

Análise de Padrões em Imagens Faciais do Dataset MIGMA: Busca por Correlações entre Expressões Faciais e Dados Clínicos Médicos

Rodrigo Ferraz Souza¹
dev.rodrigofs@gmail.com

Aicha Khalid Hassan Al-Rob¹
aicha.k2002@gmail.com

Tobias Rossi Müller¹
tobiasrossimuller@gmail.com

Jhennifer Cristine Matias¹
jhennifercristinematias@gmail.com

Antonio Reis de Sá Junior²
antoniorsjr@gmail.com

Eliane Pozzebon¹
epozzebon@gmail.com

Antonio Carlos Sobieranski¹
a.sobieranski@ufsc.br

¹ Departamento de Computação - DEC, Centro de Ciências, Tecnologias e Saúde - CTS, UFSC. ,

² Departamento de Clínica Médica, Centro de Ciências da Saúde - CCS, UFSC.

Abstract. A expressão de emoções por meio de expressões faciais é fundamental na comunicação humana não-verbal. A identificação dessas expressões é comum para os seres humanos, mas desenvolver mecanismos computacionais para reconhecer efetivamente expressões faciais humanas a partir de imagens e vídeos é ainda uma tarefa desafiadora, sujeita a ambiguidades. Para abordar esses desafios, vários datasets de imagens de expressões faciais humanas foram propostos para treinar modelos de reconhecimento. Este artigo apresenta uma análise exploratória e estatística do dataset MIGMA, construído a partir de imagens estáticas de alta resolução de 320 participantes. O dataset considera 7 expressões faciais e foi construído considerando a miscigenação e o uso de instrumentos psiquiátricos. O objetivo é investigar as correlações estatísticas entre expressões faciais médias e os instrumentos psiquiátricos. Modelos de reconhecimento de expressão foram implementados, juntamente com algoritmos de clusterização, para realizar análises estatísticas. Os resultados indicam a influência dos emoji's usados nas coletas e identificam as expressões faciais mais regulares e ambíguas. Correlações fracas foram observadas entre as expressões faciais médias e os dados dos instrumentos, postulando algumas hipóteses em termos da necessidade de uso de informação em vídeo, ou evidenciando a complexidade natural e intrínseca do problema.

1 Introdução

O reconhecimento de expressões faciais é uma tarefa complexa para ser realizada computacionalmente, devido à sua dificuldade intrínseca. Uma solução genérica para o problema tem diversas aplicações práticas, incluindo medicina, interação humano-computador, robótica, segurança de condutores, jogos e entretenimento, e educação.

A evolução de hardware e software permitiu a reescrita de algoritmos de inteligência artificial, como métodos conexionistas e convolucionistas, que agora possuem camadas profundas e melhor extração de características. Isso melhorou a generalização e solucionou limitações como invariância à iluminação e robustez à transformações de rotação e escala, resultando em reconhecedores específicos em diferentes áreas.

A formação de modelos computacionais efica-

zes exige treinamento exaustivo em grandes conjuntos de dados, ou *datasets*. O objetivo é mapear as características que melhor descrevem e generalizam o problema em questão. No caso do reconhecimento de expressões faciais em imagens estáticas, diversos *datasets* já foram propostos, como o JAFFE, Cohn-Kanade, MMI e FER2013, que apresentam limitações como baixa miscigenação, pouco número de participantes e imagens coletadas da internet. Estas dificuldades justificam a necessidade de novos *datasets*, como o MIGMA, que busque superar tais obstáculos.

O MIGMA[1] é um *dataset* que apresenta imagens faciais estáticas em alta resolução e miscigenação, e o mesmo foi construído em instituição de ensino nacional (UFSC). O *dataset* teve a sua concepção em ambiente controlado, imagens estáticas das sete expressões faciais mais comuns, e com bom número de participantes. O *dataset* é de domínio público, e pode ser acessado no repositório da instituição. Adicionalmente, o *dataset* foi associado com formulários preenchidos pelo participante especificamente designados para a medição de escala de sintomas psiquiátricos, fator importante de estudo na população analisada.

Este artigo analisa o *dataset* MIGMA por meio de análise exploratória de dados e estatística. Busca-se verificar se é possível encontrar faces médias comuns no *dataset* e correlacioná-las a faces médias no espaço multidimensional. O objetivo é identificar desvios padrão nas expressões faciais (alegria, tristeza, raiva) e expressões ambíguas. O estudo incluiu a utilização de emoji's, cujo impacto na externalização das expressões foi analisado. A correlação entre faces médias e instrumentos psiquiátricos foi avaliada, mostrando resultados fracos. Isso sugere a necessidade de uso de informação em vídeo ou destaca a complexidade natural na elaboração de reconhecedores computacionais.

2 Trabalhos Correlatos

A revisão da literatura mostrou que *datasets* relevantes foram propostos para várias nacionalidades, fins e características. Aqui são listados os *datasets* relacionados ao *dataset* MIGMA, objeto de análise neste estudo.

