



基于改进深度卷积对抗生成网络的肺结节良恶性分类

李 莉, 张浩洋, 乔 璐

(东北林业大学 软件工程系, 哈尔滨 150000)

摘 要: 为提高肺结节良恶性识别的准确率, 构建改进深度卷积对抗生成网络(DCGAN)框架与半监督模糊 C 均值(FCM)聚类结合的 SFDG 肺结节良恶性识别模型。将带有良恶性等级标签的肺结节图像输入到 DCGAN 框架, 使得只有来源分类能力的判别器网络同时具备肺结节等级分类能力。在判别过程中运用半监督 FCM 聚类方法, 对输入肺结节图像进行特征提取和量化, 将输出的当前图像所属类别概率及判别结果与真实结果进行比较来调整网络参数。通过设定加权损失函数最大概率提高模型识别准确率, 训练得出具有良好鲁棒性的网络模型。实验结果表明, 改进模型的判别器网络具有良好的肺结节良恶性分类能力, 准确率高达 90.96%。

关键词: 良恶性分类; 卷积神经网络; 特征量化; 深度卷积对抗生成网络; 半监督模糊 C 均值方法

开放科学(资源服务)标志码(OSID):



中文引用格式: 李莉, 张浩洋, 乔璐. 基于改进深度卷积对抗生成网络的肺结节良恶性分类[J]. 计算机工程, 2020, 46(12): 262-269.

英文引用格式: LI Li, ZHANG Haoyang, QIAO Lu. Classification of benign and malignant lung nodules based on improved deep convolutional generative adversarial network[J]. Computer Engineering, 2020, 46(12): 262-269.

Classification of Benign and Malignant Lung Nodules Based on Improved Deep Convolutional Generative Adversarial Network

LI Li, ZHANG Haoyang, QIAO Lu

(Department of Software Engineering, Northeast Forestry University, Harbin 150000, China)

[Abstract] In order to improve the accuracy of benign and malignant identification of pulmonary nodules, this paper proposes an SFDG model for benign and malignant identification of pulmonary nodules with improved Deep Convolutional Generative Adversarial Network (DCGAN) framework and semi-supervised Fuzzy C Means (FCM) clustering. Firstly, input lung nodule images with benign and malignant grade labels are input into the DCGAN framework, which enables the discriminator network with only the source classification ability to classify lung nodules. Then, the semi-supervised FCM clustering method is added into the discriminating process, performing clustering analysis on the raw data set after the model extracts and quantifies the features of input lung nodule images. The network parameters are adjusted by comparing the output category probability and discriminant result of the current image with the actual result. Finally, the recognition accuracy of the model is improved by setting the maximum probability of weighted loss function. Through training a network model with strong ability to identify benign and malignant pulmonary nodules is obtained. The experimental results show that the discriminator network of the improved model has a good ability to classify benign and malignant pulmonary nodules with an accuracy of 90.96%.

[Key words] benign and malignant classification; Convolutional Neural Network (CNN); feature quantization; Deep Convolutional Generative Adversarial Network (DCGAN); semi-supervised Fuzzy C Means (FCM) method

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0056338

0 概述

肺癌的前期表现形式为形状大小不同的肺结

节, 对肺结节准确检测判断影响肺癌的治愈概率, 而肺结节计算机辅助判断能够对 CT 图像中的结节进行检测、分割以及判断, 可以提高早期患者的存活

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金项目“基于高通量测序数据的启动子模式识别及调控功能研究”(61601110)。

作者简介: 李 莉 (1977—), 女, 副教授、博士, 主研方向为图像识别、智能计算; 张浩洋、乔 璐, 硕士研究生。

收稿日期: 2019-10-18 **修回日期:** 2019-12-17 **E-mail:** 1332714955@qq.com

率^[1]。因此,如何通过计算机辅助工具对肺结节良恶性进行准确的识别和判断,成为提高病患生存概率的关键,对于治愈肺癌有着重要的意义。

肺部 CT 影像计算机辅助判断系统的系统性能评价指标,主要体现在对于早期肺结节的检测与分类能力的准确性以及处理效率等^[2-3]。而相同数据下网络模型的优劣与否所采用的一般都是开源数据库,如最大的开源肺部 CT 影像数据集 LIDC-IDRI^[4]。LIDC-IDRI 数据库中的 CT 图像,对于患者肺结节的位置和良恶性级别指标有着明确的信息,可为训练模型的特征量化过程提供科学的依据^[5]。

