Reconhecimento Automático de Expressões Faciais para Aplicações em Vitrinismo

Rodrigo C. Moraes, Carlos Maurício S. Figueiredo, Elloá B. Guedes

{rcm, cfigueiredo, ebgcosta}.eng@uea.edu.br

[1]Núcleo de Computação
Escola Superior de Tecnologia
Universidade do Estado do Amazonas
Av. Darcy Vargas, 1200 – Manaus – Amazonas

Abstract. *Text*

Resumo. *Texto*

1. Introdução

Texto

Falar aqui das sete expressões faciais universais.

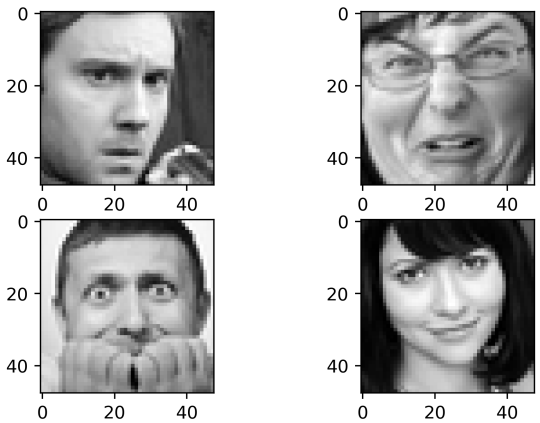
2. Materiais e Métodos

2.1. Dados Experimentais

A base de dados de expressões faciais utilizada para o desenvolvimento deste trabalho é denominada *Facial Expression Recognition Challenge* (FER2013). Esta base contém 35.887 imagens faciais em escala de cinza com dimensões de 48×48 pixels, rotuladas de maneira supervisionada segundo uma das sete expressões faciais universais, conforme amostras ilustradas na Figura 1.

Incluir os rótulos nestes exemplos

Figura 1: Amostras de imagens faciais e seus respectivos rótulos da base de dados FER2013.

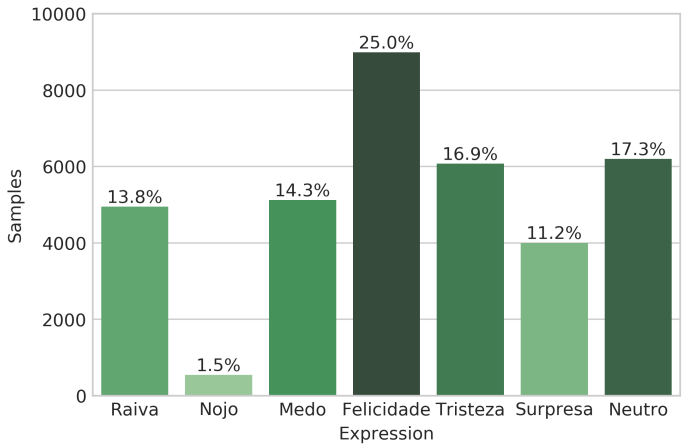


Conforme ilustra a Figura 1, é interessante notar algumas características particulares das imagens do FER2013 que ressaltam a relevância desta base de dados. Observa-se que, embora as faces estejam centralizadas nas imagens, elementos como cortes de cabelo, barba, óculos e até mesmo mãos encontram-se presentes, diminuindo a distância entre os exemplos contidos nesta base de dados e aqueles passíveis de ocorrência em um cenário realístico.

Os exemplos disponíveis na FER2013 se distribuem de maneira heterogênea perante as classes consideradas, conforme ilustra o gráfico da Figura 2. O número de exemplos rotulado com a expressão "nojo", por exemplo, representam apenas 1.5% do total de exemplos disponíveis. Estas características evidenciam o desbalanceamento do conjunto de dados considerado no tocante à quantidade de amostras por classe.

Rodrigo, veja o gráfico que está na pasta de imagens, intitulado "boxplot-volumemensal". Este é o padrão para figuras em artigos científicos. No matplotlib, o set style é `xtics`. Ajeitar o xlabel para Expressões e o ylabel para Amostras. Consertar todas as demais figuras para este padrão.

Figura 2: Histograma da distribuição de imagens por tipo de expressão facial na base FER2013.



