

基于生成对抗网络的糖尿病视网膜病变眼底图像生成

万程¹ 周鹏¹ 吴陆辉¹ 吴一全¹ 沈建新¹ 叶辉²

¹南京航空航天大学电子信息工程学院,南京 210016;²江苏省人民医院眼科,南京 210029

通信作者:叶辉,Email:yehui_mail@163.com

【摘要】 目的 利用计算机视觉算法自动生成各种类型的糖尿病视网膜病变(DR)眼底图像。方法 提出一种基于生成对抗网络(GAN)的眼底图像生成方法。该方法以眼底图像的血管脉络图像和病灶点的文字描述作为生成的约束条件,对文字使用长短记忆网络(LSTM)进行编码,血管脉络图像用卷积神经网络(CNN)进行编码,对二者信息合并,再使用生成对抗网络生成眼底图像。结果 模型生成的眼底图像中包含清晰的视盘、血管、黄斑等特征,但是由于文字编码的循环神经网络(RNN)损失函数不能很好地收敛,所以生成图像细节特征不明显。结论 使用GAN可以生成逼真的DR眼底图像,在扩充医疗数据方面具有一定的应用价值,但在小区域细节特征的生成方面仍需改进。

【关键词】 生成对抗网络;眼底图像;图像生成;卷积神经网络

基金项目: 国家自然科学基金项目(GBA1604401);江苏省自然科学基金项目(PAF16022);江苏高校优势学科建设工程项目

DOI:10.3760/cma.j.issn.2095-0160.2019.08.005

Diabetic retinopathy fundus image generation based on generative adversarial networks

Wan Cheng¹, Zhou Peng¹, Wu Luhui¹, Wu Yiquan¹, Shen Jianxin¹, Ye Hui²

¹College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China; ²Department of Ophthalmology, Jiangsu Province Hospital, Nanjing 210029, China

Corresponding author: Ye Hui, Email: yehui_mail@163.com

[Abstract] **Objective** To generate various types of diabetic retinopathy (DR) fundus images automatically by computer vision algorithm. **Methods** A method based on deep learning to generate fundus images was proposed, which used the vascular vein of the fundus image and the text description of lesions as the constraint conditions to generate fundus image. The text description was encoded by using a long short-term memory (LSTM), and the vascular vein image was encoded by a convolutional neural network (CNN). Then the encoded information was combined and used to generate a fundus image by generative adversarial networks (GAN). **Results** The results showed that the algorithm can generate realistic fundus images. However, the image detail features were not obvious because the text-encoded recurrent neural network (RNN) loss function did not converge well.

Conclusions Using the GAN can generate realistic DR fundus images, which has certain application value in expanding medical data. However, the generation of detail features in small areas still needs improvement.

[Key words] Generative adversarial networks; Fundus images; Image generation; Convolutional neural network

Fund program: National Natural Science Foundation of China (GBA1604401); Natural Science Foundation of Jiangsu Province (PAF16022); Jiangsu Province Advantageous Subject Construction Project

DOI:10.3760/cma.j.issn.2095-0160.2019.08.005

糖尿病是一个全球性的公共卫生问题,是仅次于心脑血管疾病和肿瘤疾病的严重影响人类健康的非传染性疾病^[1]。糖尿病视网膜病变(diabetic retinopathy, DR)是糖尿病常见的并发症,发病率高^[2],完全依赖医生的诊断耗时、耗力。尽管目前计算机辅助诊断已引

入医疗领域^[3-4],然而随着计算机技术的发展和各种算法的不断涌现,为开发和验证更复杂计算机技术的性能,如深度学习,需要大量带标记的数据^[5]。医疗数据的标注需要具有专业医学知识的人员实施,导致成本高,因而带标签的医疗数据匮乏,获得也比较困

难。近年来,随着深度学习的发展,基于数据驱动的图片合成方法得到快速发展,生成对抗网络(generative adversarial networks, GAN)的提出促进了基于深度学习图像生成的快速发展^[6]。通过对大量训练图像的学习提取图像中的固有可变性,在理想情况下可以学习到图像的潜在概率分布^[7]。一旦完成训练,模型可以采样输出可能位于该分布上的新图像,即生成需要的新图像。为解决在训练深度卷积模型中样本数量不足的问题,本研究中提出了一种使用文字描述和血管作为输入生成带病灶的眼底图像模型,并探讨其在 DR 中的应用。

