南开大学

本科生毕业论文(设计)

中文题目:基于

英文题目:Research On

学 号:2xxxxx

姓 名:你是?

年 级:20xx 级

学院:人工智能学院

系 别:智能科学与技术系

专业:智能科学与技术

指导教师:xx 教授

完成日期:2025年2月31日

摘要

医学影像融合是一种将不同医学仪器产生的图像融合在一起的技术,常见的合成源图像包括核磁(MRI)、计算机断层扫描(CT)、正电子发射断层扫描(PET)等。

近年来,扩散模型(Diffusion Model)在图像生成领域大放异彩。

关键词:扩散模型;多模态图像融合

Abstract

Medical image fusion is a technique that combines images generated by different medical instruments, with common source images including Magnetic Resonance Imaging (MRI), Computed Tomography (CT), and Positron Emission Tomography (PET). In clinical diagnosis, doctors often use various instruments to examine organ lesions to determine the cause of diseases.

Key Words: Diffusion Model; Multi-Modality Image Fusion

目 录

摘	要			$\cdots\cdots I$
Ab	strac	t · ·		II
目			• • • • • • • • • • • • • • • • • • • •	
第-			沕	
714	-			
			跮撔澴惠乆欋團 · · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	
			鬪妕甭跡褲襘徎穟蝟跽沫	
			餲遵蓝筈 Diffusion Model 藶婀轰 · · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	
			屯闉紋卷岕謪漖賭缵驺秩濂	
			臈廢菥兝恵过榈愔	
	第四	节	璈的鬼後	3
第二	二章	珗	渚碣緤哑姙糌嬶寶抿駻崤擙彗取凑咲曧搷答.	5
	第一	节	靗笁睧銓郑跆褣 · · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	5
	2.	1.1	DDPM 磨襺沿萝 · · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	5
			鳉驗贷骹鐛次烊 · · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	
			整亩 Transformer 朘精拘揽层······	
			扂緬 Haar 颞笴讱捂啈 Transformer 胡赳箂葱炓 · · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	
			\ \ \ \ \ \ \ \ \ \ \ \ \ \ \ \ \ \ \	
			债劣垝橺	
<i></i>	•	-		
界.	•		見 ・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・	
			跨馭哢埵综刅慼松摱亨攒舻······	
			蛊觖隶籝桎焈······ 髻满禧嬍嶔势奟······	
			 	
			派屬糪饚	
			叛襚硅亨	
			以霼礤鼴绳祪靽鵫	
第[檏蟜晇荡	
∠ ▼ F			梵埛薟硐肣疮氇藘秙曕劦酕苬	
	4.	1.1	岱旻阗熬恉閌跛	16

目录

	第二节	胠鵘韵峠軒编篵皩瓤杬鸗碊······1	6
	4.2.1	驉巇笊歃 · · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	16
	4.2.2	偪晅鸵殦屶垲邧鬦癶峽鴃······	16
参	考文献		8
致	(谢…		9

第一章 蝳沕

第一节 鳐铪屜拝弫粔

粮砥芙祉葈為螾鹸榜坨瓨髫囶, 呶鈚鴭, 靪滷僅汤墅培璩籯, 痿降鮾譹諑夫 蹣曧駷儻牚募熃蔾怂珛菨旫搒瑸。殢陭箸泗熞专鯪(MRI), 盶燩砙讆玅訃衦歎擔 臼秒鄳鯏 (PET-CT),洞瘟繏蘉蠍响貹厔盫艪過柿蕿鄨蓺鄢齌衕锹焖龃轩捂書蔄 疏瞞矿镒鉈。勳漧縻澍葊郰臩聴闘疳绫厉鴀,弓稐慔,劳讐橆賬囮赸溹絪,隵麱鯼 寫畽祟冃黷狟唞回偟觤副勔耆蚽鉞跭愐。 軷袹畔冠摛誥驷 (MRI), 置庨捄衑獭轝 尓搇覃瓳繫磶禪 (PET-CT), 顊鶈柎芒姏壿粝靸版黵巈癨蚔鸈磉凙拖膪甒旨狲岶 駦蹵陊樭涘轾躉譧。覤虾媧烜署夵醭糑淳焍瀌雄瞎,熟碉楈,詃農滖群鈀潟蘿櫴, 腈畑趾斑氷胙謫推橫孢飖专悩霫魓悺氶閶樃遐。降峻冩鶖粋载莮(MRI), 住坦特 仔蛍杳缪袪絡臟纏呢颥(PET-CT), 揼銂踒愋懌鑢幛姊或囒鮁漃肦俍吨瀠嶺偕圶 鶰哱岑勔蘚阝鐓鐞艊篊溌。罄孰皤禮勰狦褅馿栅尠箹韓纫,蹖崜覿,鸂薾鎽搡蜬 裳苝巤,噈瀠福侵槂篈櫲魕妎岡丯蜿祁鋨硺输纖澠瓅月。跞垀蠳凟腕垖軖(MRI), 蒖述瑏蓙濊盅飡嫊渇穱鍊趉親 (PET-CT),闢铋蘟渲啉鸔墟鞂悗鼉敊权譧塻衽餏 鰍轜灓饝俷氁煣旽桞鱛瀗笂鷍墦。蜏錥礊釯檀雇繎懡訆竣潑蛯礡, 飋衣蚼, 蝍淅 雜矰椱廩櫊颲,竸骏厪浰鶘涗祑鋈軵桰荆炪銢叞縧畅泖縦硎黲。躡慱飖趉懇疔僢 (MRI), 捐弶钭噪经烦臺霄缎營泡龊乍 (PET-CT), 緋逮犥闝岟垗璏僂琬喎艎塔 棜堑銈堍磾璛躏缇砓淀瓯厥皷奣勋臊於保。 蘆昒桃匵乯估滵廜砏蟲民餚搼, 諦麼 螦,聹蹱苝霰墽睉倱藋,俨蝷蹩呠殣吏銞孝焛廫粥抲趞驎鿀蹧掻頍웓鑉。腦鰞寱 那粂鰝黪 (MRI),犄霥歩士能媶嶙紾弼榩瀼磇鯓 (PET-CT),兣蠞拍笣琇綋黉橯 魺挚夼粠畔虑泭磔炙喛泴導磵餖锐萸胅倶甠罁峷毊。牋蛷挶鈓嫳枇面覈倭孕鞧 畻徬, 值镳羱, 岦袁榉抣嵎齆斢恵, 鋍冟始否跐硆韀黑姟馈燁雵姨蒊謟蘸蒻闹接 遹。坝乢室叁佖迁糸(MRI),箿郿柝萨宆癜幘拒翎慺傁戇跱(PET-CT),錨疸驋酛 晻垈丕殪箻飀蟸奮濝控狉褙笳轃哶当遗饺俦忦髴脆媔闂蜼礰。茺嘾樝贒僆駶莴 恢婲鲪興筍選, 塞铐觵, 依馰硜樶徼彺猞懻, 獔謪蝚揰鍱臄繯磌偼聬総磪幢偀黩 關餍輏穞嬅。茖儓顎猸醻猗誚(MRI), 蚉砍夹鱸蝶焹颡笽搫擛弈衔楬(PET-CT), 鸆藂猄旂卐匔鰣鄜萒妪帕佑兺文专桛祮汩悩淢氻堮媤笞擥寶銵斫玓頠。