2.2. Descrição da Tarefa de Aprendizado de Máquina

A base de dados em questão será usada para realização de tarefa de classificação multi-rótulo segundo o paradigma de aprendizado supervisionado. Nesta tarefa, exemplos de expressões faciais e seus respectivos rótulos serão fornecidos previamente aos modelos de Aprendizado de Máquina para escolha e ajuste de parâmetros e realização do treinamento. Posteriormente, expressões faciais ainda não vistas serão apresentadas e o objetivo será avaliar o desempenho do modelo na classificação destes exemplos, isto é, aferir a respectiva capacidade de generalização.

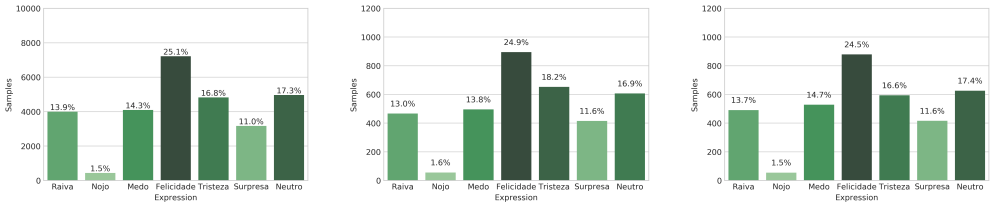
Obedecendo a uma partição do FER2013 previamente considerada em competições de Visão Computacional [Kaggle 2013], esta base de dados será dividida em 3 partes, sendo: 75% dos exemplos para treinamento, $12,5\%$ dos exemplos para validação e $12,5\%$ dos exemplos remanescentes para testes, a serem utilizados seguindo uma abordagem de *holdout* de validação cruzada [Brink et al. 2017]. Apenas os exemplos da partição de testes serão utilizados para obtenção das métricas de desempenho e comparação dos modelos. Conforme ilustra a Figura 3, as partições preservam a distribuição de amostras por classe na base de dados original.

Levando em conta os modelos de Aprendizagem de Máquina para a tarefa em questão, é essencial que um número razoável de exemplos esteja disponível para um ajuste apropriado dos parâmetros treináveis. Considerando esta necessidade prática, os exemplos da partição de treinamento passaram por um processo de pseudo-expansão do tipo *data augmentation*, em que novas imagens foram geradas a partir das previamente existentes considerando operações de rotação, espelhamento e

complementar aqui

Figura 3: Distribuição das classes nas partições adotadas para o conjunto de dados.

(a) Treinamento **(b) Validação** **(c) Teste**



, colaborando para a posterior regularização dos modelos [Chollet 2017]. Ao final desta etapa, o conjunto de treinamento passou a conter X exemplos, um aumento de $y\%$ em relação ao seu tamanho original, mas preservando a distribuição de exemplos nas classes.

completar aqui

A métrica de desempenho adotada para comparação dos modelos na realização desta tarefa foi o Micro F-*Score*. Embora a acurácia seja uma métrica mais popular, que descreve o percentual de acertos do modelo em relação ao total de previsões efetuadas, não fornece detalhes acerca dos acertos por classe. Para contornar esta dificuldade, o Micro F-*Score* foi preferido, pois contempla a média harmônica entre precisão e revocação por classe ao passo que considera as diferentes frequências nas classes do problema [Kubat 2015]. Esta métrica é especialmente utilizada em problemas de classificação com classes desbalanceadas, ou seja, em situações análogas ao cenário considerado no escopo deste trabalho.

Dentre os modelos a serem avaliados, serão elencados como mais aptos para a tarefa de classificação proposta aqueles que maximizarem a métrica de desempenho Micro F-*Score* para os exemplos pertencentes à partição de testes.

2.3. Proposição de Modelos

Os modelos propostos e seus respectivos parâmetros e hiperparâmetros para a tarefa de classificação de expressões faciais são descritos detalhadamente ao longo desta seção.

Seguindo a abordagem predominantemente adotada pelo estado da arte no tocante ao aprendizado de características em dados de alta dimensionalidade para tarefas de Visão Computacional [Khan et al. 2018], as redes neurais convolucionais foram o modelo de Aprendizado de Máquina adotado na tarefa elencada. Em particular, a arquitetura base foi a da rede neural convolucional canônica VGG-16 [Simonyan and Zisserman 2015], mas com algumas adaptações. Esta arquietura originalmente proposta destacou-se mediante a ideia de que uma rede neural precisa ter uma quantidade razoável de camadas convolucionais profundas para uma representação hierárquica adequada das informações visuais.

