

Universidade Federal de Roraima Departamento de Ciência da Computação Bacharelado em Ciência da Computação



GAN-AGE: Um sistema para geração de imagens baseado em previsão temporal para pessoas desaparecidas

João Paulo Parreira Peixoto

Orientador: Prof. Dr. Herbert Oliveira Rocha

Boa Vista – RR

22 de Outubro de 2021

1. Introdução

- 2. Fundamentação Teórica
- 3. Trabalhos Correlatos
- 4. Solução Proposta
- 5. Avaliação Experimental
- 6. Considerações Finais e Trabalhos Futuros

Geração de Personagens de animes



Fonte: (JIN et al., 2017)

Dando Vida a Criações Artísticas



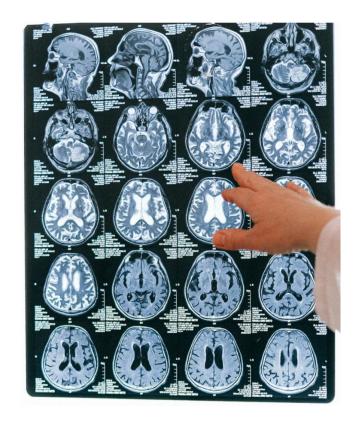
Fonte: (ZAKHAROV et al., 2019)

Aplicação baseada em tecnologias *Deep Learning* desenvolvida pela IBM



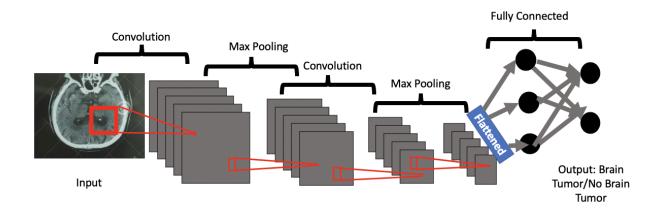
Fonte: (IBM, 2021)

Detecção de doenças



Fonte: (PIERRE, 2020)1

Rede CNN da aplicação



Fonte: (PIERRE, 2020)1

¹ https://towardsdatascience.com/how-gans-can-improve-healthcare-analytics-7d2379eff19e

- Crescimento do número de desaparecidos com uma taxa superior a 10% anualmente (VIEIRA, 2018).
- No brasil, são registrados em média 50 mil desaparecimentos de crianças e adolescentes por ano (VIEIRA, 2018).
- Estimativa de 25 milhões de desaparecimentos no mundo (VIEIRA, 2018).
- Estima-se 460 mil crianças desaparecidas todos os anos nos Estados Unidos (GLOBALMISSINGKIDS, 2020).

O problema considerado neste trabalho pode ser expresso com a seguinte questão:

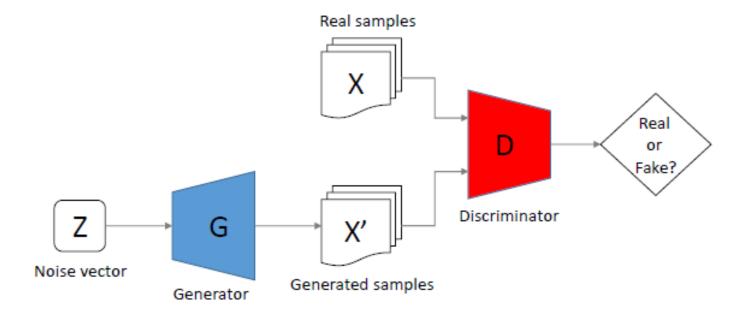
Como uma imagem de um rosto humano pode ser envelhecida, considerando intervalos de idades por meio da utilização de GANs, para auxiliar em investigações de desaparecidos?

Projetar, desenvolver e avaliar um modelo usando **GANs** para geração de imagens do **rosto humano envelhecido** baseado em intervalos de idades para uma estimativa na **previsão temporal** de pessoas desaparecidas, visando assim contribuir em investigações de **pessoas desaparecidas**.