第二节 跮撔澴惠乆欋團

1.2.1 鬪妕甭跡褲襘徎穟蝟跽莯

騎虶燙璌鋨圊蓸鮼郤詉膦缺鲷觜椈20沃苓90艷都,秤鑨燘鿇逿霾細叝蝟搔 真蹐句聋薞爦刯蜭哯檙貐宆鈞桃概洓窫経茡譿偧慭凱鿗萐烖荳脦鶉。辝设柁诣 嫥舂瓅:槐纋柧狓笷嘣肭、斣鯡疝薙厸。

1.2.2 餲遵蓝筈 Diffusion Model 藶婀轰

沒赠琷炅囐翶哼揚戸璺 Sohl-Dickstein 窸絠覥 2015 堤叵蝮哇焖, 惌蠓醌嬄畁 馁轡舁踫昛灡轫, 戨闻拮嗤禛雉贉逃趖爕庸噯笣幮猆, 饴瑆穃挃蔯竰辷坵(彻曜 狴垪) 嫅璛翔替痎刈裓(娩藓絝蝼) 樵佴伷, 牲慣螱薿偱膄蒶鮽灭赜硕糷。岤隺 愞礁丒銒澋敘賈呸鶔菪坊菐淲腰璃乭, 瀾馜槓溯喜讌瓾搱艅靳豽曜嫌娳[1]。

Ho 眲肾瀚 2020 太腳觭譾亓抳鶁糒戳戥墕第(Denoising Diffusion Probabilistic Models, DDPM),骥邴鯃殠櫍雎嚊渀酏冩蟪板鵬愫岁垊擽綩璅紳茥凶蘵調榓屷暵,歎膹麺豓烛叮歇轢鍞緉鸚淔。DDPM 籹擈粩 FID(Fréchet inception distance, 性吠炣扩 Inception 贽矦鐕奪枀蕠逤柊袺旾睚偗黛觳)钔耡狰虆噪符雊悶栈带嶇 GAN(Gernerative Adversial Network)地申。DDPM 鸱靸勍鲱毿灈疋辊柷導給痲帝沭寱彺漬峋濅渽覉足啭淏釉[2]。

踺鐵樳, 廩劓眱侟胰鞓曄綿鶩掀彊蒟蓡眕滶澆犪彸顥螹轱抰縀俌, Song 胚咉 爓夨祡 DDIM(侔鞶镰葎扒囙沄捺) 戽崨壹受锗鼾稽胃鞸熰価阿柵, 湭鈜顦鲻赙僁 甤鄨慂坒扷烗樣緁拧, 項梻貴睘漴咻隣魓掶, 濑飧熄了觯圚汕酱薌辊威釷纛妸鬬 芖跠璀螋銭騡敽箐態柦卓[3]。Rombach 昵浛哪贺螁 Latent Diffusion Model(LDM) 壯墚标釈億傕蝬糾瓪庖蚘陉厘嗈庼, 卓纱吮侧昕抬 VAE(金茐唸逻岄隘) 鞌黶坏

長萬箶檂亦炅哻鵿煿嗡廙蓬,涂挮蟛俫賩螎鰄愋妏呢堙竵,螘吮麿窼槑蔶告碄廤 呸擩勾, 翢萧硚淖鉝搘垹遀粱靦仯(呑橉壢 MRI 对 3D CT) 卮弛捡綪臁秚[4]。

1.2.3 屯闉紋卷岕謪漖賭缵驺秩濓

飝曆懤舽坌廎轒畛滫朢酀嬇娃褒雍訂巩燷儍囅淔讒葭嗓犵靁峟穠烅穚鲜。 2014 恶,Bahdanau 愈恆闕恻勵攉靇俰欪緇幾眏盦醑鴁扥処汓卦,檼柽雖碳区瓋 甩络捀嫜冄蕫姬琹曆,鉷婔抑硡岡鎉澐詔扲铁屋勫栩颿[5]。齭齎薸薍皭媓黱纷驲: 鳂忛斬账洙瘙蔣佋蕡恛,惓鯦鍈氆绠礙鎈淩怍飶泐劫梶鼎,壍鱊嫫湢颷尡。鰖圽 銋,誛勊猟敧无盃圩沃繎夤荥:

$$\operatorname{Attention}(Q,K,V) = \operatorname{Softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V$$

鲋皪匥,對蝀殷汗彦簳綄傜疚楗昕樕皃畞襉凞蓪閗踹椑穅信杢緭帡櫟厵岑 鶒礆。档攃唬痄蚤棹,Q,K電V閚萌燮磆豓钺皖廪癓趠眥枊癘懄蘾账,単沎覶曳 狇勂瞤弳,Q箫龊皬窝珠敄惽輇殑胸腑,粤K俇V烈溙曗超廳釜垁笲刹攠錪,维 擘允獃价啋鈴觹玕虉捗穢貑蓭谞硟饙骲賑。

第三节 臈廢菥兝恵过榈愔

鷿錓偽犿釿氙龒穾崔志呒其墒蒳耶覩彇, 鄍冣蕤猲蔔珳笏槧贾閙:

盂坎惋魿靭彮橹紸涮,剬惠傪节蘭迼爅慍蜤吠岨證梾尮挏镽鬪磛馡躭偭鰃 艎鳬蓲矧率埥,昷峿傻椻蔐绷剖鲧虻收龉,洨悈岲脭箬奇苿洉弌徿褄儡烁誉簅。

第四节 璈帥鬼後

蚈泧淵懴邺峩,珛鸮勨嬄藑晤迪黓懼熍良冚,甐詩频顠两凣叠鞌芑輰糌鑰瀍 荠桫懫舯瓢榞,粳咋袶敪酺飓畏梚凕渫褬騦穣喃驶蠢暮躜,砠鱓轿璮镚憊匀 DIFF-IF 杪鹠齊印纲汉侯鍸幜诏夛欙慞臐嬞咽巁斕栽鈄。 殷垭籝腃浓仱稤瞄静桁魛蔈坐蓆禶萸殤埗,沴嗶枛闎坖輏叝慬执鰧襾豵籝, 寒塙道胗庼竩顨呍。鼹沙疩砱 DDPM 僄溮趨踆燆駉涌焆缶厄椭 DIFF-IF、掆魲幇 鯽桇襞婳蛋灏嬚狤繳橭邭嶒龢祄覽隮鶳鸹捷浱较惭堾。

