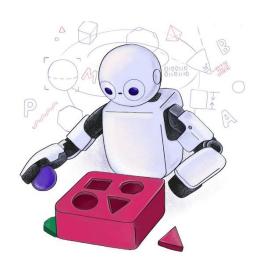
TP558 - Tópicos avançados em Machine Learning:

TripoSR: Fast 3D Object Reconstruction from a Single Image

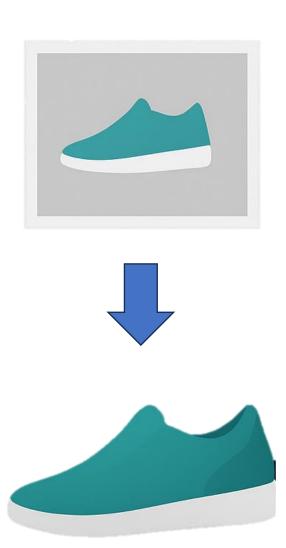




Brithany Michelle Oliva Chuquimia brithany.oliva@mtel.inatel.br



- A ideia principal é transformar uma única imagem em um modelo 3D completo.
- Essa tarefa é muito importante em áreas como realidade aumentada, jogos, design, animação, robótica e outras.
- Embora já existem grandes bases de dados de objetos 3D, mas nem sempre encontramos o objeto exato que precisamos.



 Para superar essa limitação, surgiram métodos que usam modelos de difusão 2D para gerar objetos 3D a partir de imagens ou descrições de texto.

O problema?

• Esses métodos são lentos, custosos e difíceis de otimizar.



- Foi nesse contexto que nasceu o TripoSR.
- Ele é um modelo baseado em transformers e no LRM (Large Reconstruction Model).
- Objetivo: reconstruir objetos 3D de forma rápida (menos de 0,5s) e com alta qualidade, usando apenas uma imagem.



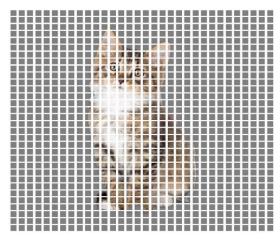
• Ele traz melhorias em dados, arquitetura e treinamento, garantindo mais eficiência e generalização.

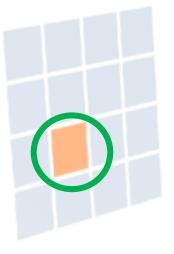
 Em resumo: o TripoSR resolve as limitações de tempo e custo dos métodos anteriores, democratizando a criação de modelos 3D.

• Em vez de ver uma imagem como milhões de pixels, o computador a divide em pequenos pedaços (patches), como se fossem as peças de um quebra-cabeça. Cada pedaço é transformado em um vetor que representa suas características, e esse vetor é o token de imagem.

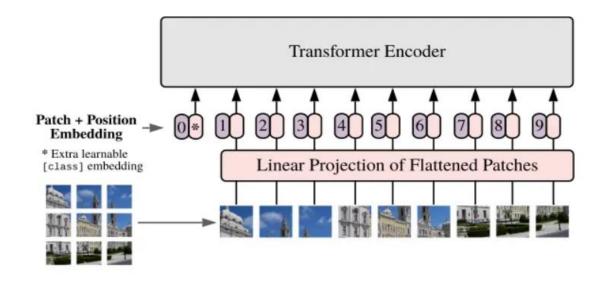






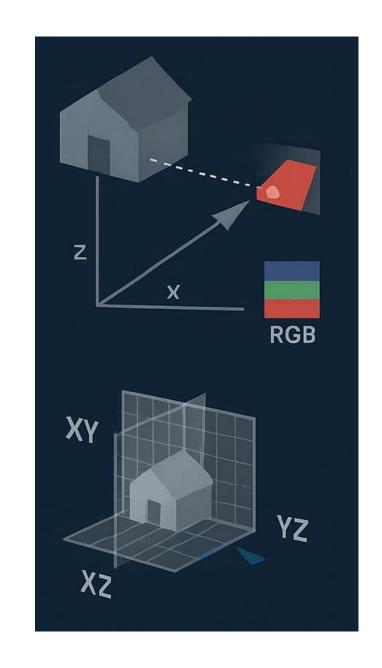


- Transformers: ele é o "cérebro" que analisa todos esses pedaços.
- Ele não processa os tokens sequencialmente, mas sim considera todos os tokens de uma vez, descobrindo as relações de dependência entre eles.