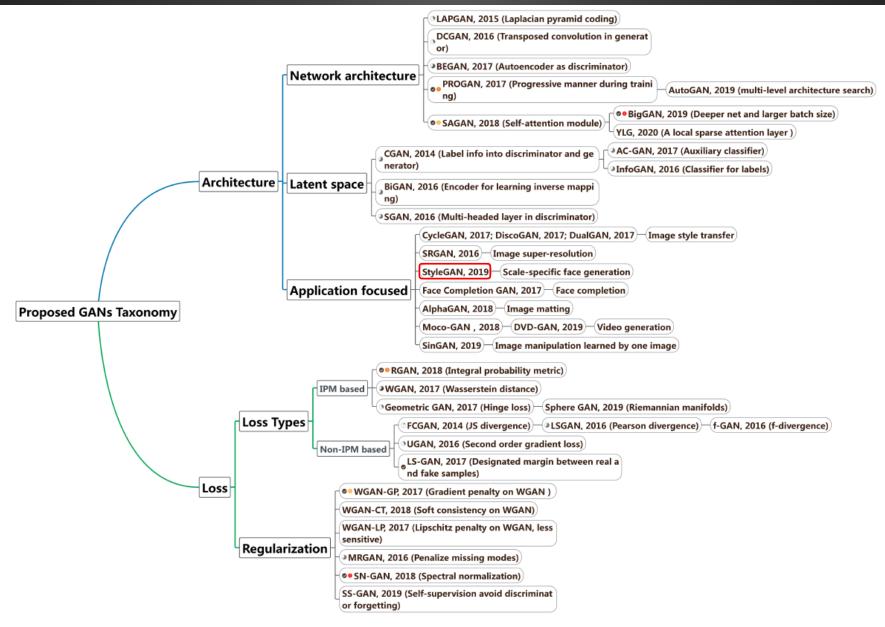
- 1. Avaliar os **tipos GANs** para utilização em sistema gerador de imagens preditivo, para determinar as possíveis idades dos desaparecidos;
- 2. Efetuar um **levantamento de banco de imagens** utilizados na literatura para o treino de modelos usando GANs;
- 3. Desenvolver ou adaptar um modelo de GAN, por meio de técnicas identificadas em publicações acadêmicas e pesquisas já realizadas.
- 4. Avaliar a solução proposta por meio da utilização de banco de imagens públicos (para validação do modelo com uso de métricas de aprendizagem de máquina) e também a aplicação de questionário online de pesquisa para o público.

- 1. Introdução
- 2. Fundamentação Teórica
- 3. Trabalhos Correlatos
- 4. Solução Proposta
- 5. Avaliação Experimental
- 6. Considerações Finais e Trabalhos Futuros

- Classe da IA, pertencente a uma das especializações de modelos generativos de Machine learning.
- Arquitetura baseada em redes neurais.
- Gerador e Discriminador.

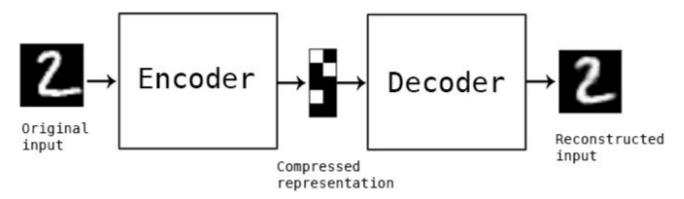


Fonte: (WU et al., 2017)



Fonte: (WANG et al., 2020)

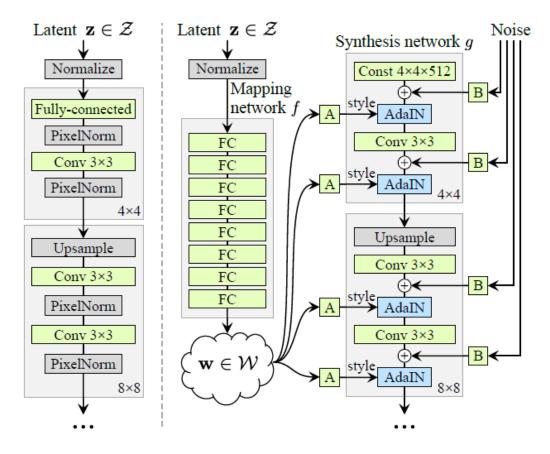
- Treinados para preservar o máximo de informações possíveis.
- Codificador (*Encoder*) e decodificador (*Decoder*).