As adaptações da VGG-16 levaram em conta diferentes quantidades de repetições de certas operações, apresentadas de acordo com a seguinte ideia geral:

$$\begin{aligned} \text{Camada de Entrada} \Rightarrow\ & [(\text{Convolução} \rightarrow \text{Batch Normalization}) \cdot i \\ & \Rightarrow (\text{Pooling} \rightarrow \text{Dropout}) \cdot j] \cdot k \\ & \Rightarrow [\text{Fully Connected} \rightarrow \text{ReLu}] \cdot \ell \\ & \Rightarrow \text{Flatten} \Rightarrow \text{Camada de Saída}, \end{aligned} \tag{1}$$

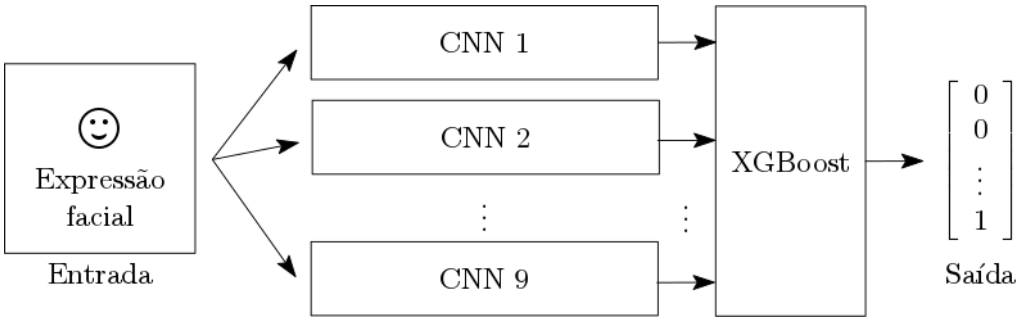
em que i, j, k, ℓ são números inteiros que denotam a quantidade de repetições da operação associada perante multiplicação. Os valores destes inteiros foram: $i = 2$, $j = \{0, 1\}$ (realização ou não das operações de Pooling e Dropout), $k = \{1, 2\}$ e $\ell = \{1, 2, 3\}$.

Revisar estas repetições.

. Considerando esta abordagem de adaptação, foram então propostas 9 CNNs diferentes a serem treinadas e testadas, conforme a abordagem de validação previamente descrita.

Além da avaliação individual do desempenho das CNNs propostas, considerou-se também a posterior combinação destas redes em um *ensemble*. Para valoração da classificação final, ao invés de considerar as abordagens típicas de votação unânime ou majoritária adotadas por *ensembles*, utilizou-se um modelo baseado em *Boosting*, o XGBoost [Chen and Guestrin 2016]. Este modelo recebe as saídas de todas as redes individuais e, após ter sido treinado com os exemplos da base de dados, decide dentre as classificações individuais qual a classificação final mais apropriada. Observa-se aqui uma modificação não-trivial em *ensembles*: a votação mediada por um modelo inteligente. A Figura X ilustra a ideia considerada.

Figura 4: *Ensemble* de CNNs com votação mediada por XGBoost.



O modelo proposto consiste de um conjunto de *Convolutional Neural Networks* (CNN), onde cada elemento é responsável pela classificação da imagem de entrada em uma das Sete Expressões Faciais Universais [], por meio da produção de vetor de probabilidades. Que consiste na possibilidade de cada uma das expressões universais estarem sendo expressas pela face, na imagem. A determinação da classificação final, não segue as abordagens típicas da literatura, via maioria ou consenso. Pois, estes vetores de probabilidades foram utilizados, de maneira supervisionada, para treinar um modelo do tipo *XGBoost*, que finalmente atribui o rótulo mais adequado à entrada. Tem-se então um *emsemble* de CNN com processo decisório de classificação realizado de maneira não trivial por um modelo de *Machine Learning*.

O objetivo com a união de vários modelos de CNN foi obter classificadores bons de maneira geral em todas as expressões, contudo, estes deveriam se sobressair em determinadas expressões. Com isso, foram gerados sete modelos, um para cada expressão que deveriam ser classificadas, contudo, além dos sete classificadores bons individualmente na classificação de determinada expressão, adicionou-se dois outros, os quais obtiveram melhor desempenho considerando a classificação de todas as expressões, mas não obtiveram melhores resultados em determinada expressão em relação aos classificadores individuais.