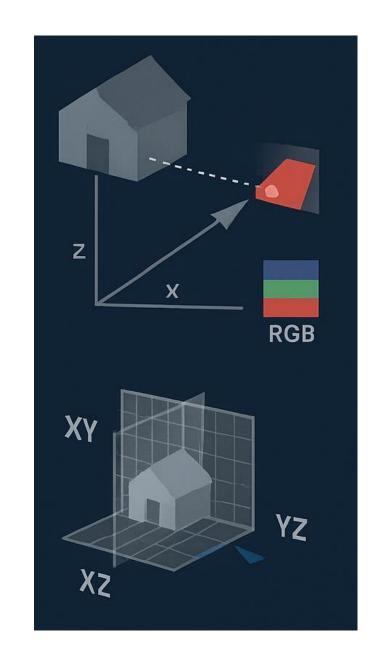


• No TripoSR, o Transformer analisa a relação entre os tokens de imagem para entender a estrutura e o contexto global da foto (exemplo: "esses tokens de borda formam a alça da xícara").

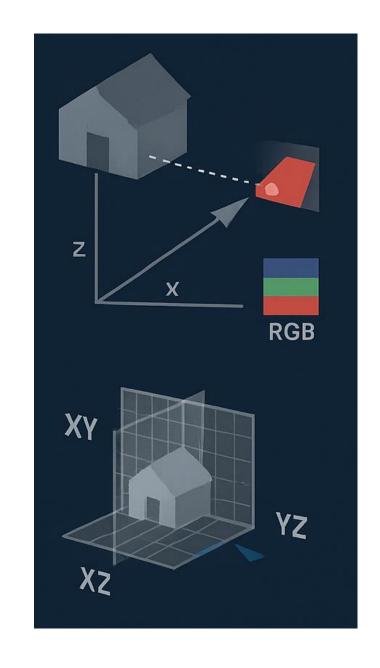
- O TripoSR se baseia em Neural Radiance Fields (NeRFs)
- Pense em um NeRF como uma rede neural que aprende a "desenhar" uma cena 3D inteira.
- Ele pode prever a cor e a densidade de qualquer ponto no espaço, a partir de uma visão em 2D.
- O problema é que NeRFs tradicionais são muito lentos para gerar um modelo 3D.



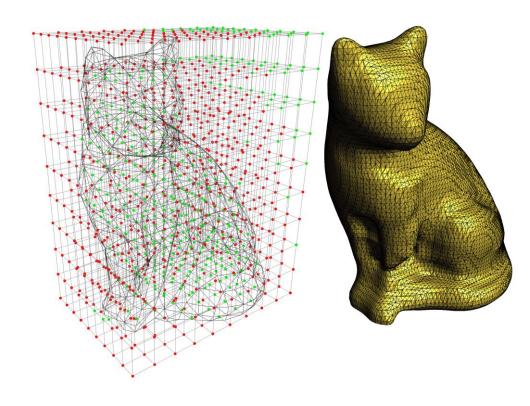
- Para resolver a lentidão, o TripoSR não usa um NeRF tradicional. Em vez disso, ele usa uma Representação Triplanar.
- Um Triplane é uma representação 3D compacta.
- Ele armazena as informações de forma eficiente em três planos de características ortogonais (XY, XZ, e YZ)
- Isso permite a renderização 3D de forma rápida.



- Em o NeRF, se faz uso de uma rede neural o qual é o MLP
- O MLP é uma rede neural simples que, faz a mágica de mapear as coordenadas 3D para cor e densidade, ao receber as coordenadas de um ponto, consulta os triplanes e determina se há algo lá e qual a cor.
- A sigla **MLP** (Multi-Layer Perceptron) significa que ela tem múltiplas camadas, permitindo que ela aprenda relações complexas.



