



计算机应用
Journal of Computer Applications
ISSN 1001-9081, CN 51-1307/TP

《计算机应用》网络首发论文

题目：基于半监督方法的脑梗图像识别
作者：欧莉莉，邵峰晶，孙仁诚，隋毅
收稿日期：2020-07-17
网络首发日期：2020-10-20
引用格式：欧莉莉，邵峰晶，孙仁诚，隋毅. 基于半监督方法的脑梗图像识别. 计算机应用. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1307.TP.20201020.1057.002.html>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于半监督方法的脑梗图像识别

欧莉莉¹, 邵峰晶^{1*}, 孙仁诚^{1,2}, 隋毅¹

(1. 青岛大学 计算机科学技术学院, 山东 青岛, 266071; 2. 青岛大学 附属医院, 山东 青岛, 266071)

(*通信作者电子邮箱 sfj@qdu.edu.cn)

摘要: 在图像识别领域, 针对有监督方法的模型在标签数据不足时图像的识别效果不佳问题, 提出了一种基于生成对抗网络的半监督方法模型。该模型结合了半监督生成对抗网络和深度卷积生成对抗网络的优点, 并在输出层用 softmax 代替了 sigmoid 激活函数, 来建立半监督深度卷积生成对抗网络(SS-DCGAN)模型。首先, 通过将生成样本定义为伪样本类别, 用于引导训练; 其次, 采用半监督的训练方式对模型的参数进行更新; 最后, 实现对脑梗死图像异常的识别。实验结果表明, SS-DCGAN 模型在标签数据较少时能够很好地识别异常图像, 且达到 95.05% 的识别率, 与 ResNet32、Ladder 分类方法相比具有显著的优越性。

关键词: 生成对抗网络; 半监督; 脑梗; 深度卷积网络; 图像识别; 特征匹配

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

Cerebral infarction image recognition based on semi-supervised method

OU Lili¹, SHAO Fengjing^{1*}, SUN Rencheng^{1,2}, SUI Yi¹

(1. College of Computer Science and Technology, Qingdao University, Qingdao Shandong 266071, China;

2. Affiliated Hospital, Qingdao University, Qingdao Shandong 266071, China)

Abstract: In the field of image recognition, images with insufficient label data could not be well recognized by a supervised method model. In order to solve this problem, a semi-supervised method model based on the generative adversarial networks was proposed. By combining the advantages of semi-supervised generative adversarial networks and deep convolutional generative adversarial networks, and replacing the sigmoid activation function with softmax in the output layer, the Semi-Supervised Deep Convolutional Generative Adversarial Networks (SS-DCGAN) model was established. Firstly, the generated samples were defined as pseudo-sample categories to guide training process. Secondly, the semi-supervised training method was adopted to update parameters of the model. Finally, the recognition of abnormal images of cerebral infarction was realized. Experimental results show that the SS-DCGAN model could identify abnormal images well when there was a little label data, and achieved 95.05% recognition rates. Compared with ResNet32 and Ladder classification methods, the SS-DCGAN model has significant advantages.

Keywords: generative adversarial networks; semi-supervised; cerebral infarction; deep convolutional networks; image recognition; feature matching

0 引言

近年来, 随着医学成像技术不断提高, 各种医学设备产生的大量医学图像, 为医学图像识别研究提供了充分的数据来源。然而, 由于医学图像数据具有多模态性、多维性和不确定性等特点^[1], 给医学图像识别带来了很大挑战。传统的医学图像识别是由医生对患者的超声影像进行肉眼观察诊断, 其识别率低、耗时比较长, 诊断结果也往往具有主观性和低

可靠性, 难以满足当下的医学需求, 而深度学习(Deep Learning)的出现促进了医学图像识别的进一步发展。深度学习作为机器学习的一个重要分支, 其原理是模仿人脑的机制, 自动学习数据的内在规律, 利用分层网络模型逐层地提取特征, 这些特征能准确地反映数据信息, 从而提高图像识别的准确性。

生成对抗网络(Generative Adversarial Networks, GAN)是由 Ian J. Goodfellow 等人在 2014 年提出的^[2], 并且在深度学

收稿日期: 2020-07-17; 修回日期: 2020-10-09; 录用日期: 2020-10-14。

基金项目: 国家自然科学基金青年基金资助项目(41706198)。

作者简介: 欧莉莉(1993—), 女, 河南商丘人, 硕士研究生, 主要研究方向: 大数据分析; 邵峰晶(1955—), 女, 山东青州人, 教授, 博士生导师, 博士, 主要研究方向: 数据挖掘、复杂网络等; 孙仁诚(1977—), 男, 山东即墨人, 副教授, 博士, 主要研究方向: 数据挖掘与复杂网络; 隋毅(1984—), 女, 山东青岛人, 副教授, 博士, 主要研究方向: 大数据建模与分析, 复杂网络与机器学习。

