revisão do artigo GRSL 2025

Luciano Damiani Terres

[Restricted Label Learning for Remote Sensing Image Interpretation](https://www.grss-ieee.org/publications/author-resources/grsl-special-streams/restricted-label-learning-for-remote-sensing-image-interpretation/)

[1. Agenda de trabalho 2](#_Toc614146930)

[1.1 Reunião 29/05 Jacob 3](#_Toc1851475342)

[1.1.1 Notas de reunião 28/05 3](#_Toc1720010034)

[1.1.2 Ações 3](#_Toc1761739431)

[2. Comparação de resultados 3](#_Toc1096204554)

[2.2 Artigos Candidatos a Comparação de resultados 4](#_Toc570556992)

[2.2.1 Generating Sketch-Based Synthetic Seismic Images With Generative Adversarial Networks 4](#_Toc1744101761)

[2.2.2 Synthetic seismic data generation with pix2pix for enhanced fault detection model training 6](#_Toc1395447791)

[2.2.3 Synthetic Training Data Generation for Fault Detection Based on Deep Learning 8](#_Toc1323885245)

[2.2.4 Generating Data Augmentation samples For Semantic Segmentation of Salt Bodies in a Synthetic Seismic Image Dataset. 8](#_Toc586927305)

[2.3 Métricas para Avaliação de Experimento e Comparação de Resultados 8](#_Toc874063294)

[2.3.1 Erro quadrático médio (MSE) 12](#_Toc930265140)

[2.3.2 Índice de Similaridade Estrutural (SSIM) 12](#_Toc1439610479)

[2.3.3 Euclidean distance based on the Local Binary Pattern (LBP) 12](#_Toc7979119)

[2.4 Comparação de artigos acadêmicos 13](#_Toc128648813)

[2.4.1 Objetivo e Problema de Pesquisa 13](#_Toc1119709427)

[2.4.2 Relevância e Originalidade 13](#_Toc1106123486)

[2.4.3 Referencial Teórico 13](#_Toc482681019)

[2.4.4 4. Metodologia 14](#_Toc1116632618)

[2.4.5 5. Resultados e Discussões 14](#_Toc1860033187)

[2.4.6 Conclusões 14](#_Toc1789427101)

[2.4.7 Estilo e Estrutura 14](#_Toc514860473)

[2.4.8 Impacto e Citações 14](#_Toc540472219)

[3. Outras Ações de Revisão 14](#_Toc74466061)

[3.2 Justificar uso de VAE 15](#_Toc1733973310)

[3.3 Reescrever seguindo orientação da área geofísica 18](#_Toc1697907770)

[3.4 Apresentar esboço do método e da arquitetura da rede 18](#_Toc2110864732)

[3.5 Melhorar apresentação do algoritmo 19](#_Toc100332633)

[3.6 Métodos do estado da arte 19](#_Toc1503284900)

[3.6.1 Generating Non-Stationary Textures using Self-Rectification 21](#_Toc1719764025)

[3.6.2 Machine learning for seismic exploration: the holy grail 22](#_Toc522839942)

[3.6.3 Gap Training on synthetic data and real data applications 24](#_Toc475523467)

[3.6.4 Synthesizing a realistic seismic training data set 24](#_Toc834489671)

[3.6.5 Building realistic structure models to train CNNs 25](#_Toc2125945442)

[3.6.6 Automated seismic semantic segmentation 25](#_Toc1011118088)

[3.6.7 Seismic data reconstruction and its uncertainty quantification 26](#_Toc44988321)

[3.6.8 Seismic attribute analysis in a turbidite reservoir 27](#_Toc1741730235)

[3.6.9 Imbalanced data lithology identification 28](#_Toc525275221)

[3.6.10 Paleokarst caves recognition 29](#_Toc580730069)

[3.7 Aumentar descrição das figuras no texto 30](#_Toc44034731)

[3.8 Verificar a correção da figura 30](#_Toc1752252163)

[3.9 Um erro no texto do algoritmo. Corrigir 30](#_Toc954867311)

[4. Bibliografia 30](#_Toc1597040565)

[5. Anexos 31](#_Toc1360575951)

[3.10 Comments to the Author 32](#_Toc1352775457)

[3.11 Reviewer 1 32](#_Toc99388578)

# Agenda de trabalho

## Reuniao Julho

~~Fig 8~~

~~Tabela~~

~~Fig nove -> Tabela~~

~~Biografia, Jacob - vai enviar~~

- Inserir revisões

Até 20 páginas

- Rápida no review, uma única submissão

Comparações

- Estar bem completo

Hipótese cientifica – explicar como validar

Eq

~~Trazer de volta formulações matemáticas,~~

## Reunião 29/05 Jacob

### Notas de reunião 28/05

* método x compara
* metodos va
* outro metodo de sintese de comparacao
* **dados de experimentação justificando argumentos**
* é pior, mas avisei que seria pior, foi testado
* IEEE Access capes
* Método de síntese:
  + outra rede que possa fazer um trabalho similiar - deve ser pior...
  + Ou outra rede stable difusion, Gan ou novos parâmetros de outra rede, estrutura da rede
  + outro método de algoritmo de síntese

### Ações

* Assumindo 100% que não há trabalho em geração de imagens de domos salinos publicado com mesma base para comparação
* e de acordo com artigo correlato:
  + aplicar as métricas nas imagens sintéticas x a base de imagens.
* Utilizar rede alternativa ao VA, stable difusion, gans e comparar
* Utilizar algoritmo alternativo ao paramétrico
* Verificar IEEE Access Capes

# Comparação de resultados

## Artigos Candidatos a Comparação de resultados

Some other cutting-edge works, such as Zhou et al., \cite{ref17}, that use new state-of-the-art synthesis methods to generate images would not be directly comparable because they deal with another type of image, other than seismic images and their geological particularities and coherences.