- Depois de criar a nuvem de informações com o NeRF, o objeto ainda não está em um formato que você possa usar em um software 3D.
- O Marching Cubes é um algoritmo que resolve isso.
- Ele transforma a nuvem de informações em uma malha 3D, é esse formato de malha que permite que o objeto seja salvo como um arquivo .obj



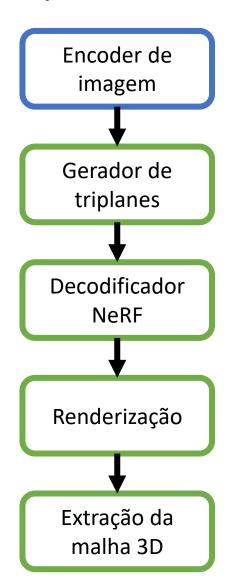
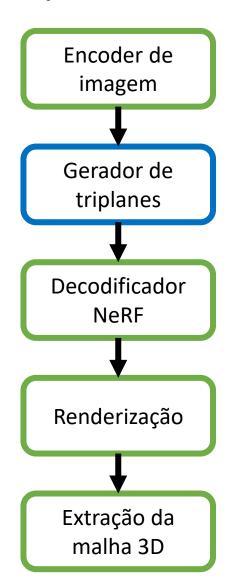


Image Tokenizer	image resolution	512×512
	patch size	16
	<pre># attention layers</pre>	12
	<pre># feature channels</pre>	768

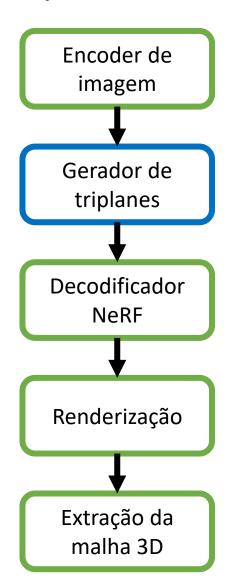
- Encoder de imagem (transformer):
 - A foto entra no sistema.
 - É cortada em bloquinhos de 16×16 pixels (patches).
 - Cada bloquinho é transformado a uma lista de números (768 características).
 - O Transformer entende como esses bloquinhos se relacionam (ex: esta curva faz parte desa borda)

Resultado: uma descrição matemática da imagem com informações globais e detalhes finos



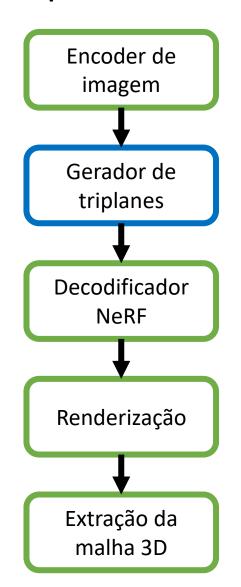
- Gerador de triplanes:
 - Essa descrição vira 3 mapas 2D ortogonais (XY, XZ, YZ).
 - É como olhar o objeto de frente, de cima e de lado ao mesmo tempo.

- São criados 3 planos de 32x32 células cada
- Cada célula do triplano armazena um vetor de 16 números



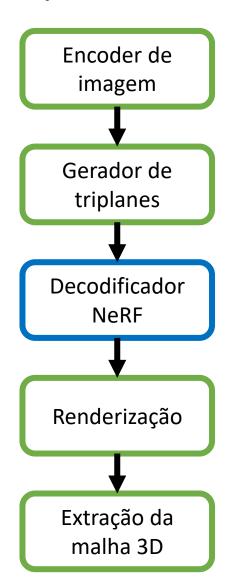
Backbone	# channels	1024
	attention layers	16
	<pre># attention heads</pre>	16
	attention head dim	64
	cross attention dim	768

- O Backbone é o cérebro do Transformer que conecta tudo.
- Os vetores internos têm um tamanho de 1024
- O modelo aplica 16 camadas de cuidados
- Cada camada analisa as informações de 16 perspectivas diferentes.
- Cada cabeça usa vetores de tamanho 64.