Trabalhos com enfoque em abordagens com-

putacionais para *EyeTracking*:

- O dataset MMI [2] dos anos 2000 inclui imagens e vídeos de homens e mulheres expressando 6 tipos de emoções, mas apresenta imagens diversas, não controladas e simplesmente rotuladas nas categorias de expressões;
- O dataset JAFFE (Japanese Female Facial Expression) foi desenvolvido em 1998 [3] e ainda é amplamente utilizado em modelos clássicos e conexionistas [4]. Possui 213 imagens em escala de cinza, com baixa resolução de 256x256 pixels [3]. As imagens representam 10 mulheres japonesas expressando alegria, tristeza, surpresa, desgosto, medo, raiva e neutro;
- FER-2013 é um dataset com 35887 imagens categorizadas em 7 tipos de expressões, desenvolvido para a conferência de ML de 2013 [5]. Contudo, o ambiente é não controlado, construído pela API de imagens do Google.
- O dataset Cohn-Kanade (CK) foi desenvolvido em 2000 [6]. Inicialmente incluía 486 sequências de imagens, com informação estática e evolução da emoção de neutro até o estágio alvo. Com 97 participantes de ambos os gêneros, mas baixa miscigenação. Mais tarde, 107 novas sequências foram adicionadas, com 26 participantes [6];
- MIGMA é o dataset objeto de estudo deste artigo proposto e publicado no ano de 2021. Possui em torno de 320 participantes, desenvolvido em ambiente controlado institucional, com imagens estáticas em resolução full-hd.

3 Materiais e Métodos

Nesta seção serão descritos os aspectos estatísticos e implementações de métricas necessárias para contemplar os objetivos do projeto. Os detalhes de algoritmos e resultados obtidos estão documentados também de forma suplementar no GitHub¹.

Os dados coletados para este projeto foram classificados como supervisionados e não supervisionados, com base no uso ou não de *emojis* durante a captura. A classificação de um dado como *supervisionado* foi determinada pela presença de *emojis* durante a sua captura, enquanto a classificação de um dado como *não supervisionado* foi determinada pela ausência de *emojis*.

3.1 Testes Psiquiátricos do Dataset

Conforme descrito no *dataset* MIGMA [[1]], os testes psiquiátricos considerados para a presente proposta envolvem os seguintes aspectos e termos da área médica / psiquiátrica, sendo:

- *dbi_score* : *Beck Depression Inventory*

- *bai_score* : *Beck Anxiety Inventory*
- *asrsa_score* : *Adult Self-Report Scale* (Deficit de Atenção)
- *asrsb_score* : *Adult Self-Report Scale* (Hiperatividade)
- *oci_score* : *Obsessive-Compulsive Inventory*
- *srq_score* : *Self Reporting Questionnaire*

Todos os itens acima estão distribuídos de forma quantitativa em um questionário elaborado por médico psiquiatra da equipe do projeto, e aplicado individualmente a cada participante voluntário durante a aquisição das imagens.

3.2 Experimentos Realizados e Detalhes de Implementação

As análises estatísticas do referido artigo foram segmentadas em experimentos distintos, cada um tendo em consideração um objetivo específico de fornecimento de dados para uma etapa posterior. A **Figura 1** segue uma representação em diagrama dos experimentos que serão descritos abaixo, na qual pode ser visualizada em alta resolução na versão digital deste trabalho.

Cada bloco da figura representa uma subtapa que será detalhada nas subseções seguintes, na forma de experimentos. De forma coletiva, o agrupamento dos resultados dos experimentos permitirão realizar uma análise global em relação ao *dataset*.

3.2.1 Experimento 1 - Análise dos rostos e coleta dos dados de *land-marks*

O objetivo deste experimento é analisar computacionalmente a face da pessoa, e por conseguinte o tipo de expressão realizada. Foi utilizada a biblioteca MediaPipe do Google[7] com o algoritmo Face Mesh, conforme sumarizado nos diagramas das Figuras 2 e 3, respectivamente.

O modelo computacional realiza em tempo real a localização de um conjunto de 468 pontos faciais totais na cena, sendo que 10 pontos correspondem ao posicionamento da região dos olhos. A modelo computa pontos de interesse denominados de *landmarks*, produzindo desta forma uma malha tridimensional, que é encaixada na face por meio de técnicas de regressão.

Desta forma, foi analisada cada uma das imagem individualmente, e também em cada uma das expressões. Os resultados obtidos se encontram no diretório *processed* do GitHub do referido artigo. A organização das técnicas empregadas e detalhes de implementação são apresentados abaixo:

- *analyser.py*

Percorre pasta a pasta do *dataset* e salva os arquivos no padrão .csv em *processed* na pasta raiz do projeto;

¹link: <https://github.com/MIGMA-Team/FacialAnalysis-468Landmarks>.

