Rectified Flow：直线快速流的中英双语深读

Flow Straight and Fast — an original bilingual methods companion

Xingchao Liu · Chengyue Gong · Qiang Liu

底本 arXiv:2209.03003v1（2022-09-07）· 英文原版 41 页
https://arxiv.org/pdf/2209.03003v1
编制日期：2026-11-25

> 原创中英双语方法深读版。覆盖摘要主旨、正文 §§1–5 的全部核心方法与实验、关键证明和局限性；英文是原创 commentary，中文为对应讲解。arXiv 底本许可为非独占分发许可，本册不冒充逐段全文译本。

阅读路线

摘要导读：学习可模拟的运输，而不只拟合直线标签
第 1 节：生成与域迁移共享同一个运输问题
第 2.1 节：训练目标与最优条件速度
第 2.1 节：交叉为何迫使轨迹重新接线
第 2.2 / 3.1 节：边缘守恒，而非联合轨迹守恒
第 2.2 / 3.2 节：凸运输代价不增的两次 Jensen
第 2.2 节：Reflow 改变的是监督耦合
第 2.2 / 3.3 节：直线必须同时匀速
第 3.3–3.4 节：直耦合与最优传输不等价
第 2.3 / 3.5 节：一般插值、DDIM 与时间重参数化
第 2.2 节：蒸馏保持教师映射，Reflow 重新选择映射
第 4 节：ODE、SDE 与任务语义的边界
第 5.1–5.2 节：CIFAR-10 的全部关键模型状态
第 5.2 节：高分辨率、轨迹外推与图像编辑
第 5.3 节：图像迁移引入了特征加权目标
第 5.4 节：域适配结果的差异要按数值陈述
局限性与底本勘误：理论条件不能被实现省略
面向动作流与事件测速：优先验证耦合和时间轴
附录 A：四百万教师端点与一步 LPIPS 蒸馏

摘要导读：学习可模拟的运输，而不只拟合直线标签

英文原文 PDF 第 1 页 · Abstract

Rectified Flow 从两个分布中的端点对出发，把端点差作为速度监督，学习一个能够从源分布推进到目标分布的 ODE。最初的插值线虽然笔直，却可能在同一时间相交；若只知道当前位置，就无法确定应该沿哪条线前进。回归学习出的条件平均速度把这些线索改造成可因果模拟、单值的动力学。

第一轮 rectification 已经改变端点配对；Reflow 再使用模型自己生成的端点对重新训练，使后续流更接近匀速直线。最后的蒸馏则直接拟合端点映射，目标是提高一步推理质量。把“线性插值监督”“Reflow 拉直”和“单步蒸馏”分开，才能读懂论文中的理论与实验。

第 1 节：生成与域迁移共享同一个运输问题

英文原文 PDF 第 1–3 页 · §1 Introduction

把源分布记为 π_0、目标分布记为 π_1，目标是在 $Z_0 \sim \pi_0$ 时构造 $Z_1 = T(Z_0) \sim \pi_1$。源是高斯噪声时，这就是生成；源是另一组图像时，就是域迁移。理论形式相同，并不意味着所有任务的好映射都相同：在边缘分布固定时，端点之间仍有许多不同配对。

最优传输通过给定代价函数选择配对，而本文优先追求“足够直、易求解”的流。两种目标有关联，却不是同一个目标。即使一个映射分布匹配很好，也未必保留人物身份、任务语义或机器人动作安全约束；这些必须通过额外条件、损失或下游指标体现。

第 2.1 节：训练目标与最优条件速度

英文原文 PDF 第 4–6 页 · §2.1; Algorithm 1; Eqs. (1)–(2)

一次训练样本由端点对 (X_0, X_1) 和均匀时间 t 组成。输入状态是 $X_t = (1-t)X_0 + tX_1$，标签是 $X_1 - X_0$。端点可以来自任意耦合；实际缺少配对数据时，第一轮通常独立采样。平方误差的理想最优解，是当前状态与时间下端点差的条件期望。