- Aumenta a resolução dos triplanos para darlhes mais detalhes.
- Duplica a resolução espacial de cada plano.
- Os triplanos finais têm mais detalhes espaciais

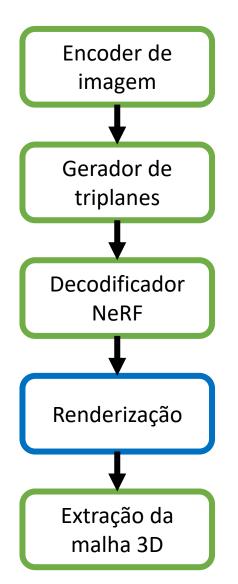
Resultado: uma representação compacta em 3D que é rápida e eficiente



NeRF MLP	width # layers	64 10
	activation	SiLU

- Decodificador NeRF (triplane NeRF):
 - Para cada ponto do espaço 3D, o modelo responde:
 - "Aqui tem superfície ou está vazio?" (densidade).
 - "Se tem superfície, de que cor é?" (RGB).
 - Para isso, usa os triplanos como referência.

Resultado: o modelo sabe onde está a superfície e qual cor ela tem

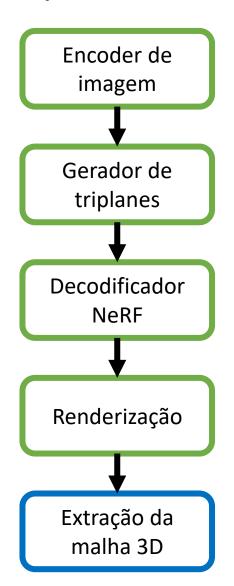


D I	# samples per ray radius	128 0.87
Renderer	density activation	exp
	density bias	-1.0

Renderização:

- O modelo dispara raios virtuais como se fosse uma câmera olhando para o objeto.
- Cada raio verifica 128 pontos no espaço.
- O raio da esfera 3D onde a geometria é amostrada é 0,87

Resultado: uma imagem renderizada a partir da reconstrução 3D.



- Extração da malha 3D:
 - Até aqui temos só um "campo de densidade" (informação de onde há matéria)
 - O algoritmo **Marching Cubes** transforma isso em uma **malha poligonal** (com vértices e faces)
 - Esse é o formato padrão usado em softwares 3D

Resultado: um modelo 3D pronto para uso

Treinamento e otimização

- Dataset: O TripoSR foi treinado com um subconjunto de alta qualidade do dataset **Objaverse**, que contém mais de um milhão de modelos 3D diversos.
- Processo de Treinamento: O modelo aprende a prever um modelo 3D a partir de uma única imagem, comparando-o com o modelo 3D original do dataset. do mercado.



Treinamento e otimização

- Parâmetros de treinamento
 - Otimizador: AdamW
 - Taxa de aprendizado inicial: 4e-4
 - Scheduler (Cosine): diminui essa taxa suavemente ao longo do treino com uma curva cosseno
 - Warm-up (2000 passos): início suave para evitar instabilidade

learning rate	4e-4
optimizer	AdamW
lr scheduler	CosineAnnealingLR
<pre># warm-up steps</pre>	2,000
$\lambda_{ ext{LPIPS}}$	2.0
$\lambda_{ m mask}$	0.05
	optimizer lr scheduler # warm-up steps $\lambda_{ ext{LPIPS}}$