O aprimoramento da abordagem proposta no artigo pode ser comprovada por meio de **avaliações qualitativas e quantitativas** comparando os resultados do método com técnicas de ponta existentes. O artigo demonstra a eficácia do modelo pelos seguintes critérios:

1. **Comparação Visual** – Os autores apresentam exemplos de texturas sintetizadas, evidenciando que o método proposto preserva melhor as estruturas globais e locais da textura original, enquanto outras abordagens frequentemente perdem detalhes ou introduzem artefatos.
2. **Métricas Quantitativas** – São utilizadas métricas objetivas para medir a similaridade entre a textura gerada e a referência original, como:
   * **LPIPS (Learned Perceptual Image Patch Similarity)**: Mede a similaridade perceptual entre as imagens.
   * **FID (Fréchet Inception Distance)**: Avalia a qualidade da síntese comparando estatísticas de características extraídas por redes neurais profundas.
3. **Estudos de Caso** – Aplicações práticas mostram que a abordagem funciona bem para diferentes tipos de texturas não estacionárias, demonstrando versatilidade e robustez.
4. **Experimentos Ablativos** – Os autores analisam o impacto individual de diferentes componentes do modelo (como a auto-retificação) para validar que cada parte contribui para o aprimoramento dos resultados.

### Generating Sketch-Based Synthetic Seismic Images With Generative Adversarial Networks

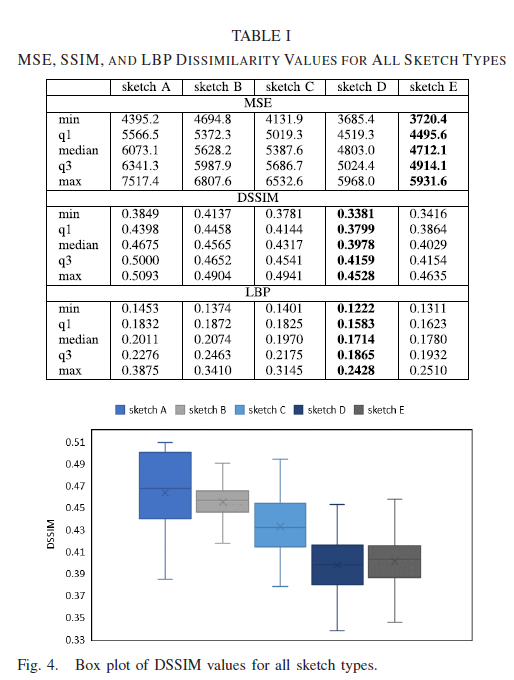
Em 2020, produziram um a trabalho semelhante para geração de imagens sísmicas. Além de utilizarem a avaliação de especialistas, também avaliaram seus resultados usando métricas de distância entre imagens sintéticas e as imagens reais.

O artigo não se concentra especificamente na criação de imagens sísmicas de domos salinos. No entanto, ele aborda a geração de imagens sísmicas sintéticas que podem ser aplicadas em diversas áreas da geologia, incluindo a detecção de domos salinos.  Portanto, embora o foco não seja exclusivamente nos domos salinos, a metodologia pode ser aplicada para melhorar a identificação e caracterização dessas formações.

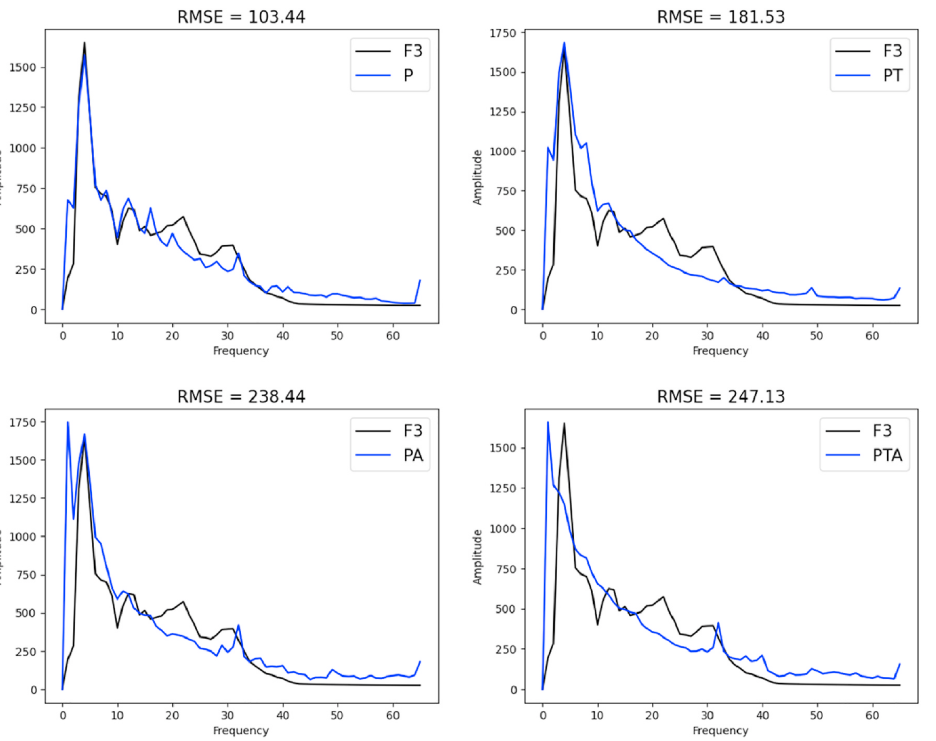
avalia e compara seus resultados utilizando diferentes tipos de esboços e um conjunto de dados sísmicos público. Os autores realizaram experimentos com cinco tipos diferentes de esboços para verificar a capacidade do modelo de gerar imagens sísmicas realistas a partir de esboços simples.