训练样本知道未来端点，因此可以直接给出整条直线；真实推理只能看到当前 Z_t，不知道目标 X_1。模型 ODE 必须把“知道未来的插值”改造成只依赖当前状态的规则。这个 causalization（因果化）是方法成立的关键，而不只是一个直线回归技巧。

$$X_t = (1-t)X_0 + tX_1, \qquad \min_\theta \mathbb{E}_{t,X_0,X_1} \| v_\theta(X_t, t) - (X_1 - X_0) \|^2,$$

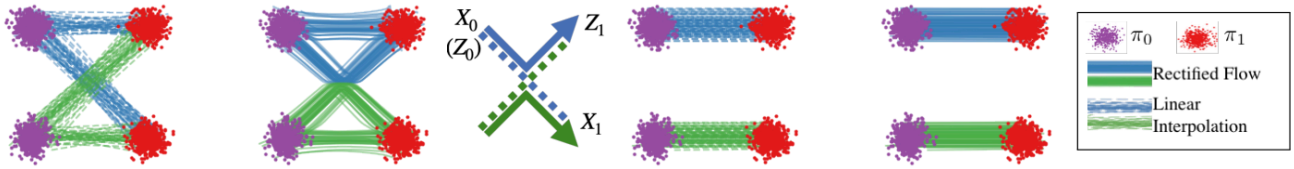
$$v^X(x,t) = \mathbb{E}[X_1 - X_0 \mid X_t = x], \qquad dZ_t = v^X(Z_t, t)\, dt, \quad Z_0 \sim \pi_0.$$

第 2.1 节：交叉为何迫使轨迹重新接线

英文原文 PDF 第 4–6 页 · §2.1 Flows avoid crossing; Figure 2

在同一个时空点 (x, t)，一个具有唯一解的 ODE 只能给出一个速度；随机端点直线却可能要求多个不同方向。条件平均把冲突变成单个速度，实际流因此在交叉附近重新配对粒子。保留下来的是每个时刻的总体概率质量，而不是原来的粒子身份。

“轨迹不相交”必须带上同一时刻和唯一解条件。两条轨迹可以在不同时刻经过同一个空间位置。数据分布存在奇异端点、速度不连续或模型近似误差时，还要另外检查动力学是否良定。图中的重新接线是帮助理解边缘守恒的示意，不是对任意训练网络的无条件保证。



(a) Linear interpolation $X_t = tX_1 + (1-t)X_0$

(b) Rectified flow Z_t induced by (X_0, X_1)

(c) Linear interpolation $Z_t = tZ_1 + (1-t)Z_0$

(d) Rectified flow Z'_t induced by (Z_0, Z_1)

图 2：从随机直线配对到不交叉的 ODE，再用生成端点重建直线耦合。读图关注同一时刻的交叉：ODE 的唯一性禁止在同一位置、同一时刻拥有两个不同速度，并不禁止轨迹在不同时刻经过同一空间位置。

来源：Liu et al., arXiv:2209.03003v1, p.4, Figure 2；中文解释为本导读原创。

第 2.2 / 3.1 节：边缘守恒，而非联合轨迹守恒

英文原文 PDF 第 6; 12–13 页 · §2.2; §3.1, Theorem 3.3

论文证明的是对每个 t 都有 $\mathrm{Law}(Z_t) = \mathrm{Law}(X_t)$。用紧支撑光滑测试函数 h，先写出 $\frac{d}{dt}\mathbb{E}[h(X_t)]$，再对当前位置取条件期望，得到由 v^X 驱动的弱连续性方程。模型流满足同一个方程与初始条件，在适当唯一性条件下，两者的单时刻分布相同。

这不表示整段轨迹的联合分布相同，更不表示 (Z_0, Z_1) 与 (X_0, X_1) 的耦合相同。原来的端点可以独立随机，ODE 则从初值确定终值。边缘守恒和耦合改变能够同时发生，正是 rectification 的作用。

$$\frac{d}{dt}\mathbb{E}[h(X_t)] = \mathbb{E}[\nabla h(X_t)^\top \dot{X}_t] = \mathbb{E}[\nabla h(X_t)^\top v^X(X_t, t)],$$

$$\partial_t \pi_t + \nabla \cdot (v_t^X \pi_t) = 0, \qquad \mathrm{Law}(Z_t) = \mathrm{Law}(X_t).$$