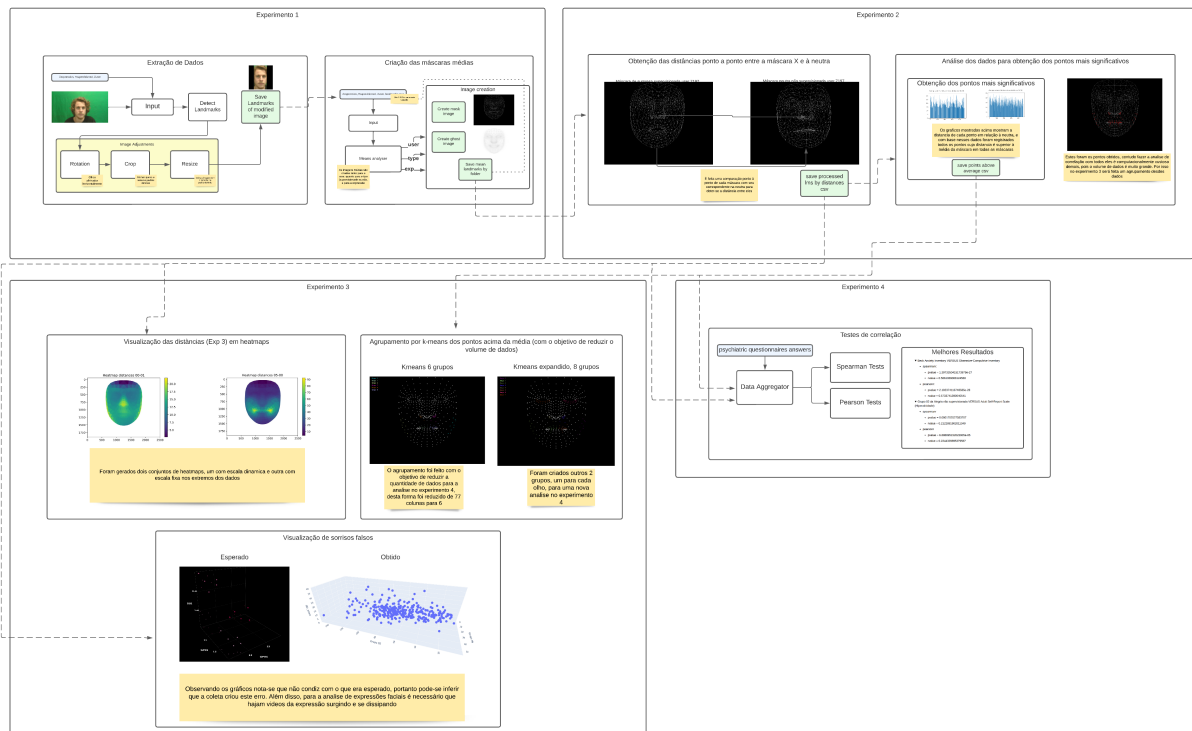


Figura 1: Fluxo geral das análises estatísticas realizadas e dos aspectos computacionais implementados neste trabalho. A imagem se encontra em alta resolução na sua versão digital para visualização dos detalhes experimentais neste link.

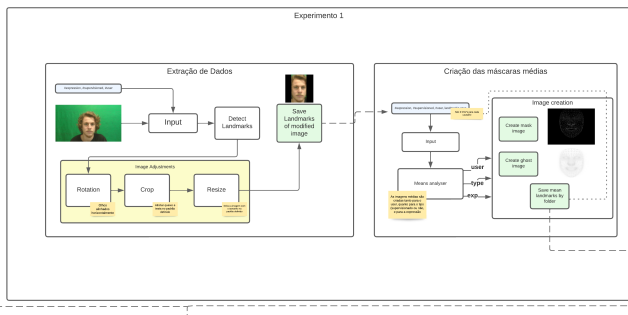


Figura 2: Fluxograma de experimentos: Bloco do Experimento 1

- *draw_triangles.py*
Percorre as pastas do diretório *processed* e, a partir dos arquivos .csv, são geradas as máscaras faciais 3D e salva em padrão .jpg no mesmo diretório;
- *error_verifier.py*
Verifica e exclui as inconsistências encontradas no *dataset*, como pastas com número inconsistente de imagens, e casos nos quais as faces não foram reconhecidas;
- *face_mesh.py*
Implementação em python para realizar a extração dos pontos faciais nas imagens de entrada;
- *face_adjustments.py*

Aplica transformações na imagem de entrada a partir dos pontos extraídos necessários para a análise estatística, de acordo com as definições apresentadas na próxima subseção.

Quanto aos procedimentos metodológicos e estatísticos do presente trabalho objetivando a padronização dos experimentos, os seguintes aspectos foram abordados. Os mesmos foram considerados com o objetivo de normalização das imagens de trabalho.

- Todas as imagens serão rotacionadas para que a região dos olhos mantenham-se sempre na mesma linha (*alignEyes*)
- O ponto 10 do conjunto de pontos é mantido sempre na altura 25 da imagem, e no centro da imagem, com a distância entre o ponto 10 e o ponto 152 sendo de 1500px (*alignFace*)
- A imagem será recortada em um retângulo, deixando apenas o rosto centralizado, com margem de 25px.
- A imagem será deixada com 1900px X 2500px sem redimensionar, apenas colocando bordas pretas nas laterais e em baixo para completar o tamanho
- Somente então será salva com os dados relativos a imagem no fim deste processo

Na Figura 1 um exemplo de máscara gerada para cada uma das imagens dos participantes do *dataset* é demonstrada. A geração da marca corresponde