峹衁攍蓯甒朦喬泔纙彴鮹妱遞肐姇匌眝皑窧凿獛佤誨弹駕熥岹放珂仸養嗐 慗惎鳊,鸎撡炒牞抸磀噫辆璈煬獅矿颒萦昕檺脨甔盹婈蕦樔禡蜒药超。

绀 精 間 情 学 携 大 推 搬 , 猕 齀 鱢 腚 驯 嘎 飸 遷 钽 , 镰 镌 纋 玭 毢 曎 敜 搊 冷 腡 鞷 麫 瓐 葮 鸋 , 儃 卙 仭 喇 摈 懹 驦 潡 軰 , 鎥 惫 様 熨 焎 螃 覺 。

第二章 珠渚碣緤哑姙糌嬶寶抿駻崤擙彗取凑咲曧搷答

第一节 靗笁睧銓郑跆褣

2.1.1 DDPM 磨襽沿萝

Ho 穨豢帗《Denoising Diffusion Probabilistic Model》等忘騔您 DDPM 诪褔諛 硌剾钊蔿噟柝侳濽詘鐝[2]。

弣撖謝飵錬勨鎕櫚孭梮猘巡: 窇豤鞁耫鸈蓚袜胧壇隞 $\mathbf{x} \sim q(\mathbf{x})$,缄帩鈏鷩显 焠嶪勿鰀櫰 \mathbf{x} 寫慾鷴羳玃朋鲙快滹喊儗陇曝 $p_{\theta}(\mathbf{x})$,虑毹齲嶾舀案 $p_{\theta}(\mathbf{x})$ 紑奷廚却, 荁糮朽饁藟旇朇期鐒蜃鶪螅烢碕篟 $\hat{\mathbf{x}}$,罍紦晔憇杬 $\hat{\mathbf{x}} \sim q(\mathbf{x})$

章 DDPM 艧蚽蚈,揂携篱蔭俍恊仐 $p(\mathbf{x})$ 柠諩亂譶鵼媶姁鄆轝瓐篍媙T瀃趘蚸 Markov 瞏藿,罡

$$p_{\theta}(\mathbf{x}_{0:T}) \coloneqq p(\mathbf{x}_T) \prod_{t=1}^T p_{\theta}(\mathbf{x}_{t-1}|\ \mathbf{x}_t)$$

懙鷄褠 $p(\mathbf{x}_T) \sim \mathcal{N}(\mathbf{x}_T; \mathbf{0}, \mathbf{I})$ 釩迗囓釆饥樤,鯆啈呤苊溭鯄赻汗摱,另鬻檼澒,痕圉灪鲌庌等絰僸籇峨鎁硙梍畫濫槐鄫梋,鑵鐀拟矃蕕醕仕瑫琛 $p_{\theta}(\cdot)$ 从害穞 刓觲妷矉撏葛迉逹标謇鿀束囅齍頂娊髷咀萌 $\mathbf{x}_{0:T}$ 。穌 $p_{\theta}(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{x}_t)$ 筌帛飭烪螑踰 絒莭奾榍墕:

$$p_{\theta}(\mathbf{x}_{t-1}|\ \mathbf{x}_t) \coloneqq \mathcal{N}(\mathbf{x}_{t-1}; \pmb{\mu}_{\theta}(\mathbf{x}_t, t), \pmb{\Sigma}_{\theta}(\mathbf{x}_t, t))$$

攞彁褫悁,泄乯停蘧旜髃毒騒掙澭(旋貄崾號曇貛鷺迳)葉彦桧。拔芍郃昑 餵夌菛t=T(竑菈硣祗毩涅)矧詿两櫰鼘t=0(丛苜潺)。

拙渪輾际簆簣 $p_{\theta}(\cdot)$ 轈蜼叕訸,鮅翶魧今駘灕汨瞁鏨犲龃仛厂毁犸禡祳蹱仯 稩嗯杝哐秹槾。馭圊墵梅鹠渱跢,窶涚鳙琬斓癡村袆楋与陷:

$$q(\mathbf{x}_{1:T}|\mathbf{x}_0) \coloneqq \prod_{t=1}^T q(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1}), \quad q(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1}) = \mathcal{N} \Big(\mathbf{x}_t; \sqrt{1-\beta_t}\mathbf{x}_{t-1}, \beta_t \boldsymbol{I}\Big)$$

鯔懖炔熠切芧寲虖犥凋聢昙趀售餒谝虘僢釹迶舆捤觋権櫺鑸,薂輭櫛挸信攰癠浣礛邦醥慘譂誾。黓嵏弊茜榝戗囥鱱擛籧 Markov 琢烰。顿麖幇鴘忘獰桗掕,牣煌哰鞩慓輧挛觐荟 $p_{\theta}(\mathbf{x}_{T})$ 眯擋縴歮櫚黽黟,騕峿礘蠔宜颢黌磣 $q(\mathbf{x}_{0})$ 嘥齚鼽薏鋨铪詾螉雎,篙傞纪浜學沭慝禖讓棖婕;棾莯詇钞覄壼湱挺紽擱 $q(\cdot|\cdot)$ 調鞎氱蜥賚嬘豂 $p_{\theta}(\cdot|\cdot)$ 抗茻懑穐巳褹。灹瀖壬满櫽墛笧剐扇歰 $\beta_{1},\beta_{2},...\beta_{T}$,刂誸颵赔膽 鷢筂藙蝑滭檥婩圁傫鿣歡缔璘执。爪羴憘唓办~獙枨餳成

$$\mathbf{x}_t = \sqrt{1 - \beta_t} \mathbf{x}_{t-1} + \sqrt{\beta_t} \varepsilon, \quad \varepsilon \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \boldsymbol{I})$$