Para a avaliação, o artigo compara as imagens sísmicas sintéticas geradas com as imagens sísmicas reais presentes no conjunto de dados público. A comparação é feita utilizando métricas de qualidade de imagem, como a similaridade estrutural (SSIM) e a distância de *Fréchet* entre as distribuições de características das imagens reais e sintéticas. Essas métricas ajudam a quantificar o quão realistas são as imagens geradas pelo modelo.

To evaluate the results of the networks trained for each sketch type, we performed a quantitative and qualitative evaluation. In the quantitative evaluation, we computed the mean squared error (mse), structural similarity (SSIM), and Euclidean distance based on the Local Binary Pattern (LBP) texture attribute between the original seismic image and the one synthesized by the networks. The qualitative evaluation was performed by a geoscientist who examined the visual consistency of the generated seismic data. (Ferreira et al., 2020)



### Synthetic seismic data generation with pix2pix for enhanced fault detection model training



In Fig. 16, we quantitatively assessed the similarity between F3 data samples and generated samples by calculating the average frequency spectrum from all sections and computing the root-mean-square error (RMSE) of it. The results indicate that data generated by both the P and PT methods had relatively lower RMSE values compared to the PA and PTA methods. This analysis is also indicative of the fault interpretation performance of each method.

o artigo descreve o uso do modelo **pix2pix** para gerar seções sísmicas sintéticas. O pix2pix é um modelo de tradução de imagem para imagem dentro de uma estrutura de redes adversariais generativas condicionais (GANs), que utiliza imagens como variáveis condicionais. Essas seções sísmicas sintéticas são criadas para melhorar o treinamento de modelos de detecção de falhas, replicando atributos de textura, como ruído, frequência e amplitude, para se assemelhar aos dados de campo

* É um candidato a trabalho semelhante no estado da arte, como comparam?
* ele cria imagens sísmicas sobre domos salinos
* como o artigo avalia e compara seus resultados e com quem?

O artigo avalia e compara seus resultados utilizando variações nos dados sísmicos e nos resultados de interpretação de falhas com base em quatro métodos de geração de esboços e pesos de função de perda do modelo **pix2pix**. A comparação é feita entre os dados sintéticos gerados e os dados de campo, especificamente de exemplos do **Bloco Offshore F3 da Holanda** e do **Campo de Gás Thebe**.

O objetivo é replicar atributos de textura, como ruído, frequência e amplitude, para se assemelhar aos dados de campo e facilitar a interpretação de falhas. Essa abordagem oferece vantagens significativas, reduzindo a necessidade de modelagem extensiva e processamento de dados, e otimizando a geração de seções sísmicas para detecção de falhas

Usa métricas?

In the process of training pix2pix, we employ the Frechet inception distance (FID) as an evaluation metric to assess the generative model’s progress and ensure stable learning.

qual é a base pública e seu link

O artigo utiliza dados de campo do **Bloco Offshore F3 da Holanda** e do **Campo de Gás Thebe**. Esses dados são públicos e podem ser acessados através do site da **Netherlands Organization for Applied Scientific Research (TNO)** para o Bloco F3.

quais os resultados obtidos com as métricas

Os resultados numéricos mostram que o modelo **pix2pix** conseguiu gerar imagens sísmicas sintéticas com uma qualidade comparável às imagens reais, facilitando a interpretação de falhas. A métrica FID foi fundamental para validar a eficácia do modelo na replicação de atributos de textura, como ruído, frequência e amplitude

ele compara o resultado com algum outro trabalho?