第 2.2 / 3.2 节：凸运输代价不增的两次 Jensen

英文原文 PDF 第 6–7; 13–14 页 · §3.2, Theorem 3.5

代价不增的证明可按两次 Jensen 不等式记忆。先把终点位移写成 ODE 速度的时间积分，由凸性把“积分之后的代价”上界为“代价的时间积分”；再利用每个时刻的边缘守恒，将 Z_t 换成 X_t。此时速度本身又是端点差的条件平均，第二次 Jensen 把它上界回原始端点差的代价。

这说明 rectification 对所有凸位移代价同时不增，而不是针对某一个代价显式求最优。条件包括理想速度估计、有限所需积分以及可整流性。有限网络与数值求解只能近似这些条件，所以工程实现应把代价和端点误差都测出来。

$$\mathbb{E}\, c(Z_1 - Z_0) \le \int_0^1 \mathbb{E}\, c(v^X(Z_t, t))\, dt$$

$$= \int_0^1 \mathbb{E}\, c(\mathbb{E}[X_1 - X_0 \mid X_t])\, dt \le \mathbb{E}\, c(X_1 - X_0).$$

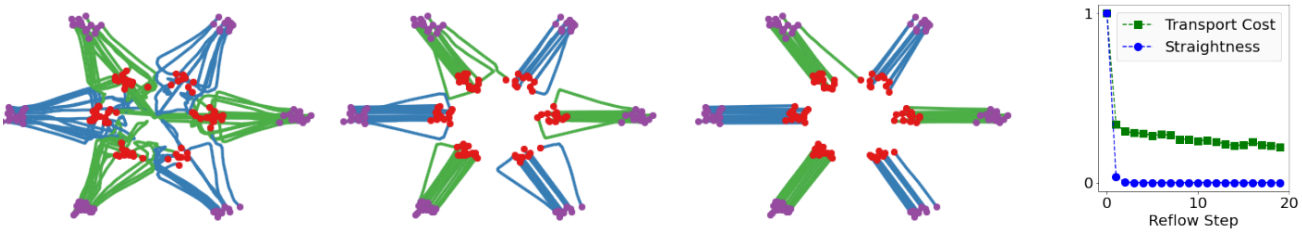
第 2.2 节：Reflow 改变的是监督耦合

英文原文 PDF 第 5–8 页 · §2.2 Reflow and distillation; Algorithm 1

先用已经训练好的流，从源样本生成终点，保存成对数据 $(Z_0^{(k)}, Z_1^{(k)})$；再对这些端点重新做直线插值，训练下一轮速度场。损失看起来没变，变化的是端点的联合分布。如果每轮仍把独立噪声和真实数据随机配对，就没有执行 Reflow。

教师端点要用足够准确的求解器生成，否则学生学到的终点误差里已经混入教师数值误差。新的端点耦合通常更适合低 NFE，但生成数据与再训练本身也消耗算力。本文提醒过多轮数会累计速度估计误差，因此应以少步质量和充分求解质量共同决定是否继续，而不是把轮数当作越多越好的超参数。

$$Z^{(k+1)} = \mathrm{RectFlow}(Z_0^{(k)}, Z_1^{(k)}), \qquad (Z_0^{(0)}, Z_1^{(0)}) = (X_0, X_1).$$



(a)The 1st rectified flow $\boldsymbol{Z}^1$ $\boldsymbol{Z}^1 = \texttt{RectFlow}((X_0, X_1))$

(b) Reflow $\boldsymbol{Z}^2$ $\boldsymbol{Z}^2 = \texttt{RectFlow}((Z_0^1, Z_1^1))$

(c) Reflow $\boldsymbol{Z}^3$ $\boldsymbol{Z}^3 = \texttt{RectFlow}((Z_0^2, Z_1^2))$