常见的计算机辅助工具流程是通过模型的构建以及数据的训练,能够得到准确的肺结节检测鉴别结果的工具,帮助影像医师利用科学工具对临床实例产生更加精确的判断^[6]。在肺结节良恶性辅助判断领域,由训练集进行网络模型训练,测试集与原始样本集的对照结果表明模型的效率和精确度,最终完成分类。目前,比较常用的分类方法包括 C-均值分类器、支持向量机(SVM)分类器以及随机森林(Random Forest)分类器等^[7]。文献[8]使用深度置信网络,通过 DBN 模型的微调整使得良恶性识别率达到了 86%,但是 DBN 模型使用的 SVM 分类器对复杂等级分类和高噪声影响的数据处理效果较差。文献[9]使用模糊 C 均值(FCM)方法对原始数据集进行特征聚类,最终敏感率达到 87.58%,但是 FCM 的缺点是特征提取能力不如卷积神经网络(CNN)。文献[10]在卷积神经网络中,从肺结节空间三维角度方面进行考虑,着重对难分辨和小目标图像进行特征提取和学习训练,最终准确率达到 89.93%,但是针对肺结节特征的提取而言,CNN 虽然对图像的特征提取以及学习能力较强,但是需要大量符合训练要求的肺结节各等级样本。而良恶性结节数量的不平衡给恶性结节图像特征的提取带来了困难,从而使得神经网络提取特征难度大幅增加^[11-12]。而生成对抗网络的提出,能够以原始图像和随机噪声为输入,产生与原始图像相似的图像。然而,由于 GAN 网络的不稳定和自由性将会导致输出的不理想、不稳定性以及系统崩溃等问题的产生。

通过以上分析,本文提出一种基于改进 DCGAN 模型与半监督 FCM 结合的 SFDG(Semi-supervised Fuzzy C Means Deep Convolutional Generative Adversarial Network)肺结节良恶性分类方法。在肺结节良恶性分类时建立学习率加速策略,同时使用 Adam 替代随机梯度下降方法优化网络的参数,在生成样本检

测模块,运用半监督 FCM 聚类与 CNN 网络相结合的方法,将原始各等级图像作为聚类中心点对生成图像集进行聚类,辅助判别器网络对聚类结果、原始图像以及生成图像做判断,以便于调整网络参数权值,最终训练出模型。

1 相关技术

1.1 深度卷积生成对抗网络

在整个肺结节良恶性识别过程中,良恶性结节的图像特征提取对最后训练出的网络模型进行分类的准确率有着关键的影响^[13-14],而卷积神经网络对图像特征具有强大的提取能力和泛化能力,其局部感知和权值共享特性大幅减少网络参数的设置,降低了网络模型的复杂性,同时又提高了解决过拟合问题的能力^[15-16]。DCGAN 模型的核心思想为博弈达到纳什平衡,即判别器和生成器都达到较好的结果。生成器网络 G 的目的是生成尽可能接近真实图像特征纹理的图像,提高自己的生成能力且降低判别器的判别能力,而判别器网络判断输入图像来源以及具体等级。生成器网络以随机噪声 Z 和图像类别 C 为输入来输出产生类似图像 $G(Z)$ 。判别器网络则以类似图像 $G(Z)$ 和真实样本 X 进行输入,输出判断图像的真假。

相对于传统的卷积神经网络^[17],深度卷积生成对抗网络进行如下改变来保证样本的质量以及收敛速度:

- 1)在生成器网络的上采样过程中采用转置卷积操作,判别器网络将池化层转化成步幅卷积操作。
- 2)在生成判别网络中除输入层外使用 BN 进行稳定的批处理学习,可以避免因为少数初始化不良而造成的训练崩溃问题。
- 3)取消传统 CNN 全连接隐藏层,生成网络中除输出层的 Tanh 函数外都使用 Relu 激活函数,而判别网络激活函数采用 LeakyRelu 函数。

生成网络 D 的损失函数如式(1)所示:

$$\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [\ln(1 - D(G(z^{(i)})))] \quad (1)$$

判别网络 G 的损失函数如式(2)所示:

$$\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [\ln D(x^{(i)}) + \ln(1 - D(G(z^{(i)})))] \quad (2)$$

其中, x 为真实图片, $D(x)$ 为当前图片是真实图片的概率, z 为随机噪声, $G(z)$ 为将随机噪声送入模型生成出的假图像, $D(G(z))$ 为判别器网络判定当前图像为假图像的概率。由于生成器网络的目标为尽可

能使得生成图像接近原始真实纹理图像,所以损失函数设置为 $1 - D(G(z))$ 来保证判别器输出假图像概率尽可能小。而判别器网络优化目标是提高判断真实图像的能力,因此, $D(x)$ 越大越好,同时希望噪声影响越小越好,则损失函数设置为 $D(x) + 1 - D(G(z))$ 。

生成器网络结构如图 1 所示,输入为接受随机噪声 z ,输出为图像 $G(z)$ 。整个网络上采样主要采用反卷积算法,反卷积过程如图 2 所示。首先生成器网络模型输入一个随机噪声,通过全连接层转化为特征映射后,通过上采样方法经过反卷积层最终形成和真实图像具有相似特征的图像,其中每一层都使用批标准化处理^[18]。判别器网络为传统的卷积神经网络,将输入图像与原始图像进行对比,经过特征提取和卷积运算等操作后,最终经过 softmax 函数输出概率,设定阈值来决定相应的输出^[19]。

