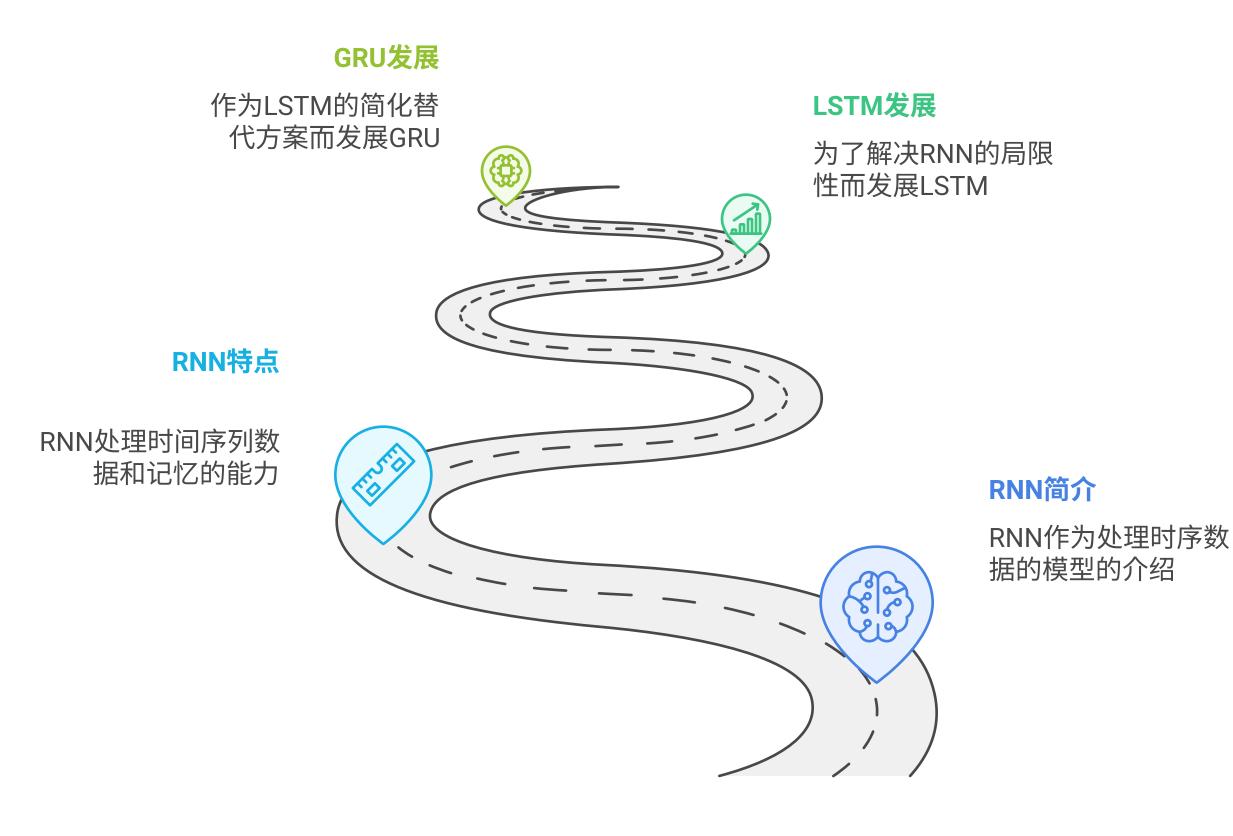
基础模型架构

- 1. **RNN(循环神经网络)** - 特点:
- - 处理时序数据的模型,能够记忆输入的历史信息,适用于时间序列、自然语言处理(NLP)、语音 - 扩展和改进: LSTM(长短期记忆网络)、GRU(门控循环单元)。