习领域引起广泛的研究热潮。由于 GAN 的生成能力比较强,人们逐渐将其应用于图像领域,例如图像合成^[3]、图像修复^[4]、图像识别、视频检索^[5]、根据文字生成图片^[6]、图像超分辨率^[7]、灰度图像上色^[8]及 X 光图像的生成^[9]等方面。在图像识别领域中,虽然基于 GAN 的方法^[10]具有很高的识别率,但是与监督学习方法一样,在训练时需要大量的标签数据。当标签数据不足时,会影响一些特定问题的识别效果。如:在对医学图像分析时,采集到的样本需要先由经验丰富的医生进行标注,然后才能进行分析,但是这个过程要耗费大量的时间和人力,还会浪费无标签样本中的一些重要信息^[11]。

本文针对这个问题,将半监督生成对抗网络^[12](Semi-Supervised Generative Adversarial Networks, SSGAN)与深度卷积生成对抗网络^[13](Deep Convolutional Generative Adversarial Networks, DCGAN)的特点相结合,构建半监督深度卷积生成对抗网络模型(Semi-Supervised Deep Convolutional Generative Adversarial Networks, SS-DCGAN),在该模型中将具有特征提取功能的卷积神经网络加入到生成器与判别器中,用来提取图片的特征信息。本文实验中选用的是脑部磁共振(Magnetic Resonance, MR)(脑梗死)图像数据,其中只有少量的标签数据,通过对比不同模型在该数据集上的实验结果,证明半监督深度卷积生成对抗网络具有一定的鲁棒性。

1 生成对抗网络

GAN 是一种深度学习模型,主要由生成器和判别器组成,生成器 G 与判别器 D 是一种博弈对抗关系。GAN 网络中生成器与判别器是一种对抗关系,在模型训练时需要同时对两个网络同时进行训练^[14],生成对抗网络的基本框架如图 1 所示。

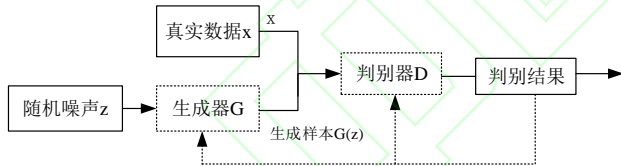


图 1 GAN 基本框架

Fig. 1 Base framework of GAN

生成器负责最大化的拟合服从某种简单分布的随机噪声,使其尽可能的服从真实数据的分布,并生成伪样本;判别器负责判断输入的数据是否为真实数据,若为真则输出为 1,否则为 0。训练时,生成器与判别器相互博弈,前者生成的伪样本慢慢接近真实数据,后者的判断能力慢慢增强。当判别

器无法确定数据是真实数据还是生成数据时,生成器已经很好地学习到了真实数据的分布规律,即 $D(G(z)) = 0.5$ 。

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim P_{\text{data}}(x)} [\log(D(x))] + E_{z \sim P_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (1)$$

式(1)^[2]为 GAN 模型的优化函数,由前后两部分组成。其中, x 为真实数据,服从真实数据分布 $P_{\text{data}}(x)$; z 为随机噪声,服从先验分布 $P_z(z)$; $G(z)$ 是将随机噪声 z 输入到生成器所产生的伪样本; $D(x)$ 和 $D(G(z))$ 分别为判别器判断 x 和 $G(z)$ 为“真”的概率。

在判别器中,要提高判断是真实数据还是生成数据的能力,需要对判别器的参数进行更新。对于真实数据就是要最大 $D(x)$, 即最大 $\log(D(x))$; 对于生成数据 $G(z)$, 要最小 $D(G(x))$, 即最大 $\log(1 - D(G(z)))$ 。由此可以得出判别器的目标函数,如公式(2)所示:

$$\max_D V(D, G) = E_{x \sim P_{\text{data}}(x)} [\log(D(x))] + E_{z \sim P_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (2)$$

在生成器中,通过欺骗判别器来提高自身生成伪样本的能力,就要对生成器的参数进行更新。要想使判别器判断不出输入的数据是否是伪样本,就要使 $D(G(z))$ 最大,即最小 $\log(1 - D(G(z)))$ 。因此,生成器的目标函数如公式(3)所示:

$$\min_G V(D, G) = E_{z \sim P_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (3)$$

2 半监督生成对抗网络

2016 年 OpenAI 提出了 GAN 的改进模型——半监督生成对抗网络^[10](Semi-Supervised Generative Adversarial Networks, SSGAN)。本文将该网络模型应用到脑部 MR 图像的识别上。相较于 GAN 模型,SSGAN 使用标签数据和无标签数据共同训练有类别信息的样本。

SSGAN 模型的基本框架如图 2 所示。将随机噪声 z 输入到生成器,并输出生成样本 $G(z)$; $G(z)$ 与有标签、无标签的脑部 MR 数据一同输入到判别器中。假定对于一个 K 分类问题,将生成器生成的伪样本记为 $y = K + 1$ 类,判别器最后将输出 $K+1$ 维的分类结果。在 SSGAN 训练过程中,其损失函数采用监督学习与无监督学习相结合的方式,这种做法有助于提高半监督分类的准确率^[15]。

