

当然可以。为了方便您复制到 Mac 上的 Pages 文稿中，我将使用清晰的标题和表格结构来呈现中俄双语演讲稿。

组会演讲稿：生成模型——两大巨头的对决 (Генеративные Модели: Поединок Титанов)

幻灯片 1: 引言 (Введение)

汉语 (中文)	俄语 (Русский)
各位导师/同事，今天，我们来对比深度学习中两个最重要的生成模型：生成对抗网络 (GAN) 和 去噪扩散概率模型 (DDPM)。	Доброе утро/день, уважаемые преподаватели/коллеги. Сегодня мы сравним две доминирующие архитектуры: Генеративно-состязательные сети (GAN) и Диффузионные вероятностные модели (DDPM).
GAN 是一种动态的、对抗性的游戏，像假币制造者和警察之间的较量。	GAN — это динамичная, состязательная игра между двумя сетями, подобная поединку фальшивомонетчика и полиции.
DDPM 则是一个有条不紊、循序渐进的过程，就像雕塑家从一块无形噪声中，逐步去除多余部分来创造杰作。	DDPM — это методичный, пошаговый процесс, подобный скульптору, который создает шедевр из глыбы бесформенного шума, постепенно удаляя лишнее.

幻灯片 2: 分析计划 (План Анализа)

汉语 (中文)	俄语 (Русский)
我们的分析将分为五个回合：1. GAN 的核心机制；2. DDPM 的创新原理；3. 直接对比；4. 评估标准；5. 实际应用。	Наш анализ будет состоять из пяти раундов: 1. Основы GAN; 2. Принципы DDPM; 3. Прямое сравнение; 4. Критерии оценки; 5. Применение на практике.

幻灯片 3 & 4: 第一回合 – GAN 机制 (Раунд 1 – Механизм GAN)

汉语 (中文)	俄语 (Русский)
GAN 的核心是一个两人最小最大博弈 (minimax two-player game)。	Ядро GAN — это игра двух игроков по принципу минимакс (minimax two-player game).
生成器 (G) 制造假的图像，试图欺骗判别器。判别器 (D) 试图区分真实数据 (x) 和伪造图像 ($G(z)$)。	Генератор (G) создает поддельные изображения. Дискриминатор (D) пытается отличить настоящие данные (x) от поддельных.
目标函数 $V(D, G)$ 理论上在生成器分布 p_g 与真实数据分布 p_{data} 完全一致时，达到全局最优。	Целевая функция $V(D, G)$. Глобальный оптимум достигается, когда распределение генератора p_g совпадает с реальным распределением данных p_{data} .
GAN 的主要优点是生成速度高：训练完成后，只需要一步前向传播就能生成新的样本。	Ключевое преимущество GAN — высокая скорость генерации. После обучения требуется всего один прямой проход для получения нового образца.
此外，GAN 能够生成锐利和清晰的图像。	GAN способны генерировать очень четкие изображения.

幻灯片 5 & 6: 第二回合 – DDPM 原理与创新 (Раунд 2 – Принцип DDPM)

汉语 (中文)	俄语 (Русский)
DDPM 是一种参数化的马尔可夫链，通过变分推理进行训练。	DDPM — это параметризованная марковская цепь, обученная с помощью вариационного вывода.
前向过程 (Forward Process) 是固定的：它逐步添加高斯噪声，将图像 x_0 变成纯噪声 x_T 。	Прямой процесс фиксирован: он постепенно добавляет гауссов шум, превращая x_0 в чистый шум x_T .
逆向过程 (Reverse Process) 是可学习的：网络（通常是 U-Net）学习逆转这个加噪过程，从 x_T 逐步恢复到 x_0 。	Обратный процесс обучаемый: нейросеть (U-Net) учится обращать вспять процесс, итеративно удаляя шум для восстановления x_0 .
DDPM 的关键创新在于，它与去噪得分匹配 (Denoising Score Matching) 等价，这允许使用简化的损失函数 L_{simple} 。	Ключевая инновация: установлена эквивалентность с De-noising Score Matching, что позволило использовать упрощенную функцию потери L_{simple} 。
这个简化目标使得模型只需预测在每一步添加的噪声 ϵ 。DDPM 在图像质量方面取得了领先的 FID 分数，例如在 CIFAR10 上达到 3.17。	Сеть пытается предсказывать добавленный шум ϵ 。DDPM достигли State-of-the-art результатов, например, FID 3.17 на CIFAR10.