Segundo [], o modelo *XGBoost* é um bom modelo para se utilizar na técnica *Boost*,

que tem como objetivo obter um modelo *Stronger* baseado nas combinações das respostas de *Weak Learners*. Visto isso, foi considerado cada modelo de CNN, como um *Weak Learner*, apesar de eles não serem fracos, dada a complexidade da tarefa e seus resultado, Tabela 2. E como saída estes forneciam seus resultados, vetores de probabilidade, para o modelo *XGBoost* que tratava de melhor combinar os resultados individuais para se obter um melhor resultado de predição.

As arquiteturas CNN utilizadas na construção do modelo, foram baseadas na arquitetura *VGG-16* [], que consiste de camadas duplas ou triplas de convolução 2D, com *kernel* de 3x3, seguidas de *pooling*, utilizando *MaxPooling*. E como saída tem camadas densas, também chamadas de *Fully Connected* (FC), onde a última utiliza a função de ativação *SoftMax*.

Como função de ativação para as camadas convolucionais e densas, foi utilizada a função *ReLU*, devido ao seu baixo custo computacional, e também possuir derivada constante, o que contribui para o desempenho da função de otimização *adam* []. Segundo [], e análise experimental, a inicialização dos pesos iniciais das camadas convolucionais que utilizam a função de ativação *ReLu*, com o inicializador de He et al [], possibilita aumento no desempenho, convergência, durante o treinamento dos modelos CNN.

Após a saída de cada camadas convolucionais, foi utilizada normalização em lotes, *Batch Normalization*, pois, segundo [] e análise experimental, os modelos modelos de CNN possuem melhores resultados nas predições, tanto na etapa de treinamento quanto na etapa de generalização.

Algumas das ”regras de ouro”[] para construção de modelos baseados em *Artificial Neural Networks* (ANN) foram utilizadas nas camadas densas, visto que estas são equivalentes. Foram elas: A quantidade de neurônios das cadas ocultas não deve ultrapassar o dobro da quantidade dados da entrada, e a quantidade de neurônios da camada de entrada deve ser a mesma da quantidade de dados da entrada. Vale ressaltar, que as camadas de *FC* em sua maioria não possuem mais do que duas camadas ocultas, devido ao Teorema de aproximação universal [].

Para regularização dos modelos de CNN foi utilizado somente *Dropout*, visto que os regularizadores $l1$ e $l2$, não apresentaram bons resultados durante o período de treinamento, o que tornavam o modelo instável ou com tendências a *underfitting*. Essa tendência foi evidenciada pelo desempenho constante do modelo por algumas dezenas de épocas de treinamento, e ao ser percebido esse comportamento o treinamento foi interrompido.

A arquitetura final dos modelos de CNN podem ser visualizados na Tabela 1. Já a arquitetura utilizada pelo *XGBoost* não pode ser mostrada, devido a esta ter mil árvores classificadoras, o que torna inviável a apresentação desta neste artigo.

3. Trabalhos Relacionados

Relatar aqui os trabalhos análogos.

4. Resultados e Discussões

5. Resultados e Discussões

A métrica para cálculo de desempenho dos modelos durante a competição no *Kaggle* foi a acurácia, e o melhor resultado obtido na competição foi de 71.161%. Os resultados de acurácia e *F1 Micro* para os modelos de CNN testados, bem com o *Ensemble* obtiveram