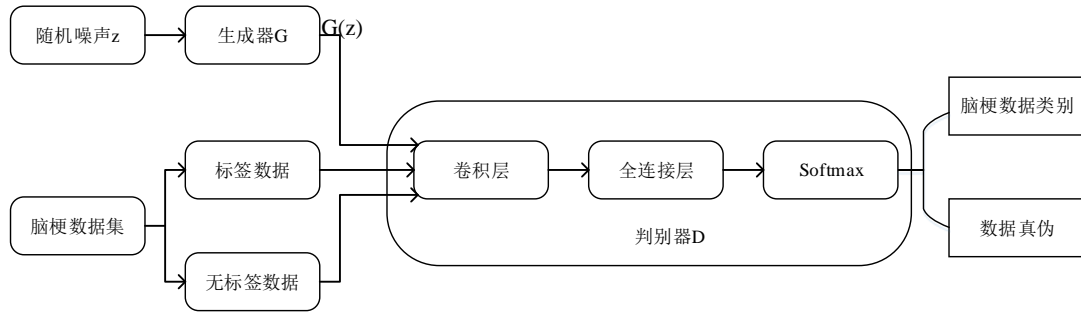


图2 SSGAN 基本框架

Fig. 2 Base framework of SSGAN

为了更好地获取脑部 MR 图像的特征信息, 本文还采用了将传统的监督学习方法 CNN 与无监督的 GAN 相结合的深度卷积生成对抗网络^[11](Deep Convolutional Generative Adversarial Networks, DCGAN)。该模型是由 Alec Radford 于 2015 年提出的, 并首次将卷积神经网络与生成对抗网络结合在一起, 利用卷积神经网络的特征提取功能^[16], 来提高 GAN 模型训练过程的稳定性。

DCGAN 的主要贡献表现在下列三个主要方面:

- 1) 改变了普通卷积神经网络在卷积之后接一层池化的结构, 去掉池化层。判别器中池化层换成步长为 1 的卷积层, 而生成器中的池化层换为反卷积层。
- 2) 删除网络中的全连接层, 将卷积神经网络连接到生成器判别器的输入输出层。
- 3) 在生成器和判别器输入层、中间层都使用批量归一化 (Batch Normalization)。

除此之外, 因为 GAN 网络中使用的是不适合高分辨率生成的 maxout^[17]激活函数, 而 DCGAN 在生成器的输出层使用 Tanh 激活函数, 其他层均使用 ReLU(Rectified Linear Unit)^[18]激活函数; 在判别器的每层都使用 Leaky ReLU(Leaky Rectified Linear Unit)^[19]激活函数。

3 半监督深度卷积生成对抗网络

半监督深度卷积生成对抗网络(SS-DCGAN)的主要思想是: 结合了 SSGAN 和 DCGAN 的特点, 建立图像识别模型 SS-DCGAN。在模型中将深度卷积神经网络引入到生成器与判别器中。在训练时, 判别器作为分类器进行训练。在该模型中不仅使用了标签数据, 还使用了大量的无标签数据, 主要是为了利用无标签数据来提高标签数据的分类精度。在训练时, 虽然无标签数据不带有类别信息, 但却有助于学习数据的整体分布, 同时能够提高模型的分类准确率。

在生成器中, 首先, 将服从某种特定分布的 100 维随机噪声输入到生成器中, 经过 Reshape 操作, 得到一个三维张量, 大小为 $4 \times 4 \times 1024$; 然后将该三维张量经过 6 次反卷积和上采样, 生成与真实数据大小及分布一致的样本图像。最

后在输出层输出大小为 $128 \times 128 \times 3$ 的伪样本图像, 其中 128×128 代表图像的分辨率, 3 代表图像通道数。在反卷积过程中, 卷积核 ω 的大小为 5×5 , 步长 stride 为 2, 完成一次反卷积操作, 都要进行批量归一化处理。网络的输出层采用的是 Tanh 激活函数, 其余层采用的是 ReLU 激活函数。

在判别器中, 采用了 17 层卷积神经网络和 3 个全连接层。首先, 通过 17 层卷积层对 $128 \times 128 \times 3$ 的图像进行特征提取, 再利用全连接层对特征信息进行整合, 最后输出分类结果。每完成一次卷积操作就要进行批量归一化, 在卷积过程中采用的是 LeakyReLU 激活函数。它与 ReLU 函数的不同之处在于, LeakyReLU 函数在负半轴保留了数值为 0.2 的斜率, 作用是: 在训练过程中, 避免因出现梯度消失, 模型无法收敛的情况。网络的输出层是全连接层, 并通过 Softmax 输出归一化类别概率。