(d) Transport cost, Straightness

图 3：低维玩具问题中的多轮 Reflow。轨迹趋向拉直，右图将直线性和相对 L2 代价缩放到 [0,1]；这样的离散匹配代价在高维可能失去辨识力，不能据此宣称普遍达到全局 OT。

来源：Liu et al., arXiv:2209.03003v1, p.7, Figure 3；中文解释为本导读原创。

第 2.2 / 3.3 节：直线必须同时匀速

英文原文 PDF 第 7–8; 14–15 页 · Eq. (3); §3.3, Theorems 3.6–3.7

如果轨迹在几何上是一条直线，却先慢后快，一步 Euler 仍然未必准确。论文中的 straight 指“沿轨迹速度恒定的直线”。定义 $S(Z)$ 为瞬时速度与总端点位移之差的平方积分；它为零时，任意时刻的速度都等于 $Z_1 - Z_0$，初始速度就足以确定终点。

沿轨迹对速度求导，可得 $\partial_t v + (D_x v)v = 0$，即这里出现的无黏 Burgers 形式。理论中的 $O(1/K)$ 是建立在理想 rectification 上的累计或最佳迭代界，不应重述成每条有限样本路径每轮都严格变直，更不是有限训练神经网络的无条件收敛速度。

$$S(Z) = \int_0^1 \mathbb{E}\|Z_1 - Z_0 - \dot{Z}_t\|^2 dt,$$

$$\frac{d}{dt} v(Z_t, t) = \partial_t v + (D_x v)v = 0 \quad \Longrightarrow \quad Z_1 = Z_0 + v(Z_0, 0).$$

$$\min_{k \le K} S(Z^{(k)}) \lesssim \frac{\mathbb{E}\|X_1 - X_0\|^2}{K} \quad \text{(ideal rectification)}.$$

第 3.3–3.4 节：直耦合与最优传输不等价

英文原文 PDF 第 14–17 页 · Theorems 3.6, 3.8, 3.10; §3.4

rectification 的不动点是直耦合。若某耦合对严格凸代价已经最优，就不能再被 rectification 严格降低代价，因此在相应条件下它必然是直耦合；逆命题在高维并不成立。不同凸代价在多维空间中一般不共享同一个最优配对，而 rectification 本身又没有输入具体代价，不能同时替所有代价求出全局最优解。

一维是特殊情况：确定性单调映射与直耦合联系起来，适当条件下也给出共同的凸代价最优耦合。论文把这一例外单独证明。工程上若只需要低步数采样，直耦合已经有价值；若需要机械臂能耗、避障或物理输运意义上的最优性，则必须明确相应代价和约束。

第 2.3 / 3.5 节：一般插值、DDIM 与时间重参数化

英文原文 PDF 第 9–12; 17–18 页 · §2.3; §3.5, Proposition 3.11

把线性路径换成任意可微随机路径 X_t，监督标签换为 $\dot{X}_t$，仍可得到条件平均速度及边缘守恒。这解释了非线性插值与概率流 ODE 的联系：取 $X_t = \alpha_t X_1 + \beta_t \xi$，速度标签就是两项系数导数与端点的线性组合。

然而，边缘守恒是一般性质，凸代价不增和 Reflow 拉直则依赖线性路径。改变 α_t 可以重新分配沿途速度，但如果 α_t、β_t 的关系仍导致几何曲线，就没有把它变成直线。DDIM 与 VP 概率流在相应连续极限和参数化下有关联，不能简写成“所有 DDIM 都等于一步 RF”。

$$X_t = \alpha_t X_1 + \beta_t X_0, \qquad \dot{X}_t = \dot{\alpha}_t X_1 + \dot{\beta}_t X_0,$$

$$\min_\theta \int_0^1 \mathbb{E}\left[w_t \| v_\theta(X_t, t) - \dot{X}_t \|^2 \right] dt, \qquad w_t > 0.$$

第 2.2 节：蒸馏保持教师映射，Reflow 重新选择映射

英文原文 PDF 第 8; 22–25 页 · Distillation; Algorithm 1; Table 1

当教师已经给出一对端点时，蒸馏直接训练 $\hat{T}(Z_0)$ 逼近 Z_1，例如把 $\hat{T}(z_0)$ 写成 $z_0 + v_\theta(z_0, 0)$。它是在学教师映射；Reflow 则以端点对重新定义整条插值监督，可能改变最终配对。两者的目标和作用阶段不同。

