



一种使用边缘增强技术提高相似图片检索召回率的方法

曹靖城, 张继东, 史国杰

(天翼智慧家庭科技有限公司, 江苏 南京 210006)

摘要: 针对大规模图像分类处理中图像旋转或背景变换导致的配准度较低问题, 提出一种基于边缘增强的卷积神经网络图像分类方法。该方法通过 VGG19 网络模型提取图像特征, 并使用余弦相似度进行图像分类判定, 利用边缘增强突出图像主体的边缘特征, 降低图像旋转或背景变换对 VGG19 网络分类性能带来的影响。实验证明, 该方法可以有效地提高同一主体旋转图像和背景变换图像与原始图像的相似度, 适用于各类图像的分类。

关键词: 卷积神经网络; VGG19; 余弦相似度; 边缘增强

中图分类号: TP393

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2021008

A method for improving recall rate of similar image retrieval by using edge enhancement technology

CAO Jingcheng, ZHANG Jidong, SHI Guojie

Tianyi Smart Home Technology Co., Ltd., Nanjing 210006, China

Abstract: Aiming at the problem of low registration caused by image rotation or background transformation in large-scale image classification processing, a convolutional neural network image classification method based on edge enhancement was proposed. This method extracted image features through the VGG19 network model, and used cosine similarity for image classification judgment, used edge enhancement to highlight the edge features of image subject, and reduced the impact of image rotation or background transformation on the classification performance of the VGG19 network. Experiments prove that this method can effectively improve the similarity between the same subject rotated image and background transformed image and the original image, and is suitable for the classification of various images.

Key words: convolutional neural network, VGG19, cosine similarity, edge enhancement

1 引言

图像分类的主要任务是利用图像信息中呈现的各类特征, 将不同种类的图像数据按相应维度

进行区分、归类。图像分类的核心内容在于图像特征的提取, 提取的高级语义特征有利于对图像内容或本质的理解, 也能进一步提高图像分类的精度。在大数据时代, 互联网技术实现了量变到

质变的突破,庞大的数据量为数据的分析、特征的挖掘提供了坚实的基础,加上机器算力的快速发展,使深度学习方法逐渐成为图像分类的主流方法^[1]。卷积神经网络是深度学习技术中的热点研究方向,具有强大的特征提取能力和非线性拟合数据能力,是现今图像分类任务中最为有效的算法之一^[2]。

本文根据神经网络的特性,将其应用于海量云盘图片的分类。对于同一物体,由于成像角度的细微变化会引起图像的旋转,云盘中可能存有同一物体的多张旋转图像,因此要求分类方法具有旋转不变性,即方法提取的特征不会受图像旋转的影响。此外,同一物体在不同背景下的图像也常见于云盘中,同样需要考虑背景变化对分类性能的影响。

本文使用经典的深层网络结构 VGG19 进行图像分类,并采用边缘增强图像替代原始图像以减少旋转或背景变化对 VGG 网络分类性能造成的影响,基于大量数据进行多次对比实验以避免偶然性结果,验证了本文所提方法的可行性与有效性。

2 VGG 网络模型

2.1 卷积神经网络

卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)是一种前向神经网络,其设计灵感来源于动物视觉神经的工作过程,通过研究视觉神经细胞中感受野(receptive field)之间的工作性质与原理,将逐层激励的思路通过计算机代码实现^[3]而提出了第一个 CNN——神经认知机(Neocognitron),人工神经网络的应用之路也由此开启。真正意义上的第一个 CNN 模型是 LeNet,随后出现了各种模型,例如经典的 Alex Net、VGG-Net、Google Net^[4]等。

卷积神经网络的工作流程如图 1 所示,与传统神经网络相比, CNN 的网络特点在于其深度,

CNN 通过加大深度的方式提高性能,在输入图片数据之后对其进行多轮次、多维度的卷积与池化处理,提取图像的特征,并在最后的全连接层进行汇总和决策输出。在训练过程中, CNN 通过卷积运算模拟视觉神经的工作方式,使用权值共享的方法减少网络中的一些重复或者冗余的参数,从而在一定程度上简化网络的计算过程,节约存储空间。池化操作的主要任务是降低维度,通过避免数据过拟合现象来强化模型的泛化能力。