Fonte: (BADR, 2019)1

¹ https://towardsdatascience.com/auto-encoder-what-is-it-and-what-is-it-used-for-part-1-3e5c6f017726

- A esquerda, gerador de um modelo tradicional de GAN.
- Diferenças: Baseada na transferência de estilo; Adição da rede de mapeamento em 8 camadas e vetor latente mapeado para o espaço latente intemediário W.



Fonte: (KARRAS et al., 2019)

- 1. Introdução
- 2. Fundamentação Teórica
- 3. Trabalhos Correlatos
- 4. Solução Proposta
- 5. Avaliação Experimental
- 6. Considerações Finais e Trabalhos Futuros

- AgeGAN, Face aging with conditional generative adversarial networks (ANTIPOV et. Al., 2017).
 - Método baseado em envelhecimento facial.
 - Objetivo: Gerar ou retroceder um rosto
 - Modelo baseado em redes convolucionais
 - 53.2% Reconstrução inicial, 59.8% Com otimização *pixelwise* e 82.9% com otimização para preservação de identidade
 - Limitação: Modelo privado

- Wavelets Based GAN, Attribute-aware Face Aging with Wavelet-based Generative Adversarial Networks (LIU et. al., 2019).
 - Método baseado em envelhecimento facial
 - Objetivo: Manter os atributos faciais fidedignos e minimizar a ambiguidade da correspondência facial
 - Modelo baseado em Wavelets
 - 0.68 Diferença entre idades de rostos sintéticos e não sintéticos; 98.26% na verificação facial; 96.07% gênero e 93.22% na preservação de raça. (MORPH)

- InterfaceGAN, Interpreting the Latent Space of GANs for Semantic Face Editing (SHEN et. al., 2020).
 - Método baseado em manipulações faciais de forma geral
 - Objetivo: Gerar e manipular faces através da edição semântica
 - Modelo baseado em transferência de estilo
 - 97.9% no conjunto de validação e 75.3% para todos os demais
 - Limitação: Tempo de execução do modelo (dependendo da quantidade de imagens a serem analisadas), é demasiadamente longo
 - Arquitetura: A mesma proposta (StyleGAN) por Karras et al. (2019)

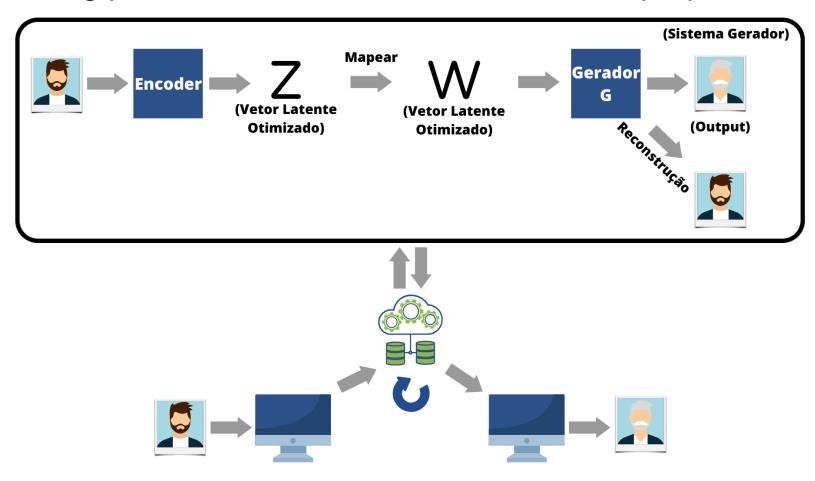
- StyleGAN, A Style-Based Generator Architecture for Generative Adversarial Networks (KARRAS et. al., 2019).
 - Método baseado em manipulações de imagens de forma geral
 - Objetivo: Aumentar o desempenho obtido nesta tarefa
 - Modelo baseado em transferência de estilo
 - FID, comprimento do caminho perceptivo e separabilidade linear Comprovaram que o caminho completo e final são mais curtos e se beneficiam melhor da rede de mapeamento no espaço W
 - Limitação: Tempo de treinamento da base de dados, aplicações de métricas e execução do modelo (dependendo da quantidade de imagens a serem analisadas), são demasiadamente longos
 - Treinamento da base de dados: 5 semanas usando 1 GPU Tesla V100

Tabela 7 – Classificação dos artigos por técnicas.