RNN及其变体



2. **CNN (卷积神经网络) **

ResNet

扩展和改进:深度卷积网络(如ResNet、Inception、VGG)、全卷积网络(FCN)、Capsule



用于将图像作为序列处

ViT

理的模型

3. **Transformer**

- 特点:基于自注意力机制,能够在长序列中捕捉全局的依赖关系,特别擅长处理文本数据。

Transformer模型

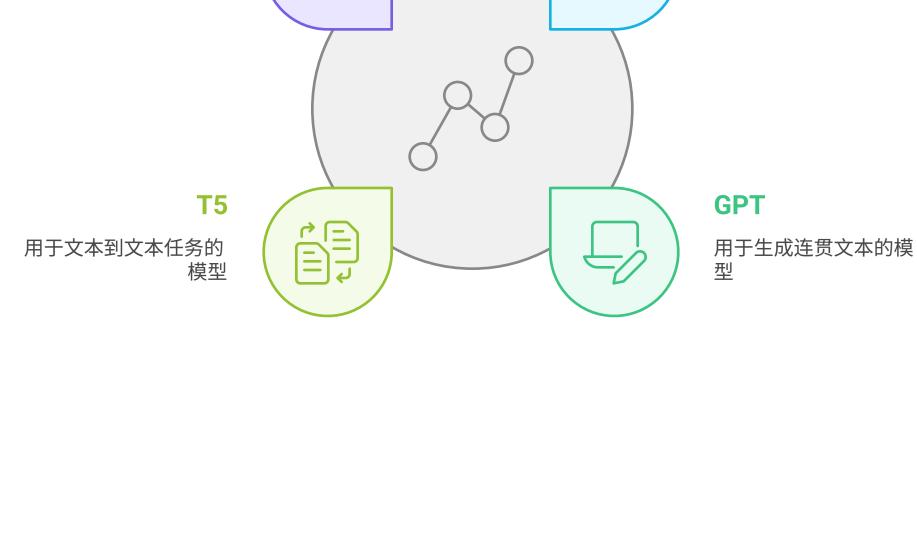
- 应用: 自然语言处理(NLP)、图像处理、语音生成等任务。

- 扩展和改进: BERT、GPT、T5、ViT(Vision Transformer)。

BERT

模型

用于理解文本上下文的



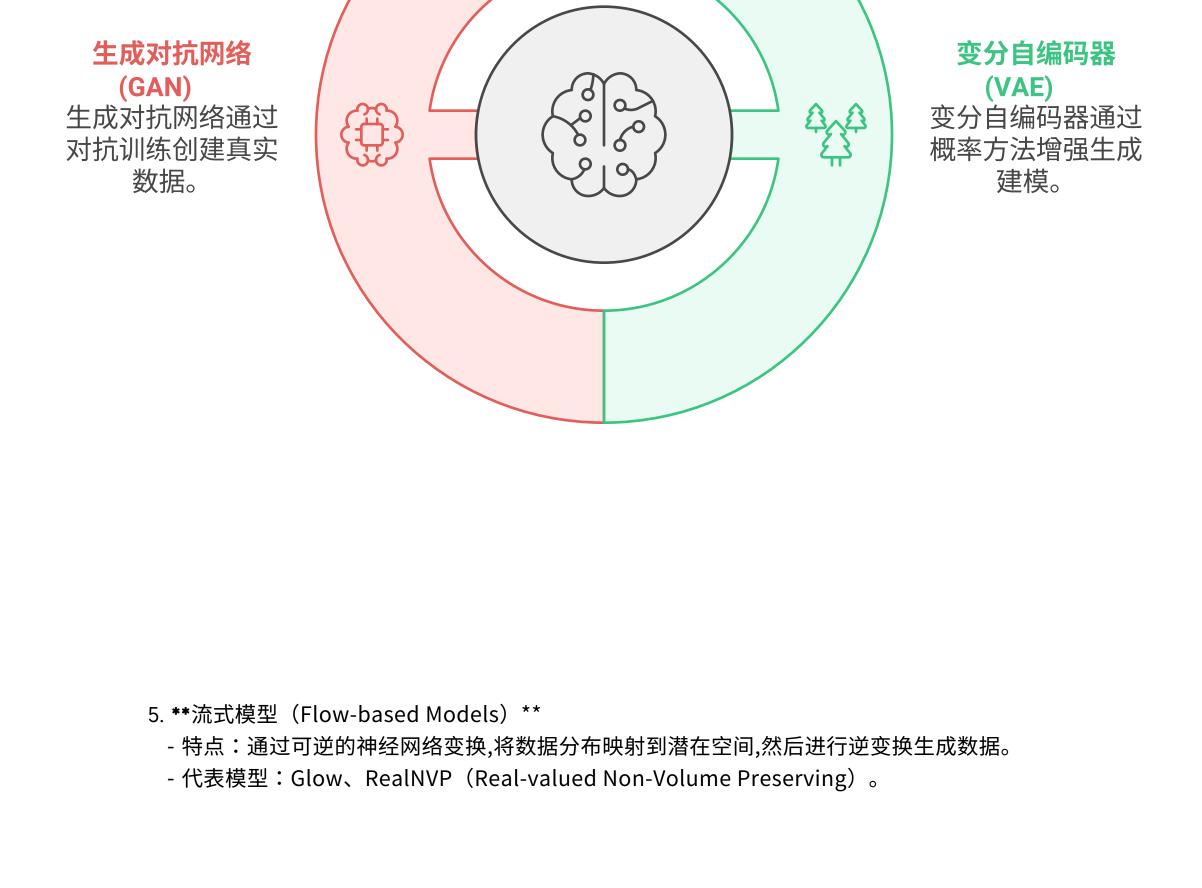
4. **自编码器(Autoencoder)**

- 特点:通

自编码器变体

过编码器将输入压缩到潜在空间,再通过解码器将潜在空间重建成原始输入,常用于数据压缩、降