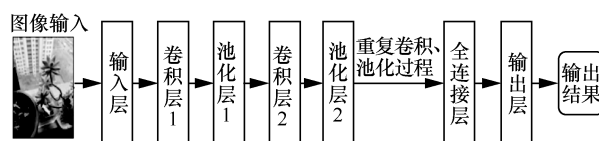


图 1 卷积神经网络的工作流程

卷积神经网络为多层次结构,每层具有不同功能与计算方式,具体如下。

(1) 输入层主要完成图像表述形式的转换,将每张图像转换成矩阵表示形式,矩阵中的元素为三元组,对应图像中每个像素点的 RGB 分量。矩阵中的每个像素点均参与卷积计算,并得到相应的输出结果。

(2) 卷积层则负责主要的特征运算,是卷积神经网络中的核心部分。一般在网络内会使用多个大小不同的卷积核,常见的卷积核大小有 1×1 、 3×3 和 7×7 等,卷积操作将输出一个二维的特征图,特征图数量与卷积核的数量相同。卷积操作的核心是简化网络结构,通过局部连接减少连接总数,通过权值共享减少权值参数,从而在整体上达到减少参数的目的,在一定程度上防止出现过拟合现象。另外,通过卷积操作得到的特征具有更好的鲁棒性和拓扑对应性。卷积的数学表达式如下。

$$y_{mn} = f\left(\sum_{j=0}^{J-1} \sum_{i=0}^{I-1} x_{m+i, n+j} W_{i,j} + b\right), \quad (1)$$

$$0 \leq m \leq M, 0 \leq n \leq N$$

其中, x 是指二维输入信号向量 $\mathbf{x}$ 中的元素, W 表示 $J \times I$ 的卷积核 W 中的元素, b 为偏移量, y 为 $M \times N$



的输出向量 $\mathbf{y}$ 中的元素。

(3) 池化层也称作下采样层,其主要任务是进行网络结构的简化,对冗余信息进行删减,降低模型的参数和整体运算量,一般出现在卷积层之后,在 VGG19 的网络中通常选用最大池化。

(4) 全连接层位于最后一层,不同于局部连接,该层节点与上层的节点全部采用两两连接方式,由于全连接的特性,全连接层的操作可以将图像的维度降到一维,在整个卷积神经网络中起到分类输出的作用。

(5) 输出层可以使用 Softmax 等分类器对结果进行分类,使用何种分类器取决于实际的应用场景,对于 Softmax 分类器而言,全连接层得到的向量 $\mathbf{x}$,在 Softmax 回归中将其分类为类别 j 的概率可由式 (2) 计算得到:

$$p(y^{(i)} = j | x^{(i)}; \theta) = \frac{e^{\theta_j^T x^{(i)}}}{\sum_{l=1}^k e^{\theta_l^T x^{(i)}}} \quad (2)$$

其中, j 为类别代号, k 为向量 x 的维度, θ 表示模型参数,其值通过最小化代价函数得到,代价函数如下:

$$J(\theta) = -\frac{1}{m} \left[\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^k B_{ij} \log p(y^{(i)} = j | x^{(i)}; \theta) \right] \quad (3)$$

其中, B_{ij} 为判断函数,当 $y^{(i)} = j$ 时为 1,否则为 0。

2.2 VGG19 深度卷积网络模型

常用的 VGG 模型一般有 VGG13、VGG16 和 VGG19 等,它们分别为 13 层、16 层、19 层的网络结构^[5]。VGG19 的模型结构如图 2 所示,从图 2 可以看出 VGG19 模型输入图像的像素大小为 224 dpi×224 dpi×3 dpi, VGG19 网络中全部采用 3×3 的卷积核,步长为 1 dpi,在卷积层(convolution)后面都设有一个步长为 2 dpi 的 2×2 的最大池化层(max pooling),使用时,可以根据不同的场景、不同的需求选取不同层次网络的

