

Técnicas de IA Generativa – Redes Adversárias e Modelos de Difusão

Redes Adversárias Generativas (GANs)

As GANs (Generative Adversarial Networks) foram propostas por Ian Goodfellow em 2014. Elas consistem em duas redes neurais profundas que competem entre si em um processo de aprendizado adversarial:

- Gerador (G): cria amostras falsas tentando imitar os dados reais.
- Discriminador (D): tenta distinguir entre amostras reais e falsas.

Durante o treinamento, o gerador busca enganar o discriminador, enquanto este tenta melhorar sua capacidade de identificar falsificações. Esse jogo competitivo resulta em uma melhoria mútua até que o gerador produza dados quase indistinguíveis dos reais.

Funcionamento

1. O gerador recebe um vetor de ruído (por exemplo, números aleatórios).
2. Ele transforma esse ruído em uma amostra sintética (por exemplo, uma imagem).
3. O discriminador recebe tanto amostras reais quanto falsas e calcula a probabilidade de serem reais.
4. Ambos os modelos são ajustados com base em seus erros — o gerador aprende a produzir amostras mais convincentes, e o discriminador, a identificar melhor as falsificações.

Aplicações

- Geração de imagens realistas: rostos humanos, paisagens e objetos.
- Aprimoramento de imagens: aumento de resolução (super-resolução).
- Transferência de estilo artístico: converter fotos em estilos de pintura.
- Geração de dados sintéticos: útil para treinar modelos de IA quando há poucos dados reais.

Modelos de Difusão

Os Modelos de Difusão (Diffusion Models) são uma abordagem mais recente, popularizada por modelos como DDPM (Denoising Diffusion Probabilistic Models) e Stable Diffusion. Eles se inspiram em processos físicos de difusão: adicionam ruído progressivamente aos dados e aprendem a revertê-lo, reconstruindo a amostra original.

Funcionamento

1. Etapa de difusão (forward): adiciona-se ruído gradualmente a uma imagem real até que ela se torne puro ruído.
2. Etapa de reversão (reverse): um modelo neural aprende a inverter o processo, removendo o ruído passo a passo para reconstruir a imagem original.
3. Após o treinamento, o modelo pode gerar novas imagens iniciando com ruído puro e aplicando o processo inverso aprendido.

Aplicações

- Geração de imagens e arte digital (Stable Diffusion, Midjourney, DALL·E).
- Criação de texturas e ambientes 3D para jogos.
- Restauração de imagens danificadas (remoção de ruídos e falhas).
- Geração de áudio e voz sintética.
- Design assistido (arquitetura, produtos, publicidade).

Comparativo entre GANs e Modelos de Difusão

Aspecto	Redes Adversárias (GANs)	Modelos de Difusão
Ano de origem	2014 (Goodfellow et al.)	2020 (Ho et al.)
Princípio básico	Competição entre gerador e discriminador	Reversão de processo de ruído
Estabilidade do treinamento	Difícil (pode divergir facilmente)	Estável e previsível
Qualidade das imagens	Alta, mas sujeita a artefatos	Muito alta, com detalhes finos
Velocidade de geração	Rápida após o treinamento	Mais lenta (múltiplas etapas de amostragem)
Condicionamento textual	Limitado	Amplamente suportado