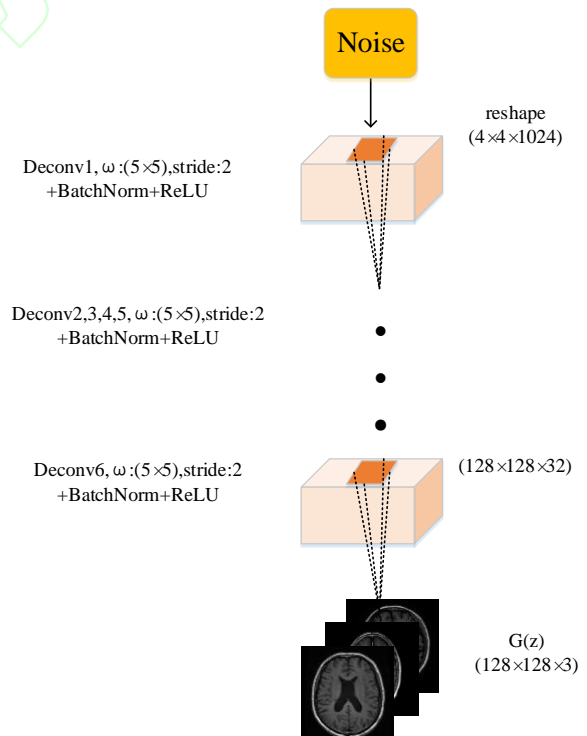


图3 SS-DCGAN 生成器结构

Fig. 3 Generator structure of SS-DCGAN

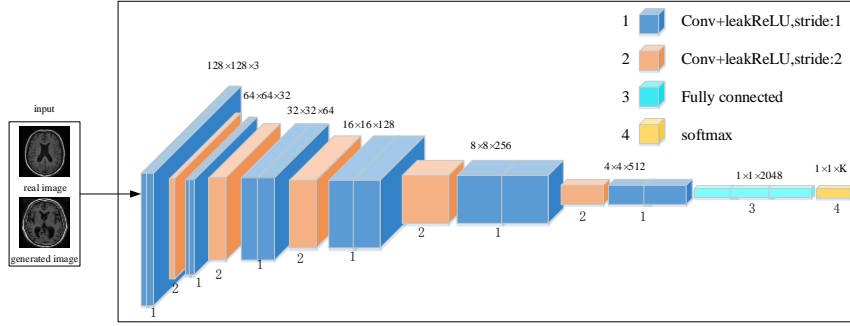


图4 SS-DCGAN 的判别网络

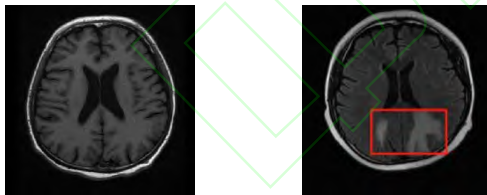
Fig. 4 Discriminate Network of SS-DCGAN

4 基于 SS-DCGAN 的脑部 MR 图像识别

基于上述模型结构, 针对脑部 MR 图像识别中有标签数据稀缺的问题, 采用了一种基于 GAN 模型的半监督方法来实现脑部 MR 图像的识别。该方法对网络参数的更新是通过监督损失和无监督损失共同训练, 在生成器中, 利用特征匹配来提高 GAN 的学习能力, 通过对抗训练, 来提高图像识别的准确率。

4.1 数据及预处理

本文所用数据来自青岛大学附属医院神经内科, 是在有临床经验医生的指导下选取的脑部 MR 图像, 并将其分为正常 (不患脑梗) 和异常 (患脑梗) 两种类别的图像, 在异常图像中又根据其患脑梗病变的面积将其分为: 腔隙性脑梗死 (病变面积 < 1.5cm)、小梗死 (病变面积 1.5~3cm)、大梗死 (病变面积 > 3cm)。正常图像的脑组织区域呈灰黑色, 而异常图像的脑组织会有部分灰白色区域, 如图 5 所示, 图 5(b) 中红色圈出部分即为病灶区域。



(a) 正常图像

(b) 异常图像

图5 脑部 MR 图像

Fig. 5 MR images of brain

为了使输入图像尺寸与模型相匹配, 在输入模型之前需要将裁剪后大小不一的图像设置成相同的大小。考虑到模型训练速度以及计算机性能等原因, 选择 128×128 像素作为输入图像的尺寸大小。通过对初始样本中的少量图片进行数据增强, 将它们以不同的角度逆时针翻转 (如 10, 15, 20, 25), 从而使数据扩充到 6744 张, 并将数据集的 80% 作为训练集, 20% 作为测试集, 即训练集 5396 张, 测试集 1348 张。其中训练集分为标签数据与无标签数据, 并且无标签数据要远多于标签数据。

4.2 SS-DCGAN 模型训练

在 SS-DCGAN 中, 对于一个 K 分类问题, 将生成器生成的伪样本添加到真实数据中, 并记为第 $K+1$ 类, 将数据 x 作为判别器的输入, 并输出一个 $K+1$ 维的逻辑向量 $\{l_1, l_2, \dots, l_{K+1}\}$, 再通过 softmax 函数得出归一化类别概率:

$$P_{\text{model}}(y = i | x) = \frac{\exp(l_i)}{\sum_{j=1}^{K+1} \exp(l_j)} \quad (4)$$