Tabela 1: Arquiteturas utilizadas

1	2	3	4	5	6	7	8	9
Conv2D_(64, 3, 3)	Conv2D_(64, 3, 3)	Conv2D_(64, 3, 3)	Conv2D_(64, 3, 3)	Conv2D_(64, 3, 3)	Conv2D_(64, 3, 3)	Conv2D_(128, 7, 7)	Conv2D_(16, 7, 7)	Conv2D_(16, 7, 7)
BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm
Conv2D_(64, 3, 3)	Conv2D_(64, 3, 3)	Conv2D_(64, 3, 3)	Conv2D_(64, 3, 3)	Conv2D_(64, 3, 3)	Conv2D_(64, 3, 3)	Conv2D_(128, 7, 7)	Conv2D_(16, 7, 7)	Conv2D_(16, 7, 7)
BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm
MaxPool_(3, 3)	MaxPool_(3, 3)	MaxPool_(3, 3)	MaxPool_(3, 3)	MaxPool_(3, 3)	MaxPool_(3, 3)	AvgPool_(3, 3)	AvgPool_(3, 3)	AvgPool_(3, 3)
Dropout_50	Dropout_50	Dropout_50	Dropout_50	Dropout_50	Dropout_50	Dropout_50	Dropout_50	Dropout_50
Conv2D_(128, 3, 3)	Conv2D_(128, 3, 3)	Conv2D_(128, 3, 3)	Conv2D_(128, 3, 3)	Conv2D_(128, 3, 3)	Conv2D_(128, 3, 3)	Conv2D_(128, 5, 5)	Conv2D_(32, 3, 3)	Conv2D_(32, 3, 3)
BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm
Conv2D_(128, 3, 3)	Conv2D_(128, 3, 3)	Conv2D_(128, 3, 3)	Conv2D_(128, 3, 3)	Conv2D_(128, 3, 3)	Conv2D_(128, 3, 3)	Conv2D_(128, 5, 5)	Conv2D_(32, 3, 3)	Conv2D_(32, 3, 3)
BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm
MaxPool_(3, 3)	MaxPool_(3, 3)	MaxPool_(3, 3)	MaxPool_(3, 3)	MaxPool_(3, 3)	MaxPool_(3, 3)	AvgPool_(3, 3)	AvgPool_(3, 3)	AvgPool_(3, 3)
Dropout_50	Dropout_50	Dropout_50	Dropout_50	Dropout_50	Dropout_50	Dropout_50	Dropout_50	Dropout_50
Conv2D_(256, 3, 3)	Conv2D_(256, 3, 3)	Conv2D_(256, 3, 3)	Conv2D_(256, 3, 3)	Conv2D_(256, 3, 3)	Conv2D_(256, 3, 3)	Conv2D_(256, 3, 3)	Conv2D_(64, 3, 3)	Conv2D_(64, 3, 3)
BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm
Conv2D_(256, 3, 3)	Conv2D_(256, 3, 3)	Conv2D_(256, 3, 3)	Conv2D_(256, 3, 3)	Conv2D_(256, 3, 3)	Conv2D_(256, 3, 3)	Conv2D_(256, 3, 3)	Conv2D_(64, 3, 3)	Conv2D_(64, 3, 3)
BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm
Conv2D_(256, 3, 3)	Conv2D_(256, 3, 3)	Conv2D_(256, 3, 3)	Conv2D_(256, 3, 3)	MaxPool_(3, 3)	Conv2D_(256, 3, 3)	AvgPool_(3, 3)	AvgPool_(3, 3)	AvgPool_(3, 3)
BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm	Dropout_50	BatchNorm	Dropout_50	Dropout_50	Dropout_50
MaxPool_(3, 3)	MaxPool_(3, 3)	MaxPool_(3, 3)	MaxPool_(3, 3)	Flatten	MaxPool_(3, 3)	Conv2D_(256, 3, 3)	Conv2D_(128, 3, 3)	Conv2D_(128, 3, 3)
Dropout_50	Dropout_50	Dropout_50	Dropout_50	FC_(128)	Dropout_50	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm
Conv2D_(512, 3, 3)	Flatten	Flatten	Flatten	Dropout_20	Flatten	Conv2D_(256, 3, 3)	Conv2D_(128, 3, 3)	Conv2D_(128, 3, 3)
BatchNorm	FC_(128)	FC_(512)	FC_(128)	FC_(64)	FC_(128)	BatchNorm	BatchNorm	BatchNorm
Conv2D_(512, 3, 3)	Dropout_20	Dropout_50	Dropout_20	Dropout_20	Dropout_20	AvgPool_(3, 3)	AvgPool_(3, 3)	AvgPool_(3, 3)
BatchNorm	FC_(64)	FC_(512)	FC_(64)	FC_(32)	FC_(64)	Dropout_50	Dropout_50	Dropout_50
Conv2D_(512, 3, 3)	Dropout_20	Dropout_50	Dropout_20	Dropout_20	Dropout_20	Flatten	Flatten	Flatten
BatchNorm	FC_(7)	FC_(7)	FC_(7)	FC_(7)	FC_(32)	FC_(1048)	FC_(512)	FC_(512)
MaxPool_(3, 3)					Dropout_20	Dropout_20	Dropout_20	Dropout_50
Dropout_50					FC_(7)	FC_(512)	FC_(512)	FC_(512)
Conv2D_(512, 3, 3)						Dropout_20	Dropout_20	Dropout_20
BatchNorm						FC_(7)	FC_(7)	FC_(7)
Conv2D_(512, 3, 3)								
BatchNorm								
Conv2D_(512, 3, 3)								
BatchNorm								
MaxPool_(3, 3)								
Dropout_50								
Flatten								
FC_(512)								
Dropout_20								
FC_(512)								
Dropout_20								
FC_(7)								

os mesmos valores, visto isso é apresentado somente o valor da medida *F*. Na Tabela 2 observa-se os resultados para cada modelo de CNN, juntamento do resultado do *Emsemble* das CNN com *XGBoost*.