Sim, o artigo compara os resultados obtidos com outros métodos de geração de dados sintéticos e técnicas de interpretação de falhas. Ele menciona que estudos anteriores exploraram a otimização usando transferência de estilo ou modelos generativos, que ainda envolvem etapas de modelagem numérica e pós-processamento. No entanto, o artigo destaca que o uso do modelo **pix2pix** oferece vantagens significativas, como a redução da necessidade de modelagem extensiva e processamento de dados

### Synthetic Training Data Generation for Fault Detection Based on Deep Learning

O artigo *"Synthetic Training Data Generation for Fault Detection Based on Deep Learning"* utiliza várias métricas para avaliar seus resultados. Algumas das principais métricas mencionadas incluem:

1. **Precisão**: Mede a proporção de verdadeiros positivos entre todos os exemplos classificados como positivos pelo modelo
2. **Recall (Sensibilidade)**: Avalia a proporção de verdadeiros positivos entre todos os exemplos que são realmente positivos
3. **F1-Score**: Combina precisão e recall em uma única métrica, proporcionando um equilíbrio entre as duas
4. **Acurácia**: Calcula a proporção de exemplos corretamente classificados entre todos os exemplos.
5. **Área sob a Curva ROC (AUC-ROC)**: Avalia a capacidade do modelo em distinguir entre classes positivas e negativas

Essas métricas são essenciais para garantir que o modelo de deep learning treinado com dados sintéticos seja eficaz na detecção de falhas em dados reais.

### Generating Data Augmentation samples For Semantic Segmentation of Salt Bodies in a Synthetic Seismic Image Dataset.

Faz uma comparação indireta de seus resultados através da avaliação do desempenho de diferentes modelos de segmentação de imagens treinados com e sem a proposta de aumento de dados.

Também compara a performance do método de aumento de dados com sete métodos diferentes da biblioteca Albumentation, sobre o desempenho de um determinado modelo de segmentação, o DeeplabV3+ with the mobilenet\_v3\_large backbone.

para comparar os resultados utiliza a métrica:

* **IoU (Intersection over Union)**: Esta métrica mede a precisão da segmentação ao comparar a área de interseção entre a máscara predita e a máscara real com a área de união dessas duas máscaras.

## Métricas para Avaliação de Experimento e Comparação de Resultados

Avaliando os trabalhos atuais mais semelhantes dois se destacam (Ferreira et al., 2020) e (Choi et al., 2025). Os trabalhos utilizaram as seguintes métricas:

Em “*Generating Sketch-Based Synthetic Seismic Images With Generative Adversarial Networks”*, (Ferreira et al., 2020) avaliam a qualidade das amostras produzidas comparando cada imagem sintética com a imagem sísmica original que serve de modelo para produção dos esboços que orientam o processo de produção da amostra. Neste sentido, utilizam o erro quadrático médio (MSE), a similaridade estrutural (SSIM) e a distância euclidiana com base no atributo de textura Local Binary Pattern (LBP) entre a imagem sísmica original que serve de modelo para produção de esboços e as sintéticas.

Encontrei também alguns outros trabalhos bons como (Zhou et al., 2024), mas não os achei comparáveis num primeiro momento por tratar de outro tipo de imagem, que não a sísmica por exemplo, embora tenham novos métodos de síntese no estado da arte para gerar imagens. Se for o caso posso explorar mais um pouco.

Alguns outros como o (Henriques et al., 2021), fazem uma avaliação de resultados indireta, baseada na melhoria de desempenho de métodos de segmentação, o que poderia ser bem questionável como comparação de resultados de trabalhos semelhantes.

### Erro quadrático médio (MSE)

Define uma distância pixel a pixel entre duas imagens.

### Índice de Similaridade Estrutural (SSIM)

É uma métrica que mede a semelhança perceptual entre duas imagens. Ele é amplamente utilizado em visão computacional e processamento de imagens, especialmente para avaliar a qualidade de reconstruções, compressões ou transmissões de imagens. Avalia luminância (brilho), contraste e estrutura (padrões e formas locais).

A interpretação do SSIM

Valor entre -1 e 1 (na prática, entre 0 e 1)

* SSIM = 1: as imagens são idênticas
* SSIM ≈ 0.8 a 0.99: alta similaridade
* SSIM < 0.5: baixa similaridade perceptual
* SSIM = 0 ou negativo: totalmente diferentes

### Euclidean distance based on the Local Binary Pattern (LBP)

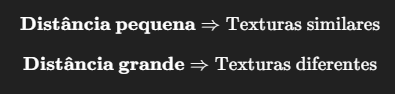
É uma técnica usada frequentemente em **visão computacional** para comparar **texturas** ou **características locais** de imagens.

O **LBP** é um **descritor de textura** que funciona assim:

* 1. Para cada pixel de uma imagem (exceto nas bordas), ele compara esse pixel com os seus vizinhos (geralmente uma vizinhança 3x3).
  2. Se o valor do pixel vizinho for **maior ou igual** ao pixel central, anota-se **1**, caso contrário **0**.
  3. Isso gera um número binário de 8 bits (para 8 vizinhos), que pode ser convertido em um número decimal.
  4. O resultado é uma **imagem transformada**, onde cada pixel tem um valor que representa a textura local ao redor dele.

Como se usa a distância Euclidiana com LBP?

1. **Extração de LBP**:
   * Aplique o LBP a duas imagens (ou regiões de interesse).
   * Gere um **histograma** para cada imagem, que representa a frequência de cada padrão LBP.
2. **Comparação com Distância Euclidiana**:
   * Com os dois **vetores de histograma**, calcule a **distância Euclidiana** entre os vetores
   * Esses histogramas representam a **frequência dos padrões de textura locais**.
   * Portanto, quanto **menor** a distância, **mais semelhantes** são as texturas das duas imagens.



