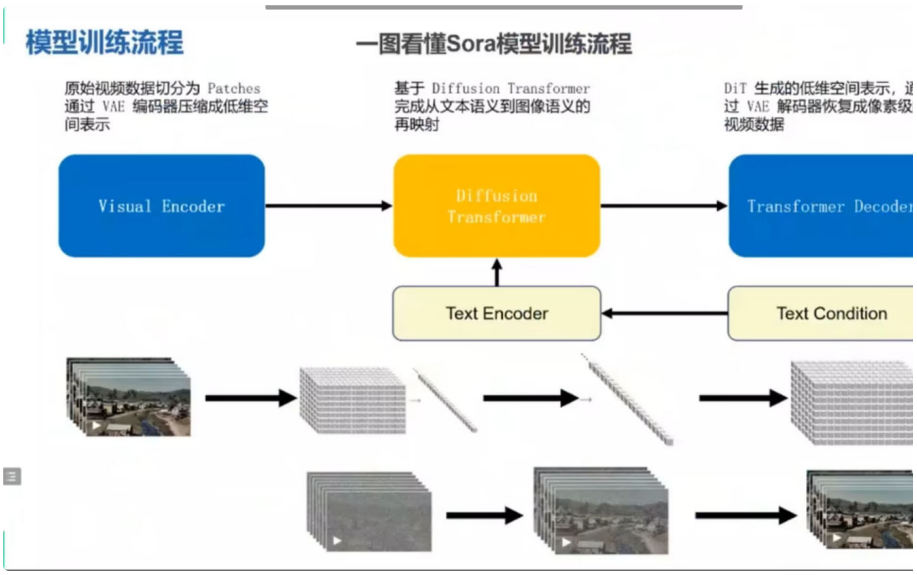
Sora_Task1

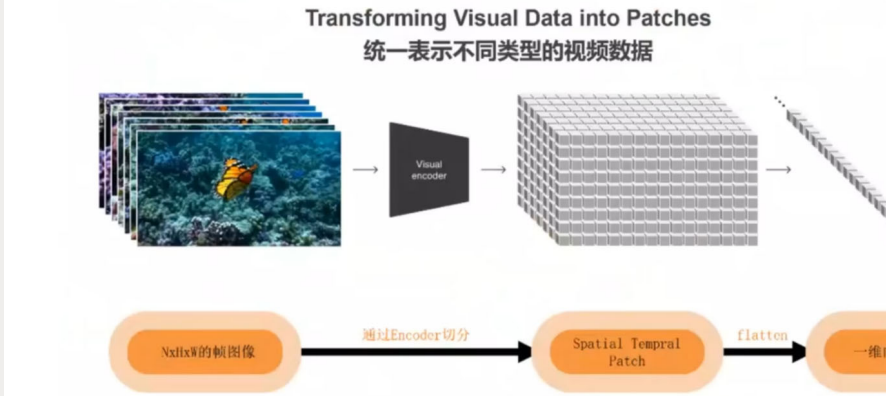
Sora 目前具有的能力

> 1、文本到视频生成能力：Sora能够根据用户提供的文本描述生成**长达60S**的视频，这些视频不仅觉品质，具有很好的连续性，而且完整准确还原了用户的提示语。
>
> 2、复杂场景和角色生成能力：Sora能够生成包含多个角色、特定运动类型以及主题精确、背景细场景。它能够创造出**生动的角色表情和复杂的运镜**，使得生成的视频具有高度的逼真性和叙事效果
>
> 3、语言理解能力：Sora拥有深入的语言理解能力，能够准确解释提示并生成能表达**丰富情感**的角得模型能够更好地理解用户的文本指令，并在生成的视频内容中忠实地反映这些指令。
>
> 4、多镜头生成能力：Sora可以在**单个生成的视频中创建多个镜头**，同时保持角色和视觉风格的一种能力对于制作电影预告片、动画或其他需要多视角展示的内容非常有用。
>
> 5、从静态图像生成视频能力：Sora不仅能够从文本生成视频，还能够从现有的**静态图像开始，准化图像内容**，或者扩展现有视频，填补视频中的缺失帧。
>
> 6、物理世界模拟能力：Sora展示了人工智能在理解真实世界场景并与之互动的能力，这是朝着实工智能（AGI）的重要一步。它能够模拟真实物理世界的运动，如物体的移动和相互作用。