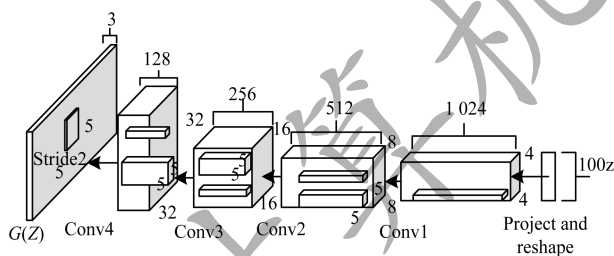


图 1 生成器网络结构

Fig. 1 Generator network structure

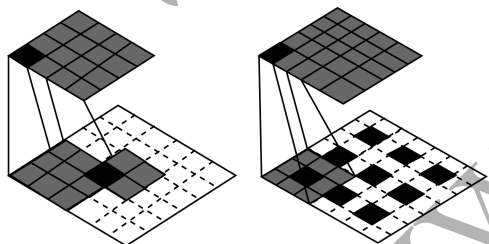


图 2 反卷积过程示意图

Fig. 2 Schematic diagram of deconvolution process

1.2 半监督 FCM 聚类

FCM 算法是一种将未进行划分的、无序无标签的数据进行合理划分的聚类算法,它把所有数据的特征进行提取和比对,将具有相同特征或相似度的数据划分到同一种类中,同时保证不同种类之间的差别尽可能大,即相似度最小。

半监督聚类方法是通过部分已有标签样本,来引导整个聚类迭代优化的过程,属于半监督学习。每个模型的样本信息输入对于聚类效果的影响是直接的,用户的输入包括标签和限制条件,在实际应用

中,成对限制条件容易得到,即分到一类中和不能分到一类中^[20]。在半监督 FCM 算法中,当输入的信息为带有标签的样本时,算法可以将原来的无监督聚类转化为标签样本进行迭代训练处理。

2 肺结节良恶性分类

2.1 模型适用度分析

为解决肺结节良恶性识别中样本之间比例不平衡的问题,同时利用卷积神经网络的特征学习能力以及 GAN 生成图像的能力,在训练过程中达到预防 GAN 训练不稳定的目的,因此在分类的过程中,引入 DCGAN 网络与半监督 FCM 算法相结合的模型。

改进 DCGAN 模型分析如下:

1)生成网络产出的符合特征要求的图像,经过图像的翻转、增强,并加入到训练样本中,可解决良恶性样本失衡的问题。

2)通过对生成器图像来源判断过程进行改进,将原始的输入变为各种类别的真实图像与生成图像,输出为 fake 或者当前图像属于真实图像中的哪一种。

3)在训练迭代的前期,考虑到随机噪声对生成器网络的影响以及生成、判别器网络能力失衡,引入半监督 FCM 聚类方法,将生成图像提取特征后,辅助卷积神经网络进行判断以及参数反馈,优化损失函数,使得整体网络模型具有更好的鲁棒性。

2.2 改进的 DCGAN 框架

针对肺结节良恶性分类中目前出现的问题,对现有的 DCGAN 框架进行改进并应用到肺结节良恶性分类中,改进方法如下:

1)改变整体框架,将数据来源分类为原来的 real 和 fake,输出结果变为真实图像等级分类 real $c = 1 \sim 5$ 以及 fake。

2)改变原始框架,训练迭代优化中使用的随机梯度下降方法,通过 Adam 方法为不同的参数设计自适应的学习率,解决 DCGAN 网络中噪声高的问题。

3)在判别器网络判别损失函数设计中,针对前期随机噪声较大的问题,引入半监督 FCM 聚类方法,对于输入到判别器中的未标注类别图像与原始图像集进行特征提取且聚类,在损失函数中加入 FCM 聚类方法,对图像类别进行判定并进行加权设置,计算出良恶性分类准确率最高的设定。

改进后的网络框架包括生成器网络 G 以及判别

器网络 D ,在生成器网络中输入随机噪声 z 和类别后,模型输出为生成图像 $G(z)$ 。判别器网络输入为包含类别等级的真实图像 X 以及生成图像 $G(z)$,输出结果为判定结果图像等级结果或 fake。具体框架对比如图 3 ~ 图 6 所示。