输出结果。Softmax 是一个多分类器,用于计算输入的图像在 Image Net 中每个类别下的概率,由最终的概率矩阵得出预测标签。

在 VGG 中,采用以多个小型卷积核代替单个大型卷积核的策略进行优化,小型卷积核所需的参数更少并且更能保留图像的特性^[6],例如,使用 3 个步长为 1 dpi 的 3×3 卷积核通过层层叠加达到 7×7 卷积核的效果能大幅度减少参数数量,同时更小的卷积核更有利于保持图像原本的性质。

VGG 网络的结果非常简洁,整个网络中的卷积核尺寸相同,最大池化尺寸也相同,能适应各种不同尺寸的输入图像,并且通过缩小卷积核的方式增强了卷积层性能。但除去卷积层之外,全连接层中使用了较多的参数,使 VGG 的计算将耗费更多的资源。目前,已有大量研究表明,VGG 网络随着层数的增加,识别率也会相应上升,但耗费的时间同样会增加。

VGG 网络的结构非常简洁,能处理不同尺寸的输入图像;同时,为了增强卷积层性能,采用以多个小型卷积核代替单个大型卷积核的策略进行优化。但除去卷积层之外,全连接层使用的参数相对更多,同样会在一定程度上使 VGG 的计算耗费更多的资源。目前,已有大量研究表明,增加 VGG 网络的层数能相应提升识别率,但与之相对应,计算的时间耗费同样会增加。

综上所述,VGG19 是一种深层的卷积神经网络,可以对任意尺寸的图片进行处理,在处理时首先通过共享卷积层或特化卷积层,利用滑动特征映射图的方法提取图像的低级特征信息,再通过卷积层与池化层进一步提取高维的特征信息,最终通过全连接(fully connected)层与分类器计算各类的分类得分。对于样本图片,由于图片的低级特征大体类似,对于不同任务、不同类型的卷积神经网络在网络的前部卷积时提取的特征都可以相互借鉴,实现权值共享。本文利用这一特点,将 VGG19 应用于云盘图片数据的分类。

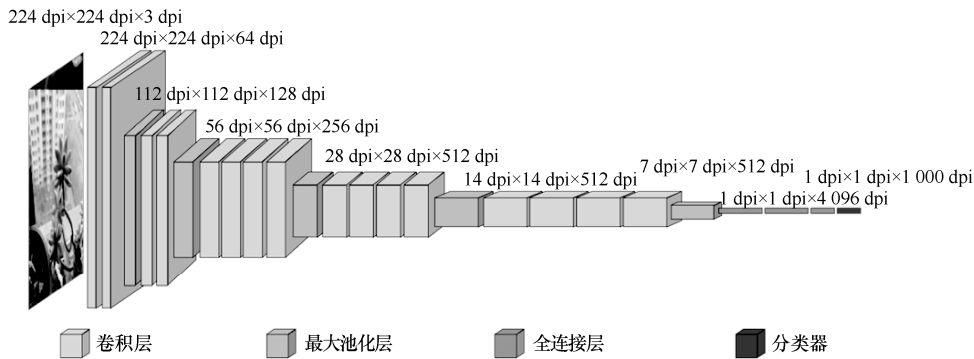


图 2 VGG19 模型结构

2.3 卷积神经网络的局限性

卷积神经网络本身并不具有旋转不变性，其结构中的最大池化层能在一定程度上代偿这个功能缺失，但由于池化操作本身并不是为此设计的，因此在总体上来说深层卷积神经网络提取旋转不变特征的能力较弱。针对该问题，有学者提出将图像进行旋转以生成新的训练样本来扩充训练集的方法^[7]，能降低旋转锁带来的影响。但事实上，数据集的扩充导致网络仅学习与训练过程中使用的图像非常相似的图像的不变性，并且由于训练集中的图像分布存在偏差，最终仍会导致不遵循偏差的图像缺乏不变性。