Sora模型训练流程



1.原始数据切分成 `Patches` ，再通过VAE编码器压缩成低维空间表示（压缩映射）

> 1.1统一表示成不同类型的视频数据
>
> 通过
>
> 
>

2.基于 `DiT` (Diffusion Transformer)架构完成 **文本语义**到**图像语义**的再度映射

> 扩散模型 `DDPM`
>
> 先对图像加上噪声（一般是高斯噪声），再通过去噪来生成所需要的模型

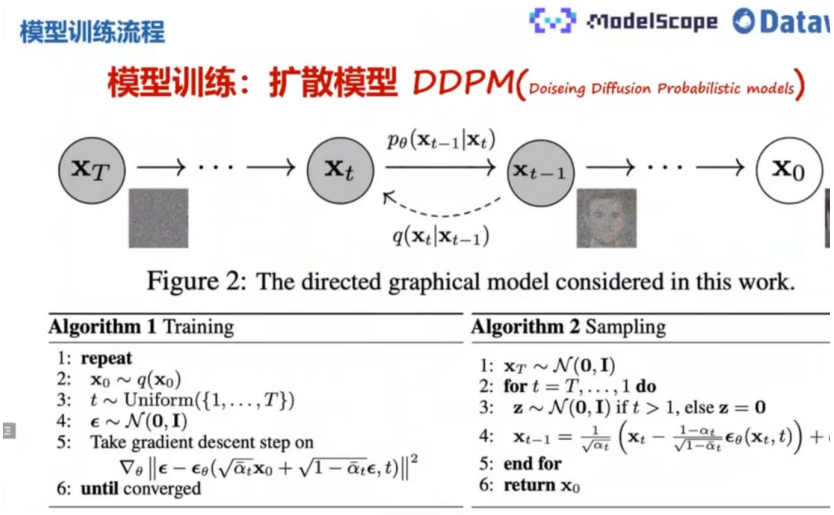


Figure 2: The directed graphical model considered in this work.

Algorithm 1 Training

1: **repeat**
2: $\mathbf{x}_0 \sim q(\mathbf{x}_0)$
3: $t \sim \text{Uniform}(\{1, \dots, T\})$
4: $\boldsymbol{\epsilon} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{I})$
5: Take gradient descent step on
$\nabla_\theta \left\| \boldsymbol{\epsilon} - \boldsymbol{\epsilon}_\theta(\sqrt{\bar{\alpha}_t}\mathbf{x}_0 + \sqrt{1-\bar{\alpha}_t}\boldsymbol{\epsilon}, t) \right\|^2$
6: **until** converged

Algorithm 2 Sampling

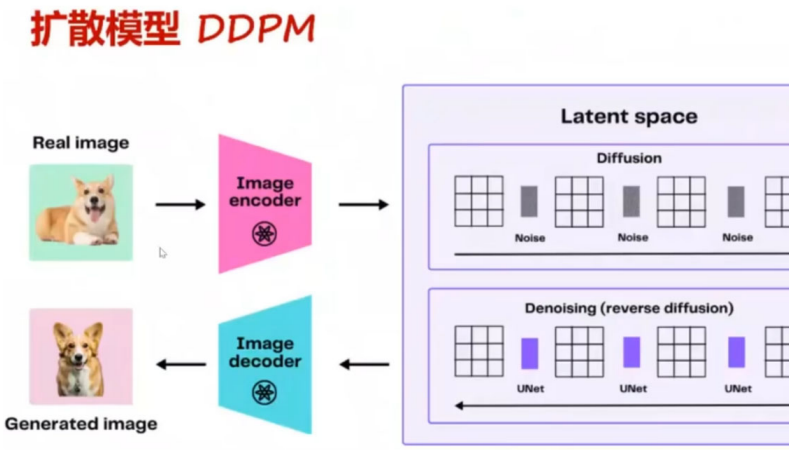
1: $\mathbf{x}_T \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{I})$
2: **for** $t = T, \dots, 1$ **do**
3: $\mathbf{z} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{I})$ if $t > 1$, else $\mathbf{z} = \mathbf{0}$
4: $\mathbf{x}_{t-1} = \frac{1}{\sqrt{\alpha_t}} \left(\mathbf{x}_t - \frac{1-\alpha_t}{\sqrt{1-\bar{\alpha}_t}} \boldsymbol{\epsilon}_\theta(\mathbf{x}_t, t) \right) +$
5: **end for**
6: **return** $\mathbf{x}_0$