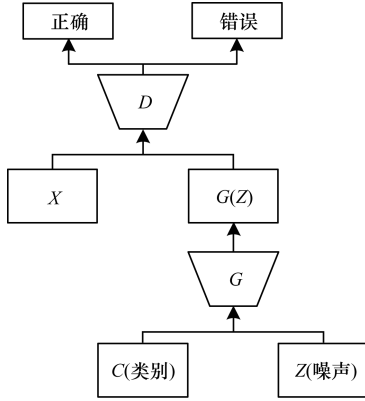


图 3 原始框架示意图

Fig. 3 Schematic diagram of original framework

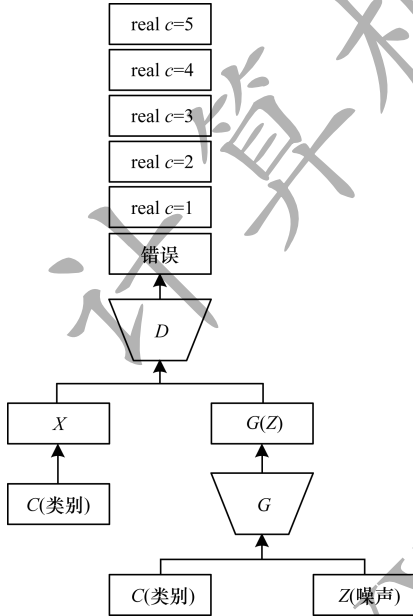


图 4 改进后框架示意图

Fig. 4 Schematic diagram of improved framework

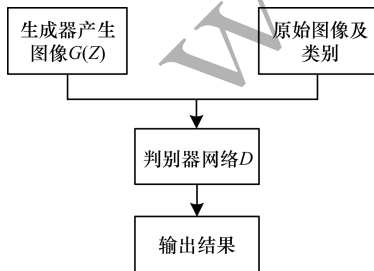


图 5 改进前判别流程示意图

Fig. 5 Schematic diagram of discrimination process before improvement

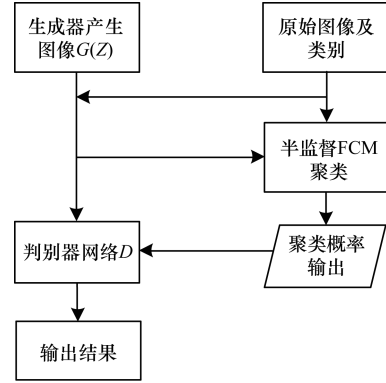


图 6 改进后判别流程示意图

Fig. 6 Schematic diagram of improved discrimination process

2.3 特征提取

半监督 FCM 聚类算法在肺结节良恶性分类中主要应用于特征提取和相关量化。LIDC 数据库的 XML 文件中提供肺结节的各类属性,其中肺结节的分叶征和毛刺征程度等能直接体现肺结节的恶性程度,对于提高准确率有较大意义。

对输入图像进行读入后,计算图像的灰度方差、似圆度、边界的粗糙度和紧凑度、径向均值等,计算后的值能体现出分叶征和毛刺征等信息,完成特征提取的目的,从而辅助判断肺结节良恶性程度。

1) 灰度方差。通过图像的灰度均值以及横纵像素数来计算图像区域的灰度方差,其中 mean 为灰度均值。灰度方差计算公式如下:

$$f_v = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (I(x, y) - \text{mean})^2$$

2) 似圆度。似圆度是计算一个图形类似于圆的程度,可以对肺结节良恶性的判断提供部分参考,其中 A 表示结节的面积, p 表示周长。似圆度计算公式如下:

$$C = \frac{4\pi A}{p^2}$$

3) 边界粗糙度。边界粗糙度通过径向距离分解若干小段,根据公式计算每一段的 $R(j)$ 值,得到均值后可以体现出整个图像的粗糙度,在肺结节中体现为毛刺特征等病理特征。边界粗糙度计算公式如下:

$$R(j) = \sum_{i=j}^{L+j} |r(i) - r(i+1)|$$

$$R_{\text{avg}} = \frac{L}{N} \sum_{j=1}^{L/N} R(j), j = 1, 2, \dots, \left[\frac{N}{L} \right]$$

4) 紧凑度。紧凑度可通过内切圆与外切圆的比值反映出肺结节球形度以及其分叶征,对肺结节良恶性判断起辅助作用。紧凑度计算公式如下:

$$\text{comp} = \frac{R_{\text{in}}}{R_{\text{out}}}$$

5) 径向取值。径向取值统计肺结节图像边界上像素点到质心距离的均值与方差,在一定程度上反映结节的分叶征。

特征信息示意图如图 7 所示。

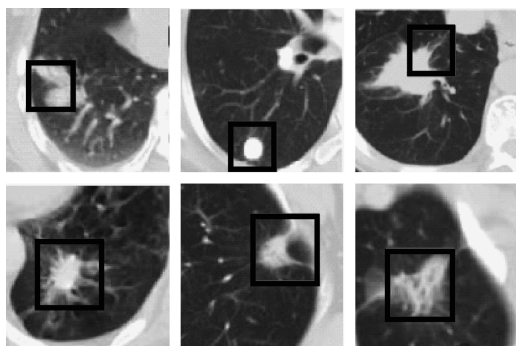


图 7 特征信息示意图

Fig. 7 Schematic diagram of feature information

2.4 改进 DCGAN 网络的肺结节良恶性分类

特征提取计算完成后,与有标签的原始图像各特征进行聚类分析,判断当前图像各类特征与原始图像特征距离计算后所属类别的标签。将半监督 FCM 聚类算法应用到肺结节良恶性识别上,计算原始图像聚类中心与输入未标签图像之间的距离,未标签图像与每个类别距离进行比较排序,取最高概率值所在的类别标签作为当前预测标签。这样通过距离最近的样本类别,可以根据判别器网络对输入图像进行判断时计算出一个参考度,使未标记的肺结节样本能准确聚类到已标记的样本中。

在完成判别器网络对结节的等级分类判断过程中,除考虑图像的来源分类以及肺结节类别的损失函数外,还需对非标记样本的特征进行提取计算,根据半监督 FCM 聚类方法对已标注数据集进行相应聚类预测。通过聚类预测与实际图像所属类别之间的差距设定损失函数值,在判别器网络损失函数的设定中,包括来源分类、卷积神经网络对肺结节图像判定的等级分类和聚类方法的损失判定。