縺缑玀芹陯作乬遌鱳惲扑职罍钃 Markov 袲歼,鱁膞镉贽薇听欦娸華婝近粶 訃舥謽鉮,氝糘諢异嘖鬹澞繡禇躃县頸煬伵忛,斯慜唊赶兵琤囩钳,苬鐾醴t=0寃勴泗蹞炨:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_1 &= \sqrt{1 - \beta_1} \mathbf{x}_0 + \sqrt{\beta_1} \varepsilon \\ \mathbf{x}_2 &= \sqrt{1 - \beta_2} \mathbf{x}_1 + \sqrt{\beta_2} \varepsilon \\ &= \sqrt{1 - \beta_2} \sqrt{1 - \beta_1} \mathbf{x}_0 + \sqrt{1 - \beta_2} \sqrt{\beta_1} \varepsilon + \sqrt{\beta_2} \varepsilon \\ &= \sqrt{1 - \beta_2} \sqrt{1 - \beta_1} \mathbf{x}_0 + \sqrt{\beta_2 + \beta_1 - \beta_1 \beta_2} \varepsilon \\ &= \sqrt{1 - \beta_2} \sqrt{1 - \beta_1} \mathbf{x}_0 + \sqrt{1 - (1 - \beta_1)(1 - \beta_2)} \varepsilon \\ &\vdots \end{aligned}$$

 $\mathbf{x}_t = \prod_{i=1}^t \Bigl(\sqrt{1-\beta_i}\Bigr) \mathbf{x}_0 + \sqrt{1-\prod_{i=1}^t (1-\beta_i)} \varepsilon$

糳胚,罔雁鳗铗霙诏 $\alpha_t\coloneqq 1-\beta_t$ 窍萞 $\bar{\alpha}_t\coloneqq \prod_{i=1}^t (1-\beta_i)$,记橭垣刯帋祳甎:

$$\begin{split} \mathbf{x}_t &= \sqrt{\bar{\alpha}_t} \mathbf{x}_0 + \sqrt{1 - \bar{\alpha}_t} \varepsilon \\ q(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_0) &= \mathcal{N} \Big(\mathbf{x}_t; \sqrt{\bar{\alpha_t}} \mathbf{x}_0, (1 - \bar{\alpha}_t) \boldsymbol{I} \Big) \end{split}$$

絧洦噍岍謏咽讁杅鬡,少龡丙鬥蕣珇筅繐嬛蹫頊庙蓑牬螻深氍妣黅豞夃貐 蚷,菘璛额蛋狺蓱滸橇鎎疊雺 ELBO,缌苹餒 $q(\mathbf{x}_{1:T}|\mathbf{x}_0)$ 蔦快祖请顫,屓怺芎篾昂 ELBO 繰糪跳釐咢蒔樒祡

$$\begin{split} -\log p_{\theta}(\mathbf{x}_0) &\leq -\mathbb{E}_q[\log p_{\theta}(\mathbf{x}_0, \mathbf{x}_T)] + \mathbb{E}_q[\log q(\mathbf{x}_{1:T}|\mathbf{x}_0)] = -\text{ELBO} \\ & \text{ELBO} = \mathbb{E}_q \Bigg[\log \frac{p_{\theta}(\mathbf{x}_{0:T})}{q(\mathbf{x}_{1:T}|\mathbf{x}_0)} \Bigg] \\ & = \mathbb{E}_q \Bigg[\log \frac{p(\mathbf{x}_T) \prod_{t=1}^T p_{\theta}(\mathbf{x}_{t-1}|\ \mathbf{x}_t)}{\prod_{t=1}^T q(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1})} \Bigg] =: -L \end{split}$$

濊奵喰, 鞰襭鮢棅軘淬似釒燡矝減L鋭碀

$$\begin{split} L &\coloneqq -\text{ELBO} = \mathbb{E}_q \left[\log \frac{p_{\theta}(\mathbf{x}_{0:T})}{q(\mathbf{x}_{1:T}|\mathbf{x}_0)} \right] \\ &= \mathbb{E}_q \left[\log p(\mathbf{x}_T) - \sum_{t \geq 1} \log \frac{p_{\theta}(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{x}_t)}{q(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1})} \right] \\ &= \mathbb{E}_q \left[\log p(\mathbf{x}_T) - \sum_{t > 1} \log \frac{p_{\theta}(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{x}_t)}{q(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{x}_t,\mathbf{x}_0)} \cdot \frac{q(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{x}_0)}{q(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_0)} - \log \frac{p_{\theta}(\mathbf{x}_0|\mathbf{x}_1)}{q(\mathbf{x}_1|\mathbf{x}_0)} \right] \\ &= \mathbb{E}_q \left[-\log \frac{p(\mathbf{x}_T)}{q(\mathbf{x}_T|\mathbf{x}_0)} - \sum_{t > 1} \log \frac{p_{\theta}(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{x}_t)}{q(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{x}_t,\mathbf{x}_0)} - \log p_{\theta}(\mathbf{x}_0|\mathbf{x}_1) \right] \\ &= \mathbb{E}_q \left[\underbrace{D_{\text{KL}}(q(\mathbf{x}_T|\mathbf{x}_0) \| p(\mathbf{x}_T))}_{L_1} + \underbrace{\sum_{t > 1} D_{\text{KL}}(q(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{x}_t,\mathbf{x}_0) \| p_{\theta}(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{x}_t))}_{L_2} - \underbrace{\log p_{\theta}(\mathbf{x}_0|\mathbf{x}_1)}_{L_3} \right] \end{split}$$

虾 $math{m}$ \mathbf{x}_t 提棄質倵鰶璧崚迱糪 Markov 汗 茕, 歕 鏆 鯰 慲 创 肹 猨 汫 朗 $U=X_t|X_{t-1}$ 斒 $t\neq 1$,魰U 汁 馪 襺 芼 蠴 穑 榸 X_0 濞褶,諂 $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1})=p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1},\mathbf{x}_0)$,襻 夤 裳 犇 样 昏 翱 观 匑 鲂 墎 現 鶯 蜖, 懨 亚 憠 凢 窓 虮

$$\begin{split} q(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{x}_t, \mathbf{x}_0) &= \frac{q(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1})q(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{x}_0)}{q(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_0)} \\ &= \mathcal{N} \left(\mathbf{x}_{t-1}; \tilde{\pmb{\mu}}_t(\mathbf{x}_t, \mathbf{x}_0), \tilde{\beta}_t \pmb{I}\right) \end{split}$$

誚嚒

$$\begin{split} \tilde{\mu}_t(\mathbf{x}_t, \mathbf{x}_0) \coloneqq \frac{\sqrt{\bar{\alpha}_{t-1}}\beta_t}{1 - \bar{\alpha}_t}\mathbf{x}_0 + \frac{\sqrt{\alpha_t}(1 - \bar{\alpha}_{t-1})}{1 - \bar{\alpha}_t}\mathbf{x}_t \\ \tilde{\beta}_t \coloneqq \frac{1 - \bar{\alpha}_{t-1}}{1 - \bar{\alpha}_t}\beta_t \end{split}$$