论文表 1 的括号内数值表示“增加蒸馏后的结果”，不是统计波动范围。例如 2-RF 一步 FID 12.21，加入蒸馏后为 4.85。若只写“2-RF 一步 FID 4.85”而不交代蒸馏，就省略了影响读者复现的关键步骤。

$$\mathcal{L}_{\text{distill}} = \mathbb{E} \| v_\theta(Z_0, 0) - (Z_1 - Z_0) \|^2, \qquad \hat{T}(z_0) = z_0 + v_\theta(z_0, 0).$$

第 4 节：ODE、SDE 与任务语义的边界

英文原文 PDF 第 18–22 页 · §4 Related Works and Discussion

讨论部分把去噪扩散的两种成分拆开：稳定可扩展的监督训练，以及采样时的随机动力学。本文表明前者可以保留而不必通过 SDE 定义模型。ODE 的确定性映射和可逆积分适合端点运输与潜变量操作，但这不表示随机机制在所有任务中都没有作用。

具有相同单时刻边缘分布的 ODE 与 SDE，通常具有不同的时间相关结构。若要模拟真实布朗扩散、过程噪声或随机物理轨迹，问题不只是生成某个终点分布。机器人动作生成里的随机性也应按需求保留：固定噪声可以稳定重规划，重新采噪可表达多模态探索，二者都不能仅凭 FID 或“确定性更快”决定。

第 5.1–5.2 节：CIFAR-10 的全部关键模型状态

英文原文 PDF 第 22–25 页 · §5.1–5.2; Table 1; Figures 7–9

CIFAR-10 采用 DDPM++ U-Net，图像质量用 FID/IS、多样性用 Recall。下表将源表括号内外拆开，完整列出一、二、三轮在一步与 RK45 条件下的关键状态。最重要的观察是取舍：Reflow 改善少步质量，但充分求解的 FID 从 1-RF 的 2.58 变成 2-RF 的 3.36、3-RF 的 3.96，表明再训练误差确实会累计。

一步 FID 4.85 对应“2-RF + 蒸馏”，该行 Recall 是 0.50；Recall 0.51 对应“3-RF + 蒸馏”，其 FID 是 5.21。不能把两项最优值拼成一个并不存在的模型结果。右表中的 GAN 使用不同架构与增强策略，只适合按原文口径作背景比较；StyleGAN-XL 的 FID 1.85 也提醒读者，“最好的一步 U-Net 流模型”并不等于所有单步生成器中的最好结果。

DDPM++ / 推理方式	NFE	FID ↓	IS ↑	Recall ↑
1-RF，一步未蒸馏	1	378	1.13	0.00
1-RF，一步 + 蒸馏	1	6.18	9.08	0.45
2-RF，一步未蒸馏	1	12.21	8.08	0.34
2-RF，一步 + 蒸馏	1	4.85	9.01	0.50
3-RF，一步未蒸馏	1	8.15	8.47	0.41
3-RF，一步 + 蒸馏	1	5.21	8.79	0.51
1-RF，RK45充分求解	127	2.58	9.60	0.57
2-RF，RK45充分求解	110	3.36	9.24	0.54
3-RF，RK45充分求解	104	3.96	9.01	0.53
VP ODE，RK45	140	3.93	9.37	0.51
sub-VP ODE，RK45	146	3.16	9.46	0.55