1 方法

1.1 GAN

GAN 训练过程中将同时更新生成模型和判别模型。生成模型在输入噪声和特定约束条件的情况下用于生成目标,判别模型用于区分生成目标和真实目标,最后依据判决结果不断改善生成模型和判别模型,使生成目标不断接近真实目标。这样的 GAN 称为条件 GAN^[8](conditional GAN, cGAN),工作流程见图 1。

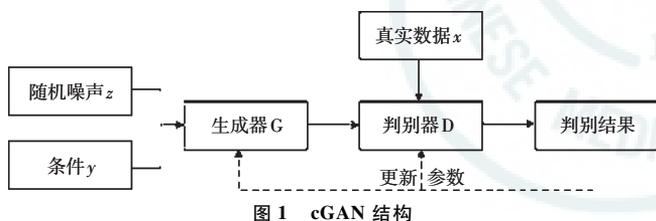


图 1 cGAN 结构

卷积神经网络(convolution neural networks, CNN)是目前计算机视觉识别任务中广泛应用的技术,可以作为生成对抗性学习过程中的强大候选架构。如此构建的 GAN 模型被称为深度卷积 GAN 模型(deep convolution GAN, DCGAN)^[9]。

1.2 文字编码

为了获得文字描述的特征信息,本研究中使用深度循环神经网络对文字进行编码。首先为文字描述构建编码字典,将文字转换为可使用计算机表示的形式;然后对训练长短记忆网络(long short-term memory, LSTM)^[10]进行编码,即可得到文字的编码向量。LSTM 的更新目标是使其尽可能地与相应图像的编码匹配。

1.3 模型

1.3.1 条件 DCGAN 模型 本研究中构建了 1 个条件 DCGAN 模型,该模型以文字和血管脉图作为约束条件,最后输出相应的生成图像,包括生成网络和判别网络 2 个部分(图 2)。在生成网络中,输入由文字

描述、随机噪声和血管脉图 3 个部分组成。
 (1)数据预处理 用文字编码器将文字描述编码成为向量表示,然后用全连接层对其进行特征降维,得到一个 128 维的输出向量。将输出向量与随机噪声 z 连接得到模型的输入向量,其中 z 服从标准正态分布。最后用 CNN 处理血管脉图图像,得到不同尺度的卷积层。
 (2)生成网络结构 采用类似于 U-net 结构的 CNN^[11],模型将拼接后得到的一维向量转化为二维形状数据,同时与相应的卷积层拼接,实现文字描述和血管信息的结合。用去卷积神经网络处理拼接结果,得到尺度更大的图层,与对应卷积层进行拼接,再进行去卷积操作,不断重复,直到得到预期的图像尺寸。
 (3)判别网络结构 采用 CNN 构造判别器,输入包括输入图像和文字描述。输入图像通过 CNN 后得到表示图像的特征向量,文字描述经过 LSTM 编码后与图像编码得到的特征向量拼接,通过全连接层得到对输入图像与文字匹配的判决结果并以此更新网络参数。

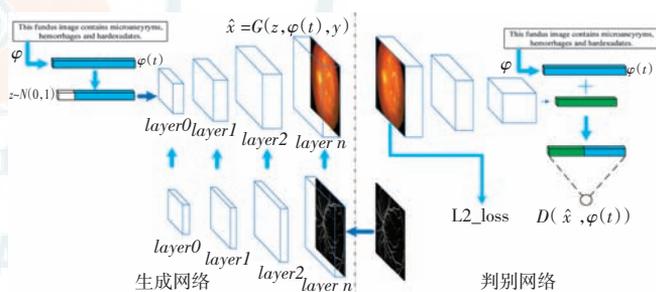


图 2 生成模型(条件 DCGAN)架构

1.3.2 损失函数 本模型共包含 3 种损失函数,分别是文字编码的损失函数、生成网络的损失函数和判别网络的损失函数。
 (1)文字编码损失函数 文字编码用 LSTM 结构和 CNN 结构共同决定,损失函数描述它们编码结果的相似度,使用余弦相似度定义它们的相似度。模型文字编码部分在更新过程中使相似度不断增加。
 (2)生成网络损失函数 生成图像通过判别网络的损失和二范数损失,二者加权求和共同决定生成损失。随着生成模型的更新,生成图像的判别损失增大,二范数损失减小。
 (3)判别网络的损失函数 由 3 部分构成,即真实图像和相应文字描述匹配的概率、真实图像和错误文字描述匹配的概率以及生成图像和相应字描述匹配的概率。随着判别网络的更新,真实图像和相应文字的匹配度增加,真实图像和错误文字描述的匹配度减小,生成图像和相应字描述的匹配度减小。