## Comparação de artigos acadêmicos

Comparar dois artigos acadêmicos de forma crítica exige uma análise detalhada de vários aspectos. Aqui estão perguntas que você pode fazer para estruturar essa comparação:

### Objetivo e Problema de Pesquisa

* Qual é o objetivo de cada artigo?
* Que problema de pesquisa cada um aborda?
* O problema é claramente definido em ambos?

### Relevância e Originalidade

* Os temas dos artigos são relevantes para a área?
* Há inovação ou contribuição original em cada um?
* Como os autores justificam a importância do trabalho?

### Referencial Teórico

* Quais teorias ou autores os artigos utilizam como base?
* O referencial teórico é adequado e bem explorado?
* Existe atualização na bibliografia utilizada?

### 4. Metodologia

* Qual é o método de pesquisa utilizado (quantitativo, qualitativo, experimental, etc.)?
* A metodologia é apropriada para o problema?
* Como os dados foram coletados e analisados?

### 5. Resultados e Discussões

* Os resultados são claros, coerentes e bem apresentados?
* Os dados sustentam as conclusões?
* Há uma discussão crítica dos resultados?

### Conclusões

* As conclusões respondem ao problema de pesquisa?
* Há sugestões para trabalhos futuros?
* Existe alguma limitação reconhecida pelos autores?

### Estilo e Estrutura

* O texto é bem estruturado e coeso?
* Há clareza e objetividade na escrita?
* O artigo segue as normas científicas (ABNT, APA, etc.)?

### Impacto e Citações

* O artigo foi publicado em periódico relevante?
* Há número significativo de citações?
* Qual o fator de impacto da publicação?

# Outras Ações de Revisão



## Justificar uso de VAE

Os principais motivos para o uso de VAEs são:

1. **Geração Realista de Amostras Sintéticas**: Os VAEs aprendem uma representação probabilística dos dados e podem gerar novas imagens que mantêm a distribuição estatística do conjunto original, permitindo a criação de amostras variadas e coerentes.
2. **Aumento da Diversidade do Dataset**: A segmentação de corpos de sal em imagens sísmicas sofre com a limitação de conjuntos de dados reais. O uso de VAEs possibilita a criação de novas amostras que ampliam a variabilidade dos dados de entrada.
3. **Regularização e Controle da Variabilidade**: Diferente de abordagens puramente baseadas em ruído, os VAEs permitem a interpolação suave entre amostras e um controle maior sobre a variação gerada, evitando a criação de amostras irreais ou fora da distribuição esperada.
4. **Melhoria da Generalização do Modelo de Segmentação**: O aumento do conjunto de dados com imagens sintéticas realistas ajuda a reduzir *overfitting* e melhora a capacidade do modelo de segmentação de generalizar para novos dados.

Em resumo, considerandorazões específicas relativas à natureza dos dados sísmicos e à finalidade da geração de amostras para aumento de dados, os VAEs permitem gerar imagens sintéticas que preservam as características estruturais dos dados sísmicos reais, melhorando o treinamento e o desempenho dos modelos de segmentação (Henriques et al., 2021).

**Em comparação com GANs os VAEs oferecem vantagens em relação a:**

1. **Controle sobre a Variabilidade dos Dados**
   * VAEs aprendem uma distribuição latente probabilística dos dados, o que permite gerar novas amostras de maneira mais controlada e interpolável. Isso é útil para garantir que as imagens sintéticas estejam dentro da distribuição esperada das imagens sísmicas reais.
   * GANs, por outro lado, são mais propensos a gerar imagens com alta variabilidade e podem ocasionalmente criar amostras irreais ou inconsistentes com a distribuição dos dados sísmicos.
2. **Regularização e Suavidade na Geração das Imagens**
   * Como os VAEs impõem uma estrutura probabilística ao espaço latente, a transição entre diferentes amostras ocorre de maneira mais suave, gerando imagens que mantêm características estruturais coerentes.
   * GANs podem sofrer com o problema de *mode collapse*, onde geram apenas um subconjunto limitado das possíveis variações dos dados, o que reduziria a diversidade do conjunto aumentado.
3. **Estabilidade no Treinamento**
   * VAEs, apesar de gerarem imagens ligeiramente mais suaves, possuem um treinamento mais estável, pois utilizam uma função de perda baseada em reconstrução e regularização da distribuição latente.
   * GANs exigem um equilíbrio entre gerador e discriminador, o que pode tornar o treinamento instável e mais difícil de convergir para uma distribuição que represente bem os dados sísmicos.
4. **Necessidade de Amostras Fidedignas para Segmentação Semântica**
   * Como o objetivo do trabalho é melhorar a segmentação semântica, é essencial que as imagens geradas preservem padrões estruturais realistas dos corpos de sal.
   * VAEs garantem que cada nova amostra gerada seja próxima da distribuição dos dados reais, enquanto GANs podem gerar detalhes artificiais ou variações inesperadas que poderiam confundir o modelo de segmentação.

Embora as GANs sejam conhecidas por gerar imagens de alta qualidade, os VAEs foram escolhidos neste trabalho devido ao seu controle mais refinado sobre a variabilidade dos dados, estabilidade no treinamento e preservação da distribuição latente dos dados sísmicos. Isso faz com que as imagens sintéticas geradas sejam mais adequadas para a tarefa de segmentação semântica.