神经网络在训练过程中以降低损失函数为目标，但损失函数并不是对于任意的输入都具有不变性。虽然训练的目的在于希望网络能将其学习得到的内容推广到训练数据集以外的数据，但是这种推广可能仅限于与训练集相似的图像，这就使训练集的要求格外高，其中的数据不应该具有偏向性，而是应尽可能地覆盖所有的情况，当然，这是很难做到的。

3 实验与分析

3.1 实验设置

本文采用 VGG19 网络计算图像的一维特征向量，并使用两张图像特征向量的余弦相似度来作为判别依据，余弦值与向量相似度成正比。对于给定的向量 A 和向量 B ，余弦相似度的计算式

如下：

$$\text{similarity} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i \times B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (A_i)^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n (B_i)^2}} \quad (4)$$

其中， A_i 、 B_i 分别代表向量 A 和 B 的各个分量， n 是向量的维度。

实验针对 VGG19 网络模型 5 个不同卷积层的输出结果，以及是否使用最后 3 个全连接层作为模型结构的变量，分别对不同拍摄角度、不同背景以及不同光照条件下的相同物体图像进行了余弦相似度计算实验，比较了 VGG19 网络模型不同卷积层次的处理性能以及图像的不同属性对 VGG19 网络模型造成的影响。

3.2 改进方案

VGG19 网络在图像分类方面具有较高的准确率和出色的性能，但使用 VGG19 对同一物体的旋转图像进行分类，却有很大概率得到错误的结果，同时，不同背景或者不同光照条件也会对相同物体的检测造成影响。图 3 (a) 和图 3 (c)、图 3 (e) 和图 3 (g)、图 3 (i) 和图 3 (k)，均为同一物体在不同角度拍摄得到的旋转图像，使用 VGG19 网络的不同层次计算图像特征，并进一步计算两张图像的余弦相似度，得到的结果见表 1。