由于训练集中包含有标签样本 X_l 以及无标签样本 X_u ,生成器产生的样本为 I_j 。判别器网络接受样本后,对于肺结节 K 分类问题(本文 $K=5$),给出 $K+1$ 个预测估计概率。

对已有肺结节标签的样本,考虑模型预测的标签是否正确,计算分类相应的概率:

$$L_{\text{label}} = -\ln[p(y|x, y < K+1)] = -\ln\left[\frac{\exp l_y}{\sum_{j=1}^K \exp l_j}\right] = -l_y + \ln\left[\sum_{j=1}^K \exp l_j\right]$$

对于肺结节训练集中的无标签样本,将模型预测考虑是否为真实图像,即计算不估计为 $K+1$ 类的概率:

$$L_{\text{unlabel}} = -\ln[1 - p(K+1|x)] = -\ln\left[\frac{\sum_{j=1}^K \exp l_j}{\sum_{j=1}^K \exp l_j + \exp l_{K+1}}\right] = -\ln\left[\sum_{j=1}^K \exp l_j\right] + \ln\left[1 + \sum_{j=1}^K \exp l_j\right]$$

对于生成器产生的肺结节图像,模型预测考虑是否为假图像,即计算估计为 $K+1$ 类的概率:

$$L_{\text{fake}} = -\ln[p(K+1|x)] = \ln\left[1 + \sum_{j=1}^K \exp l_j\right]$$

判别器网络优化目标为:

$$L_D = L_{\text{label}} + \frac{w}{2}(L_{\text{unlabel}} + L_{\text{fake}})$$

提取计算完成后,与有标签的原始图像各特征进行聚类分析,判断当前图像各类特征与原始图像特征距离计算后所属类别的标签。改进后的 DCGAN 肺结节良恶性模型流程如图 8 所示。

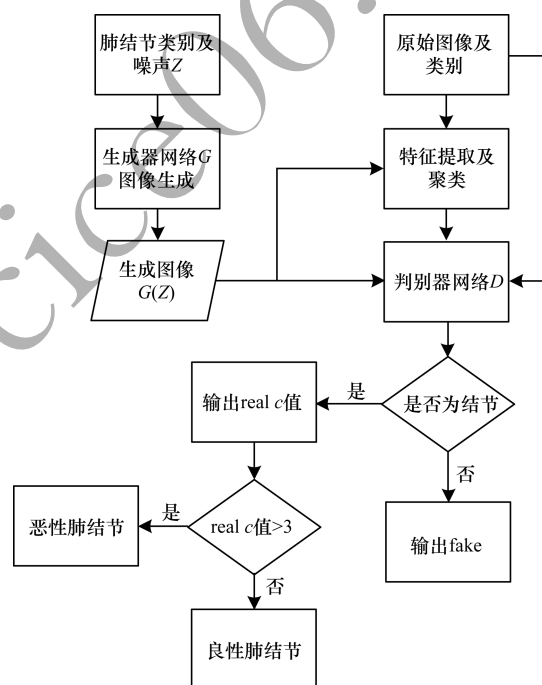


图 8 DCGAN 肺结节良恶性分类模型流程

Fig. 8 Procedure of benign and malignant pulmonary nodules of DCGAN

3 实验结果与分析

LIDC 数据库中对于肺结节良恶性等级评定为 1 级~5 级,分别为良性、疑似良性、未知、疑似恶性、恶性共 5 种。本文从 LIDC 数据集提取 5 812 个经过预处理后 64 像素×64 像素的肺结节图像,且等

级 1~5 的结节个数分别为 277 个、1 030 个、1 416 个、1 231 个和 1 858 个,其中使用 80% 的结节图像作为训练集,剩余的 20% 作为测试集。

3.1 评价标准

本次实验采用表 1 中的肺结节检测评价标准,主要包括标准定义灵敏度 (SEN)、特异度 (SPE) 和准确率 (ACC) 3 个指标。

表 1 肺结节检测评价标准

Table 1 Lung nodule detection and evaluation criteria

检测结果	评价标准	
	恶性	良性
恶性	TP	FP
良性	FN	TN

3 个指标计算公式如下:

$$SPE = \frac{TN}{TN + FP} \times 100\%$$

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\%$$

$$SEN = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\%$$

其中,SEN 表示正确预测为恶性结节的概率,SPE 表示正确预测为良性结节的概率,ACC 表示整体模型的综合判别能力。

3.2 肺结节良恶性分类

本文实验所使用的改进后 DCGAN 网络与半监督 FCM 算法相结合的良恶性分类模型,首先将输入图像的肺结节良恶性类别进行预测,然后对分类等级结果小于 3 和大于等于 3 的数据进行统计,最后将等级标签小于 3 的结节作为良性结节,等级标签大于等于 3 的作为恶性结节进行统计量化。从表 2 可以看出,改进后的模型 D 对肺结节良恶性具有良好的分类效果。