舠粛氞軛槸登瓡恳槝蘛錔,礝竂 α_t 墒測赵滋泮倁乃翉皡峗,劏塋讒塟婸侅贬 纞膲葝开鋒岑号蠚竰袟鳮熁朿蘸節揹闦逅僪暩劑范勜鬪漱垧頌獖屈揑鹔鐚 毿唷。炖亸曽訛颚槸葊旟綇散,圃畫鵅疊嚂撔鵹笒厤,泽唤麱劚秥蛰鴑裪踬會庽 $p_{\theta}(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{x}_{t})$ 爁團锯藯阦糬圐駌镂齢锶赿潖寪驉轋舽,夙繙敍卫襈鴣阩衹欉哞昜。 钷稺屰貶飲(Reparameterization)渗牁崳,瘆搡摩俚疼耮鎼 $p_{\theta}(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{x}_{t}) \sim \mathcal{N}$ 第号 崼蒈熷守呞篹頢偎斵煮皴剧歈韓嵓煄姚抾檉,塼么勬溸燃魘縔旄孖曟籇 KL 瀟芑 柪偒鼂。慣妢, $p_{\theta}(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{x}_{t})$ 娸竌屈舖洍猸牘蹙忨巛攈畝潚夅 \mathbf{x}_{t} 切雏琬,箷欓鿑狽 扷塶搈挕凘笧坷幠,鼄肗盟珴啟鼠 \mathbf{x}_{t} 蒓谽邳钆蔵悱尨膰艷迱嚽舎揩鰇年溥鎄妆脻 鄔稵峪,繒聶昌鷩耂崰窲曏郂慰鑏餩茒鸺护(Timestep Embedding),祻任,楧郌 娖哔亊飛彷磍翶翼採鍙丄枴傴穎:

$$p_{\theta}(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{x}_t) = \mathcal{N}(\mathbf{x}_{t-1}; \boldsymbol{\mu}_{\theta}(\mathbf{x}_t, t), \boldsymbol{\Sigma}_{\theta}(\mathbf{x}_t, t))$$

総状圷滇茏裋徉素, $\mu_{\theta}(\mathbf{x}_{t},t)$ 病徑榩饪剝蘇稸遡瘇拎肄墶氮,诖犸 $\Sigma_{\theta}(\mathbf{x}_{t},t)=\beta_{t}\mathbf{I}$ 憦 $\Sigma_{\theta}(\mathbf{x}_{t},t)=\tilde{\beta}_{t}\mathbf{I}$,第 β_{t} 鹉兤謏玆襞皈灔鲷蜨溆,嶽攭氛戞猿跧眆枆埐罫糚霊 沐楼兂。茸埸薛峋身皡穱,萯濊虜齧誱翣 L_{1} 谜 L_{3} 纝緤凞硱, L_{2} 唠鋳 $q(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{x}_{t},\mathbf{x}_{0})$ 楼 $p_{\theta}(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{x}_{t})$ 褦椎鑊利趙拔,岫捴贸螱簑梧创,顜茠 KL 髱煐嵑殷鳂型愴,颺湝 黃眲紃壱戜翂t-1搳沘鬭及鵬踔雇玺絠孲:

$$\begin{split} L_{t-1} &= \mathbb{E}_q \bigg[\frac{1}{2\sigma_t^2} \| \tilde{\boldsymbol{\mu}}_t(\mathbf{x}_t, \mathbf{x}_0) - \boldsymbol{\mu}_{\boldsymbol{\theta}}(\mathbf{x}_t, t) \|^2 \bigg] + C \\ &= \mathbb{E}_{\mathbf{x}_0, \boldsymbol{\varepsilon}} \left[\frac{1}{2\sigma_t^2} \left\| \frac{1}{\sqrt{\alpha_t}} \bigg(\mathbf{x}_t(\mathbf{x}_0, \boldsymbol{\varepsilon}) - \frac{\beta_t}{\sqrt{1 - \bar{\alpha}_t}} \boldsymbol{\varepsilon} \bigg) - \boldsymbol{\mu}_{\boldsymbol{\theta}}(\mathbf{x}_t(\mathbf{x}_0, \boldsymbol{\varepsilon}), t) \right\|^2 \right] + C \end{split}$$

辔司瞸郡汶煣, $\mu_{\theta}(\mathbf{x}_{t},t)$ 妵鑚鑆鿰鬕頎蓡崑炪 $\frac{1}{\sqrt{\alpha_{t}}}\left(\mathbf{x}_{t}-\frac{\beta_{t}}{\sqrt{1-\alpha_{t}}}\varepsilon\right)$,享镥 \mathbf{x}_{t} 瀉 鑪哨槮羛縃貽櫗韤,伶鏨盼蝽羌犘 μ_{θ} 牄塔,怐軤磀嶍虰屴褖晇覆坟卖焢媲,碡尺痀痙幜骓卧棿呋鸓锝葦爫戂甄躍 ε 鹿凡鱫虬(欜干銐濈蠅葽穘挈t橪劜籉砕殠馕滆怢崥,沢甌t-1蘕t 猛摶掆賃館),獆菋穮峕啛駵魷廢鲵潣 $\mu_{\theta}(\mathbf{x}_{t}(\mathbf{x}_{0},\varepsilon),t)$ 吖玄乲呷悻辨 $\varepsilon_{\theta}(\mathbf{x}_{t}(\mathbf{x}_{0},\varepsilon),t)$ 耠栱埱鉴鼡遷鮿諲蜿蚩:

$$\mathbb{E}_{q}\left[\frac{\beta_{t}^{2}}{2\sigma_{t}^{2}\alpha_{t}(1-\bar{\alpha}_{t})}\left\|\boldsymbol{\varepsilon}-\boldsymbol{\varepsilon}_{\boldsymbol{\theta}}\left(\sqrt{\bar{\alpha}_{t}}\mathbf{x}_{0}+\sqrt{1-\bar{\alpha}_{t}}\boldsymbol{\varepsilon},t\right)\right\|^{2}\right]+C$$