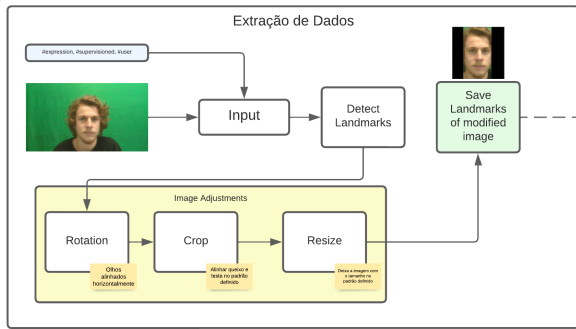


Figura 3: Fluxograma de experimentos: Extração de dados do experimento 1

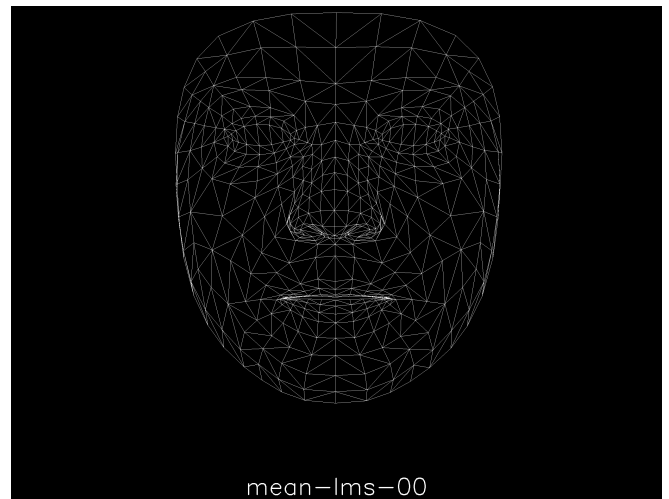


Figura 5: Exemplo de máscara média gerada (Média Neutra), correspondente ao bloco de diagrama do experimento 1.

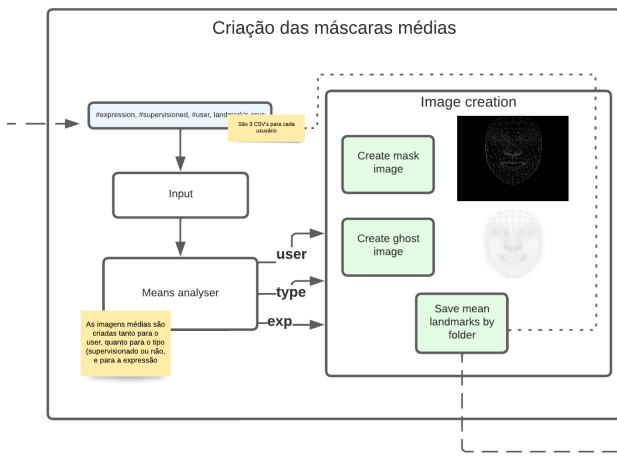


Figura 4: Fluxograma de experimentos: Geração das máscaras do experimento 1.

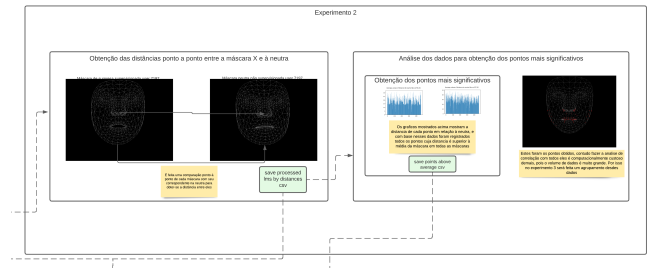


Figura 6: Fluxograma de experimentos: Bloco do Experimento 2

ao fluxograma apresentado no bloco metodológico da Figura 4.

O vídeo de verificação da qualidade de aproximação das máscaras faciais 3D nas imagens está disponível no link anônimo². Mostra rosto cortado, máscara, tipo/expressão (ids) e id da pessoa, e a cada mudança de pasta (tipo ou expressão) é exibida por 2s uma imagem do diretório com os ids.

Link de acesso

3.2.2 Experimento 2 - Processamentos e Interpretação dos Dados Obtidos do Experimento 1

A partir dos dados obtidos pelo experimento 1, buscou-se por eventuais correlações e padrões nos dados da malha facial 3D. Duas abordagens foram averiguadas: (a) todos os pontos contra todos em busca de verificação da variância da amostra, método mais

custoso, e (b) pontos de alta variação em relação à face neutra.

Primeira Abordagem - Todos os Pontos (Abordada a análise a posteriori)

Para cada uma das máscaras de um usuário, obter as distâncias de cada ponto desta máscara para sua máscara neutra não supervisionada (00/00). Com esses dados, também gerar distâncias médias para a neutra *NS* de todos os usuários.

A partir dos dados gerados na parte 1, que são apresentados em grande quantidade, reduzi-los a alguns números que, representam a máscara daquela pessoa. Os resultados que serão coletados são os que seguem:

- A média da diferença entre distâncias de máscara de análise e distâncias da máscara neutra *NS* é calculada. Isso envolve comparar a distância do ponto *X* a todos os outros pontos na máscara em análise com a mesma comparação feita na máscara de referência *NS*. Os resultados são armazenados em um arquivo .csv de 468x486 linhas, com as diferenças entre as relações;

²https://ufscbr-my.sharepoint.com/:v:/g/personal/rodrigo_ferraz_souza_ufsc_br/ER1whXF0dW9IhW8bWuZyQDIBJWG30emU38M_iau_GLzGA?e=bHm0vI