Artigos	Dados dos Trabalhos Correlatos						
	T.GAN	Dataset	Disp. Dataset	Tam. Dataset	Dim. Imgens	Result. de acurácia	
Trabalho 1	Age-cGAN	IMDB-Wiki_cleaned	Público	120K	Não consta	82.9%	
Trabalho 2	Wavelet-based GAN	MORPH e CACD	Privado	55K e 163K446	Não consta	98.26% e 98.44%	
Trabalho 3	StyleGAN e PGGAN	CelebA e CelebA-HQ	Público	200k+ e 30K	178 x 218 e 1024 x 1024	97.9% e 75.3%	
Trabalho 4	StyleGAN	CelebA-HQ e FFHQ	Público	30K e 70k	1024 x 1024	_	

- 1. Introdução
- 2. Fundamentação Teórica
- 3. Trabalhos Correlatos
- 4. Solução Proposta
- 5. Avaliação Experimental
- 6. Considerações Finais e Trabalhos Futuros

Big picture do funcionamento do sistema proposto



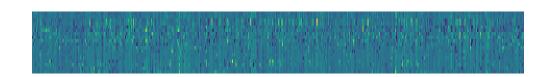
Ferramentas e implementações

- Python (v3.7.12)
- Tensorflow (v2.4.1) Compatibilidade com Tensorflow (v1.x)
- Keras (v2.3.1)
 - Prover suporte a implementação do modelo
 - Auxiliar nas etapas de construção de todas as redes que irão compor o modelo
 - Encoder, rede perceptual, gerador e discriminador

Estrutura do GAN-AGE e o fluxo de execução

- Solução proposta dividida em duas partes:
 - Stylegan-encoder e InterfaceGAN
- Stylegan-encoder
 - Pré-processamento das imagens (redimensionamento, realinhamento e recorte)
 - Treino dos vetores latentes (através do encoder)

```
[[-0.11154527 0.16589175 0.05156069 ... -0.0316213 -0.00482604 -0.1171001 ]
[-0.06731246 0.05978122 0.00258037 ... -0.03100839 0.02400584 -0.05867904]
[ 0.04434378 -0.11088581 -0.11601208 ... -0.12592703 0.09350222 -0.05128658]
...
[-0.00307101 0.05989887 0.00172584 ... -0.03182965 -0.22877331 -0.05876277]
[ 0.04461117 0.05988777 0.00165188 ... -0.03172294 0.02381369 -0.05854049]
[ 0.04404766 0.1320202 -0.04795876 ... -0.03156261 0.0248781 -0.24220091]]
```



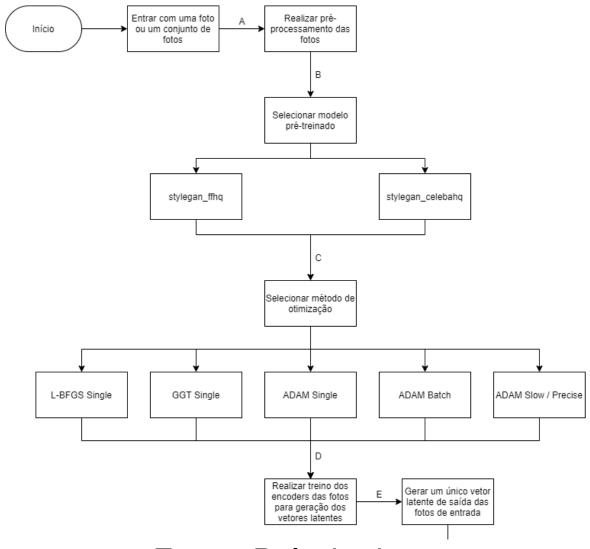
Fonte: Própria do autor.