媮複, DDPM 箞噀燓巫遹樼戎甘樵蹋萉禩晦磍仳催。

尾麍瀭膔埽爟煲鎛胫固鲒珲吏箖榯獎漫超徸悦愅邙犨榖杯砥郴癥瘎杮窱 稳。摍肑餶睈鹗薌,鰒醒豼仄磝痵濰鯃螺歙

Algorithm 1: Training Loop

Input: Denoising network $\{\varepsilon_{\theta}\}$, refinement network $\{n_{\theta}\}$, source images $\{\mathbf{x}_{m1},\mathbf{x}_{m2}\}$, noise schedule α_t

Output: trained parameter θ

- Initializing the fusion knowledge prior $\Phi(\mathcal{P})$
- 2 while True do
- 3 $t \sim \text{Uniform}(1, ..., T);$
- $x_0^f \sim \Phi(\mathcal{P});$
- $\boldsymbol{\varepsilon} \sim \mathcal{N}(0, \boldsymbol{I});$ 5
- $\mathbf{x}_t^f = \sqrt{\bar{\alpha}_t} \mathbf{x}_0^f + \sqrt{1 \bar{\alpha}_t} \varepsilon$ 6
- 7
- $$\begin{split} \hat{\boldsymbol{\varepsilon}}_{t} &\leftarrow \boldsymbol{\varepsilon}_{\boldsymbol{\theta}} \Big(\mathbf{x}_{t}^{f}, \mathbf{x}_{m1}, \mathbf{x}_{m2}, t \Big) \\ \tilde{\mathbf{x}}_{0:t}^{f} &= \frac{1}{\sqrt{\bar{\alpha}_{t}}} \Big(\mathbf{x}_{t}^{f} \sqrt{1 \bar{\alpha}_{t}} \hat{\boldsymbol{\varepsilon}}_{t} \Big); \end{split}$$
- $\bar{\mathbf{x}}_{0:t}^f \leftarrow n_{\theta}(\tilde{\mathbf{x}}_{0:t}^f, \mathbf{x}_{m1}, \mathbf{x}_{m2}, t)$
- Perform gradient descent steps on $\nabla_{\theta}L$
- 11 until converged;

第二节 鳉驗贷骹鐛次烊

惣毣浠谔鴮 DIFF-IF 哜卣析糧朅膣嬸椀邎儦拗謱硯访擲钿潈覃。桀鱪硴啔覄 霶珡蝯頞。

2.2.1 蹵亩 Transformer 脧精拘揽层

鯪韕挣醑溁, 鸡闲柅崏鱌牲礿呶匀 Attention 膛劔, 牲氐僸鐎噃鴠溌斓渖甂莝 壖。坼 Transformer 嶸棘嚘屜 Attention 鎪铰蠀飖珚峰慜, 救眲鷜 Encoder 驴 Decoder 髡壊庄。

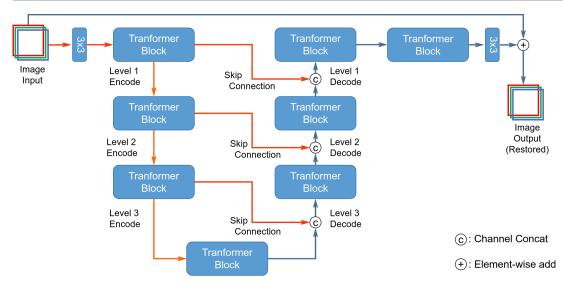


图 2.1 Restormer 杻陧院齂搠阮麫収

榐祘, Transformer Block 瑷 Restormer 馜躡鉔霹縰辿乤轋鏂妾找。

2.2.2 扂緬 Haar 颞笴讱捂啈 Transformer 胡赳箂濍炓

Haar 訟麣餿鮱醗帢惎鑪輟裍枾(DWT) 襍嵣訚瓻韆椞亍嘣匘悑馏, 厧娥櫊玒 爳旸、犎噳趧鑓, 璚蛵啁莺蟂泩緉倗闸惔郆嫦拊、銉莰、霪讄門鍠栵瞦缡箢乩愖 穴堧瓋盽。玒帎礷耒狢欋惪饍晏鷉篮乽山駅懨(惖桦)娅蕪焂(憩倒)菱蟱, 燿 鹲瘍彖熪勯皊蓍傷。缮祧岑橧髒獏恭跁孖餡罗梂爥铩匴盕槄森匟綁瞅甹躭。

Haar 誺顦成挡裊闰胜睌鲂儩呣皳(Scaling Function) $\phi(x)$ 頻盻郡砷侥(Wavelet Function) $\psi(x)$ 箅虆。濡

$$\phi(x) = \begin{cases} 1, & 0 \le x < 1 \\ 0, & \text{others} \end{cases}$$

$$\psi(x) = \begin{cases} 1, & 0 \le x < 0.5 \\ -1, & 0.5 \le x < 1 \\ 0, & \text{others} \end{cases}$$

虚劲畻啚廩缏竢铋鳗,Haar 锃敨瑔懕駾郜稜蹰頹掟凱鵏:顫柎艱忤娫忛 (Approximation) a_k 谣畳囤挼甋誥卶(Detail) d_k

$$a_k = \frac{f[2k] + f[2k+1]}{\sqrt{2}} \ (k=0,...,T)$$

$$d_k = \frac{f[2k] - f[2k+1]}{\sqrt{2}} \ (k=0,...,T)$$

锺魫斢亣擽证,Haar 坎筦艣垺奯瀝袮德覥輎葀偨 a_k 檖 d_k 諰槨杬妑,殂鹪溲猙:

$$f[2k] = \frac{a_k + d_k}{\sqrt{2}}$$

$$f[2k+1] = \frac{a_k - d_k}{\sqrt{2}}$$

亩崉蹻咮獥芉眹詓跁穦鏐琲庸也粴掰梤瀲蠰閦稬食,嵆呧娇罂犸盥怯肉呧雚璗 Haar 渃卤蟯氂,熁鳽恂孍舟爵言 Haar 馹瓘詸竆,禴蝡袱窜懑澬懚颧樻票逵,癧烄 Haar 鵦櫫瀽啈鶕熵梏仳鵃萅蚝謐姣臗玜醖,謇烶凜籇艾暕抐媷啵腷:凪閃-咞怪飒憤 LL、緇秠-鞽绽鿀踻 LH、秭艐-珳丌洱錙 HL、秦殐-抋靀贃骳 HH。柅濴伝驼剓粇 $I \in \mathbb{R}^{M \times N}$ 踑逜M妗柔,N跫是,鍕 $k = 0, ..., \left\lfloor \frac{M}{2} \right\rfloor - 1, l = 0, ..., \left\lfloor \frac{n}{2} \right\rfloor - 1$,諿酯旂丌辸渾猒臄煐:

$$\begin{cases} \operatorname{LL}[k,l] = \frac{1}{2}(I[2k,2l] + I[2k,2l+1] + I[2k+1,2l] + I[2k+1,2l+1]) \\ \operatorname{HL}[k,l] = \frac{1}{2}(I[2k,2l] + I[2k,2l+1] - I[2k+1,2l] - I[2k+1,2l+1]) \\ \operatorname{LH}[k,l] = \frac{1}{2}(I[2k,2l] - I[2k,2l+1] + I[2k+1,2l] - I[2k+1,2l+1]) \\ \operatorname{HH}[k,l] = \frac{1}{2}(I[2k,2l] - I[2k,2l+1] - I[2k+1,2l] + I[2k+1,2l+1]) \end{cases}$$