幻灯片 7: 第三回合 – 比较分析 (Раунд 3 – Сравнительный Анализ)

汉语 (中文)	俄语 (Русский)
训练稳定性方面，GAN 经常不稳定，容易出现模式崩溃 (mode collapse)。	GAN часто нестабилен, склонен к коллапсу мод (mode collapse).
DDPM 则在训练过程中非常稳定和可预测，很少出现收敛问题。	DDPM в целом устойчивы и предсказуемы в процессе обучения.
生成速度方面，GAN 相对较高，只需一次前向传播。	Скорость генерации GAN относительно высокая — требуется один прямой проход.
DDPM 相对较慢，因为它需要 T=1000 步或更多的迭代过程进行去噪。	DDPM относительно медленна, так как требуется итеративный процесс из множества шагов (T=1000 и более).
生成质量方面，DDPM 能够展示极高的分辨率和最精细的细节。	По качеству DDPM демонстрируют исключительно высокое разрешение и проработку мельчайших деталей.

幻灯片 8：第四回合 – 损失函数与评估 (Раунд 4 – Функции Потери и Оценки)

汉语 (中文)	俄语 (Русский)
<p>GAN 的损失函数是最小最大值函数 $V(D, G)$, 它反映了对抗性博弈, 目标是寻找纳什均衡。</p>	<p>Функция потери GAN — минимаксная функция $V(D, G)$, цель которой — найти равновесие Нэша.</p>
<p>DDPM 的损失函数是简化的加权变分下界 L_{simple}, 它基于均方误差 (MSE) 来预测噪声。</p>	<p>Функция потери DDPM — упрощенная взвешенная вариационная граница L_{simple}, основанная на MSE для измерения ошибки между истинным и предсказанным шумом.</p>
<p>用于衡量生成图像整体质量和多样性的指标是 FID (Fréchet Inception Distance) 和 Inception Score (IS)。</p>	<p>Для оценки общего качества и разнообразия изображений используются FID и Inception Score (IS).</p>
<p>对于图像修复任务 (如超分辨率), 我们使用 PSNR 和 SSIM 来评估像素级别的重建误差和结构相似性。</p>	<p>Для задач восстановления (Super-Resolution, Denoising) используются PSNR и SSIM, измеряющие ошибку реконструкции и структурное сходство.</p>

幻灯片 9, 10 & 11: 第五回合 – 结论与应用 (Раунд 5 – Приложения и Выводы)

汉语 (中文)	俄语 (Русский)
在应用中, GAN 可以通过改进的 StyleGAN2 架构, 用于遥感图像的数据增强, 以解决目标检测中样本不足的问题。	GAN (на основе StyleGAN2 с дискриминатором U-Net) используется для аугментации данных спутниковых снимков и решения проблемы дефицита образцов.
两种模型都能成功用于音频信号恢复。DDPM 擅长精细重建, 而 GAN 生成的频谱图看起来非常逼真。	Обе модели успешно используются для восстановления аудиосигналов . DDPM лучше справляется с детальной реконструкцией ; GAN генерирует реалистичные спектрограммы .
最终, 模型的选择是一个工程上的权衡: 速度 vs. 质量。	В конечном итоге, выбор модели — это инженерный компромисс: скорость против качества .
如果您的首要任务是速度 (例如实时系统), 请选择 GAN。其优势是快速推理 (单次通过)。	Выбирайте GAN, если ваш приоритет — СКОРОСТЬ. Преимущество — быстрый инференс (один проход).
如果您的首要任务是质量 (例如医疗可视化), 请选择 DDPM。其优势是顶级的质量和稳定性, 但需要较高的计算资源。	Выбирайте DDPM, если ваш приоритет — КАЧЕСТВО. Преимущество — State-of-the-art качество и высокая стабильность , но требует высоких вычислительных ресурсов.
谢谢。期待您的提问。	Спасибо. Жду ваших вопросов.