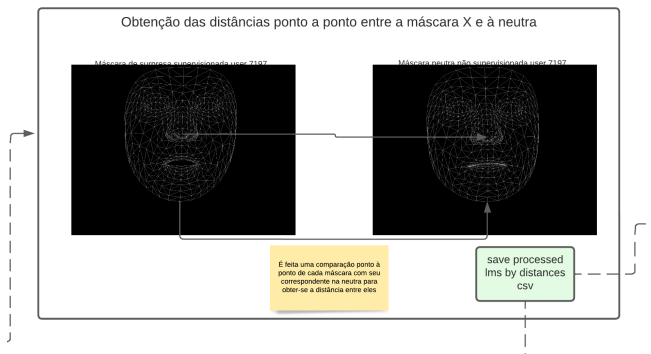


Figura 7: Fluxograma de experimentos: Cálculo de distâncias do Experimento 2

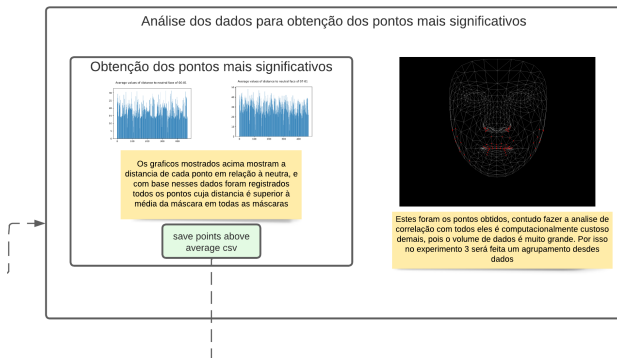


Figura 8: Fluxograma de experimentos: Pontos acima da média do Experimento 2

- Média de diferença entre as distâncias da máscara em análise para todas as distâncias da máscara neutra NS média, agrupado por músculos. É feito a mesma coisa que no item acima, contudo a média será feita por músculos;
- Média de diferença entre as distâncias da máscara em análise para todas as distâncias da máscara neutra NS média, agrupado por GRUPOS musculares.

Segunda abordagem - Pontos com alta variação em relação à face neutra

Apenas pontos e suas contrapartes na expressão neutra serão analisados neste experimento. Primeiramente, calcula-se a média de distância de cada ponto em todas as 16 máscaras em relação à neutra, como mostrado na Figura 7. Em seguida, são selecionados, na Figura 8, pontos cuja distância é superior à média. Isso revelou 77 pontos que atendem aos critérios especificados, mostrados na Figura 9

Com base nos 77 pontos disponíveis, cada máscara foi calculada em função da média destes, criando assim o arquivo *masks_means_pav.csv*, onde *pav* significa (*points above average*).

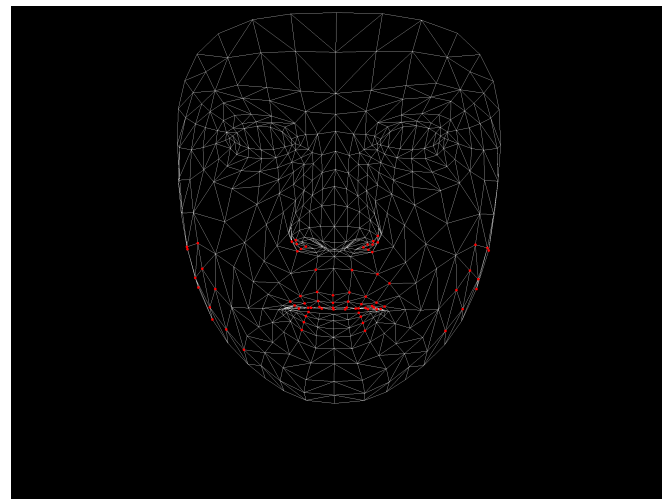


Figura 9: Pontos acima da média de variação

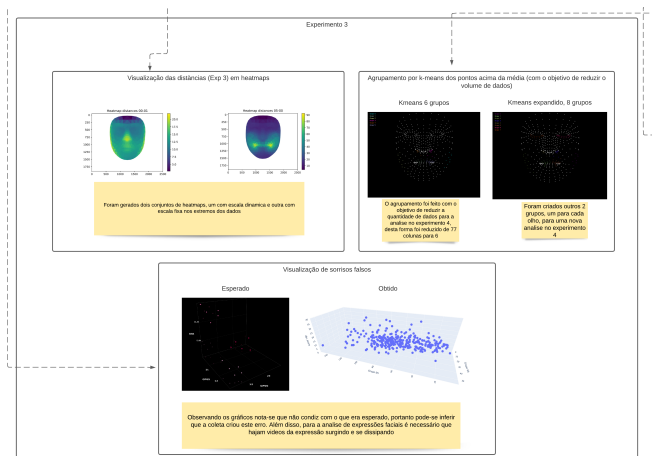


Figura 10: Fluxograma de experimentos: Bloco do Experimento 3

3.2.3 Experimento 3 - Visualização Espacial dos Dados

A visão geral do Experimento 3 pode ser observada no bloco do diagrama, recortado e mostrado na Figura 10.

Gráficos de Heatmap das Máscaras

Dois exemplos de máscaras com mapa de calor podem ser vistos na Figura 11

Cluster com K-Means dos Pontos acima da Média (PAV)

A seleção de 77 pontos resultou em excesso de dados para análise, então a técnica de clusterização foi aplicada para reduzir a quantidade. Esses 77 pontos foram agrupados em 6 clusters, como mostrado na Figura 18. A relação ponto-grupo está registrada em "points_above_average.csv". Para realizar os testes na seção 04, a média de distância de cada ponto será utilizada.