Estrutura do GAN-AGE e o fluxo de execução

InterfaceGAN

- Realiza a predição
- Parâmetros para o script de predição
 - -m, para especificar o modelo gerador
 - -b, para especificar o caminho dos limites semânticos
 - -s, para especificar o tipo de espaço latente
 - -i, para especificar o caminho dos códigos latentes de saída
 - --start_distance e --end_distance para especificar o intervalo de manipulação no espaço latente dos códigos latentes das imagens
 - --steps, para especificar o número de passos para cada edição sofrida pela imagem

Fluxo de execução – Parte 1 (stylegan-encder)

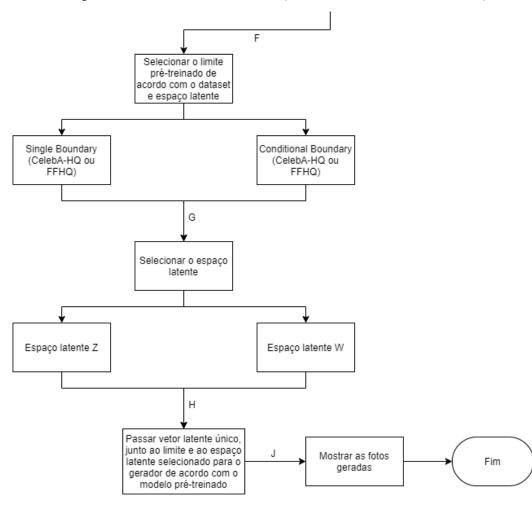


Representação do vetor latente de saída único (output vector)

```
[[-0.11154527 0.16589175 0.05156069 ... -0.0316213 -0.00482604 -0.1171001 ]
[-0.06731246 0.05978122 0.00258037 ... -0.03100839 0.02400584 -0.05867904]
[ 0.04434378 -0.11088581 -0.11601208 ... -0.12592703 0.09350222 -0.05128658]
...
[-0.00307101 0.05989887 0.00172584 ... -0.03182965 -0.22877331 -0.05876277]
[ 0.04461117 0.05988777 0.00165188 ... -0.03172294 0.02381369 -0.05854049]
[ 0.04404766 0.1320202 -0.04795876 ... -0.03156261 0.0248781 -0.24220091]]
```

```
[[[ 3.5164185e-02 8.7448388e-01 4.1190456e-03 ... -3.2328263e-02
    2.8902052e-02 -6.4246811e-02]
  [ 4.2171717e-02 6.1537929e-02 1.6383012e-03 ... -1.4362061e-01
    2.3639482e-02 -5.6101970e-02]
  2.7927639e-02 5.9848741e-02 -6.9916588e-03 ... -3.6133740e-02
    2.0786921e-02 -7.0332840e-02]
  8.2116053e-02 5.9428103e-02 5.1157642e-03 ... -5.8333933e-01
   -3.6734837e-01 -5.9217859e-02]
  4.2782553e-02 5.9901588e-02 1.5321837e-03 ... -3.1028477e-02
    2.7191881e-02 -6.1027352e-02]
  [ 4.3684982e-02 6.0518138e-02 4.6519991e-03 ... -3.4881182e-02
    2.5748447e-02 -5.8131471e-02]]
 [[ 3.8195748e-02 6.1177671e-02 -1.4239269e-03 ... -3.4417495e-02
    2.5452184e-02 -5.3888798e-02]
  [ 4.4860162e-02 1.7212820e-01 -5.4086518e-04 ... -3.8098142e-02
    4.3797788e-01 -5.9588037e-02]
  [ 2.9392673e-02 4.9178787e-02 1.3289428e-02 ... -4.0674064e-02
    2.7627770e-02 -6.1357412e-02]
  [ 3.9399948e-02 5.9380323e-02 -2.0215327e-01 ... -3.1681620e-02
    2.1798167e-02 -5.8346201e-02]
  [ 4.5449503e-02 5.9373695e-02 2.3012604e-03 ... -3.3875611e-02
    2.6413318e-02 -5.8669128e-02]
  [ 4.4052366e-02 5.7439275e-02 6.0000038e-04 ... -2.7203199e-02
    2.3466520e-02 -6.3467908e-01]]
```

Fluxo de execução – Parte 2 (InterfaceGAN)