**Já os modelos de difusão, em contrapartida, apresentam algumas desvantagens práticas e conceituais como:**

1. **Maior Custo Computacional**

* Modelos de difusão exigem muitas etapas de amostragem para gerar imagens (normalmente centenas ou milhares de passos de denoising). Isso os torna mais caros computacionalmente do que VAEs, que geram amostras em uma única passagem pelo modelo.
* Em aplicações sísmicas, onde há necessidade de gerar um grande número de amostras para aumento de dados, a eficiência dos VAEs pode ser uma vantagem significativa.

1. **Necessidade de Grande Volume de Dados para Treinamento**

* Modelos de difusão frequentemente requerem grandes conjuntos de dados de treinamento para capturar distribuições de alta qualidade. Como imagens sísmicas rotuladas podem ser limitadas, VAEs podem ser mais eficazes ao aprender representações úteis mesmo com um número menor de amostras.

1. **Menor Interpretabilidade e Controle na Geração**

* Enquanto os VAEs têm um espaço latente estruturado e contínuo, permitindo interpolação suave e geração controlada de novas imagens, modelos de difusão não possuem uma estrutura latente explícita, tornando difícil modificar amostras de maneira interpretável.
* Para aumento de dados, a capacidade de controlar variações nas amostras geradas é fundamental para garantir que as novas imagens sejam úteis para o modelo de segmentação.

Desta forma, tendo como alvo a eficiência e a facilidade de treinamento, os VAEs possuem um treinamento mais simples e estável, já que não dependem de um processo iterativo de refinamento como ocorre em modelos de difusão. Isso pode ser um fator decisivo quando há restrições de tempo e recursos computacionais.

## Reescrever seguindo orientação da área geofísica

ou seja, simplificar com mais uso de terminologia geofísica, menos matemática pura e linguagem de deep learning.

## Apresentar esboço do método e da arquitetura da rede

**Esboço do Método:**

1. **Geração de Máscaras de Corpos de Sal:**
   * Um *Variational Autoencoder* (VAE) é treinado para aprender a distribuição das máscaras de corpos de sal presentes no conjunto de dados. Após o treinamento, o VAE é utilizado para gerar novas máscaras sintéticas que seguem a mesma distribuição das máscaras reais.
2. **Geração de Patches de Imagens Sísmicas sensíveis ao contexto por algoritmo não paramétrico de geração de texturas:**
   * Este modelo recebe as máscaras de corpos de sal geradas pelo VAE e produz patches de imagens sísmicas que correspondem às estruturas de sal delineadas nas máscaras. De acordo com cada diferente contexto da máscara uma amostra é selecionada como fonte para geração da nova amostra pelo algoritmo não paramétrico.
3. **Aumento do Conjunto de Dados:**
   * As novas pares de máscaras e patches de imagens sísmicas geradas são adicionadas ao conjunto de dados original, aumentando a diversidade e a quantidade de dados disponíveis para o treinamento de modelos de segmentação.
4. **Treinamento e Avaliação de Modelos de Segmentação:**
   * Dez modelos de segmentação semântica de última geração são treinados utilizando o conjunto de dados aumentado. O desempenho desses modelos é avaliado e comparado com o desempenho obtido quando treinados apenas com o conjunto de dados original.

**Arquitetura das Redes Utilizadas:**

1. **Variational Autoencoder (VAE):**
   * **Encoder:** Recebe uma máscara de corpo de sal e a transforma em uma representação latente probabilística.
   * **Latent Space:** Representa a distribuição das características das máscaras de sal.
   * **Decoder:** Reconstrói a máscara de sal a partir da representação latente, permitindo a geração de novas máscaras ao amostrar o espaço latente.

Este método integrado permite a geração de dados sintéticos realistas, melhorando o desempenho de modelos de segmentação de corpos de sal em imagens sísmicas.

## Melhorar apresentação do algoritmo

## Métodos do estado da arte

Recent advances in computing power, AI technology, and the increased availability of data sets have enabled the geophysics community to leverage the potential of machine learning (ML) and data analytics to solve some of the most challenging problems and accelerate the community’s transition to a new energy era. In the past few years, many successful ML and data analytics applications have been developed. These include first-break picking, ground-roll attenuation, deblending, multiple removal, structure detection, property modeling, lithology identification, borehole image analysis, multiphysics inversion, uncertainty quantification, and so on. This special section of GEOPHYSICS features a collection of technical papers showcasing the current state-of-the-art ML applications and research in resolving geophysical challenges in data acquisition, processing, inversion, and interpretation. We provide quick summaries of the published papers below as a technical summary of this special section. (Di et al., 2024)

Where are we and how far are we from the holy grail for the use Machine learning in seismic exploration? (Khosro Anjom; Vaccarino; Socco, 2024) Seismic processing and interpretation rely on a workflow that uses a series of standard steps customized and calibrated by expert operators for each specific data set. The choice of an optimal processing workflow and the selection of the most appropriate interpretation strategy are a mixture of constantly evolving technologies, scientific knowledge, technical competence, talent, and intuition.

### Generating Non-Stationary Textures using Self-Rectification

A hipótese científica do artigo (Zhou et al., 2024) é que a síntese de texturas não estacionárias pode ser significativamente aprimorada utilizando um mecanismo de **auto-retificação**, onde uma rede de difusão pré-treinada, combinada com auto-atenção, pode refinar automaticamente um esboço inicial fornecido pelo usuário para produzir texturas coerentes e estruturalmente alinhadas à referência original.