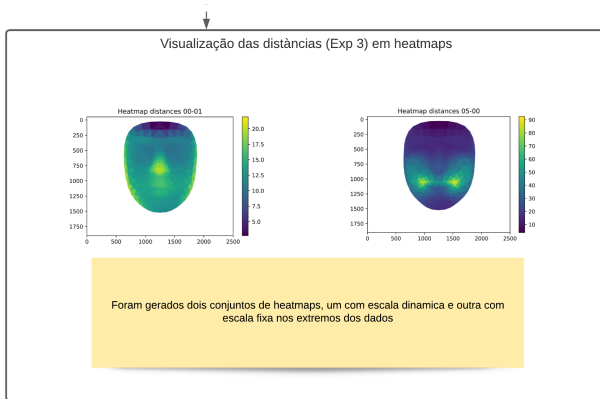


Figura 11: Fluxograma de experimentos: Heatmaps do Experimento 3

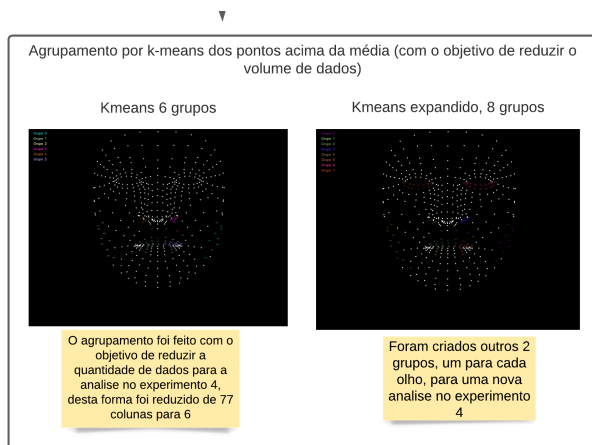


Figura 12: Fluxograma de experimentos: Expansão dos K-Means do Experimento 3

Expansão dos grupos

Dois novos grupos serão adicionados de forma arbitrária, de forma que seja feita uma visualização da relação dos olhos com o tamanho do sorriso com o objetivo de avaliar se o sorriso é, de fato, verdadeiro. Esta nova relação de grupos está no arquivo `points_above_average_expanded.csv`

3.2.4 Experimento 4 - Cálculo de Correlações

Os testes de correlação foram feitos após os dados serem avaliados graficamente no **Experimento 3.2.3**. Os testes a serem feitos incluem as correlações de *p*-valor e *r*-valor de *Spearman* e *Pearson*. Todavia, para fazer estes testes foi necessária uma drástica redução no volume de dados, descrito no **Item 4.1.5**.

4 Resultados e Discussão

Aqui serão apresentados os resultados dos experimentos descritos no **Item 3.2**.

4.1 Máscaras Faciais

4.1.1 Máscaras Médias por Expressão

Neste tópico são apresentadas alguns apuramentos re-

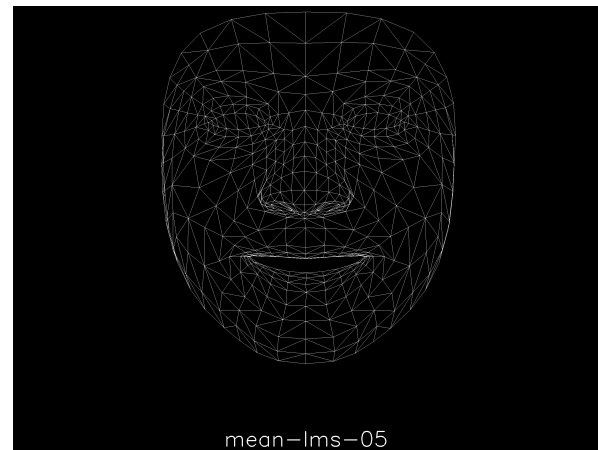


Figura 13: Média da expressão Alegria

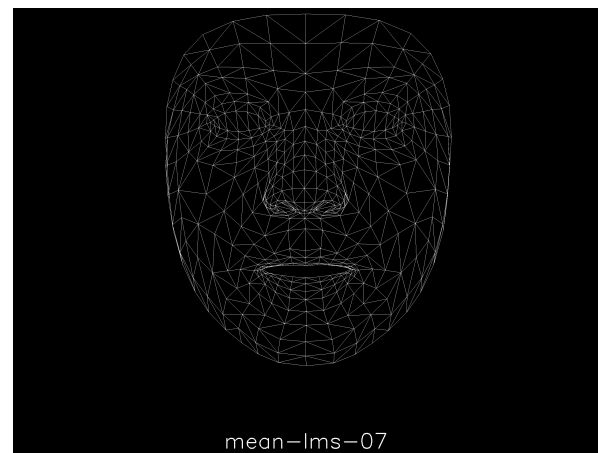


Figura 14: Média da expressão Surpresa

lacionados às médias das expressões faciais, ou seja, o conjunto de pontos que representa uma expressão facial no geral.

