo do que é fornecido pelo banco de sons UrbanSound8k utilizado no trabalho aqui apresentado.

Para processar as amostras de áudio, foi utilizada uma topologia de CNN similar àquela utilizada por Piczak (2015) em um trabalho similar, apresentando resultados de boa performance.

Em resumo, a topologia utilizada inicia-se com duas camadas idênticas compostas por uma operação de convolução e uma operação de “pooling”. A parte convolucional contém um kernel de dimensão 3x3 e 80 filtros ou “feature maps”, enquanto o “pooling” é feito por meio de um kernel de dimensão 2x2 que captura o máximo valor, técnica mais conhecida pelo seu termo inglês “MaxPooling2D”. Com a aplicação do “pooling” espera-se uma melhora da resposta do algoritmo a translações e pequenas variações nos dados de entrada (Piczak, 2015).

Após cada uma das camadas de convolução e “pooling”, tem-se também um “dropout” de 20%, resultando na remoção de parte dos valores calculados pelas unidades da CNN, com o objetivo de melhorar a capacidade de generalização da rede (Piczak, 2015).

Terminada a parte convolucional e de manipulação dos dados ainda em forma bidimensional, a matriz resultante passa novamente por uma camada de “pooling”, porém agora com o intuito de planificar os dados ali contidos, isso é, transformar a matriz bidimensional em um arranjo linear.

Por fim, o arranjo linear obtido na etapa anterior será fornecido como entrada a uma rede neural composta por duas camadas planas ou “flat layers” totalmente interconectados. A primeira camada possui 512 perceptrons, enquanto a segunda camada possui apenas 2 perceptrons, responsáveis pela classificação binária nas categorias MC e NMC conforme anteriormente definido.

A figura abaixo ilustra graficamente toda a descrição textual da CNN acima especificada:

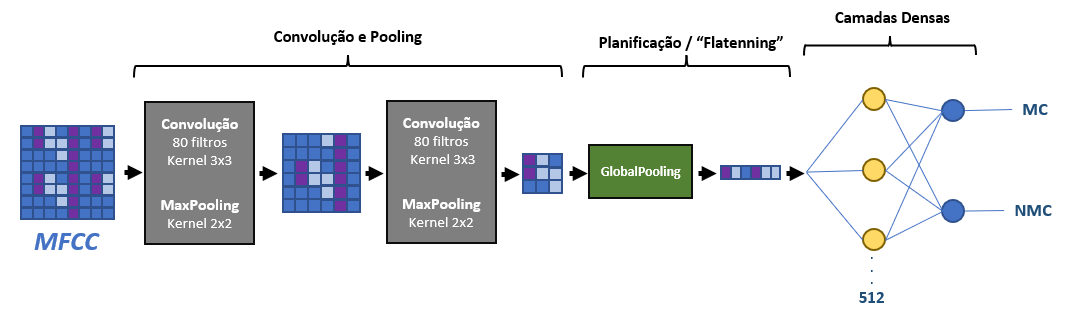


Figura 8. Representação simplificada da topologia da CNN utilizada para classificação dos sinais sonoros

**Processamento – Função de ativação**

Ainda sob influência da topologia proposta por Piczak (2015), todas as camadas intermediárias possuem como função de ativação o ReLU ou “Rectified Linear Unit”, com exceção da camada final que realiza a classificação binária MC / NMC, a qual é ativada por meio da função de ativação Softmax.