(4) 式中, P_{model} 的最大值对应类别的预测标签。

SS-DCGAN 模型的训练过程就是损失函数的优化过程。在判别器中, 要输入三种类别的数据 (有标签数据、无标签数据、生成数据), 且都有其相应的损失函数, 即有标签数据损失 L_{label} 、无标签数据损失 L_{unlabel} 、生成样本损失 L_{gen} 。

有标签数据损失, 即真实类标签分布和预测类标签的交叉熵损失, 此表达式为:

$$L_{\text{label}} = -E_{x, y \sim P_{\text{data}}} \log P_{\text{model}}(y | x, y < K + 1) \quad (5)$$

无标签数据损失, 即无标签数据来自真实数据, 此时 $y \neq K+1$, 该表达式为:

$$L_{\text{unlabel}} = -E_{x \sim P_{\text{data}}} \log [1 - P_{\text{model}}(y = K + 1 | x)] \quad (6)$$

生成样本的损失, 即生成器生成的伪样本被判别器判断为假样本的损失, 此时 $y=K+1$, 该表达式为:

$$L_{\text{gen}} = -E_{x \sim G} \log [P_{\text{model}}(y = K + 1)] \quad (7)$$

在上述公式中, x 为数据图像; y 为有标签数据的标签, 即 $y \in \{1, 2, \dots, K, K+1\}$; $x, y \sim P_{\text{data}}$ 表示输入带有标签 y 的真实数据图像 x ; $x \sim P_{\text{data}}$ 表示 x 是真实数据分布中的无标签数据; $x \sim G$ 表示 x 来自生成器生成的伪样本; $P_{\text{model}}(\cdot | \cdot)$ 表示预测类概率。

在判别器的损失函数中:

1) 有标签样本的损失 L_{label} , 相当于一个标准的监督分类任务的训练过程, 对于一个 K 分类, 优化网络参数需要通过最小化标签数据样本和模型预测分布 $P_{\text{model}}(y | x)$ 之间的交叉熵。

2) 无标签样本损失 L_{unlabel} , 在训练时就是要尽可能最大化无标签数据来自真实数据的概率。

3) 生成样本损失 L_{gen} , 在训练时就是要尽可能的最大化样本来自生成样本的概率。

判别器的训练过程就是优化损失函数的过程。其中, 对有标签数据进行监督学习, 对无标签数据和生成样本进行无监督学习。即, 判别器的总损失函数 L_D 是由监督损失函数 $L_{\text{supervised}}$ 和无监督损失函数 $L_{\text{unsupervised}}$ 组成, 公式如下:

$$\begin{aligned} L_D &= L_{\text{label}} + L_{\text{unlabel}} + L_{\text{gen}} \\ &= L_{\text{supervised}} + L_{\text{unsupervised}} \end{aligned} \quad (8)$$

式中:

$$\begin{cases} L_{\text{supervised}} = L_{\text{label}} \\ L_{\text{unsupervised}} = L_{\text{unlabel}} + L_{\text{gen}} \end{cases} \quad (9)$$

判别器会将生成样本判别为假样本, 为了欺骗判别器, 达到扩充样本的目的, 就需要生成器生成的伪样本近似拟合真实数据。在本文并没有采用原始 GAN 网络中的方法来定义生成器的损失函数 L_G , 而是采用特征匹配的方法^[10], 即: 训练过程中, G 的损失函数为生成样本与真实样本特征匹配的结果, 通过最小化损失函数, 生成器实现最大化拟合真实数据的分布。其定义为:

$$L_G = \left\| E_{x \sim P_{\text{data}}} f(x) - E_{z \sim P_z(z)} f[G(z)] \right\|_2^2 \quad (10)$$

(10)式中, $f(\cdot)$ 表示判别器中间层的特征值; $\|\cdot\|_2$ 表示 2-范数。

本文为了提高模型的学习能力, 将监督和无监督损失相结合, 共同来对判别器的参数进行调整, 过程为: 训练时, 判别器与生成器交替训练, 如果要更新一方的参数, 就要固定另一方的参数。对判别器训练时, 参数的更新通过最小化标签数据和模型预测分布之间的交叉熵, 无标签的真实数据和伪样本需要通过 GAN 的对抗训练原理来进行参数的更新。训练生成器时, 采用的是特征匹配方法来拟合真实数据的分布。SS-DCGAN 模型是通过监督与无监督的联合训练来实现半监督分类功能。

SS-DCGAN 模型的训练过程如下:

1) 将服从某种简单分布的随机噪声 z 输入到生成器, 得到伪样本 $G(z)$ 。

2) 判别器中输入真实样本 x (有标签、无标签) 和伪样本 $G(z)$, 并通过 softmax 输出归一化概率值 $D(x)$ 和 $D(G(z))$ 。

3) 使生成器的参数不变, 如果图像为有标签的真实数据图像, 则将 L_{label} 作为损失函数; 若真实图像为无标签数据图像, 则 L_{unlabel} 作为损失函数; 若输入图像为生成器生成的伪样本图像, 则 L_{gen} 作为损失函数。判别器的参数调整采用 Adam 梯度下降法;

4) 保持判别器的参数不变, 全连接层的输出为中间层特征, 生成器参数的调整是通过真实图像与伪样本的特征匹配;

5) 以上 4 个步骤重复执行, 当达到设定的 epoch 结束;

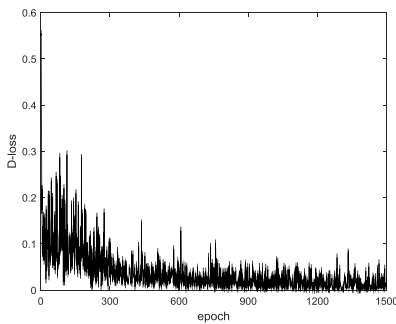
6) 模型训练完成后, 将测试集输入到判别器中, 输出图像类别。

5 实验结果与分析

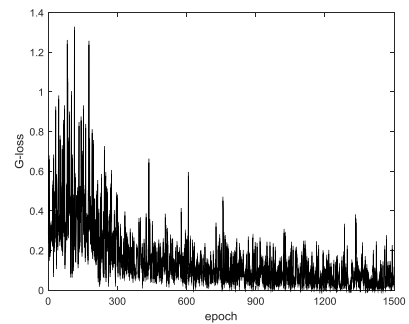
本文实验环境为 Windows10 系统, CPU 3.60GHz, RAM 32.0GB, Python 版本为 3.7。

实验中数据加载方式为批处理, 大小为 16, epoch 为 1500。采用全局学习率为 0.0003、动量大小为 0.5 的 Adam 优化器来优化损失函数^[14]。为了充分验证 SS-DCGAN 模型图像识别的有效性, 在脑部 MR 图像上进行实验。模型没有对输入图像进行预处理, 只是将图像做归一化处理, 再映射到 $[-1, 1]$ 的范围上^[14]。

将脑部 MR 图像在 SS-DCGAN 模型上训练 1500 轮后判别器与生成器损失函数(D_{loss} 和 G_{loss})的变化曲线图分别如图 6(a)和图 6(b)所示。从这两幅图可以看出, 随着训练次数的增加, 判别器与生成器的损失都呈下降趋势。在 D_{loss} 损失图中, 在训练初期出现急剧下降的趋势, 后期部分损失函数出现震荡现象。而在 G_{loss} 损失图中, 训练时会出现大幅震荡现象。原因是: 两个网络训练时进行博弈对抗, 并不断学习图像的特征, 后期两个网络的学习能力都逐渐增强, 就会出现图中所显示的此消彼长的震荡现象^[9]。



(a) 判别器 D_{loss}



(b) 生成器 G_{loss}

图 6 模型损失变化趋势

Fig. 6 Loss trend of model

图 7 为训练情况下模型的分类准确率结果。其训练情况下的平均准确率达到 95.05%。

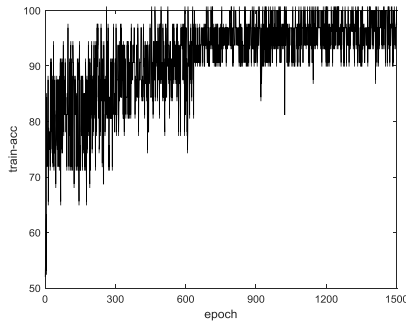


图 7 脑部 MR 图像上 train_acc 变化趋势

Fig. 7 Change trend of train_acc in MR images of brain

训练结果表明，脑部 MR 图像在 SS-DCGAN 模型上进行训练时得到了较高的训练准确率。为了测试 SS-DCGAN 在标签数据较少时的分类性能，将本文模型与监督学习的卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)^[20]、半监督梯度网络(Ladder Network)^[21]以及 ResNet32(Residual Network 32)进行对比实验。将有标签数据的数量依次分为 25, 50, 100, 250, 600, 1200，在这 6 种不同标注数量的样本中采用的数据集都是来自训练集。表 1 为上述 4 种方法在这 6 种不同标注数量样本下的平均准确率，表 2 为不同标注数量样本的测试时间，图 8 为平均准确率的变化趋势图。

表 1 不同标注数量样本的平均准确率

Tab.1 Average classification accuracies of samples with different number of labeled data

Label data	平均准确率(%)			
	CNN	Ladder	ResNet32	SS-DCGAN
25	51.25	54.64	57.12	52.12
50	57.12	59.10	63.16	60.97
100	63.14	65.77	71.17	71.21
250	73.25	72.29	77.76	78.44
600	84.42	79.33	86.30	87.07
1200	87.05	80.72	91.42	92.34