1.4 数据集

构建一个 DR 眼底图像生成文字描述模型,以诊

断图像中的微动脉瘤、出血点、硬性渗出物和软性渗出物。采用的数据库包括 DIARETDB0、DIARETDB1 和 Messidor。DIARETDB0 和 DIARETDB1 中的每张图像都有关于这 4 种病灶点的真实标签,可直接用这 2 个数据集中的所有图像。由于缺少 Messidor 数据集中这 4 种病灶点的真实标签,为了平衡数据,在 Messidor 中选择正常图像用于实验,最终获得 370 幅图像,其中 179 幅为正常图像,191 幅为患病图像,每幅图像的尺寸均为 1 152×1 500。患病图像中 180 幅图像包含微动脉瘤,133 幅图像包含出血点,119 幅图像包含硬性渗出物,74 幅图像包含软性渗出物。

研究所用的血管脉络图也由 GAN 所获得,用 DRIVE 数据集公开的血管标签训练 GAN,训练完成后对使用的数据集进行血管分割,实验中使用的每幅图像均可获得较好的血管分割结果(图 3)。

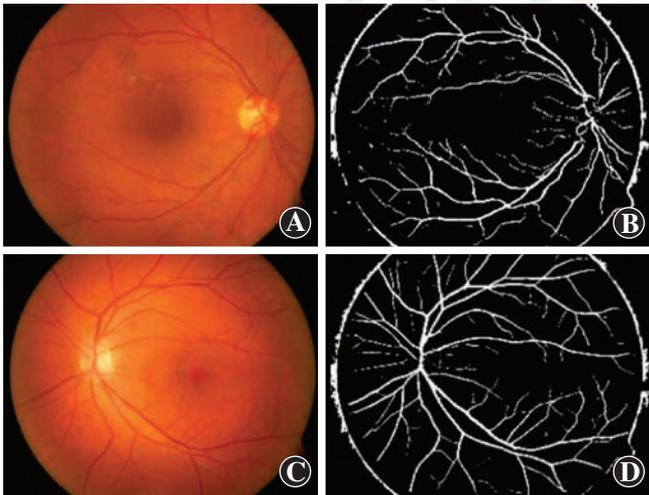


图 3 2 个组原图及其对应的血管提取图 A:第 1 组原图 B:第 1 组血管提取图 C:第 2 组原图 D:第 2 组血管提取图

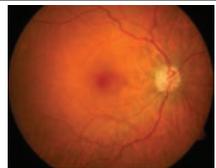
为了使描述标签更丰富,对每幅眼底图像创建 5 个相同含义的英文语句,每句描述均可准确描述相应眼底图像中是否包含微动脉瘤、出血点、硬性渗出物和软性渗出物(表 1)。

1.5 训练细节

每幅图像都有 5 句文字描述,每幅处理的图像(包括血管脉络图)尺寸为 276×375×3 像素。文字描述编码向量为 1 024 维,全连接层后映射到 128 维空间。本研究中的学习率为 0.002,动量为 0.5,学习率每 100 个 epoch 减少一半,每次总共训练 1 200 个 epoch。训练过程中,生成网络和判别网络分开训练。训练前 10 个 epoch 仅更新判别网络参数,目的是在更新生成网络的时候能够让生成网络有效学到更多的信息。前 10 个 epoch 完成以后生成网络和对抗网络交

替更新,直到最后训练完成。在完成 200 个 epoch 的训练后,为了提升算法效率,停止文字描述参数的更新。此外,在每个 epoch 完成后对模型进行 1 次测试,可以直观感受生成模型参数不断优化的过程。

表 1 图像文字标签示例

包含微动脉瘤、出血点和硬性渗出物的图像及其标签	正常眼底图像及其标签
	
1. This fundus image has microaneurysms, hemorrhages and hardexudates. 2. There are microaneurysms, hardexudates and hemorrhages in this fundus image. 3. A fundus image with hardexudates, microaneurysms and hemorrhages. 4. A diabetic retinopathy image has hardexudates, microaneurysms and hemorrhages. 5. Microaneurysms and hemorrhages in a diabetic retinopathy fundus image with hardexudates.	1. This is a normal fundus image. 2. There is nothing about disease characteristics in this fundus image. 3. A fundus image of healthy person. 4. A diabetic retinopathy image has nothing about disease characteristics. 5. A healthy fundus image.