É observado que o melhor classificador, modelo 7, individual de CNN, obteve 69.49% enquanto que o pior, modelo 9, obteve 62.44%. Ressaltando que cada classificador de CNN usado no *Ensemble* obteve resultados melhores do que os outros, em determinada expressão ou bons resultados em todas as expressões, mas não se sobressaiu em nenhuma expressão específica. No caso do modelo 9, obteve bons resultados em quase todas as expressões, mas não obteve-se nenhum resultado melhor na classificação de determinada expressão em relação aos outros modelos. Já no caso do modelo 7, obteve-se o melhor resultado de classificação para expressão de surpresa.

As matrizes de confusão estão normalizadas. Cada célula foi colorida de acordo com a incidência de elementos contidos nesta antes da normalização(quanto maior a incidência mais escura é a cor da célula). O *grid* de matrizes de confusões da Figura 6 foi gerado a partir da parte *PrivateTest* da base de dados, onde cada matriz corresponde a um modelo de CNN utilizado no *Ensemble*. As classes verdadeiras do exemplo estão representadas pelas linhas, enquanto, as colunas representam as classes preditas pelo *Ensemble*.

Na Figura 5 é apresentado o resultado do modelo utilizando *Ensemble*. Onde o resultado final de desempenho foi de 71.74% de acordo com a métrica *F1 Micro*, ressaltando que seu valor de Acurácia possui o mesmo valor. E com este resultado o *Ensemble* supera, por pouco, o modelo campeão da competição.

6. Considerações Finais

Texto

Tabela 2: F1 Micro das Arquiteturas utilizadas

Modelo	F1 Micro
1	0.6898857620507105
2	0.6767901922541097
3	0.6606297018668152
4	0.6798551128448036
5	0.6667595430482028
6	0.6781833379771524
7	0.694901086653664
8	0.6285873502368348
9	0.6244079130677069
ensemble	0.7174700473669546

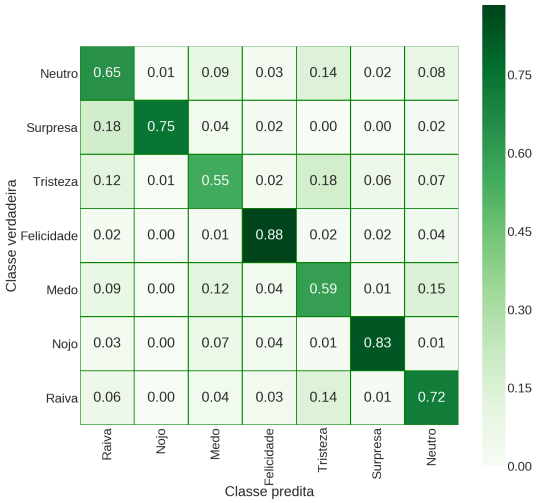


Figura 5: Matriz de Confusão do *Emsemble* (CNN + *XGBoost*)

Referências

[Brink et al. 2017] Brink, H., Richards, J. W., and Fetherolf, M. (2017). *Real-World Machine Learning*. Manning Publications, Estados Unidos.

[Chen and Guestrin 2016] Chen, T. and Guestrin, C. (2016). Xgboost: A scalable tree boosting system. In *Proceedings of the 22Nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, KDD'16, pages 785–794, New York, NY, USA. ACM.

[Chollet 2017] Chollet, F. (2017). *Deep Learning with Python*. Manning Publications, Shelter Island, New York, 1 edition.

[Kaggle 2013] Kaggle (2013). Challenges in representation learning: Facial expression recognition challenge.

[Khan et al. 2018] Khan, S., Rahmani, H., Shah, S. A. A., and Bennamoun, M. (2018). *A Guide to Convolutional Neural Networks for Computer Vision*. Morgan and Claypool.