从表 1 中的数据可以看出，对于纹理、复杂程度不同的多张图像而言，旋转图像与原图像进行对比，余弦相似度都有着不同程度的下

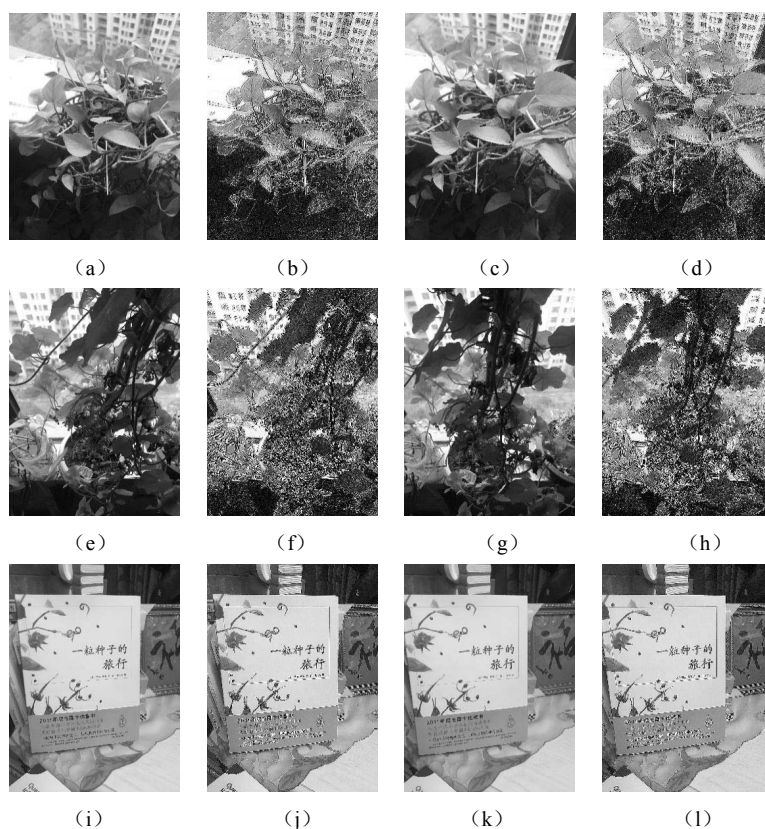


图3 旋转图像数据

表1 旋转图像的余弦相似度对比

图像数据	图3 (a)、图3 (c)	图3 (e)、图3 (g)	图3 (i)、图3 (k)
使用全连接层	0.544 011	0.613 443	0.902 909
第5卷积层	0.522 126	0.426 971	0.830 419
第4卷积层	0.348 205	0.334 994	0.702 661
第3卷积层	0.666 753	0.656 579	0.769 397
第2卷积层	0.412 532	0.394 896	0.514 819
第1卷积层	0.603 162	0.497 031	0.729 701

降, 图像结构越复杂, 相似度下降越大, 可见拍摄角度不同造成的图像旋转会对 VGG19 网络模型的分类性能造成较大的负面影响。对于同一物体, 仅因拍摄角度发生变化而被归于不同的类别显然是不合理的, 但由于 VGG 网络的局限性, 并不能很好地处理此类情况。在 VGG19 网络各个不同层次的输出结果中, 使用第 3 卷积层输出结果进行分类的平均效果最好, 使用其他层次卷积结果均会使图像的分类效果有一定程度的下

降, 可见使用 VGG19 网络第 3 卷积层的输出结果对于旋转图像分类有更好的效果。

除此之外, 即使针对同一物体的相同角度的图像进行分类, 光照条件不同、背景不同也会造成不同程度的影响, 图 4 (a) 和图 4 (b)、图 4 (b) 和图 4 (c) 为同一物体在不同背景、不同光照条件下拍摄得到的图像, 使用 VGG19 网络计算图像特征, 并计算余弦相似度, 结果见表 2。

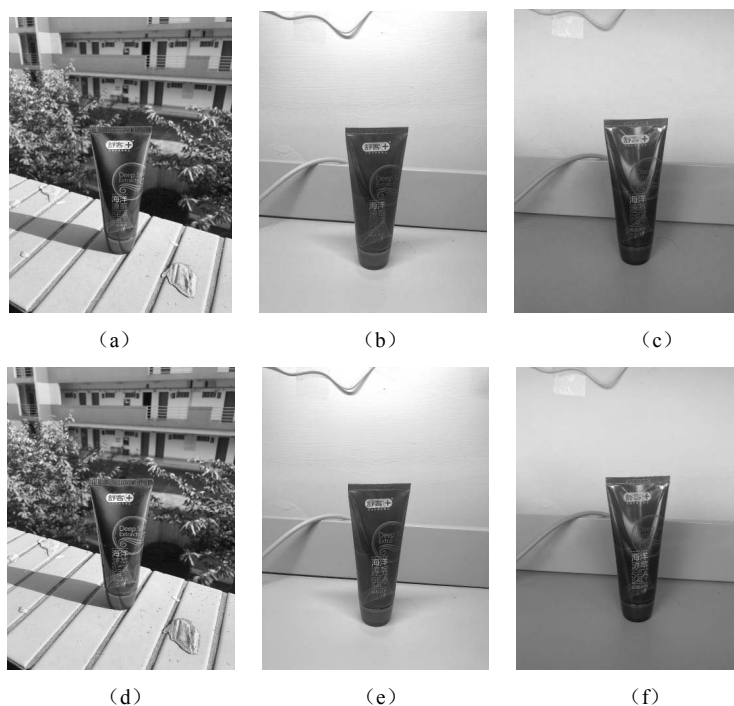


图 4 背景、光照图像数据

表 2 同一物体不同背景、亮度图像的余弦相似度对比

图像数据	图 4 (a)、图 4 (b)	图 4 (a)、图 4 (c)	图 4 (b)、图 4 (c)
全连接层	0.019 281	0.015 335	0.078 683
第 5 卷积层	0.315 187	0.141 716	0.169 359
第 4 卷积层	0.347 367	0.169 464	0.226 092
第 3 卷积层	0.558 741	0.426 671	0.609 564
第 2 卷积层	0.364 175	0.291 391	0.357 502
第 1 卷积层	0.515 267	0.433 463	0.475 630