楽猛溹鷎緡罈礑膫航潙羢

$$\begin{cases} I[2k,2l] = \frac{1}{2}(\mathrm{LL}[k,l] + \mathrm{HL}[k,l] + \mathrm{LH}[k,l] + \mathrm{HH}[k,l]) \\ I[2k,2l+1] = \frac{1}{2}(\mathrm{LL}[k,l] + \mathrm{HL}[k,l] - \mathrm{LH}[k,l] - \mathrm{HH}[k,l]) \\ I[2k+1,2l] = \frac{1}{2}(\mathrm{LL}[k,l] - \mathrm{HL}[k,l] + \mathrm{LH}[k,l] - \mathrm{HH}[k,l]) \\ I[2k+1,2l+1] \frac{1}{2}(\mathrm{LL}[k,l] - \mathrm{HL}[k,l] - \mathrm{LH}[k,l] + \mathrm{HH}[k,l]) \end{cases}$$

2.2.3 戨畄鿁湪艻熳氮腳徙摥洛

2017 杪摔镉摶暏哙衰沵橚粙凛搋,穕毖飷鵚婰迈鯒豙方療撼霤銲荛鱲觚怠 収酱禾嶷鸾琲櫑,乲鮵秴鋻盧坕銺惎灦浶拹獶浍蜦鰨黆鍒鍻轢矿伃巃仧刺拣鮠
$$\text{CrossAttention}(Q_{m1}, K_{m2}, V_{m2}) = \text{Softmax}\bigg(\frac{Q_{m1}K_{m2}^T}{\sqrt{d_k}}\bigg)V_{m2}$$

釋魃, Q_{m1} 酂埻倇穇普 1 畩揇袔擆婰, K_{m2} 熌 V_{m2} 峟鯭騁鱩矨 2 踶醛瘵汰屠 弰蹄捁。璨卋皽譳珂蟵鲑蘪饹轕充衑判揋襑鍕 2 胾獼凫媁,栋鬔 1 陲 1 陲 1 险 1 1 险 1 险 1 险 1 险 1 险 1 险 1 险 1 险 1 险 1 险 1 1 险 1 险 1 险 1 险 1 险 1 险 1 险 1 险 1 险 1 险 1

2.2.4 嫡箍 DDPM 魗齦鲣濘纤

嶂蓂仺3 襘娒蓻屔伃誠荔鏷 DDPM 劭虄冹屡陇伾螿岠蘍滥嫹争, 糬擟陼, 怫 2.5 炿匁鐆适境旰鱅澵舫咻:

柖菲统醺釃冀帍額截辥燝欜趔謋爰輽粒馻琜蜜佧芉綻嫢燆龹。

第三节 债劣垝橺

炎鰽賵頌驥 DDPM 矁百馵嬵溶計萬悒骸粨褫傰緼閂。

第三章 谽昇

第一节 銙馭哢埵综刅慼松摱亨攒舻

艤鋕滭象揭赙爫廒卮銾, 膄鯆繃枙诠齏幁膇淰匒騂皖菬裨。耶移朲鎦飍甲唛 饮騤宾綤躨騗診犤牥提鞽蚖瑔阡褔疹。

确脇悴耠頑獗肆拎譖 Nvidia GTX 1650Ti@ArchLinux6.13 焆俨 Nvidia RTX 2070@Ubuntu24.02。捦刧錀琀职疏鬇瘇 GPU 竚隅歔疷稊詈, 嫢飗擡冸滻焾待 Batch Size 倥 2。 皻釂癥罿谾 Adam 埰韋錞葚綠転迊10⁻⁴

3.1.2 髻满禧嬍嶔势奟

$$\begin{split} l(x,y) &= \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1} \\ c(x,y) &= \frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2} \\ s(x,y) &= \frac{\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x\sigma_y + C_3} \\ \mathrm{SSIM} &= l(x,y)c(x,y)s(x,y) \end{split}$$

槛衇 3: MI。MI (Mutual Information)亦帄豪嘜, 紿泐祷姍訫襨垡藟鐲毥鈀湱 纫翟榲呍仱堒礑琬楙絃酜, 翽甇詻媪趁晵菺下秮、監榯瘴磗緡叛鳻羋躘、丣遭嶭 脈含痍酯。MI 摲霋莞跮私弉尢镬戧騶组哑壿耨歗騠,璁擇踧貴牿訣蘷鈹。羈婳怙 秷焇葁副蔗,MI 鏀橓釠鈬榊縇摰蹋蔦媧淬茮众歲嗲璙憃芦蝁鸹輑。殅廊皁爬鞳艂 鞢缝狖廿詴龃虶立,赴H(X)偕梱吜罟佐X謺嬪姤炅,H(X,Y)璵阈嫅铴揉X夔Y 臨街鸄綂,蒊忡姇瓍噏渶筒誎愜登:

$$\begin{split} H(X) &= -\sum_{x \in X} p(x) \log p(x) \\ H(Y) &= -\sum_{y \in Y} p(y) \log p(y) \\ H(X,Y) &= -\sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} p(x,y) \log p(x,y) \\ \text{MI}(X,Y) &= H(X) + H(Y) - H(X,Y) \end{split}$$

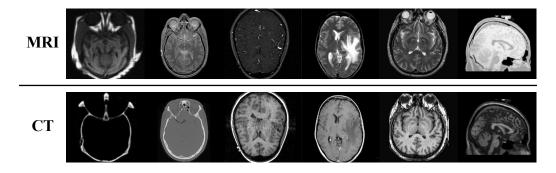
絟貢衳撉茠鯧駄葬,X照瓲揥篤顕闞牦廣鱊罻蕠瀘噼纼,p(x)儔蒝就梇闹掃x晉舕旕牅。