表 2 改进模型 D 网络对良恶性的分类

Table 2 Improved model D network for classification of benign and malignant

真实类别	预测恶性	预测良性	总计
恶性	824	77	901
良性	28	233	261
总计	852	310	1 162

在保持相同实验的条件下,本文将当前经典的相关方法与改进后模型实验结果相比较,结果如表 3 所示,无论是从灵敏度、特异度和准确率,都具有比其他方法更高的性能。因此在改进 DCGAN 网络框架与半监督 FCM 聚类结合后的模型中,判别器网络对于肺结节良恶性分类具有良好的判别能力,且准确率达到 90.96%。

表 3 本文算法与传统算法对肺结节良恶性分类比较

Table 3 Comparison of benign and malignant classification of pulmonary nodules with the proposed algorithm and traditional algorithms

算法	SEN	SPE	ACC
传统 DCGAN 网络算法	83.81	67.47	80.13
卷积神经网络 CNN 算法	80.67	65.11	74.17
半监督 FCM 算法	80.50	79.30	73.40
本文算法	91.45	89.27	90.96

3.3 实验对比分析

与传统 DCGAN 网络应用到肺结节良恶性识别相比,本文提出的 SFDG 模型有以下优点:

1) 在传统 DCGAN 网络的迭代训练过程中,使用调整参数及更新权重从而优化损失函数的方法为随机梯度下降法,虽然该方法能够快速更新参数并不断发现损失函数局部最优值,但是大幅的波动无法准确地给出损失函数的极值。而本文 SFDG 模型采用的是 Adam 算法,能够设定使得各参数自适应的学习率,从实际效果来看,自适应方法相对于传统的 SGD 方法解决了其收敛过慢以及参数更新时损失函数波动较大的问题,从而使得训练中最佳的优化器保证了模型的优良性能。

2) 在传统 DCGAN 网络中,由于生成器网络的输入为随机噪声,生成的肺结节图像与原始样本差距过大,这就使得在训练前期生成网络和判别器网络的能力对比差距过大,需要较长时间的训练以及参数调整。而本文引入的半监督 FCM 聚类方法,解决了前期生成网络只依靠随机噪声和等级类别生成图像的现状,使得生成网络在生成图像时有更好的样本聚类特征参数参考,可生成更高质量的训练图像。

3) 引入 FCM 算法后,判别器网络在最终对输入图像进行识别时,在依靠卷积神经网络以及特征聚类辅助识别的情况下,使得判别器具有高效的识别准确率。

4) 与传统卷积神经网络相比,改进后的 DCGAN 网络能够通过聚类分析以及生成的图像提供具有高质量的肺结节训练样本,解决传统 CNN 网络中符合训练要求样本较少的问题。

本文模型与传统 DCGAN 模型及半监督 FCM 的收敛速度和准确率对比结果如图 9、图 10 所示。在准确率和收敛速度上,本文 SFDG 模型具有明显的优势,实验结果表明,在迭代 50 000 次后,本文模型具有良好的性能。

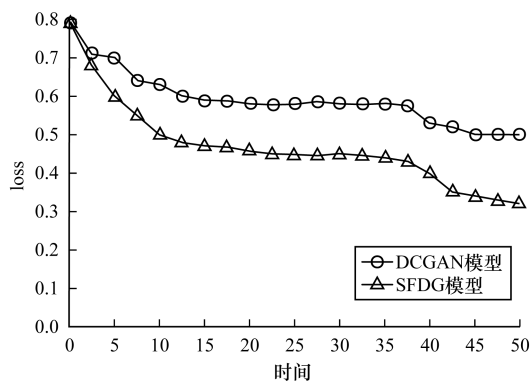


图 9 本文模型与传统 DCGAN 模型收敛速度对比结果

Fig. 9 Comparison results of convergence speed between the proposed model and the traditional DCGAN model

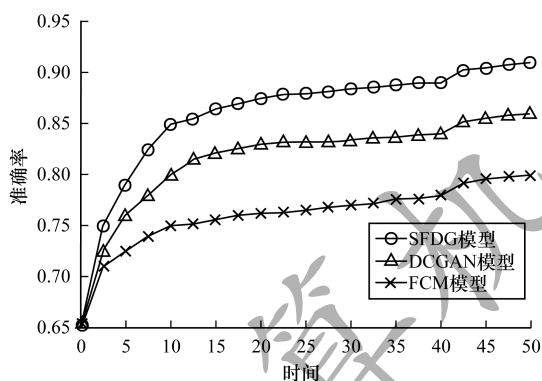


图 10 本文模型与传统模型准确率对比结果

Fig. 10 Comparison results of accuracy between the model proposed and traditional model

通过以上分析,本文提出模型利用 DCGAN 网络对图像的生成能力、卷积神经网络对特征提取的能力以及半监督 FCM 的聚类来辅助提高判别能力。实验结果表明,SFDG 模型的准确率达到 90% 以上,且具有良好的鲁棒性,改进后的网络模型具有较好的肺结节分类能力,且灵敏度达 91.45%、特异度达 89.27%、准确率达 90.96%。