实验过程中,文字描述在原始创建的 5 句真实标签中随机选择。文字与血管共同输入生成网络,输出最终的生成图像。实验中从 370 个样本中随机选择 8 个样本作为测试数据,剩余 362 张作为训练数据。

2 结果

实验在 Inter(R) Core(TM) i7-6700 CPU、3.4 GHz 主频、16 GB 内存、GTX1080 显卡、8 GB 显卡内存的计算机上运行,运行环境为 python 语言下 tensorflow 平台。

2.1 模型质量评估

为了验证模型的有效性,进行了大量的实验。首先根据文献[12]中提出的由文字到图像的生成模型进行改动得到本文的初始模型,初始模型可生成 276×375 像素的图像(图 4)。眼底图像的轮廓能清晰呈现,图像包含了眼底图像的血管和视盘。血管分布与正常眼底图像一致,视盘位置正确,颜色分布近似于真实图像。仔细观察生成图像后发现生成的图像比较模糊,血管仅可见主要的分支形态,末端难以辨别。与真实眼底图像比较,生成图像的视盘仅表现为一块分散的亮斑,或者出现 2 个或多个视盘(图 4G),部分图像甚至未显示视盘(图 4F)。与原眼底相比,生成的 8 幅图像黄斑区域不明显。

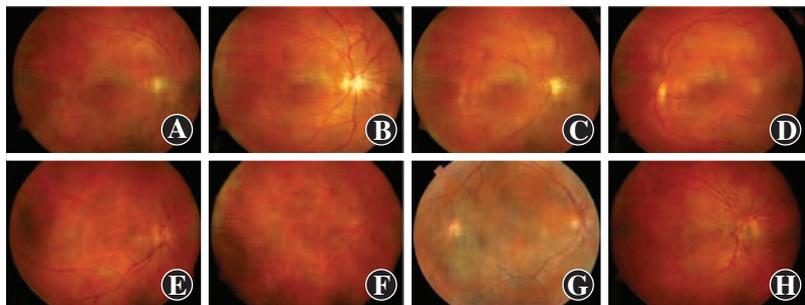


图 4 自动随机输入图像标签后初始模型图像生成结果 (A~H 为自动随机输入的图像标签) A: Hemorrhages in a diabetic retinopathy fundus image with softexudates B: This fundus image has only microaneurysms C: There are microaneurysms and hardexudates in this fundus image D: This fundus image has softexudates E: Microaneurysms and hemorrhages in a diabetic retinopathy fundus image with hardexudates F: A fundus image with microaneurysms, hemorrhages and softexudates G: This is a normal fundus image H: This fundus image has softexudates and hardexudates

本研究中对上述模型进行改进:(1)加入血管网络图作为生成限制条件;(2)在生成损失中引入二范数(L_2)损失。与图 4 比较,改进后模型生成的图像轮廓、颜色及内部结构与真实眼底图像接近,可见清晰的

血管脉络、视盘以及黄斑(图 5,表 2)。图像中还有适当的阴影和暗区,背景区域和真实图像有一定差异,其原因是噪声 z 的引入对于生成眼底图像意义重大,可进一步生成种类更多的图像。