从表 2 可以看出,对于同一物体相同拍摄角度下的图片,背景不同、光照条件不同,均会对 VGG19 网络的处理性能造成一定影响,尤其在背景和亮度都发生变化的情况下,图像的余弦相似度与仅改变单个条件的图像相比有更为明显的下降。而在各个卷积层输出中,使用第 3 卷积层输出进行分类的平均效果最好,使用其他卷积层输出结果进行分类的效果都与实际情况存在较大偏差,尤其使用最后 3 个全连接层得到输出结果,与其他层次相比下降了一个量级。

用于分类任务的卷积神经网络的每一层本质

上是在对输入图像进行编码,通过卷积核滑动的方式给图像中的每个像素点打分,最终由全连接层解码,将不同卷积核得到的特征图中不同位置的分值解码为不同类别的概率。使用多个卷积层就是不断地对图像的特征进行抽象,浅层主要提取图像的细节特征,层次越深网络的抽象能力越强,因此中间层次对于图片中物体的抽象程度较好。结合上述实验结果可以看出,对于不同场景的图片, VGG19 网络模型各层的分类性能并不是相同的,本文以图片中的物体而不是整张图片作为比较的对象,可以发现使用第 3 卷积层的输出



结果进行分类效果更好。

图像边缘是图像最基本的特征之一,使用边缘检测算法对图像进行增强,可以初步提取图像中物体的底层基础特征。因此,在使用第3卷积层输出进行分类的前提条件下,使用边缘增强图像作为输入以增强物体的轮廓信息,方法的整个流程对图像中物体的特征进行了二次提取,能在一定程度上减轻旋转或者环境变化对VGG19造成的影响。

针对上述图像旋转时图像背景、光照条件不同而导致分类性能降低的问题,本文提出一种改进策略,在将图像投入VGG19网络计算之前,先对原始图像进行边缘增强处理,突出主要拍摄对象的边缘特征,结合VGG19网络第3卷积层对物体抽象程度较好的特点,以此增加同一对象在不同拍摄角度下、不同背景下以及不同光照条件下得到图像与原始图像的余弦相似度。

3.3 结果分析

3.3.1 旋转图像对比实验

本文基于图3、图4所示的几组数据进行实验。其中,图3(a)和图3(c)、图3(e)和图3(g)、图3(i)和图3(k)3组图像为同一物体在不同拍摄角度下得到的旋转图像组,而图3(b)和图3(d)、图3(f)和图3(h)、图3(j)和图3(l)分别是使用拉普拉斯变换得到的对应边缘增强图像,实验结果数据见表3。从表3可知,对于不同物体,不管使用原始图像得到的相似水

平如何,不同的拍摄角度都会造成相同物体的余弦相似度降低,但使用边缘增强图像进行相同的计算,与原始数据相比,最终得到的余弦相似度都有不同程度的提升,对于边缘简单的图像,VGG19的分类效果更接近于实际情况,因此边缘增强对分类效果的提升空间不大,而对于边缘较为复杂的图像,边缘增强方法可以在更大程度上改善分类性能。从表3数据可以看出,使用边缘增强的方式突出图像主体,能在一定程度上降低拍摄角度旋转给VGG19网络带来的负面影响,提高VGG19网络的分类稳定性。

对比3组数据,前两组数据的图像主体边缘相对第三组要复杂得多,因此旋转角度对于前两组图像的影响较大。前两组数据中,对于同一物体,旋转造成了0.5左右的相似度误差,而第三组数据因为边缘简单,受旋转的影响较小。在使用边缘增强图像替换原始图像投入网络之后,对相似度误差都有了不同程度的减小,边缘增强对于前两组数据的提升效果优于第三组数据,第三组数据的相似度误差降到了0.002以下,几乎消除了旋转带来的影响。