表 2 不同标注数量样本的测试时间

Tab.2 Test time of samples with different number of labeled data

Label data	测试时间(s)			
	CNN	Ladder	ResNet32	SS-DCGAN
25	987	1170	1732	1624
50	1192	1442	1762	1657
100	1464	1689	1804	1686
250	1717	1807	2024	1830
600	2020	2339	2508	2243
1200	2959	3005	3352	3058

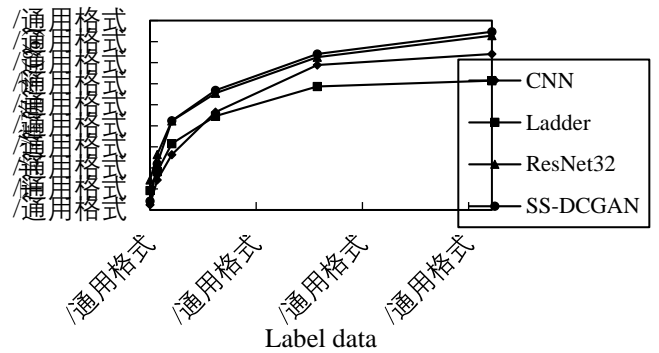


图 8 不同标注数量样本分类结果趋势图

Fig.8 Trend of classification results for samples with different number of labeled data

表 1 中的数据是每个模型在相同数据集、epoch 为 1500 的情况下经过 6 次实验得出的平均准确率，从中可以看出，SS-DCGAN 在有标签数据较少时就能达到相较于其他方法不错的准确率。例如：SS-DCGAN 在只有 50 个标注样本时就可以达到 60.97% 的平均准确率，但 CNN 想要达到与 SS-DCGAN 相当的准确率就需要 50~100 个标注样本。SS-DCGAN 相较于其他两种模型，即半监督梯度网络和 ResNet32，都表现出优越的性能。但是尽管在相同数据集下，经过多次实验，SS-DCGAN 比 ResNet32 的准确率高并不是很多。所以为了排除实验结果具有偶然性，同时也为了验证 SS-DCGAN 在同等条件下是否一直比 ResNet32 优越，通过对 Mnist、Cifar10、SVHN 三个公开的数据集在 SS-DCGAN 和 ResNet32 上都进行 epoch 为 1000 的实验，实验结果如表 3 所示。通过对这三次实验的结果分析可得：在不同的数据集上进行实验，SS-DCGAN 对图片的识别准确度要优于 ResNet32，并且获得更少的时间损耗。

表 3 不同数据实验的对比结果

Tab.3 Comparison of experimental results of the different data

数据	模型准确率(%)		所需训练时间(s)	
	ResNet32	SS-DCGAN	ResNet32	SS-DCGAN
Mnist	95.7	97.5	28131	25831
Cifar10	91.73	92.85	32657	29328
SVHN	90.06	91.89	58231	43349

为了验证本文所提模型的优越性，使用同一个数据集在多个改进的 GAN 网络模型上进行实验，并且对每个模型分别进行了 5 次实验，对实验结果求得平均值。实验的最终结果如表 4 所示：

表 4 模型实验对比结果

Tab.4 Comparison of experimental results of the model

模型	准确率(%)	所需训练时间(s)
GAN	78.92	2750
CatGAN	88.64	2948
DCGAN	91.45	3521
SS-DCGAN	93.33	3230

分析表4可以得出,SS-DCGAN模型的运行时间与GAN、CatGAN(Categorical Generative Adversarial Networks)、DCGAN模型相差无几,但准确率要高很多。

通过分析上述的实验结果:SS-DCGAN模型可以在脑部MR图像上获得较好的识别效果。同时,在其他数据集上也验证了该方法的有效性且准确率更高,表明本文所提模型具有一定的鲁棒性与有效性。

6 结语

为了解决医学图像识别中有标签数据不足的问题,结合了SSGAN和DCGAN的优点,建立半监督深度卷积生成对抗网络模型。通过定义半监督损失函数,以及监督与无监督学习的联合训练,利用模型的判别器来识别脑部MR图像。在脑部MR图像数据集下,实验结果表明,SS-DCGAN在标签数据不足时,能表现出比其他监督、无监督模型更好的性能,且比其他改进的GAN模型实现效果要好。未来,我们将进一步优化网络结构,使模型的运算更加高效,识别效果更加精准,并将其应用于其他医学图像识别中。