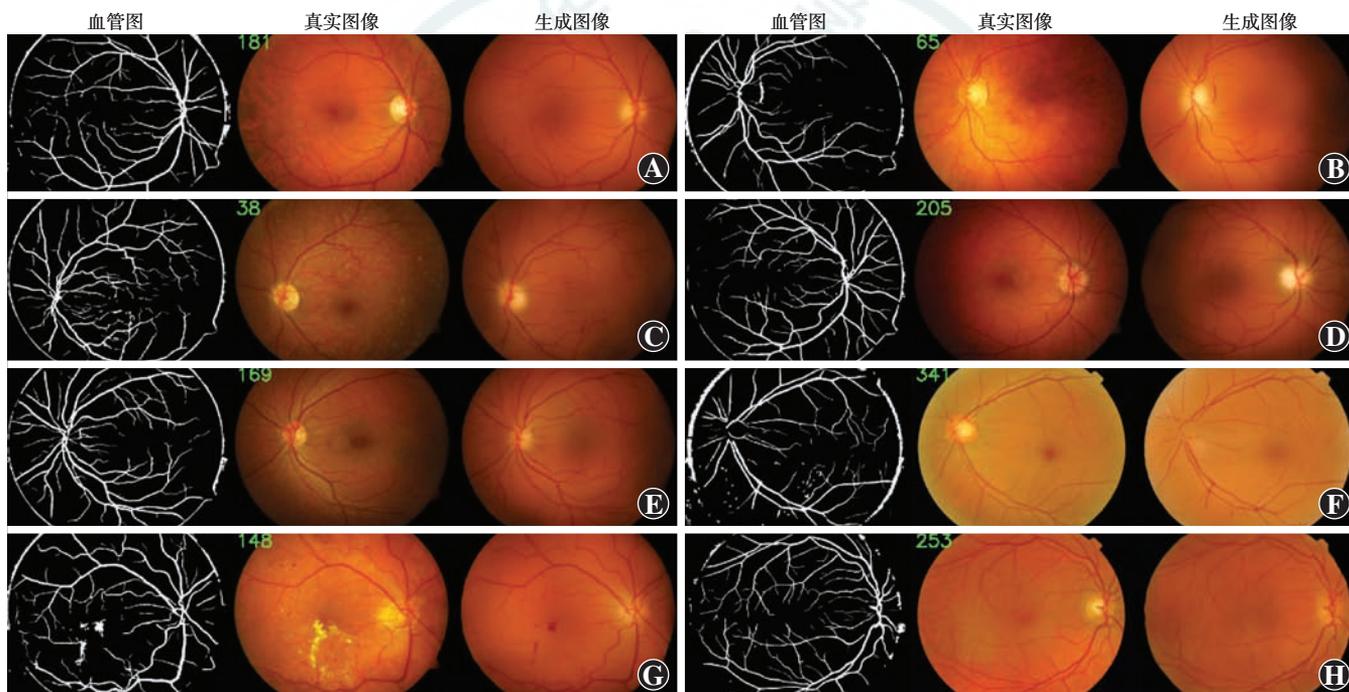


图 5 改进后模型的生成结果 A: 编号 181 图像 B: 编号 65 图像 C: 编号 38 图像 D: 编号 205 图像 E: 编号 169 图像 F: 编号 341 图像 G: 编号 148 图像 H: 编号 253 图像 注: 本研究中所有生成结果对应的输入文字描述见表 2, 真实图像左上角绿色数字为图像编号

图 5 中生成图像细节特征不明显。生成图像对于图像中的大面积区域,如阴影、黄斑、背景等效果较好,对于小面积区域,如文字描述中的病灶点、纹理特征等细节特征生成效果不佳。生成的图像整体过于平滑,与真实图像有明显区别。此外,生成的图像对于文字约束条件表现不敏感,主要原因是文字所描述的病灶点特征属于细节特征。

2.1.1 模型训练获得的损失函数 模型训练获得的损失函数见图 6~9。图 6 为模型的生成损失(gan_loss, 不包含二范数损失)和判别损失曲线,包括其左边整个训练过程的损失函数变化曲线和右边的截取的前 5 000 steps 损失函数曲线。可见训练开始时模型损

失函数值波动较大,且判别损失较小,而生成损失较大,训练到 500 steps 时生成损失曲线急剧下降,判别损失曲线升高,说明模型此时可以生成具有迷惑性的图像,分析产生该急剧变化的主要原因是此时模型开始更新生成网络参数。随着训练次数的增加,生成损失和判别损失交替更新,最终趋于稳定达到预期效果。

图 7 发现,模型训练到近 500 steps 时二范数损失急剧减小,也是此时模型开始更新生成网络。在后续的训练过程中模型参数进一步更新,大概训练到 30 000 steps 时,二范数损失达到收敛。整个模型的生成损失函数曲线见图 8,其曲线与二范数损失一致。随着训练的进行,损失函数的波动也逐渐减小。