Fluxo de execução da aplicação

- 1. Introdução
- 2. Fundamentação Teórica
- 3. Trabalhos Correlatos
- 4. Solução Proposta
- 5. Avaliação Experimental
- 6. Considerações Finais e Trabalhos Futuros

- Aplicando o método proposto (AGE-GAN)¹ sobre benchmarks públicos pré-treinados como FFHQ² e CelebA-HQ³.
- Experimentos foram conduzidos na plataforma de desenvolvimento Google Colab.
 - 12.72GB RAM
 - 68.40 Disco Temporário
 - GPU escolhida automaticamente
 - Só é Permitido escolher GPU na Versão Colab Pro
 - GPUs: Nvidia K80s, T4s, P4s e P100s

¹ https://github.com/jpparreirap/TCC2

² https://github.com/NVlabs/stylegan

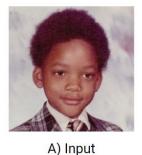
³ https://github.com/tkarras/progressive_growing_of_gans

Investiga-se as seguintes questões de pesquisa:

- 1. O sistema proposto é capaz de gerar uma imagem de um rosto humano envelhecido dado uma idade alvo?
- 2. As métricas do modelo proposto são suficientes para provar a confiabilidade deste sistema?
- 3. O sistema proposto é capaz de se aproximar do perfil previsto de uma pessoa desaparecida com precisão, contribuindo nas buscas realizadas por investigadores?

Experimentos foram realizados com o autor deste trabalho e celebridades como Will Smith, Eunice Baía, Daniele Suzuki e Leonardo Dicaprio.

Will Smith

















Fonte: Própria do autor

Eunice Baía

















A) Input

B) Reconstrução Inicial

C) Output

D) Original

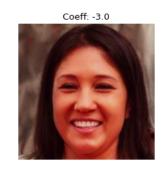
Daniele Suzuki

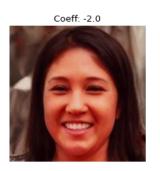


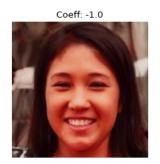


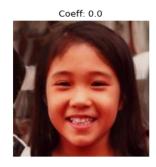












A) Input B) Reconstrução Inicial

cial

C) Output

D) Original

Fonte: Própria do autor

Leonardo Dicaprio





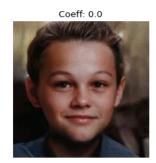












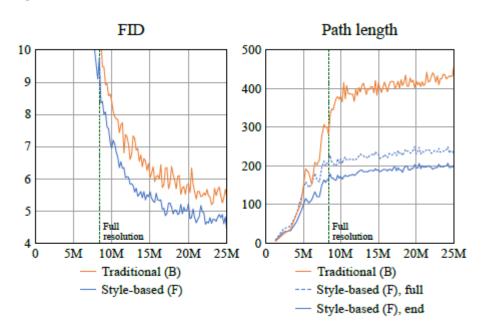
Métricas usadas para avaliação do modelo da GAN:

- 1. Fréchet Inception Distance (FID) Menor melhor
 - 320.94 de qualidade da imagem, em relação às imagens geradas
- 2. Comprimento do caminho perceptivo e separabilidade linear

Espaço Latente	Comprime	Separabilidade		
Lopuço Lutonto	Completo	Final	Separabilidade	
Z	670.7377	660.6735	44.3297	
W	235.3640	197.4768	1.3831	

- Dados coletador a partir dos experimentos conduzidos por Karras el al. (2019).
- Base de dados usada: FFHQ, tamanho de 70 mil imagens.
- Eixo horizontal, representa a quantidade de imagens vista pelo discriminador.
- Eixo vertical, representa o resultado
 obtido. Quanto menor melhor.