Method	NFE(↓)	IS (↑)	FID (↓)	Recall (↑)
ODE	*One-Step Generation (Euler solver, N=1)*			
1-Rectified Flow (+*Distill*)	1	1.13 (***9.08***)	378 (*6.18*)	0.0 (*0.45*)
2-Rectified Flow (+*Distill*)	1	8.08 (*9.01*)	12.21 (***4.85***)	0.34 (*0.50*)
3-Rectified Flow (+*Distill*)	1	8.47 (*8.79*)	8.15 (*5.21*)	0.41 (***0.51***)
VP ODE [73] (+*Distill*)	1	1.20 (*8.73*)	451 (*16.23*)	0.0 (*0.29*)
sub-VP ODE [73] (+*Distill*)	1	1.21 (*8.80*)	451 (*14.32*)	0.0 (*0.35*)
ODE	*Full Simulation (Runge–Kutta (RK45), Adaptive N)*			
1-Rectified Flow	127	**9.60**	**2.58**	**0.57**
2-Rectified Flow	110	9.24	3.36	0.54
3-Rectified Flow	104	9.01	3.96	0.53
VP ODE [73]	140	9.37	3.93	0.51
sub-VP ODE [73]	146	9.46	3.16	0.55
SDE	*Full Simulation (Euler solver, N=2000)*			
VP SDE [73]	2000	9.58	2.55	0.58
sub-VP SDE [73]	2000	9.56	2.61	0.58

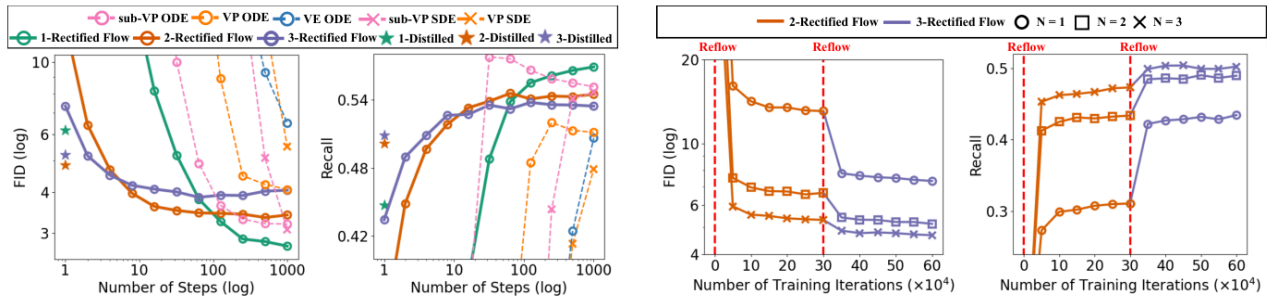
(a) Results using the DDPM++ architecture.

Method	NFE(↓)	IS (↑)	FID (↓)	Recall (↑)
GAN	*One-Step Generation*			
SNGAN [52]	1	8.22	21.7	0.44
StyleGAN2 [28]	1	9.18	8.32	0.41
StyleGAN-XL [66]	1	-	1.85	0.47
StyleGAN2 + ADA [28]	1	9.40	2.92	0.49
StyleGAN2 + DiffAug [98]	1	9.40	5.79	0.42
TransGAN + DiffAug [26]	1	9.02	9.26	0.41
GAN with U-Net	*One-step Generation*			
TDPM (T=1) [99]	1	8.65	8.91	0.46
Denoising Diffusion GAN (T=1) [91]	1	8.93	14.6	0.19
ODE	*One Step Generation (Euler solver, N=1)*			
DDIM Distillation [47]	1	8.36	9.36	0.51
NCSN++ (VE ODE) [73] (+*Distill*)	1	1.18 (*2.57*)	461 (*254*)	0.0 (*0.0*)
ODE	*Full Simulation (Runge–Kutta (RK45), Adaptive N)*			
NCSN++ (VE ODE) [73]	176	9.35	5.38	0.56
SDE	*Full Simulation (Euler solver)*			
DDPM [23]	1000	9.46	3.21	0.57
NCSN++ (VE SDE) [73]	2000	9.83	2.38	0.59

(b) Recent results with different architectures reported in literature.