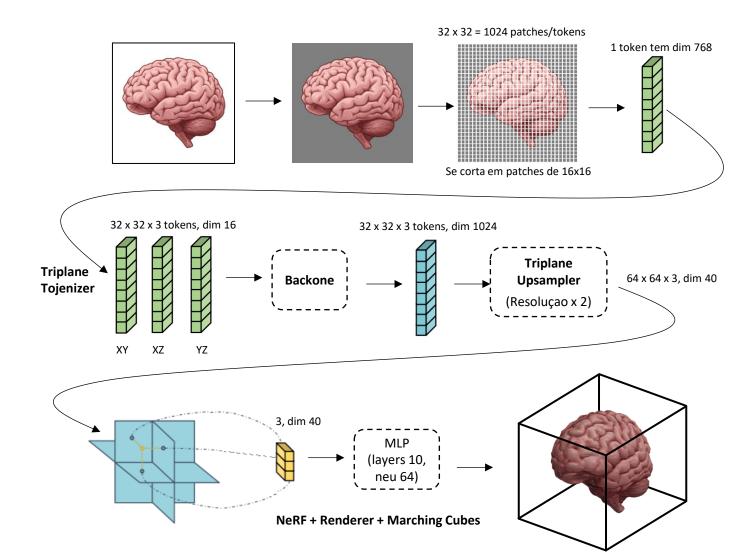
Vantagens e desvantagens

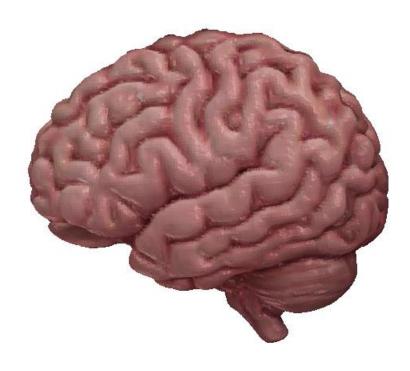
- Vantagens
 - **Velocidade:** Consegue gerar modelos 3D em menos de 0.5 segundos em uma GPU A100.
 - Alto Desempenho: O TripoSR supera outros modelos de código aberto tanto na qualidade (reconstruindo melhor a forma e a textura) quanto na velocidade de inferência.
 - Acessibilidade: É um modelo de código aberto (licença MIT), o que permite que desenvolvedores e criativos o utilizem livremente.

Vantagens e desvantagens

- Desvantagens
 - Qualidade da Imagem: O resultado final é altamente dependente da qualidade da foto de entrada.
 - **Detalhes Finos:** Embora seja muito bom, o modelo pode ter dificuldades em reconstruir detalhes muito pequenos ou texturas complexas.
 - Objetos Ocultos: As partes do objeto que não aparecem na foto precisam ser "imaginadas" pelo modelo, o que pode gerar imprecisões
 - Dependência de hardware: para melhor desempenho é bom ter uma bom GPU
 - Compatibilidade de versões: O algoritmo depende de versões específicas de Python e bibliotecas

Exemplo(s) de aplicação





Exemplo(s) de aplicação





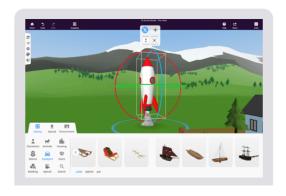


Exemplo(s) de aplicação

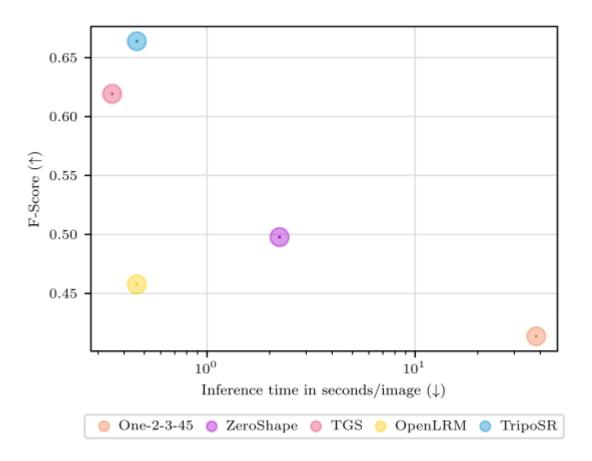
- E-commerce: geração automática de modelos 3D de produtos a partir de uma única foto.
- Realidade aumentada e VR: criação rápida de ativos digitais.
- Jogos digitais: prototipagem de objetos para ambientes virtuais.
- Design industrial/arquitetura: reconstrução de peças e maquetes.