Essa abordagem busca superar métodos tradicionais que não conseguem capturar variações espaciais complexas em texturas não estacionárias, propondo que a auto-retificação permite melhor preservação de características visuais e adaptação às mudanças estruturais na síntese de texturas.

Com essa combinação de comparações e evidências, o artigo demonstra que a técnica de auto-retificação supera métodos convencionais na síntese de texturas não estacionárias, garantindo melhor alinhamento estrutural e preservação de características visuais.

### Machine learning for seismic exploration: the holy grail

The use of synthetic seismic data sets for the training stage of ML for seismic processing and interpretation is rapidly growing, mainly due to the challenging task of labeling the real data, bias associated with labeled real data, and lack of open-access field data that are representative of different geologic settings (Khosro Anjom; Vaccarino; Socco, 2024).

The synthetic data sets can be labeled automatically or semiautomatically in most of the applications such as denoising, frequency extrapolation, and fault detection. If we neglect the bias in the numerical modeling of the synthetic data, the synthetic labeled data can be considered as the ground truth and, as a result, bias-free data (Khosro Anjom; Vaccarino; Socco, 2024). This assumption is reasonable as numerical modeling is already a part of many traditional workflows (e.g., full-waveform inversion [FWI] and impedance inversion). Nevertheless, an ML model that is trained solely by synthetic labeled data can underperform when it is applied to a real data set due to a distribution mismatch between synthetic and real data.

### Gap Training on synthetic data and real data applications

Setup, Conditioning synthetic data for training, Data transformations, Deep learning framework (ALKHALIFAH; WANG; OVCHARENKO, 2022)

### Synthesizing a realistic seismic training data set

(Jing et al., 2024) incorporate prior geologic patterns and seismic imaging features for supervised convolutional neural network-based intracratonic strike-slip fault detection

### Building realistic structure models to train CNNs

(Wu et al., 2020) propose a workflow to automatically generate realistic geologic models that are further used to simulate synthetic seismic images to train deep CNNs for predicting faults, relative geologic time volumes, and horizons in field seismic images.

### Automated seismic semantic segmentation

using attention U-Net (AlSalmi; Elsheikh, 2024)  introduce a new convolutional neural network (CNN)-based U-net architecture enriched with performance boosting add-ons. Their method applies some of the latest advancements in computer vision techniques for seismic semantic segmentation tasks and has obtained performance comparable to the state-of-the-art.

### Seismic data reconstruction and its uncertainty quantification

Combining unsupervised deep learning and Monte Carlo dropout (Chen; Liu, 2024) propose a novel unsupervised deep-learning framework for seismic data reconstruction and associated uncertainty quantification. The proposed approach not only significantly improves the reconstruction accuracy compared to the benchmark methods but also provides the reconstruction uncertainty to help decision making.

### Seismic attribute analysis in a turbidite reservoir

With a combination of convolutional autoencoder and random forest (Wang et al., 2024) propose a new deep-learning workflow integrating unsupervised and supervised learning for seismic interpretation. By joining different inputs including the latent eigenvalues from a convolutional autoencoder and the traditional seismic attributes, their method delivers smoother facies classification, 16% more accurate sandstone prediction, and sharper depositional insights for the Shahejie Formation turbidite reservoir.

### Imbalanced data lithology identification

Using a semisupervised learning (Yin et al., 2024) introduce a class-rebalancing self-training (CReST) framework aiming at mitigating the challenges arising from imbalanced lithology distribution and limited labeled data in lithology identification. By leveraging logging data and a constrained set of labels, the CReST framework demonstrates substantial improvement, achieving a precision boost of more than 20% for categories with limited samples.

### Paleokarst caves recognition

From seismic response simulation to convolutional neural network detection (Zhu et al., 2024) introduce a novel approach using a CNN to identify cave features in 3D seismic data, circumventing traditional labeling challenges by generating synthetic seismic data for training. Through comparison with established techniques, the authors demonstrate that their method offers more accurate cave feature detection and surpasses other CNN-based approaches in paleokarst characterization.

## Aumentar descrição das figuras no texto

## Verificar a correção da figura

Sim. Input é o correto.

Na versão que estou vendo está grafado corretamente como input, não está inouts.

## Um erro no texto do algoritmo. Corrigir

# Publicação

## IEEE ACESS

The Article Processing Charge (APC) for IEEE Access is US$2,075 for papers submitted in 2025. This charge applies to articles published in the journal after acceptance. IEEE members receive a 5% discount, and members of some IEEE societies (like IEEE EMB and IEEE VTS) receive a 20% discount. These discounts cannot be combined, and they do not apply to undergraduate or graduate students.

[**At a Glance**](https://ieeeaccess.ieee.org/about-ieee-access/learn-more-about-ieee-access/)

* **Journal:** IEEE *Access*
* **Format:** Open Access
* **Frequency:** Continuous
* **Submission to Publication:** 4-6 weeks (typical)
* **Topics:** All topics in IEEE
* **Average Acceptance Rate:** 27%
* **Impact Factor:** 3.6
* **Model:** Binary Peer Review
* **Article Processing Charge:** US $2,075

[Submission Guidelines - IEEE Access](https://ieeeaccess.ieee.org/guide-for-authors/submission-guidelines/)

# Bibliografia

ALSALMI, Haifa; ELSHEIKH, Ahmed H. Automated seismic semantic segmentation using attention U-Net. **GEOPHYSICS**, v. 89, n. 1, p. WA247–WA263, jan. 2024.