表 1 原表裁图：左组为 DDPM++ 架构内对照，右组来自不同架构的文献结果。每行括号内数值对应额外蒸馏，不是误差条；下文中文表拆开列出关键行，避免将模型状态混读。

来源：Liu et al., arXiv:2209.03003v1, p.24, Table 1；中文解释为本导读原创。



(a) FID and Recall vs. Number of Euler discretization steps N

(b) FID and Recall vs. Training Iterations

图 8：少步收益与充分求解质量的取舍。Reflow 对少步 FID/Recall 有利，但完整求解结果并未随着轮数一致改善；右侧训练曲线还包含生成新耦合与再训练的额外成本。

来源：Liu et al., arXiv:2209.03003v1, p.24, Figure 8；中文解释为本导读原创。

第 5.2 节：高分辨率、轨迹外推与图像编辑

英文原文 PDF 第 25–27 页 · §5.2; Figures 10–12

高分辨率示例包括 LSUN Bedroom、LSUN Church、CelebA-HQ、AFHQ Cat 的 256×256 生成。用于检查直线性的量，是从任意中间状态外推终点 $\hat{z}_1^{(t)} = z_t + (1-t)v(z_t, t)$：若同一条轨迹上该估计基本不随 t 变化，就支持近似匀速直线的判断。与只看最终图片相比，这个量更直接检查动力学。

图像编辑示例把两张猫脸拼成不自然图像，反向积分到潜变量，再调整潜变量、正向重建。论文用缩放或带噪混合把潜变量移向先验的高密度区域。高斯的密度最大点与高维典型集并非同一概念；实际使用时应以重建、身份和编辑目标评价效果，而不是单以先验密度大小选图。

$$\hat{z}_1^{(t)} = z_t + (1-t)v(z_t, t).$$

第 5.3 节：图像迁移引入了特征加权目标

英文原文 PDF 第 25; 27–28 页 · §5.3, Eq. (20); Figures 13–15

图像迁移不只要求目标分布匹配，还希望保留对象身份、改变域风格。原文因此引入风格特征 $h(x)$，通过其 Jacobian 对速度误差加权：更显著影响风格特征的坐标受到更强约束。这个实际目标已不同于最基础的无权平方误差，所以不能把所有理想 canonical RF 性质不加说明地套到该变体。

实验使用 AFHQ、MetFace 与 CelebA-HQ 的域对，按 80%/20% 分训练与测试，图像为 512×512；特征来源是预训练 ImageNet 模型微调的域分类器。连续 ODE 的可逆性帮助理解循环一致性，但实际前后向数值积分以及一步近似并不保证精确互逆。

$$\min_v \int_0^1 \mathbb{E}\left\| (Dh(X_t))\left[X_1 - X_0 - v(X_t, t)\right] \right\|^2 dt.$$

第 5.4 节：域适配结果的差异要按数值陈述

英文原文 PDF 第 28–29 页 · §5.4; Table 2

域适配实验先用预训练模型提取最终隐层表示，再在特征空间中构建流，将测试域映射向训练域。推理使用 100 个均匀步，评价是分类准确率。它与前文“一步图像生成”共享方法框架，但数据空间、推理成本和验收指标都不同。

OfficeHome 上本文为 69.2±0.5，CORAL 为 68.7±0.3；DomainNet 上本文为 41.4±0.1，CORAL 为 41.5±0.2。准确的概括是相当或有竞争力，而不是两组数字都严格更高。源文叙述的最优性措辞应由表中数值约束。

方法	OfficeHome ↑	DomainNet ↑
ERM	66.5 ± 0.3	40.9 ± 0.1
IRM	64.3 ± 2.2	33.9 ± 2.8
ARM	64.8 ± 0.3	35.5 ± 0.2
Mixup	68.1 ± 0.3	39.2 ± 0.1
MLDG	66.8 ± 0.6	41.2 ± 0.1
CORAL	68.7 ± 0.3	41.5 ± 0.2
Rectified Flow	69.2 ± 0.5	41.4 ± 0.1

局限性与底本勘误：理论条件不能被实现省略

英文原文 PDF 第 8–9; 13–18; 23–25; 37–41 页 · Reader synthesis; source formulas and Appendix

第一类限制来自理论条件：可整流性要求相关速度场局部有界、积分方程有唯一解；精确边缘守恒与凸代价不增依赖理想条件平均。第二类来自实现：网络误差、教师端点积分误差和学生少步误差会叠加。第三类来自任务：分布运输代价并不直接等于身份一致性、控制安全或物理测量精度。