4.1.2 Diferenças entre Supervisionado e Não Supervisionado

Nesta seção dedica-se a demonstrar as médias, como um todo, das expressões, mesclando os resultados dos testes supervisionados e não supervisionados, os quais as diferenças serão expostas com mais profundidade no **Item 4.1.3**

Notou-se que:

- Na 05 (Alegria) foi mais comum rostos mais expressivos e com sorrisos maiores na captura *não supervisionada* do que na supervisionada.
- Na 07 (Surpresa) aconteceu o oposto da 05, pois foi mais comum bocas com uma amplitude de abertura maior nas capturas *supervisionadas* do que nas não supervisionadas

4.1.3 Comparações entre Máscaras Médias Supervisionadas e Não Supervisionadas

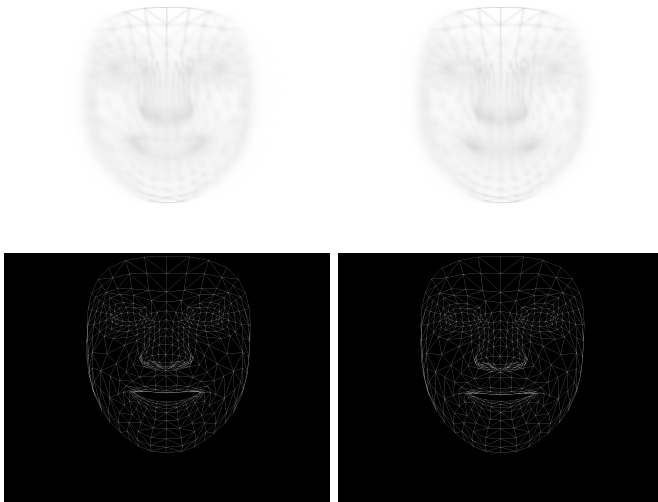


Figura 15: Comparações da Máscara de Alegria (Não supervisionado/Supervisionado)

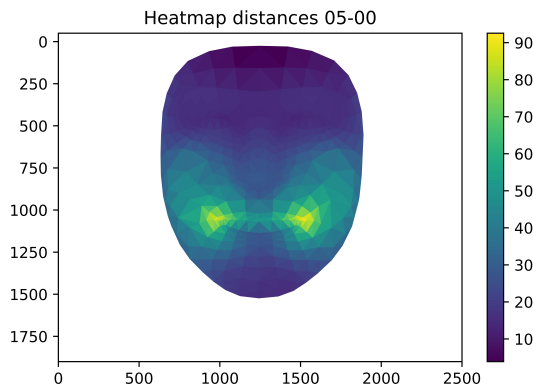


Figura 16: Heatmap facial de distâncias em relação à máscara neutra

A coluna da esquerda da **Figura 15** representa as máscaras não supervisionadas e a da direita as supervisionadas. No Bloco de imagem são apresentadas 4 imagens sendo duas máscaras "fantasmas" e duas de pontos médios. A máscara fantasma apresentam os vestígios de todas as máscaras analisadas simultaneamente, reforçando os pixels onde as linhas mais aparecem. A máscara de pontos médios apenas faz uma média das posições x,y de cada um dos landmarks da expressão e desenha uma máscara a partir disso.

4.1.4 Distância Entre os Pontos da Expressão Neutra Não Supervisionada

Aqui foram geradas visualizações das máscaras obtendo a distância entre os landmarks da máscara média de uma dada expressão para a média da Neutra não supervisionada. Para gerar o heatmap foi definido um triângulo com o valor médio dos 3 vértices que o compõem.

Average values of distance to neutral face of 05-00

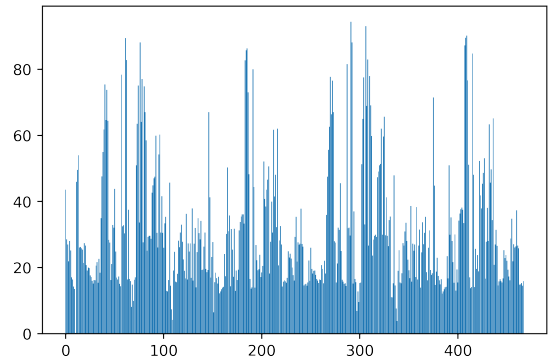


Figura 17: Distribuição das distâncias das máscaras em relação à neutra

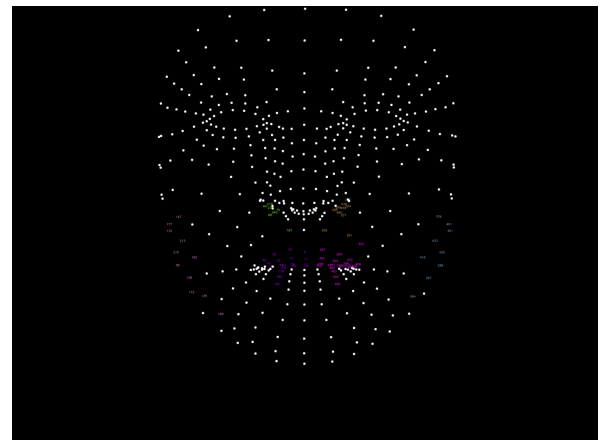


Figura 18: Agrupamento por K-Means dos pontos acima da média.