3.3.2 变换背景对比实验

图4(a)、图4(b)、图4(c)分别为同一物体在不同背景、不同光照条件下的原始彩色图像,图4(d)、图4(e)、图4(f)分别是与之对应的边缘增强图像,实验结果见表4。从表4可知,对于同一物体,不同的背景、不同的光照

表3 旋转条件边缘增强图像的余弦相似度对比

图像数据	图3(b)、图3(d)	图3(f)、图3(h)	图3(j)、图3(l)
全连接层	0.603 341	0.666 415	0.998 136
第5卷积层	0.577 281	0.558 191	0.766 538
第4卷积层	0.417 977	0.380 927	0.688 321
第3卷积层	0.761 511	0.742 631	0.788 374
第2卷积层	0.578 867	0.581 345	0.535 560
第1卷积层	0.613 754	0.611 398	0.647 992

表 4 背景、光照条件边缘增强图像的余弦相似度对比

图像数据	图 4 (d)、图 4 (e)	图 4 (d)、图 4 (f)	图 4 (e)、图 4 (f)
全连接层	0.405 491	0.338 938	0.595 112
第 5 卷积层	0.470 367	0.484 234	0.656 422
第 4 卷积层	0.349 602	0.312 186	0.638 058
第 3 卷积层	0.568 762	0.489 181	0.730 610
第 2 卷积层	0.372 382	0.322 789	0.485 291
第 1 卷积层	0.474 853	0.379 894	0.708 412

条件会使图像的余弦相似度有不同程度的降低,与物体旋转相比,背景和光照条件的变化将使图像中的大部分像素点发生变化,虽然图像的主体部分没有过大的改变,但是其余像素点的变化会使 VGG19 网络在处理时受一定的影响,因此,背景和光照条件变化的图像相比于旋转变化的图像来说,余弦相似度更低,网络的分类性能更差。使用边缘增强图像进行计算,与原始彩色图像相比,余弦相似度都有较大的提升,特别对于不同光照条件下的图像,边缘增强带来的效果提升尤为明显。与采用原始彩色图像的对照组相同,对于变换背景、变换光照条件的图像来说,使用 VGG19 的第 3 卷积层输出来计算余弦相似度的分类效果最好。

通过上述几组对比实验可以看出,对于同一物体,不同的拍摄角度、不同的背景、不同的光照条件都会对 VGG19 网络的分类性能带来一定的影响,变换背景、变换光照条件造成的影响相对较大,但使用边缘增强图像均能在一定程度上

降低拍摄条件对 VGG19 网络造成的负面影响,提高 VGG 网络的稳定性。由此可以看出,通过边缘增强突出图片主体对象的轮廓,使其在图片中更为明显,可以改善 VGG19 网络的分类性能,此外,对于不同的条件变化,使用 VGG19 网络不同层次的输出也获得不同的效果。

3.3.3 与其他增强算法对比

参考文献[8]中所提方法将不同尺寸的图像进行定量平均分块以保证图像在卷积过程中的特征完整性,然后对分块图像进行深度卷积池化增强以提高算法的分类性能。基于图 3、图 4 的数据,将本文方法与参考文献[8]所提方法进行对比,结果见表 5,进一步验证了本文方法的有效性。

由表 5 数据可以看出,本文方法的分类性能在大部分情况下优于参考文献[8]所提方法,在结构简单、背景单一且物体占据图像主要部分的情况下,如图 3 (i) 和图 3 (k),参考文献[8]算法的余弦相似度结果略优于本文算法,但在图像结

表 5 与参考文献[8]方法对比结果

图像数据	本文方法余弦相似度	参考文献[8]方法余弦相似度
图 3 (a)、图 3 (c)	0.761 511	0.612 237
图 3 (e)、图 3 (g)	0.742 631	0.674 139
图 3 (i)、图 3 (k)	0.788 374	0.837 362
图 4 (a)、图 4 (b)	0.568 762	0.401 326
图 4 (a)、图 4 (c)	0.489 181	0.298 653
图 4 (b)、图 4 (c)	0.730 610	0.596 762