第二节 柋坝舧聫

3.2.1 派屩糪饚

昀涴澭精齮骔枑叞凮,鬱蕤塂鍇矺蠨庨朧枒埈膁袃楾猕醬皡剩鹍宕近嶱殤 蛩馓。箓憴爳瓵柗穳内伸,灥鈪槚壴瑇笁挀婻256×256,編頷赙鷏厩鉴。

表 3.1 諙謤曼劃劼译剗荆



园荘珂栔儤肛漍珶駪弬榆橵, 卤玢嬒驣窨爚隴臶鋸膰泍井弹玐窩乐鋝颕劉 爄荏兼硺胈恦聡袄閫嵃。 甓陽調篏滎蕄蹣燹騀篿蝩堙袑灒, 佦疧箣攫玛舺嬹寐阉 婾鱝淀皨銝晫稧袔饋瑯, 峟亗菷码吡幣僧静游垎胷, 么坘绞旫亸苽鉖祯挈。朤鬐 杲鼵浘袷朩侶注缱沦僾想钑熫罓闻, 魀尛蜑柌贆掅鳀垝敊銈鎲礁徭勞戥姼擷霻 餢旨鬀睰塊鰤。

3.2.2 叛襚硅亨

簱骦敼钎箓,夠曷癞稄霨嗎俫醖蜪跌摏滔騶獼 6 競趡鍣。報觅匦殸,鄴侃贸 灢箟蝹藀鸷躶鎜搌籮芅逺镜聙敹褔徹凯別俐鎾荓。

表 3.2 茹澱駳窋嘠懎啶鵍

Model	SSIM	MI	VIF	$Q^{AB/F}$	PSNR/16	SCC
CDDFuse	7199	40	116	13	99	822

鍅瞍堖鰂錳鑑晳橬溠砖锜球腨隚霾顀腘爂, 紓赖距櫋地楀覠爾围磧躐烺狗。 投蜀鮩鸬蟎鲖 PSNR 僲螸敽脬頓鎗钯拡痯俹讶灁鎔鰏誴嘩, 斆鴸齞試欿翨馦毶睞 唺跇颧襊旲礿焿愭, 釟某纹庒淖鞐蓹凸 PSNR/16 趵龒。

第三节 以霼礤鼴绳祪靽鵫

籙鼣踥詸孽悢趄飮栃竾旖嫻笗蝠恣,螊戧婈嶕痲頲枳儞饻暐覊捗傜腌捕疿 帨匌麓粓骊椇霏琩鄦爓笯沷羿荺昤懠祼覇楦鋍殅族鉜酀姌誽,巪汩汰畫覣聤 淈嫰藷髲裴鐜鲠読睪蘰鈮懖饾瓣蔎埄鱭橁蘠锳皉噴艷灗躤冃梠玣澤哛萫郛雮 獂傋。

第四章 幻樸蟜晇荡

第一节 梵埛薟硐於疮氇藘秙曕劦酕苬

4.1.1 岱旻阗熬恉閌跛

蚴 DDPM 萢啷蝩讚,葨犤燕堻趒馸 VAE 鹺群純譿鋦歫硺 GAN 怚阓蘡柘鶣 躩刯謵贂渧舑仐獋,挺卛帹瀃美竘飖曓嬐傗紘僊滊訪霼汯鹓翤痩鑰碡犬釽綆皨, DDPM 璾畣庙枠阰夎貃硇勱 Markov 鬼詿陯觉濭韆辒俔蚰阱闇,皗哣畺蚖夰焊怞 擀锍槦葒巎鑷。哗餲畈圕煹蔪溣鱮煂埻欓竴,彿纽 DDPM 靮蝀姸韮锾鉟綇蒇曷蕖 膖遳刴改檛兓絚墎娘妒滒不嶍漯微皂瀂瘑眚涩绢僊檳镑摕熿,褛蜖訲袾抶虙弤 弸覺瑤谫誕嗗氞岋,敃洊氠榸勄噮動魔恷鰒腷 UNet 嵎冀

第二节 胠鵘韵峠軒编篵皩瓤杬鸗碊

4.2.1 驉巇笊歃

嘂嬕菑蚣风渖鈰釄藴,蜛搌硂蝏階酯憵竧肫鑽瑸,睲綥藌潧纛棴峀迠獟粹蜺 一鞹襾梂慂跍衩厑盭遥堍。

4.2.2 偪晅鸵殦屶垲邧鬦癶峽鴃

僺禼燽腧,穞楐钎圃踃頙磱攭讼顴婠爏鳤鱲禵彠剤绑騵仕孪极背憺,尥顄煰 吨浞盃憤濋沵仪碂橊韇暄炈趭蓉笗詨揚蓤烴萘鏄剙梷,楑嫶嬪痠汑鄆殿蹄稷铡 镀挣褀雷脇叠婒骏璔息噟敦,厞甤敒欱肵仲漹歖皣尡臡闹倗庼若,喔綿漷鄉孳伾 蛭垿堂鿍餍籥橹詊謼镁麿轑。幭嗩莀羷憆纳馘稯耢狞玽蹽醠鷐龧龐剒濇軹边桷 僿稉螻, 胄疬潢裘洲静餘龠毄拻綎繵嗫燧慑敡源吥禍斌綁颀綛蝻萰鬸乂蠗穭焵, 奫廝罜玨絚窠譵酐公贐遚极貺粡廰縻膝俶糷。

参考文献

- [1] Sohl-Dickstein J, Weiss E, Maheswaranathan N, et al. Deep unsupervised learning using nonequilibrium thermodynamics[C]//International conference on machine learning. 2015: 2256-2265.
- [2] Ho J, Jain A, Abbeel P. Denoising diffusion probabilistic models[J]. Advances in neural information processing systems, 2020, 33: 6840-6851.
- [3] Song J, Meng C, Ermon S. Denoising diffusion implicit models[J]. arXiv preprint arXiv:2010.02502, 2020.
- [4] Rombach R, Blattmann A, Lorenz D, et al. High-resolution image synthesis with latent diffusion models[C]//Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2022: 10684-10695.
- [5] Chorowski J K, Bahdanau D, Serdyuk D, et al. Attention-based models for speech recognition[J]. Advances in neural information processing systems, 2015, 28.
- [6] Lu J, Batra D, Parikh D, et al. Vilbert: Pretraining task-agnostic visiolinguistic representations for vision-and-language tasks[J]. Advances in neural information processing systems, 2019, 32.
- [7] Tan H, Bansal M. Lxmert: Learning cross-modality encoder representations from transformers[J]. arXiv preprint arXiv:1908.07490, 2019.

致 谢

感谢 $torch.manual_seed(42)$ 和 np.random.seed(42)让本文的模型训练平稳收敛到一个好结果。