O trabalho executado em Zhang e Zou (2017) propõe uma alternativa ao uso do ReLU nas camadas intermediárias, com sua substituição pela função de ativação LeakyReLU, evitando a perda de 50% da informação (quadrante esquerdo ou negativo) que ocorre quando utilizamos apenas a função ReLU, devido à nulidade de ativação nessa região, conforme as figuras abaixo demonstram:

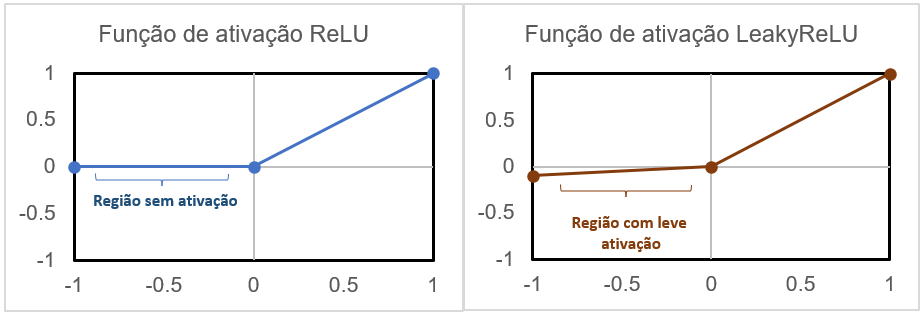


Figura 9. Comparativo gráfico das funções ReLU e LeakyReLU

A função de ativação LeakyReLU é definida pela pela eq.(9):

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (9) |

onde x é a variável independente; f(x) é o resultado da ativação; é o fator de compressão para a zona negativa, nos casos em que x<0.

Tal variação de função de ativação foi explorada no presente trabalho, de modo a verificar se os resultados obtidos em Zhang e Zou (2017) se repetem, com uma melhoria nas métricas de classificação ao adotar-se a função LeakyReLU em detrimento da tradicional ReLU, permitindo que maior parte da informação seja processada sem perda e otimizando o aproveitamento entre o que é fornecido como entrada à rede neural e a esparsidade da informação durante o processamento. Para os experimentos executados no presente trabalho fixou-se o parâmetro em 0.1 ou 10%.

**Métricas de Performance**

Uma vez treinado e testado, é importante que tenhamos métricas bem definidas e coerentes com o experimento realizado, de modo a poder realizar comparações de performance válidas e avaliar criticamente a qualidade do modelo construído. Uma métrica muito popular para avaliar modelos de classificação é a matriz de confusão, que é basicamente uma tabela comparativa do que foi classificado em comparação ao que foi observado. No presente caso, onde temos um problema de classificação binária, temos uma matriz de confusão nos moldes do que é mostrado na figura abaixo:



Figura 11. Matriz de confusão

Deseja-se que as observações MC sejam classificadas corretamente como MC, ao passo em que as observações NMC sejam também classificadas corretamente como NMC, isto é, deseja-se que boa parte ou a totalidade dos valores se situe na diagonal principal da matriz. Todos e quaisquer valores na diagonal secundária são resultantes de uma classificação errônea. Com base nessas premissas, podemos extrair as seguintes métricas[[2]](#footnote-2):

A Acurácia, por meio da eq.(10), que é uma métrica generalista e que representa a performance geral do modelo:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (10) |

A Precisão, por meio da eq.(11), que mede a quantidade de identificações corretas da categoria alvo (no caso, MC) em relação a todas as identificações realizadas para tal categoria:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (11) |

A Sensibilidade, por meio da eq.(12), definida como a proporção de previsões corretas da categoria alvo (MC) em relação ao número total de observações da tal categoria:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (12) |

E, por fim, a Especificidade, por meio da eq.(13), que mede a proporção de previsões negativas (categoria NMC) que foram realizadas corretamente:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (13) |

Dessas quatro métricas, podemos extrair o F1 Score através de eq. (14) , o qual consiste na média harmônica entre a precisão e a sensibilidade:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (14) |

E o índice J de Youden através de eq. (15), o qual varia entre -1 e 1, onde -1 indica que todas as amostras foram classificadas erroneamente, 0 indica um classificador inútil ou aleatório e 1 indica um classificador perfeito, sem falsos positivos ou falsos negativos (Youden, 1950):

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (15) |

**Resultados e Discussão**

Conforme anteriormente descrito, o modelo foi treinado e testado em quatro diferentes cenários, e os resultados comparados entre si. As variações propostas para as diferentes rodadas de treinamento são:

Rodada 1: Modelo treinado com ReLU e segmentos de 476ms.