基于扩散模型主干的 U-Net

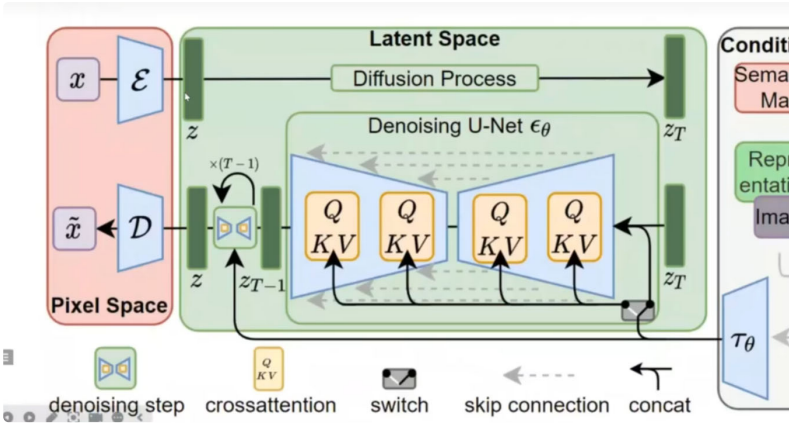
先通过 Image encoder 将真实的图像映射到潜空间 Latent space 中，然后在 Latent
中进行加噪和去噪的步骤，最后将 Latent space 映射回图像域中（通过 image dec
此来获得生成的图像。

U-Net的优势

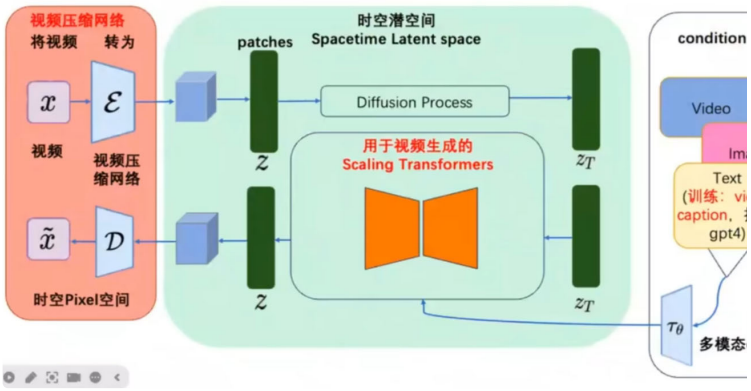
可以降低计算量来完成任务



Stable Diffusion 的训练过程



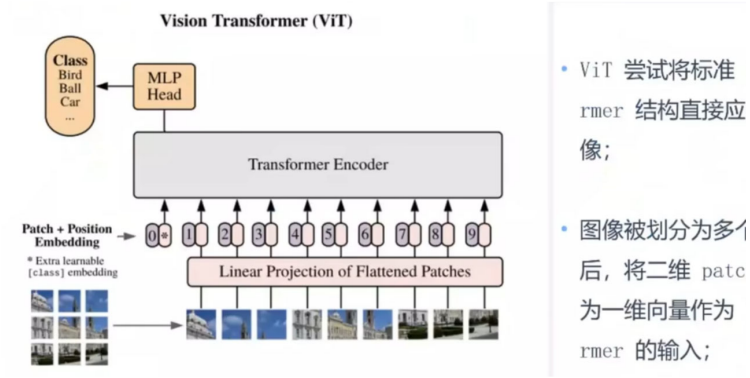
猜测的Sora训练模型



3. DiT 生成的低维空间表示，通过VAE解码器恢复成像素级的视频数据

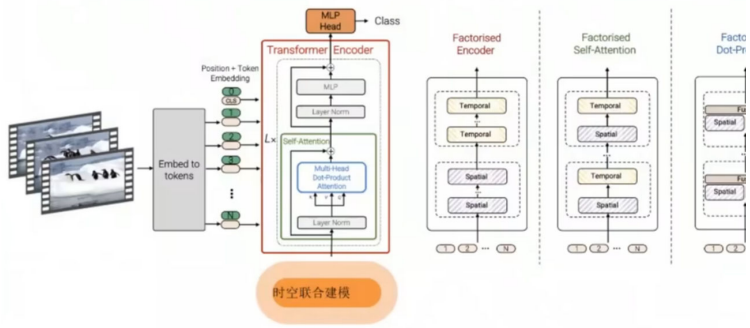
ViT (Visual Transformer)