参考文献

- [1] 岳丽娟. 医学图像的特征提取与分类方法研究[D]. 无锡: 江南大学, 2013: 7. (YUE L J. Research on feature extraction and classification of medical images [D]. Wuxi, Jiangnan University, 2013: 7.)
- [2] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets [C]//Proceedings of the 2014 International Conference on Neural Information Processing Systems. Cambridge: MIT Press, 2014: 2672-2680.
- [3] ODENA A, OLAH C, SHLENS J. Conditional image synthesis with auxiliary classifier GANs [EB/OL]. [2020-04-15]. <https://arxiv.org/pdf/1610.09585.pdf>.
- [4] PATHAK D, KRAHENBUHL P, DONAHUE J, et al. Context Encoders: Feature Learning by Inpainting [C]. Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Piscataway: IEEE, 2016:2536-2544.
- [5] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks [J]. Advances in neural information processing systems, 2012, 33(2):1097-1105.
- [6] REED S, AKATA Z, YAN X, et al. Generative adversarial text to image synthesis [EB/OL]. [2020-04-15]. <https://proceedings.mlr.press/v48/reed16.pdf>.
- [7] GOODFELLOW I. NIPS 2016 tutorial: generative adversarial networks [EB/OL]. [2020-04-15]. <https://arxiv.org/pdf/1701.00160.pdf>.
- [8] ISOLA P, ZHU J Y, ZHOU T H, et al. Image-to-image translation with conditional adversarial networks [C]// Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2017:5967-5976.
- [9] 刘坤, 王典, 荣梦学. 基于半监督生成对抗网络X光图像分类算法[J]. 光学学报, 2019, 39(8):117-125.(LIU K, WANG D, RONG M X. X-ray image classification algorithm based on semi-supervised generative adversarial networks [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(8):117-125.)
- [10] 唐贤伦, 杜一铭, 刘雨微, 等. 基于条件深度卷积生成对抗网络的图像识别方法[J]. 自动化学报. 2018, 44(5):855-864. (TANG X L, DU Y M, LIU Y W, et al. Image recognition method for generating adversarial network based on conditional deep convolution [J]. Journal of Automation. 2018, 44(5):855-864)
- [11] 曾琦, 向德华, 李宁, 等. 基于半监督深度生成对抗网络的图像识别方法[J]. 测控技术, 2019, 38(8):37-42.(ZENG Q, XIANG D H, LI N, et al. Image recognition method based on semi-supervised deep generative adversarial network [J]. Measurement and Control Technology, 2019,38(8):37-42.)
- [12] SALIMANS T, GOODFELLOW I, ZAREMBA W, et al. Improved techniques for training GANs [EB/OL]. [2020-04-15]. <http://papers.nips.cc/paper/6125-improved-techniques-for-training-gans.pdf>.
- [13] RADFORD A, METZ L, CHINTALA S. Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks [EB/OL]. [2020-04-15]. <https://arxiv.org/abs/1511.06434>.
- [14] 谢江荣, 李范鸣, 卫红, 等. 基于生成对抗式神经网络的红外目标仿真方法[J]. 光学学报, 2019, 39(3):150-156. (XIE J R, LI F M, WEI H, et al. Infrared target simulation method based on generating adversarial neural network [J]. Acta Optics, 2019, 39(3):150-156.)
- [15] 张莹莹. 生成对抗网络模型综述[J]. 电子设计工程, 2018, 26(05):34-37, 43. (ZHANG Y Y. Overview of generative adversarial network model [J]. Electronic Design Engineering, 2018, 26(05):34-37, 43.)
- [16] 常亮, 邓小明, 周明全, 等. 图像理解中的卷积神经网络[J]. 自动化学报, 2016, 42(9):1300-1312. (CHANG L, DENG X M, ZHOU M Q, et al. Convolutional neural network in image understanding [J]. Journal of Automation, 2016, 42(9):1300-1312.)
- [17] GOODFELLOW I J, WARDE-FARLEY D, MIRZA M, et al. Maxout Networks [J]. Computer Science, 2013, 47(6):1319-1327.
- [18] HINTON G E, NAIR V. Rectified Linear Units Improve Restricted Boltzmann Machines Vinod Nair [C]//Proceedings of the 2010 International Conference on International Conference on Machine Learning. Haifa: Israel, 2010: 807-814.
- [19] XU B, WAN N, CHEN T, et al. Empirical Evaluation of Rectified Activations in Convolutional Network [EB/OL]. [2020-04-15]. <http://de.arxiv.org/pdf/1505.00853>.
- [20] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [J/OL]. (2015-04-10) [2019-01-25]. <http://arxiv.org/abs/1409.1556>.
- [21] RASMUS A, BERGLUND M, HONKALA M, et al. Semi-supervised learning with ladder networks [J/OL]. (2015-11-24) [2019-01-25]. <https://arxiv.org/abs/1507.02672>.

This work is partially supported by the National Natural Science Youth Foundation of China (41706198).

OU Lili, born in 1993, M. S. candidate. Her research interests include big data analysis.

SHAO Fengjing, born in 1955, Ph. D., professor. Her research interests include data mining, complex networks, etc.

SUN Rencheng, born in 1977, Ph. D., associate professor. His research interests include data mining and complex networks.

SUI Yi, born in 1984, Ph. D., associate professor. Her research interests include big data modeling and analysis, complex networks and machine learning.