Rodada 2: Modelo treinado com LeakyReLU e segmentos de 476ms.

Rodada 3: Modelo treinado com ReLU e segmentos de 952ms.

Rodada 4: Modelo treinado com LeakyReLU e segmentos de 952ms.

Os valores específicos de 476 e 952 milissegundos são obtidos com base no critério de otimização baseado em potências de 2 (vide eq. 2). Dado que os recortes de áudio são amostrados em 44100Hz e foram calculados os coeficientes de Fourier em segmentos de 512 amostras, temos que a multiplicação de 512 segmentos por 41 e 82 respectivamente resulta nas durações de 476 e 952 milissegundos, que são as durações padrão arbitradas para os recortes de áudio originados do banco de sons UrbanSound8k.

**Conclusão(ões) ou Considerações Finais**

O título da seção Conclusão(ões) ou Considerações Finais deve ser alinhado à esquerda e grafado em negrito. Fica a critério do aluno e do orientador a escolha de qual termo melhor se adequa ao trabalho. Esta seção deve conter frases curtas, apresentando as conclusões e inferências elaboradas a partir da discussão dos resultados. É importante que estas frases não sejam meras reproduções dos resultados, respondendo aos objetivos propostos no trabalho. Os autores não devem, em hipótese alguma, mencionar, citar ou reproduzir resultados de outros estudos na(s) conclusão(ões) ou considerações finais do TCC. Por fim, salienta-se que essa seção não deve conter tabelas ou figuras, sendo redigida de forma sucinta.

**Agradecimento** (opcional, 1 parágrafo, bem sucinto)

O título da seção Agradecimentos deve ser alinhado à esquerda e grafado em negrito, primeira letra da palavra grafada em letra maiúscula. Trata-se de seção opcional, de no máximo três linhas, na qual o autor agradece aqueles que contribuíram de maneira relevante para o desenvolvimento do trabalho e elaboração do TCC, mas que não tiveram o envolvimento intelectual necessário à atribuição de coautoria do mesmo, abstendo-se totalmente da menção ou citação de nomes de empresas, instituições ou pessoas que permitiram ou contribuíram com o desenvolvimento do trabalho, a menos que esteja documentalmente autorizado a fazê-lo.

**Referências**

Analytics Vidhya. 2022. Vehicle Sound Classification Using Deep Learning. Disponível em <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2022/01/vehicle-sound-classification-using-deep-learning>. Acesso em 3 de outubro de 2022.

Bishop, C. 1995. Training with Noise is Equivalent to Tikhonov Regularization. Neural Computation, vol.7, no.1: 108-116.

Bhatia, R. 2018. How do Machine Learning algorithms differ from traditional algorithms? Analytics India Magazine. Disponível em: <https://analyticsindiamag.com/how-do-machine-learning-algorithms-differ-from-traditional-algorithms>. Acesso em 22 de dezembro de 2022.

Boehmke, B.; Greenwell, B. 2019. Hands-on machine learning with R. Chapman and Hall/CRC, New York, NY, USA.

Ciric, D; Peric, Z; Nikolic, J; Vucic, N. 2021. Audio Signal Mapping into Spectrogram-Based Images for Deep Learning Applications. 2021 20th International Symposium INFOTEH-JAHORINA (INFOTEH), 2021, Sarajevo, Bosnia e Herzegovina: 1-6.

Chen, H; Hu, N; Cheng, Z. 2019. A deep convolutional neural network based fusion method of two-direction vibration signal data for health state identification of planetary gearboxes. Measurement, Volume 146. 268-278.

Devopedia. 2021. Audio Feature Extraction. Disponível em: <https://devopedia.org/audio-feature-extraction>. Acesso em 26 de dezembro de 2022.

Fernández, A., García, S., Galar, M., Prati, R. C., Krawczyk, B., Herrera, F. 2018. Learning from imbalanced data sets. Springer, Berlin, Alemanha.