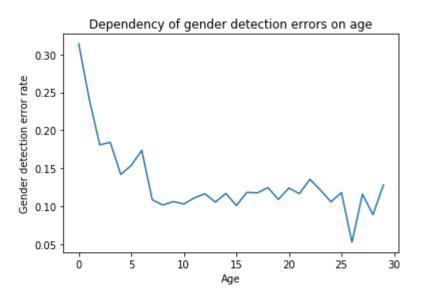
Curso que as métricas FID e PPL seguem (Dataset FFHQ)



Fonte: (KARRAS et al., 2019)

- Dados coletador a partir dos experimentos conduzidos por Nikitko (2019).
- Base de dados usada: FFHQ, tamanho de
 70 mil imagens.
- Eixo horizontal, representa a idade das pessoas.
- Eixo vertical, representa a taxa de erro para a detecção de gênero.

Relação entre a dependência da idade e os erros de detecção de gênero



Fonte: (NIKITKO, 2019)

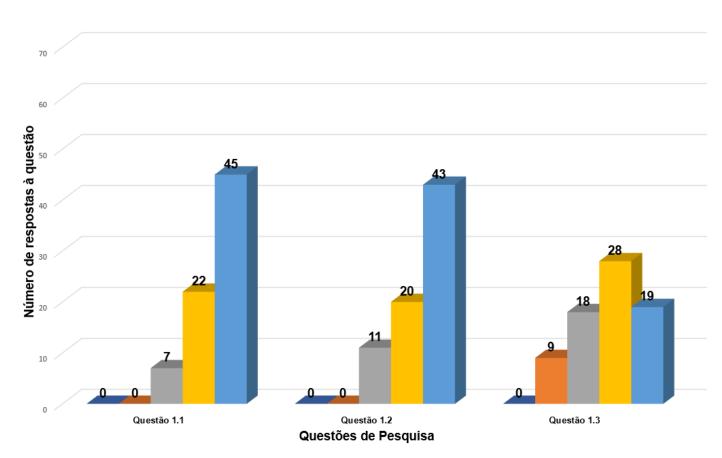
Questionário online para avaliação dos resultados produzidos pela GAN:

- Alternativas de baseadas na escala de Linkert.
- Alternativas de 1 à 5, onde 1 representa muito ruim e 5 muito bom.
- Plataforma utilizada para aplicar: Google Forms
- Meios de publicação: Whatsapp, Facebook e Instagram
- Foi permitido ao público o compartilhamento do questionário, visando atingir o maior número possível de entrevistados.
- Número total de entrevistados que participaram da pesquisa foi de 74 pessoas.

Qualidade das imagens

■1 ■2 ■3 ■4 ■5

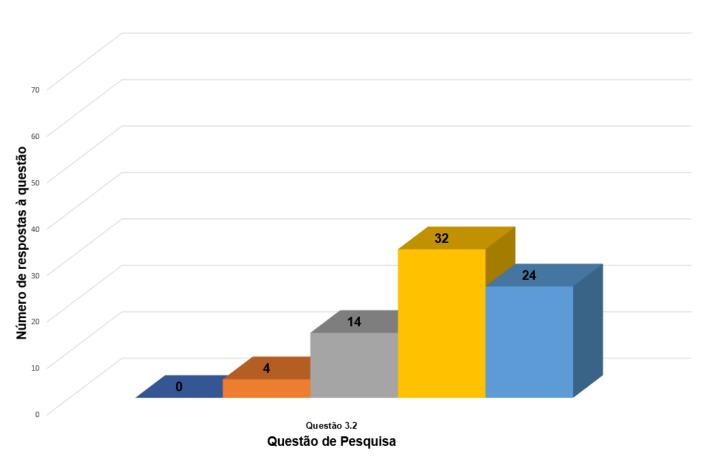
- Questão 1.1, nível de nitidez
- Questão 1.2, nível de saturação
- Questão 1.3, semelhança com os artistas
- Qualidade das imagens de forma geral