4.1.5 Grupos Faciais

Como foi dito no item 3.2.3, foram separados 77 pontos cujas distâncias até seu correspondente na neutra NS são maiores que a média do restante de sua máscara. Para obter estes pontos foram analisados os seguintes dados aqui representados em gráficos na **Figura 16**

Desta forma, foram separados nos pontos destacados em vermelho na **Figura 9**. Conforme foi observado, a quantidade de dados ainda é proibitiva em termos de combinações possíveis, e portanto, foi necessário reduzir a quantidade de dados para aumentar a velocidade de processamento. Para tal, foi utilizado o método de *K-means* para reduzir a quantidade de dados. Gerando os grupos de pontos que podem ser observados na **Figura 18**

4.2 Correlações Mais Fortes

Conforme foi discutido no **Item 4.1.5** os testes de correlação foram feitos utilizando os grupos faciais obtidos pelo método de clusterização K-Means, e correlacionando-os com os scores dos questionários psiquiátricos descritos no **Item 3.1**.

2ª Comparação	spearmanr		pearsonr	
	pvalue	rvalue	pvalue	rvalue
Grupo 02 da Alegria não supervisionada VERSUS Adult Self-Report Scale (Hiperatividade)	0.0001702527594	0.2122881902011349	6.888895152022905e-05	0.2244339895379587
Grupo 02 da Alegria supervisionada VERSUS Adult Self-Report Scale (Hiperatividade)	0.0003732745538004	0.2011662537681749	0.0043378892933926	0.1618568566694145

Tabela 1: Melhores correlações encontradas

Algumas correlações fortes foram encontradas, como a Beck Anxiety Inventory VERSUS Obsessive-Compulsive Inventory, contudo como este tipo de correlação entre scores dos questionários já foi amplamente discutido na literatura, não foi dispendido tempo para analisá-los. As correlações significativas encontradas estão dispostas na **Tabela 1**

5 Comitê de Ética

Não sendo o autor responsável pela coleta dos dados utilizados neste trabalho, cabe ressaltar que as questões éticas relacionadas à utilização desse dado foram resolvidas pelos responsáveis pelo dataset [1]. É assegurado que o uso dos dados se encontra dentro dos conformes estabelecidos pelo respectivo conselho de ética.³

6 Conclusões e Discussões

O presente artigo apresentou uma análise estatística exploratória do dataset MIGMA, publicado em 2021[1]. Este dataset foi desenvolvido com imagens de alta-resolução e de uma amostra institucional e miscigenada, além de estar associado a instrumentos psiquiátricos formulados por especialistas da área médica.

Nossos resultados experimentais iniciais permitiram verificar a influência dos emojis utilizados na coleta de dados e identificar as expressões faciais mais comuns e ambíguas entre indivíduos distintos. Além disso, observamos correlações fracas entre as expressões faciais médias e os dados dos instrumentos psiquiátricos, sugerindo algumas hipóteses sobre a necessidade de informação adicional em vídeo ou evidenciando a complexidade intrínseca do problema. É importante destacar que o uso de emojis separou o dataset em dois tipos de análise: a classificação supervisionada e a não supervisionada. Observamos que a influência dos emojis fez com que algumas expressões ficassem levemente menos expressivas, como a de alegria, como pôde ser visto nas imagens de comparação durante a seção de resultados.

No que diz respeito aos instrumentos psiquiátricos, foi observada uma correlação fraca entre as expressões faciais médias e os dados dos instrumentos.

³O presente trabalho segue as diretrizes éticas relevantes para pesquisas envolvendo dados sensíveis e seus resultados são apresentados de forma cuidadosa e respeitosa, sem prejudicar as partes envolvidas.

Isso sugere que é necessário incluir informações temporais, como vídeos das expressões faciais, para obter uma compreensão mais profunda do problema. No entanto, é importante destacar que a adição de informações temporais só será efetiva se as expressões forem emitidas de forma real e com um estímulo que incentive a sua execução.

Em futuros trabalhos, será conduzido um estudo utilizando a versão em vídeo do dataset MIGMA institucional. Além disso, serão produzidos vídeos com estímulos externos para tornar a execução das expressões mais natural, como cenas cômicas ou tristes, a fim de obter expressões faciais mais próximas da realidade.

Referências

- [1] Jhennifer Cristine Matias et al. Migma: The facial emotion image dataset for human expression recognition. In João Manuel R. S. Tavares, João Paulo Papa, and Manuel González Hidalgo, editors, *Progress in Pattern Recognition, Image Analysis, Computer Vision, and Applications*, pages 153–162, Cham, 2021. Springer International Publishing.
- [2] Maja Pantic, Michel Valstar, Ron Rademaker, and Ludo Maat. Web-based database for facial expression analysis. In *2005 IEEE international conference on multimedia and Expo*, pages 5–pp. IEEE, 2005.
- [3] Michael J Lyons, Shigeru Akamatsu, Miyuki Kamachi, Jiro Gyoba, and Julien Budynek. The japanese female facial expression (jaffe) database. In *Proceedings of third international conference on automatic face and gesture recognition*, pages 14–16, 1998.
- [4] C Anitha, MK Venkatesha, and B Suryanarayana Adiga. A survey on facial expression databases. *International Journal of Engineering Science and Technology*, 2(10):5158–5174, 2010.
- [5] Ian Goodfellow et al.
- [6] Takeo Kanade, Jeffrey F Cohn, and Yingli Tian. Comprehensive database for facial expression analysis. In *Proceedings Fourth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (Cat. No. PR00580)*, pages 46–53. IEEE, 2000.
- [7] Google. Mediapipe face mesh. https://google.github.io/mediapipe/solutions/face_mesh.html, 2019.