表 2 图像编号与文字描述对应表

图像编号	文字描述
1, 7, 17, 24, 174	<ol style="list-style-type: none"> This fundus image has microaneurysms, hemorrhages and hardexudates. There are hardexudates, microaneurysms and hemorrhages in this fundus image. A fundus image with hardexudates, microaneurysms and hemorrhages. A diabetic retinopathy image has hardexudates, microaneurysms and hemorrhages. Microaneurysms and hemorrhages in a diabetic retinopathy fundus image with hardexudates.
9, 31, 74, 78, 106, 148	<ol style="list-style-type: none"> This fundus image has microaneurysms, hemorrhages, hardexudates and softexudates. There are microaneurysms, hemorrhages, hardexudates and softexudates in this fundus image. A fundus image with microaneurysms, hemorrhages, hardexudates and softexudates. A diabetic retinopathy image has microaneurysms, hemorrhages, hardexudates and softexudates. Microaneurysms and hemorrhages in a diabetic retinopathy fundus image with hardexudates and softexudates.
38	<ol style="list-style-type: none"> This fundus image has microaneurysms, hemorrhages and softexudates. There are microaneurysms, hemorrhages and softexudates in this fundus image. A fundus image with microaneurysms, hemorrhages and softexudates. A diabetic retinopathy image has microaneurysms, hemorrhages, hardexudates and softexudates. Microaneurysms and hemorrhages in a diabetic retinopathy fundus image with hardexudates and softexudates.
42, 80, 173	<ol style="list-style-type: none"> This fundus image has microaneurysms and hemorrhages. There are microaneurysms and hemorrhages in this fundus image. A fundus image with microaneurysms and hemorrhages. A diabetic retinopathy image has microaneurysms and hemorrhages. Microaneurysms and hemorrhages in a diabetic retinopathy fundus image.
53, 65, 170	<ol style="list-style-type: none"> This fundus image has microaneurysms and hardexudates. There are microaneurysms and hardexudates in this fundus image. A fundus image with microaneurysms and hardexudates. A diabetic retinopathy image has microaneurysms and hardexudates. Microaneurysms in a diabetic retinopathy fundus image with hardexudates.
61, 86, 90, 169, 181, 189, 205	<ol style="list-style-type: none"> This fundus image has only microaneurysms. There is microaneurysms in this fundus image. A fundus image with microaneurysms. A diabetic retinopathy image has microaneurysms. Microaneurysms in a diabetic retinopathy fundus image.
179, 228, 224, 247, 251, 253, 264, 274, 282, 289, 338, 341	<ol style="list-style-type: none"> This is a normal fundus image. There is nothing about disease characteristics in this fundus image. A fundus image of health person. A diabetic retinopathy image has nothing about disease characteristics. A healthy fundus image.

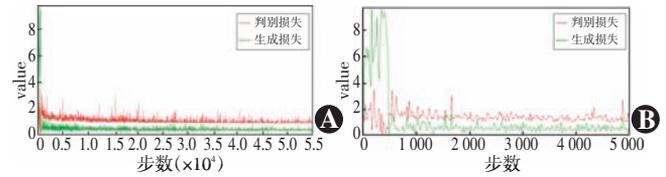


图 6 网络的生成损失和判别损失函数曲线 训练开始时模型损失函数值波动较大,且判别损失较小,而生成损失较大,到训练到 500 steps 时生成损失曲线急剧下降,判别损失曲线升高 A:全部 55 000 steps 判别损失和生成损失(不包含二范数损失部分)的曲线 B:左图中前 5 000 steps 部分,其中红色曲线为判别损失曲线,绿色曲线为生成损失曲线

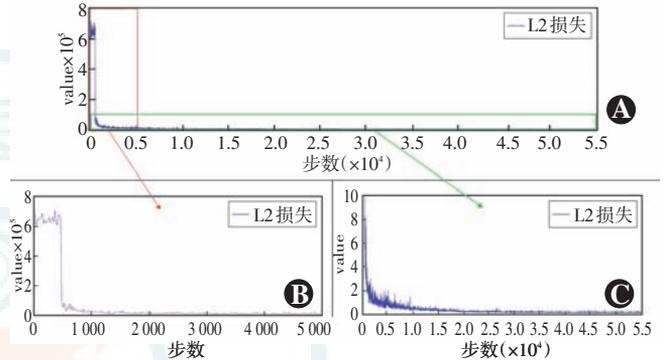


图 7 二范数损失函数曲线 模型训练到近 500 steps 时二范数损失值急剧减小 A:全部 55 000 steps 生成损失中二范数损失部分的曲线 B:A 图中红色框部分 C:A 图中绿色框部分