CV领域通过借鉴NLP的Transformer模型来进行任务。Patches 类似于NLP中的
的概念



ViViT

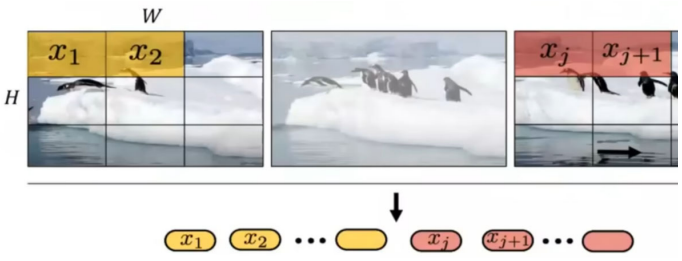
视频信息中还有这时间与空间的信息，谷歌提出了三种处理的架构：时间空间先
并列进行，但是实际结果相差不大。



如何 Patch 化

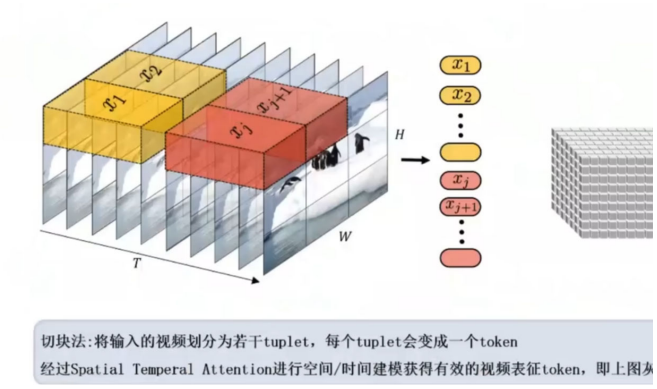
摊大饼法

输入帧中均匀采样，然后采用 ViT 相同的法子嵌入帧中，并将token连接在



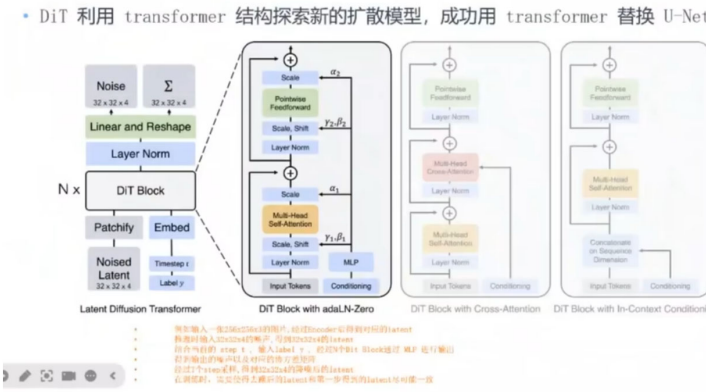
切块法

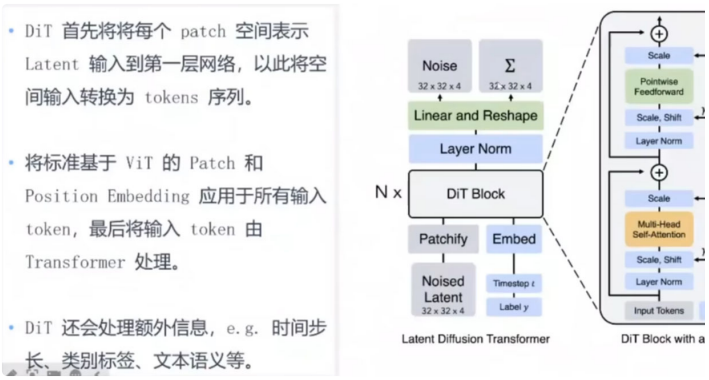
视频作为一个大的立方体切成一个个小的立方体（也就是 patches ）



DiT Diffusion Transformer

模型架构





Sora的技术难点猜测（原理上不难，工程实现有很大难度）

- 训练数据
  - 训练中加入了物理引擎
  - 训练数据的质量高影响训练的结果
- Scale up程度
  - 在OpenAI之前的基础上开展的进一步工作（DALL,CLIP等），考虑到实现的可能性和技术路径承。
  - 约莫是百亿级别的参数量
- 训练收敛的trick
- 如何实现长文本的支持
  - 视频是一下子生成60s的视频，没法进行两个视频的拼接（观点）
- 如何实现视频中实体单独高质量和一致性?
- VAE如何进行视频的压缩?

Unlinked References