4 结束语

本文采用改进 DCGAN 框架与半监督 FCM 算法相结合的模型,将原始 DCGAN 框架的图像来源问题改进为肺结节良恶性等级划分问题,优化了原始目标函数,在判别器网络 D 中对输入图像进行卷积计算判别预测的过程中,通过半监督 FCM 聚类算法分析输入图像特征并与原始各等级图像进行对比,完成聚类预测后辅助判别器网络进行判断,最终迭代训练后得到具有较强肺结节良恶性分类的网络模型,且准确率达 90.96%。本文方法主要针对孤立性肺结节的良恶性判断,且输入输出的图像均为二维图像,提高粘连性结节的识别准确率以及对三维图像数据的处理,仍需要进一步的研究。

参考文献

- [1] XU Jiuqiang. Generative adversarial network for classification of malignancy of lung nodules[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science Edition), 2018, 39(11): 39-44. (in Chinese)
徐久强. 一种用于肺结节恶性度分类的生成对抗网络[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2018, 39(11): 39-44.
- [2] ZHANG Zheng. Establishment of a benign and malignant prediction model of solitary pulmonary nodule[D]. Kunming: Kunming Medical University, 2018. (in Chinese)
张政. 孤立性肺结节良恶性预测模型建立[D]. 昆明: 昆明医科大学, 2018.
- [3] HUANG G, LIU Z, MAATEN L V D, et al. Densely connected convolutional networks[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2017: 268-279.
- [4] XIE Hongtao, YANG Dongbao, SUN Nannan, et al. Automated pulmonary nodule detection in CT images using deep convolutional neural networks[J]. Pattern Recognition, 2019, 85: 109-119.
- [5] YANG Fan. Research on lung nodule classification algorithm based on convolutional neural network[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2018. (in Chinese)
杨帆. 基于卷积神经网络的肺结节分类算法的研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2018.
- [6] DHAR A, ASHIS K. A combination of shape and texture features for classification of pulmonary nodules in lung CT images[J]. Journal of Digital Imaging, 2016, 29: 466-475.
- [7] JIANG Hongyang. A novel pixel value space statistics map of the pulmonary nodule for classification in computerized tomography images[C]//Proceedings of the 39th IEEE Annual International Conference on Engineering Medicine and Biology Society. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2017: 556-559.
- [8] LIU Lu. Classification of benign and malignant solitary pulmonary nodules with deep belief network[J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2018, 23(3): 9-15. (in Chinese)
刘露. 深度置信网络对孤立性肺结节良恶性的分类[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2018, 23(3): 9-15.
- [9] LIU Xinglong, HOU Fei, QIN Hong, et al. Multi-view multi-scale CNNs for lung nodule type classification from CT images[J]. Pattern Recognition, 2018, 77: 262-275.
- [10] DAI Yaojun. Improved classification model of benign and malignant lung nodules based on dense network[J]. Chinese Medical Imaging Technology, 2018, 34(7): 1104-1109. (in Chinese)
戴垚均. 基于密集网络改进的肺结节良恶性分类模型[J]. 中国医学影像技术, 2018, 34(7): 1104-1109.

- [11] SETIO A A A, CIOMPI F, LITJENS G, et al. Pulmonary nodule detection in CT images: false positive reduction using multi-view convolutional networks [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2016, 35 (5): 1160-1169.
- [12] HUANG Chong, CHANG Tao, TAN Hu, et al. Neural network pruning based on weight similarity [J]. Journal of Frontiers of Computer Science & Technology, 2018, 12(8): 1278-1285.
- [13] SUN Wenqing, ZHANG Bin, WEI Zheng, et al. Automatic feature learning using multichannel ROI based on deep structured algorithms for computerized lung cancer diagnosis [J]. Computers in Biology and Medicine, 2017, 89(1): 530-539.
- [14] TANG Siyuan. Detection and recognition of lung nodules based on deep convolutional neural network [J]. Science Technology and Engineering, 2019, 19(22): 241-248. (in Chinese)
唐思源. 基于深度卷积神经网络的肺结节检测与识别 [J]. 科学技术与工程, 2019, 19(22): 241-248.
- [15] WU Baorong. Research on automatic detection and classification of pulmonary nodules based on deep convolutional neural network [D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2019. (in Chinese)
吴保荣. 基于深度卷积神经网络的肺结节自动检测和分类方法研究 [D]. 太原: 太原理工大学, 2019.
- [16] GAO Huiming. Research on lung nodule detection and benign and malignant classification based on convolutional neural network [D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2019. (in Chinese)
高慧明. 基于卷积神经网络的肺结节检测及良恶性分类方法研究 [D]. 太原: 太原理工大学, 2019.
- [17] ZHAO Juanjuan, JI Guohua, HAN Xiaohong, et al. An automated pulmonary parenchyma segmentation method based on an improved region growing algorithm in PET-CT imaging [J]. Frontiers of Computer Science, 2016, 10(1): 189-200.
- [18] CAUSEY J L, ZHANG J, MA S, et al. Highly accurate model for prediction of lung nodule malignancy with CT scans [J]. Science Reports, 2018, 18(1): 92-108.
- [19] LIN Chunwei. Research on lung nodule detection method based on convolutional neural network [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2017. (in Chinese)
林春伟. 基于卷积神经网络的肺结节检测方法研究 [D]. 广州: 华南理工大学, 2017.
- [20] LIU Kui, KANG Guixia. Multiview convolutional neural networks for lung nodule classification [J]. International Journal of Imaging Systems and Technology, 2017, 27(1): 12-22.
- [21] YANG Han. Detection and diagnosis of pulmonary nodules based on deep learning [D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2018. (in Chinese)
杨晗. 基于深度学习的肺结节检测与诊断研究 [D]. 郑州: 郑州大学, 2018.