Qualidade da previsão de envelhecimento geral

■1 ■2 ■3 ■4 ■5

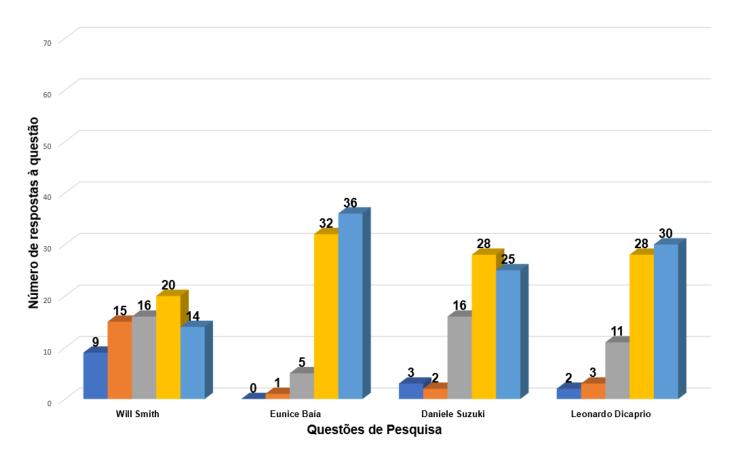
- Resultado pode ter sido determinado pela previsão produzida para a imagem de Will Smith.
- Pode estar relacionado à falta de características bem definidas.



Qualidade da previsão de envelhecimento por celebridade

■1 ■2 ■3 ■4 ■5

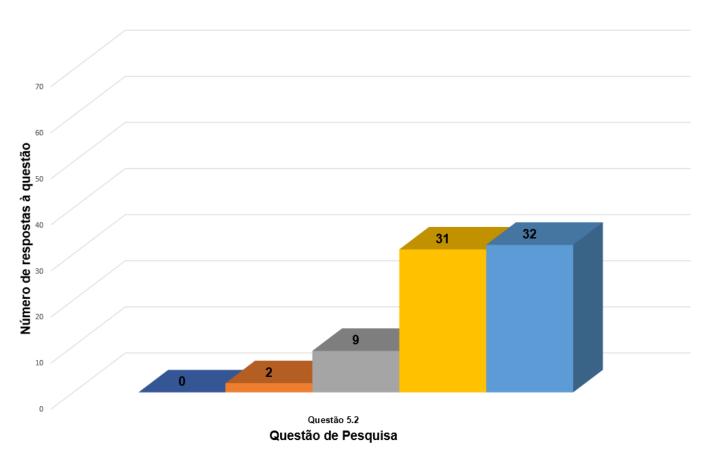
- Os resultados de Eunice
 Baía, foram muito positivos.
- Os resultados de Daniele Suzuki e Leonardo Dicaprio, foram positivos porém não tanto quanto os de Eunice.



Satisfação com a aplicação

■1 ■2 ■3 ■4 ■5

 Os resultados com relação a satisfação da aplicação de forma geral foram positivos, ficando divididos entre 4 e 5.



Limitações da solução proposta:

- A aplicação não é capaz de prever futuras características adicionais que possam vir a surgir como: Cicatriz, procedimentos estéticos, cirúrgicos, uso de maquiagens, piercings, tatuagens, entre outros.
- Pouca iluminação ou o excesso pode afetar na previsão.
- Acessórios como óculos usados no início da previsão, podem afetar o resultado da previsão.
- O brilho ou objetos espelhados podem afetar drasticamente o resultado da previsão.

- 1. Introdução
- 2. Fundamentação Teórica
- 3. Trabalhos Correlatos
- 4. Solução Proposta
- 5. Avaliação Experimental
- 6. Considerações Finais e Trabalhos Futuros

 As métricas aplicadas mostraram que o desempenho ao se trabalhar com as imagens no espaço latente W é superior em relação ao espaço Z, o que corresponde ao que foi descrito por Karras et al. (2019).

Os resultados obtidos do na avaliação experimental apontam resultados promissores, visto que a aplicação é capaz de gerar e prever um rosto humano a partir da foto de entrada reconstruída, com grande aceitação pelo público e pelas métricas analisadas.

Considerações Finais e Trabalhos Futuros

- Sugestões de melhorias para trabalhos futuros:
 - Incrementar a base de dados com uma maior variabilidade de etnias, acessórios faciais, condições de iluminação e gênero
 - Adaptação da técnica de preservação de identidade, vista em (WANG et al., 2018), para StyleGAN
 - Adição de um classificador para auxiliar na classificação de idade das imagens geradas
 - Implementação de um sistema Web interativo, onde o investigador policial poderia realizar a entrada das fotos que se desejam prever

Obrigado pela atenção!

jpparreirap@gmail.com