- 扩展和改进: VAE(变分自编码器)、GAN(生成对抗网络)。



流式模型数据转换

生成的数据

Q-learning

一种无模型的强化

习动作的价值来进

一种通过调整动作

概率直接优化策略

的方法。

学习算法,通过学

行决策。

映射到潜在空间

数据分布

A3C

用多个智能体来提

一种使用神经网络

来近似Q值的深度

学习方法。

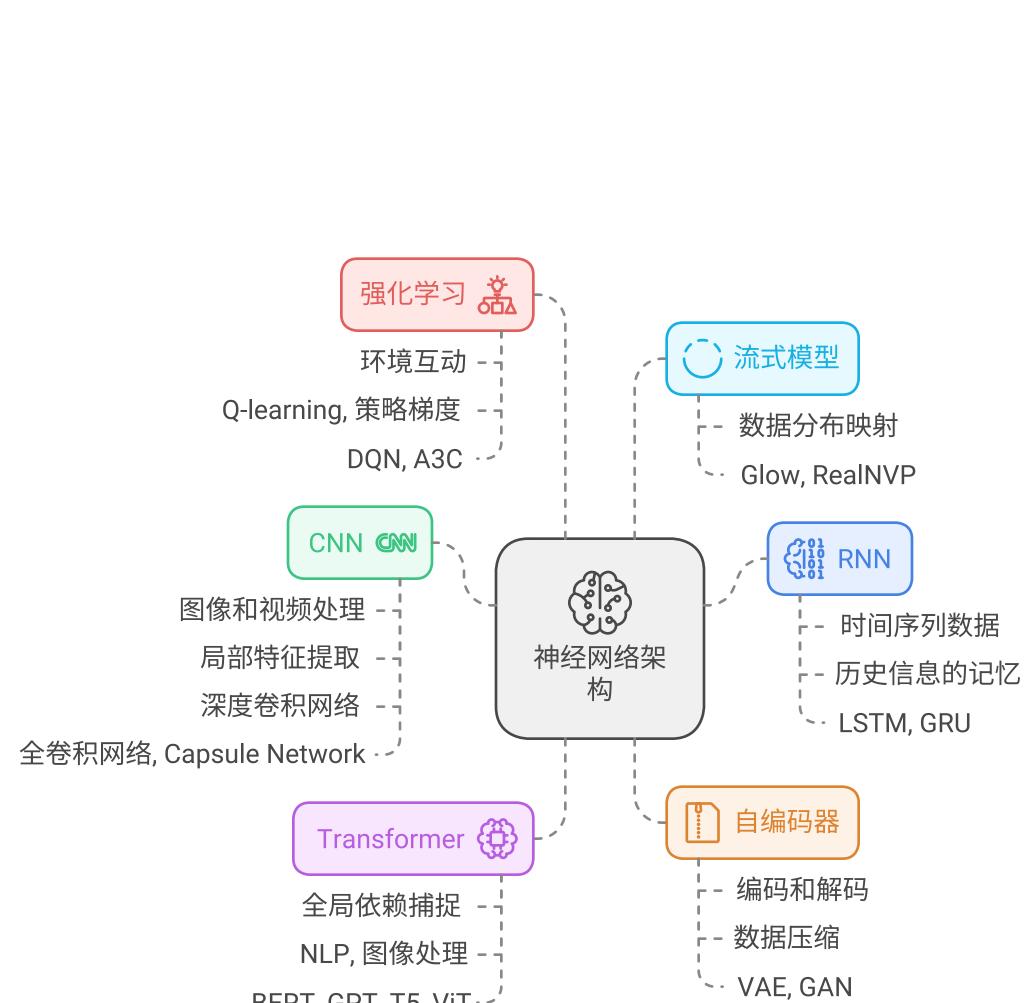
高学习效率。

一种异步方法,使

逆变换 6. **强化学习(Reinforcement Learning)** - 特点:通过与环境互动学习最优策略的模型,适用于游戏、机器人控制等领域。 - 基本架构:基于Q-learning或策略梯度(Policy Gradient)算法,也有使用神 经网络(如DQN、A3C)的深度强化学习模型。

强化学习方法

策略梯度 **DQN**



人工智能模型架构

BERT, GPT, T5, ViT

流式模型

用于生成任务的数

据分布映射

建