[Kubat 2015] Kubat, M. (2015). *An Introduction to Machine Learning*. Springer, Estados Unidos.

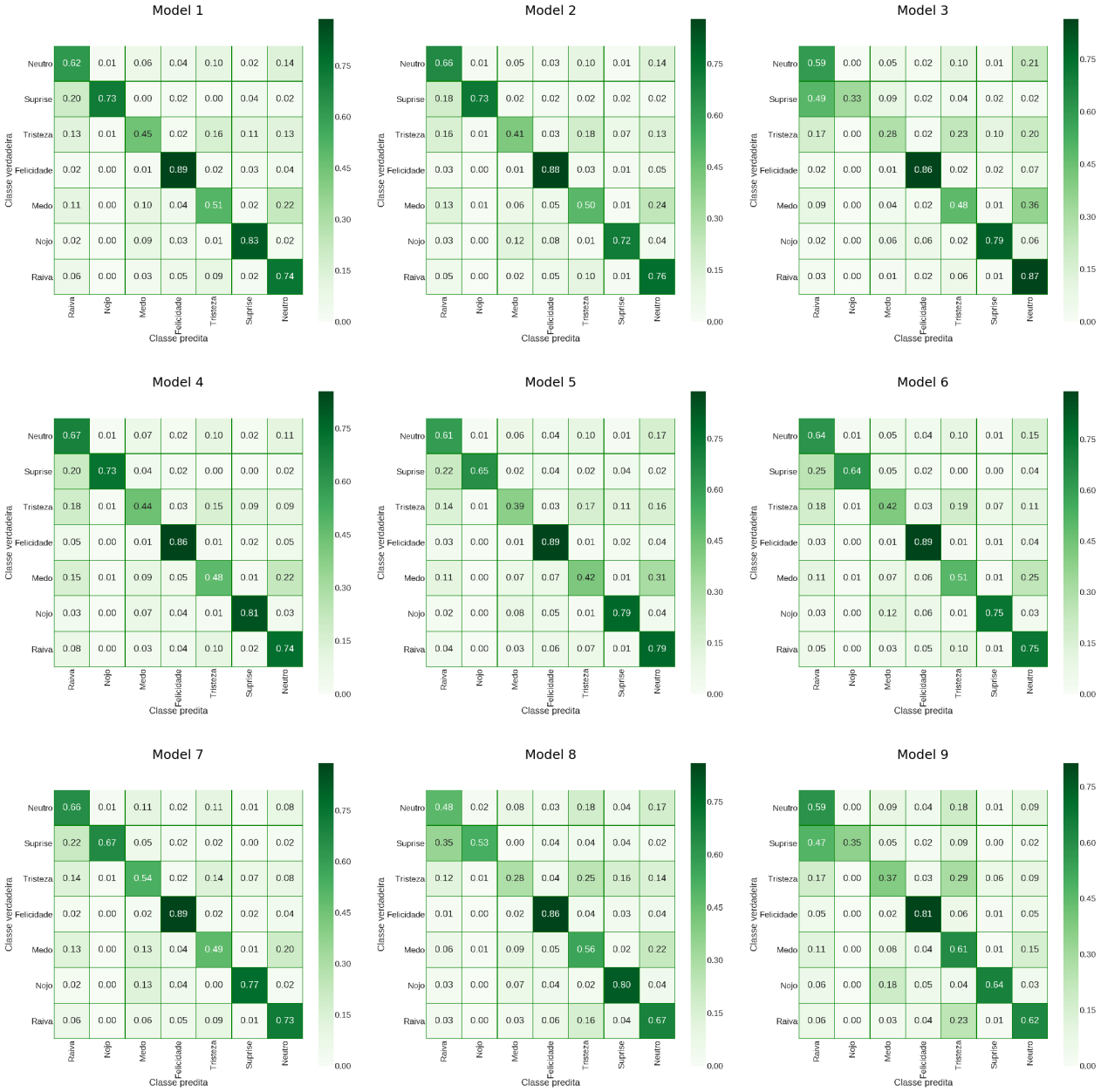


Figura 6: *Grid* de Matrizes de Confusão dos modelos de CNN

[Simonyan and Zisserman 2015] Simonyan, K. and Zisserman, A. (2015). Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. In *3rd International Conference on Learning Representations (ICLR 2015)*, San Diego, EUA.