底本中若干记号应结合上下文核查。第 9 页非线性速度定义的条件事件应是 $X_t = z$，不是将空间变量误写为时间；第 15 页式 (13) 在取二次代价时应保留平方范数；反向采样若用新的递增时间 s，一致的速度是 $-v(x, 1-s)$，而不是只变符号却保留原时间。这里给出的是由相邻定义直接核对的数学勘误，原版 PDF 不改动。

$$\frac{dY_s}{ds} = -v(Y_s, 1-s), \qquad Y_0 \sim \pi_1, \qquad Y_s = Z_{1-s}.$$

面向动作流与事件测速：优先验证耦合和时间轴

英文原文 PDF 第 4–8; 22–29 页 · Reader engineering analysis, not a source experiment

对 lerobot-flow-matching，Reflow 数据必须同时保存观测条件 c、初始噪声、教师终点和动作归一化版本。把不同场景的端点随意混配，相当于改变了条件分布，而不是给同一策略做加速。先在同一观测和同一随机种子下比较教师充分求解结果与学生一步结果，再把差异放到闭环任务中测量；接触、模式切换与多峰动作要独立分层统计。

少 NFE 只减少网络调用次数，不自动满足 20 ms。应报告端到端延迟分布和最坏调度尾部，而不是只报平均一次前向时间。运输代价下降也不保证机械臂能耗下降：动作单位、关节动力学、碰撞约束和执行器极限不在原始像素 L2 理论内。

对 EEPTV，可借鉴“先确定时间模型，再构造可计算局部监督”的思路；但事件物理时间戳应与生成时间分开存储。事件流上的微秒计时用于真实速度估计，RF 的 $t \in [0,1]$ 只是概率运输参数，不能用相同的变量名和单位把二者混为一谈。

附录 A：四百万教师端点与一步 LPIPS 蒸馏

英文原文 PDF 第 37–38 页 · Appendix A, Algorithms 2–4

CIFAR-10 的附录配置采用 DDPM++，Adam 学习率 2×10^{-4}、dropout 0.15，并给出 EMA 系数 0.999999。每次 Reflow 先生成四百万对教师端点，再对下一轮模型微调 300,000 步。由此可见，一步推理收益背后包含相当可观的离线生成与再训练成本。

更关键的是，一步蒸馏的实际实验将 L2 损失替换为 LPIPS 感知相似度损失；多步蒸馏还会将训练时间限制在离散网格上。本册第 11 节的平方误差式用于说明端点蒸馏机制，不能被误当成 FID 4.85 那个最终实验的全部配方。图像迁移另用 AdamW、batch 4、1000 epochs、weight decay 0.1、dropout 0.1、EMA 0.9999；域适配为 batch 16、50k 次更新、学习率 10^{-4}。不同实验的配置不能混用。

统一术语与符号

English / Symbol	中文与含义
rectified flow (RF)	整流流；本目录简称“直线快速流”
rectification	整流；把原耦合变成 ODE 确定性耦合
reflow	再流 / 重流；用教师生成端点耦合重新训练
distillation	蒸馏；直接拟合教师端点映射
coupling	耦合；具有指定两端边缘分布的联合分布
straight coupling	直耦合；rectification 的不动点
rectifiable	可整流；需满足速度与 ODE 存在唯一性条件
causalization	因果化；从预知端点的路径得到只依赖当前状态的流
marginal preservation	边缘守恒；不等于联合轨迹分布守恒
constant-speed straight path	匀速直线；一步 Euler 精确所需条件
S(Z) / V	速度相对端点位移的偏离 / 条件速度方差
NFE / FID / IS / Recall	网络调用数 / 图像分布距离 / Inception分数 / 多样性召回

来源与使用说明

原论文作者与书目信息见扉页。英文原版单独保存，出处：https://arxiv.org/abs/2209.03003 。arXiv 许可：https://arxiv.org/licenses/nonexclusive-distrib/1.0/ 。本文为原创方法导读，非原文逐段翻译。图表版权归原权利人，提取图表用于相邻的定点学术说明；未复录完整图注与参考文献。