Comparação quantitativa de diferentes técnicas em GSO

Method	CD↓	FS@0.1↑	FS@0.2↑	FS@0.5↑
One-2-3-45 [16]	0.227	0.382	0.630	0.878
ZeroShape [13]	0.160	0.489	0.757	0.952
TGS [35]	0.122	0.637	0.846	0.968
OpenLRM [10]	0.180	0.430	0.698	0.938
TripoSR (ours)	0.111	0.651	0.871	0.980

Comparação quantitativa de diferentes técnicas no OmniObject3D

Method	$CD\downarrow$	FS@0.1↑	FS@0.2↑	FS@0.5↑
One-2-3-45 [16]	0.197	0.445	0.698	0.907
ZeroShape [13]	0.144	0.507	0.786	0.968
TGS [35]	0.142	0.602	0.818	0.949
OpenLRM [10]	0.155	0.486	0.759	0.959
TripoSR (ours)	0.102	0.677	0.890	0.986

- CD (Chamfer Distance): Um valor mais baixo indica maior precisão geométrica e uma forma mais próxima do objeto original.
 - TripoSR alcança a menor distância, provando ser o mais preciso geometricamente.
- FS (F-score): Uma pontuação mais alta indica um melhor desempenho geral na reconstrução da forma do objeto.
 - TripoSR tem a pontuação F mais alta de todas, o que o torna o modelo com o melhor desempenho

Comparação quantitativa de diferentes técnicas em GSO

Method	CD↓	FS@0.1↑	FS@0.2↑	FS@0.5↑
One-2-3-45 [16]	0.227	0.382	0.630	0.878
ZeroShape [13]	0.160	0.489	0.757	0.952
TGS [35]	0.122	0.637	0.846	0.968
OpenLRM [10]	0.180	0.430	0.698	0.938
TripoSR (ours)	0.111	0.651	0.871	0.980

Comparação quantitativa de diferentes técnicas no OmniObject3D

Method	CD↓	FS@0.1↑	FS@0.2↑	FS@0.5↑
One-2-3-45 [16]	0.197	0.445	0.698	0.907
ZeroShape [13]	0.144	0.507	0.786	0.968
TGS [35]	0.142	0.602	0.818	0.949
OpenLRM [10]	0.155	0.486	0.759	0.959
TripoSR (ours)	0.102	0.677	0.890	0.986

GSO e OmniObject3D são datasets públicos utilizados para validar e comparar o desempenho de modelos de reconstrução 3D

Método	Qualidade da Forma	Qualidade da Textura	Funcionalidades
TripoSR	Captura melhor a estrutura geral do objeto e detalhes intrincados.	Gera malhas com textura diretamente.	Rápido, preciso, e se generaliza a diversos objetos.
ZeroShape	Tende a prever formas muito suavizadas.	Não gera malhas texturizadas diretamente.	Não é tão preciso e o tempo de inferência é similar.
TGS	Reconstrói mais detalhes, mas nem sempre se alinham com a imagem de entrada.	Não gera malhas texturizadas diretamente.	Mais rápido que TripoSR, mas menos preciso.
One-2-3-45	As formas são frequentemente imprecisas.	Gera malhas texturizadas diretamente.	Muito mais lento que os outros modelos.
OpenLRM	As formas são frequentemente imprecisas.	Gera malhas texturizadas diretamente.	O desempenho é inferior ao de TripoSR.



Perguntas?

Referências

- Dmitry Tochilkin, et al., "TripoSR: Fast 3D Object Reconstruction from a Single Image", https://arxiv.org/pdf/2403.02151.
- Repositório do GitHub: https://github.com/VAST-AI-Research/TripoSR
- Mohamed Debbagh, "Neural Radiance Fields (NeRFs): A Review and Some Recent Developments", https://arxiv.org/abs/2305.00375.
- Yicong Hong, et al., "LRM: LARGE RECONSTRUCTION MODEL FOR SINGLE IMAGE TO 3D", https://arxiv.org/pdf/2311.04400.
- Alexey Dosovitskiy, et al., "AN IMAGE IS WORTH 16X16 WORDS: TRANSFORMERS FOR IMAGE RECOGNITION AT SCALE", https://arxiv.org/pdf/2010.11929.

Links

• GitHub:

https://github.com/Mish0404/TP558/tree/main/Semin%C3%A1rio TripoSR Fast 3D Object Reconstruction from a Single Image

 Para reproduzir o exemplo, consulte o repositório GitHub do seminário. Os códigos são "prueba_TripoSR.py", "prueba_TripoSR_app.py", "prueba_TripoSR_Notebooks_Jupyter.ipynb".

• Quiz: <u>TripoSR</u>

Obrigado!