CHEN, Gui; LIU, Yang. Combining unsupervised deep learning and Monte Carlo dropout for seismic data reconstruction and its uncertainty quantification. **GEOPHYSICS**, v. 89, n. 1, p. WA53–WA65, jan. 2024.

CHOI, Byunghoon *et al.* Synthetic seismic data generation with pix2pix for enhanced fault detection model training. **Computers & Geosciences**, v. 197, p. 105879, 1 mar. 2025.

DI, Haibin *et al.* Latest advancements in machine learning for geophysics — Introduction. **GEOPHYSICS**, v. 89, n. 1, p. WAi-WAii, jan. 2024.

FERREIRA, Rodrigo S. *et al.* Generating Sketch-Based Synthetic Seismic Images With Generative Adversarial Networks. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, v. 17, n. 8, p. 1460–1464, ago. 2020.

HENRIQUES, Luis *et al.* **Generating Data Augmentation samples for Semantic Segmentation of Salt Bodies in a Synthetic Seismic Image Dataset**. arXiv, , 15 jun. 2021. Disponível em: <http://arxiv.org/abs/2106.08269>

JING, Jiankun *et al.* Synthesizing a realistic seismic training data set incorporating prior geologic patterns and seismic imaging features for supervised convolutional neural network-based intracratonic strike-slip fault detection. **GEOPHYSICS**, v. 89, n. 5, p. IM41–IM60, set. 2024.

KHOSRO ANJOM, Farbod; VACCARINO, Francesco; SOCCO, Laura Valentina. Machine learning for seismic exploration: Where are we and how far are we from the holy grail? **GEOPHYSICS**, v. 89, n. 1, p. WA157–WA178, jan. 2024.

WANG, Qiannan *et al.* Seismic attribute analysis with a combination of convolutional autoencoder and random forest in a turbidite reservoir. **GEOPHYSICS**, v. 89, n. 1, p. WA207–WA217, jan. 2024.

WU, Xinming *et al.* Building realistic structure models to train convolutional neural networks for seismic structural interpretation. **GEOPHYSICS**, v. 85, n. 4, p. WA27–WA39, jul. 2020.

YIN, Shitao *et al.* A class-rebalancing self-training semisupervised learning for imbalanced data lithology identification. **GEOPHYSICS**, v. 89, n. 1, p. WA1–WA11, jan. 2024.

ZHOU, Yang *et al.* Generating Non-Stationary Textures using Self-Rectification. *In*: PROCEEDINGS OF THE IEEE/CVF CONFERENCE ON COMPUTER VISION AND PATTERN RECOGNITION. **Anais**... 2024.

ZHU, Donglin *et al.* Paleokarst caves recognition from seismic response simulation to convolutional neural network detection. **GEOPHYSICS**, v. 89, n. 1, p. WA265–WA277, jan. 2024.

# Anexos

## Comments to the Author

Dear Luciano,

In general, we allow the resubmission of rejected papers. However, we expect significant changes in these cases that sufficiently address all reviewer comments. Please refer to the original submission in the cover letter and provide a point-to-point response to the received comments and a version with marked changes additionally to a clean version of the revised manuscript.

Best,

Ronny

## Reviewer 1

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| The authors propose a generative method for synthetic training sampling | Impacto | Ação | Tarefas |
| 1. The motivation for using VAE should be further explained. Many generative methods exist, such as GAN or diffusion. What is the advantage of VAE in this task? | médio | Justificar uso de VAE |  |
| 1. The description of the VAE method should be rewritten. First, the formulas are not very related to this paper's innovation and should be simplified. Second, the authors should use more geophysics than pure mathematical or deep learning languages. | médio | Reescrever seguindo orientação da area geofísica: ou seja, simplificar com mais uso de terminologia geofísica, menos matemática pura e linguagem de deep learning. |  |
| 1. It is suggested to give a sketch of the proposed method and the architecture of the network. | médio | Apresentar esboço do método e da arquitetura da rede | feito |
| 1. Algorithm 1 is too simple to get the details. | baixo | Junto com 3, melhorar apresentação do algoritmo |  |
| 1. No comparison results are given. The author should include state-of-the-art methods for comparison. | alto | Ampliar a pesquisa com outros métodos do estado da arte:   1. Métodos do estado de arte de geração 2. Comparação de resultados | em andamento |
| 1. The subfigures should be described in detail rather than using a simple title for each one. For example, I don't know what each figure means in Figure 3. | baixo | Aumentar descrição das figuras no texto |  |
| 1. Fig. 5. Image zones used as ‘inouts’ to the seismic image synthesis process. ‘inouts’-’inputs’? | baixo | Sim. Input é o correto.  Verificar a correção. Na versão que estou vendo está grafado corretamente como input, não está inouts. | feito |
| 1. A schema of the proposed method is presented in ‘Algorithm III-A0d’. No A0d is given. | baixo | Um erro no texto do algoritmo. Corrigir |  |