Hasan, R; Jamil, M; Rabbani, G; Rahman, S. 2004. Speaker identification using Mel Frequency Cepstral Coefficients. 3rd International Conference on Electrical & Computer Engineering (ICECE 2004), 2004, Dhaka, Bangladesh.

Kemalkar, A.K.; Bairagi, V.k.. 2016. Engine Fault Diagnosis Using

Sound Analysis. International Conference on Automatic Control and Dynamic Optimization Techniques (ICACDOT): 943-946

Kuhn, M., e Johnson, K. 2013. Applied predictive modeling. Springer, New York, NY, USA.

Krawczyk, Bartosz. 2016. Learning from imbalanced data: open challenges and future directions. Progress in Artificial Intelligence 5 (4): 221-232.

Mohammadi, M.; Al-Fuqaha, A. 2018. Enabling Cognitive Smart Cities Using Big Data and Machine Learning: Approaches and Challenges. IEEE Communications Magazine, vol. 56, no. 2: 94-101.

Nickischer, A. 2020. Environmental Impacts of Internal Combustion Engines and

Electric Battery Vehicles. D.U. Quark, Volume #4 (Issue #2): 21-31.

Piczak, K. 2015. Environmental sound classification with convolutional neural networks. 2015 IEEE 25th International Workshop on Machine Learning for Signal Processing (MLSP), 2015: 1-6.

Sahidullah, M; Goutam Saha, G. 2011. Design, analysis and experimental evaluation of block-based transformation in MFCC computation for speaker recognition. Speech Communication, Volume 54, Issue 4, 2012: 543-565.

Salamon, J; Bello, J. 2016. Deep Convolutional Neural Networks and Data

Augmentation for Environmental Sound Classification. IEEE Signal Processing Letters*,* vol. 24, no. 3, pp. 279-283, March 2017.

Salamon, J; Jacoby, C; Bello, J. 2014. A Dataset and Taxonomy for Urban Sound Research. 22nd ACM International Conference on Multimedia, 2014, Orlando, Flórida, Estados Unidos.

Steven, S; Volkmann, J; Newman, E. 1937. A scale for the measurement of the psychological magnitude pitch. Journal of the Acoustical Society of America, 8, 185–190.

Song, X; Cong, Y; Song, Y. 2021. A bearing fault diagnosis model based on CNN with wide convolution kernels. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing 13: 4041–4056.

Tang, S.; Yuan, S.; Zhu, Y. 2020. Data Preprocessing Techniques in Convolutional Neural Network based on Fault Diagnosis towards Rotating Machinery. IEEE Access, vol. 8: 149487-149496.

Wu, Z.; Wan, Z.; Ge, D. et al. 2022. Car engine sounds recognition based on deformable feature map residual network. Sci Rep 12, 2744 (2022).

Youden, W. 1950. Index for rating diagnostic tests. Cancer, 3: 32-35.

Zhang, X; Zou, Y. 2017. Dilated Convolution Neural Network with LeakyReLU for Environmental Sound Classification. 2017 22nd International Conference on Digital Signal Processing (DSP), 2017: 1-5

Zhou, G; Chen, Y; Chien, C. 2022. On the analysis of data augmentation methods for spectral imaged based heart sound classification using convolutional neural networks. BMC Medical Informatics and Decision Making 22, 226 (2022).

Zhao, Y; Zhang, H; An, L; et al. 2018. Improving the approaches of traffic demand forecasting in the big data era. Cities, Volume 82: 19-26.

1. O cepstro ou cepstrum é uma operação matemática que consiste em extrair a Transformada de Fourier do espectro do sinal na forma logarítmica. O nome “cepstrum” deriva de inverter a ordem a ordem das primeiras quatro sílabas de “spectrum”. [↑](#footnote-ref-1)
2. As métricas são apresentadas em Kuhn e Johnson (2013), Boehmke e Greenwell (2019). [↑](#footnote-ref-2)