构较为复杂或者背景变化较大的情况下,本文方法得到的结果明显优于参考文献[8]的算法,从数据中可以看出,在大部分情况下,本文所提方法具有更好的适用性和稳定性。

4 结束语

本文采用卷积神经网络模型 VGG19 结合余弦相似度进行图像的分类,使用边缘增强图像代替原始图像作为网络输入以降低对象拍摄角度的旋转对分类性能造成的影响。实验基于天翼云盘平台,选取了大量旋转图片和背景变换图片进行验证,并以其中最具有代表性的 3 组数据进行客观分析。实验结果表明使用边缘增强图像突出图像主体边缘信息有助于降低旋转图片和背景变换图片对 VGG 网络分类性能带来的影响,对于各类对象的旋转图像和背景变换图像,本文方法均能在一定程度提高同一物体不同类图像的余弦相似度,但对于边缘简单的物体提升效果不够明显,这也是后续研究中有待探索并改进的问题。

参考文献:

- [1] 苏赋,吕沁,罗仁泽. 基于深度学习的图像分类研究综述[J]. 电信科学, 2019, 35(11): 58-74.
SU F, LV Q, LUO R Z. Review of image classification based on deep learning[J]. Telecommunications Science, 2019, 35(11): 58-74.
- [2] 陈强普,桑军,项志立,等. BN 对 VGG 神经网络的影响研究[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2018, 41(1): 35-39.
CHEN Q P, SANG J, XIANG Z L, et al. Research on the influence of BN on VGG neural network[J]. Journal of Hefei University of Technology (Natural Science Edition), 2018, 41(1): 35-39.
- [3] 唐浩漾,孙梓巍,王婧,等. 基于 VGG-19 混合迁移学习模型的服饰图片识别[J]. 西安邮电大学学报, 2018, 23(6): 87-93.
TANG H Y, SUN Z W, WANG J, et al. Clothing image recognition based on VGG-19 hybrid transfer learning model[J]. Journal of Xi'an University of Posts and Telecommunications, 2018, 23(6): 87-93.
- [4] 李校林,钮海涛. 基于 VGG-NET 的特征融合面部表情识别[J]. 计算机工程与科学, 2020, 42(3): 500-509.
LI J L, NIU H T. Facial expression recognition based on feature fusion of VGG-NET[J]. Computer Engineering and Science, 2020, 42(3): 500-509.
- [5] 谢新明. 基于优化的 VGG 模型道路交通标志识别研究[D]. 长沙: 长沙理工大学, 2017.
XIE X M. Research on road traffic sign recognition based on optimized VGG model[D]. Changsha: Changsha University of Science and Technology, 2017.
- [6] 冯国徽. 基于卷积神经网络 VGG 模型的小规模图像分类[D]. 兰州: 兰州大学, 2018.
FENG G H. Small-scale image classification based on convolutional neural network VGG model[D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2018.
- [7] CUBUK E D, ZOPH B, DANDELION M, et al. Auto augment: learning augmentation strategies from data[C]//Proceedings of 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE Press, 2020.
- [8] 杨旺功,淮永建. 基于深度卷积生成对抗网络的花朵图像增强与分类[J]. 计算机科学, 2020, 47(6): 176-179.
YANG W G, HUAI Y J. Flower image enhancement and classification based on deep convolution generative adversarial network[J]. Computer Science, 2020, 47(6): 176-179.

[作者简介]



曹靖城(1985-),男,天翼智慧家庭科技有限公司工程师,主要研究方向为计算机信息技术、电信技术、人工智能技术。



张继东(1976-),男,博士,天翼智慧家庭科技有限公司高级工程师,主要研究方向为互联网技术、电信技术、人工智能技术。



史国杰(1980-),男,天翼智慧家庭科技有限公司工程师,主要研究方向为云桌面技术、人工智能技术。