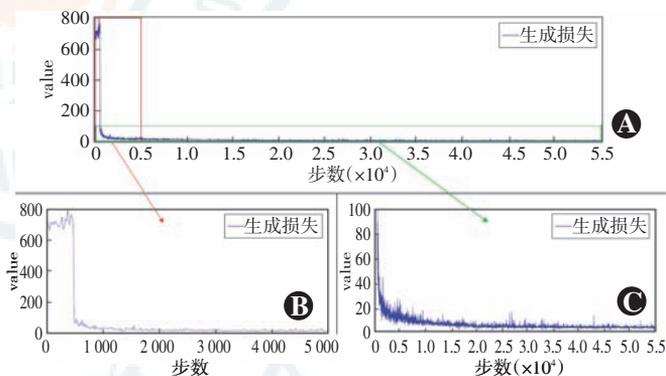


图 8 总的生成损失函数曲线 总的生成损失函数曲线与二范数损失一致,随着训练的进行,损失函数的波动也渐渐减小 A:全部 55 000 steps 总的生成损失(包含二范数损失)的曲线 B:上图中红色框部分细节放大 C:上图中绿色框部分细节放大

文字编码的损失为 RNN 损失函数,损失函数曲线见图 9,发现模型 RNN 损失函数曲线明显波动,并不随着训练次数增加而减小,可能为样本数据较小,无法拟合 RNN 网络大量的参数所致。

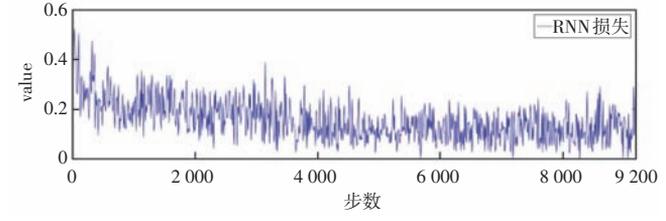


图 9 RNN 损失函数曲线 RNN 损失函数曲线明显波动,并不随着训练次数的增加而减小

3 讨论

目前计算机辅助诊断广泛应用于医疗领域,然而带标签的医疗数据不足也严重减缓了其发展的脚步。使用深度学习技术生成可用于验证和训练计算机辅助诊断模型的数据,对推动计算机辅助诊断技术在医疗领域的发展具有重要意义。医疗图像的生成方法可分为基于数学模型和基于数据驱动 2 种,其中基于数学模型的方法致力于对数据特征的观察,试图直接使用人工设计的数学模型模拟复杂的医疗图像,通常在现有图像的基础上构建更为精准或更满足医生或患者需要的图像^[13-14]。这种方法通常用在图像增强领域,如图像复原、获取高分辨率图像等。另一种基于数据驱动的图像生成方法通过对大量训练图像的学习提取图像中的固有可变性,在理想情况下可以学习到图像的潜在概率分布。一旦完成训练,模型可以采样输出可能位于该分布上的新图像,即生成需要的新图像。

本研究中提出的条件 DCGAN 模型可以成功生成眼底图像,具有清晰的视盘、黄斑和血管等特征。但是,生成图像的细节特征缺失严重,这是本研究不足之处。从另外一个方面来说,本模型测试集的生成结果和训练集生成的结果类似,说明通过生成对抗来生成眼底图像的思路可行。不过依旧需要改进模型对细节特征的拟合能力。

综上所述,本研究中提出了一种基于条件 DCGAN 的眼底图像生成方法,该方法以血管脉络图和文字描述作为输入约束条件,通过生成网络和判别网络相互博弈学习,最终生成眼底图像,结果表明该模型可以生成特征明显的眼底图像,生成眼底图像中包含清晰的血管、视盘以及黄斑等主要特征。同时生成的眼底图像也能够包含一些拍摄中可能产生的阴影,生成图像逼真。然而生成图像细节部分不理想,图像过于平滑,细节特征不明显,未来可以尝试使用级联 GAN 对细节的生成进行提升。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

参考文献

[1] 杨文英. 中国糖尿病的流行特点及变化趋势[J]. 中国科学:生命科学

学,2018,48(8):812-819.