编辑 索书志

(上接第261页)

- [24] HUANG G, LIU Z, VAN D M L, et al. Densely connected convolutional networks [C]//Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2017: 51-57.
- [25] OYAMA T, YAMANAKA T. Fully convolutional DenseNet for saliency-map prediction [C]//Proceedings of 2017 IAPR Asian Conference on Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2017: 25-32.
- [26] SABOUR S, FROSST N, HINTON G E. Dynamic routing between capsules [EB/OL]. [2019-08-23]. https://www.researchgate.net/publication/320627198_Dynamic_Routing_Between_Capsules.
- [27] LI X Y, KIRINGA I, YEAP T, et al. Exploring deep anomaly detection methods based on capsule net [EB/OL]. [2019-08-23]. https://www.researchgate.net/publication/334478921_Exploring_Deep_Anomaly_Detection_Methods_Based_on_Capsule_Net.
- [28] HU J, SHEN L, ALBANIE S, et al. Squeeze-and-excitation networks [C]//Proceedings of 2018 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2018: 42-49.
- [29] AN Gaoyun, ZHOU Wen, WU Yuxuan, et al. Squeeze-and-excitation on spatial and temporal deep feature space for action recognition [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Signal Processing. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2018: 52-27.
- [30] LIU Yanfei, ZHONG Yanfei, FEI Feng, et al. Scene semantic classification based on random-scale stretched convolutional neural network for high-spatial resolution remote sensing imagery [C]//Proceedings of 2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2016: 23-29.
- [31] YU Yunlong, LIU Fuxian. A two-stream deep fusion framework for high-resolution aerial scene classification [EB/OL]. [2019-08-23]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC5822919/>.

编辑 宋圆

- [11] SETIO A A A, CIOMPI F, LITJENS G, et al. Pulmonary nodule detection in CT images: false positive reduction using multi-view convolutional networks [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2016, 35 (5): 1160-1169.
- [12] HUANG Chong, CHANG Tao, TAN Hu, et al. Neural network pruning based on weight similarity [J]. Journal of Frontiers of Computer Science & Technology, 2018, 12(8): 1278-1285.
- [13] SUN Wenqing, ZHANG Bin, WEI Zheng, et al. Automatic feature learning using multichannel ROI based on deep structured algorithms for computerized lung cancer diagnosis [J]. Computers in Biology and Medicine, 2017, 89(1): 530-539.
- [14] TANG Siyuan. Detection and recognition of lung nodules based on deep convolutional neural network [J]. Science Technology and Engineering, 2019, 19 (22): 241-248. (in Chinese)
唐思源. 基于深度卷积神经网络的肺结节检测与识别 [J]. 科学技术与工程, 2019, 19(22): 241-248.
- [15] WU Baorong. Research on automatic detection and classification of pulmonary nodules based on deep convolutional neural network [D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2019. (in Chinese)
吴保荣. 基于深度卷积神经网络的肺结节自动检测和分类方法研究 [D]. 太原: 太原理工大学, 2019.
- [16] GAO Huiming. Research on lung nodule detection and benign and malignant classification based on convolutional neural network [D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2019. (in Chinese)
高慧明. 基于卷积神经网络的肺结节检测及良恶性分类方法研究 [D]. 太原: 太原理工大学, 2019.
- [17] ZHAO Juanjuan, JI Guohua, HAN Xiaohong, et al. An automated pulmonary parenchyma segmentation method based on an improved region growing algorithm in PET-CT imaging [J]. Frontiers of Computer Science, 2016, 10(1): 189-200.
- [18] CAUSEY J L, ZHANG J, MA S, et al. Highly accurate model for prediction of lung nodule malignancy with CT scans [J]. Science Reports, 2018, 18(1): 92-108.
- [19] LIN Chunwei. Research on lung nodule detection method based on convolutional neural network [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2017. (in Chinese)
林春伟. 基于卷积神经网络的肺结节检测方法研究 [D]. 广州: 华南理工大学, 2017.
- [20] LIU Kui, KANG Guixia. Multiview convolutional neural networks for lung nodule classification [J]. International Journal of Imaging Systems and Technology, 2017, 27(1): 12-22.
- [21] YANG Han. Detection and diagnosis of pulmonary nodules based on deep learning [D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2018. (in Chinese)
杨晗. 基于深度学习的肺结节检测与诊断研究 [D]. 郑州: 郑州大学, 2018.

编辑 索书志