- [2] 金佩瑶,彭金娟,邹海东,等. 上海市新泾社区 2 型糖尿病居民 5 年随访的前瞻性调查研究 1. 糖尿病视网膜病变和糖尿病黄斑水肿的发病率及危险因素[J]. 中华实验眼科杂志,2016,34(4):363-367. DOI:10.3760/cma.j.issn.2095-0160.2016.04.016.
- Jin PY, Peng JJ, Zou HD, et al. A 5-year prospective study of type 2 diabetes patients in Shanghai Xinjing Community 1. The incidence and risk factors of diabetic retinopathy and diabetic macular edema in Chinese type 2 diabetes residents[J]. Chin J Exp Ophthalmol, 2016, 34(4):363-367. DOI:10.3760/cma.j.issn.2095-0160.2016.04.016.
- [3] 任福龙,曹鹏,杨金柱,等. 多核多示例学习的糖尿病视网膜病变诊断[J]. 中国图象图形学报,2018,23(4):552-563. DOI:10.11834/jig.170470.
- Ren FL, Cao P, Yang JZ, et al. Multi-kernel multi-instance learning based diabetic retinopathy diagnosis[J]. J Image Graphics, 2018, 23(4):552-563. DOI:10.11834/jig.170470.
- [4] 马文婷,赵耀,韦世奎,等. 基于多尺度区域块的糖尿病性视网膜病变级联检测[J]. 北京交通大学学报,2017,41(6):13-20. DOI:10.11860/j.issn.1673-0291.2017.06.003.
- Ma WT, Zhao Y, Wei SK, et al. Cascade detection of diabetic retinopathy based on multi-scale region blocks[J]. J Beijing Jiaotong Univ, 2017, 41(6):13-20. DOI:10.11860/j.issn.1673-0291.2017.06.003.
- [5] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553):436-444. DOI:10.1038/nature14539.
- [6] Wu X, Xu K, Hall P. A survey of image synthesis and editing with generative adversarial networks[J]. Tsinghua Sci Technol, 2017, 22(6):660-674.
- [7] Costa P, Galdran A, Meyer MI, et al. End-to-end adversarial retinal image synthesis[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2018, 37(3):781-791. DOI:10.1109/TMI.2017.2759102.
- [8] Mirza M, Osindero S. Conditional generative adversarial nets[J]. Comput Sci, 2014:2672-2680.
- [9] 王坤峰,苟超,段艳杰,等. 生成式对抗网络 GAN 的研究进展与展望[J]. 自动化学报,2017,43(3):321-332. DOI:10.16383/j.aas.2017.y000003.
- Wang KF, Gou C, Duan YJ, et al. Generative adversarial networks: the state of the art and beyond[J]. Acta Automatica Sinica, 2017, 43(3):321-332. DOI:10.16383/j.aas.2017.y000003.
- [10] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory[J]. Neural Comput, 1997, 9(8):1735-1780.
- [11] Han Y, Ye JC. Framing U-Net via deep convolutional framelets: application to sparse-view CT[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2018, 37(6):1418-1429. DOI:10.1109/TMI.2018.2823768.
- [12] Reed S, Akata Z, Yan X, et al. Generative adversarial text to image synthesis[J]. ICML, 2016:1060-1069.
- [13] Hodneland E, Hanson E, Munthe-Kaas AZ, et al. Physical models for simulation and reconstruction of human tissue deformation fields in dynamic MRI[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2016, 63(10):2200-2210. DOI:10.1109/TBME.2015.2514262.
- [14] Collins DL, Zijdenbos AP, Kollokian V, et al. Design and construction of a realistic digital brain phantom[J]. IEEE Trans Med Imaging, 1998, 17(3):463-468. DOI:10.1109/42.712135.

(收稿日期:2019-03-07 修回日期:2019-07-02)

(本文编辑:刘艳)

读者·作者·编者

本刊对稿件的学术要求

文稿须有较高的学术价值,具有创新性、科学性、导向性和实用性。文稿要求资料翔实、实事求是、立论新颖、方法学正确、论据充分、图表恰当、结果客观、结论可靠、论述严谨、符合逻辑、层次清晰、数据准确、语句通顺。

(本刊编辑部)