

基于遗传算法的图像多特征权重自动赋值方法

张晓丽, 肖满生, 叶紫璇

(湖南工业大学计算机学院, 湖南 株洲 412007)

摘要: 在图像检索中, 如何有效提取图像特征是基于内容的图像检索中的一个难点。针对该难题, 提出了一种基于遗传算法的图像多特征权重自动赋值方法。首先使用灰色直方图提取颜色特征并利用树形小波提取纹理特征, 然后利用遗传算法的全局最优解搜索功能自动确定各特征的权重。实验结果表明: 在灰度图像的相似性检索中, 基于遗传算法的多特征权重自动赋值方法与其他方法相比, 平均查全率增加将近8%, 平均查准率增加将近9%, 说明该方法有较高的检索精确度。

关键词: 树形小波; 特征融合; 遗传算法; 图像检索

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

An Image Multi-Feature Weight Automatic Assignment Method Based on Genetic Algorithm

ZHANG Xiaoli, XIAO Mansheng, YE Zixuan

(School of Computer Science, Hunan University of Technology, Zhuzhou 412007, China)

Abstract: In image retrieval, how to effectively extract image features is a difficult point in content-based image retrieval. Aiming at this problem, the paper proposes an automatic multi-feature weight assignment method based on genetic algorithm. First, the method uses gray histogram to extract color features and uses tree wavelet to extract texture features. Then the genetic algorithm's global optimal solution search function is used to automatically determine the weight of each feature. The experimental results show that in the similarity search of gray image, the multi-feature weight automatic assignment method based on genetic algorithm has increased the recall rate by 8% and increased the precision rate by 9%, compared with other methods, which proves the high retrieval accuracy of this method.

Keywords: tree wavelet; feature fusion; genetic algorithm; image retrieval

1 引言(Introduction)

图像检索通常包含基于标注的图像检索(ABIR)和基于内容的图像检索(CBIR)^[1]。ABIR必须主观地标记或注释, 不仅耗时, 而且一些图像难以用简单的关键词准确地标记和描述, 因此它们的应用受到限制^[2]。根据图像的纹理, 灰度或颜色特征检索CBIR, 其检索效率高于ABIR。近年来, 它一直受到学者们的青睐。已经提出了许多关于CBIR^[3-5]的具体算法。在CBIR方法的研究中, 目前基于颜色和纹理特征的图像分析和识别方法在医疗学科的图像中具有重要的应用。国内外许多专家学者在此基础上提出了许多图像分析和识别方法^[1,4], 如张永库^[6]等提出了基于底层特征综合分析的检索算法, 该方法的准确度较高, 检索速度较快, 但针对不同特征的权重值分配存在着局限性; B.G.Prasad等^[7]提出了一种

通过区域匹配来检索图像的技术, 该技术基于MPEG-7框架内的颜色、形状和所在位置的组合特征, 使用集成的颜色、形状和位置特征对每个图像内的主要区域进行索引, 每个特征的权值是通过手动进行设置, 在检索图像时有很大的主观性; YoungDeokChun等^[8]在基于内容的图像检索方法中, 使用多分辨率颜色和纹理特征组合来进行有效地检索图像, 该方法的检索速度快, 但选取合适的特征权值需要大量时间。上述图像检索方法虽然在检索精度和性能上得到了很好的发展, 但是在多特征融合过程中其特征权重的确定是通过手动的方式完成, 并不能自适应地选择权重, 具有很大的主观随意性, 因而检索精度不高。基于此, 本文对手工给定权重的方式进行改进, 提出了基于遗传算法的图像多特征融合权重自动赋值的方法, 并通过实验验证其有效性。

2 图像特征提取(Image feature extraction)

2.1 颜色空间的选择和颜色特征提取

(1)色彩空间选择及颜色量化

通过构建颜色模型来恰当地运用于颜色。HSV颜色空间是一种以视觉感知为中心的颜色模型，其中H是色调的颜色，即光的颜色；S是饱和度，即颜色度，它与某种色调的纯度有关；V表示亮度，其是指人眼感知光的亮度和暗度。色调，饱和度和亮度可以用三维主轴表示，如图1所示。

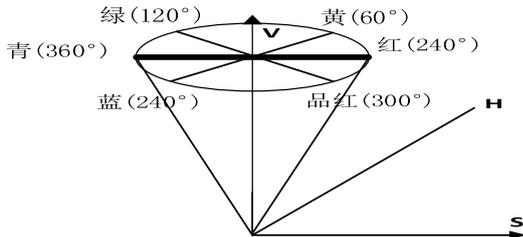


图1 HSV颜色空间模型

Fig.1 HSV color space model

该图的垂直轴表示黑白部分的亮度变化，圆周上的点表示相异的色调，并且从圆周到圆心的过渡表示饱和度渐渐减小。HSV空间具备两个性质：一是亮度分量与图像的色彩信息无关；二是色调和饱和度成分与人们对颜色的感受密切相关。这些性质使HSV色彩空间成为通过使用人类视觉系统感知色彩特征的理想选择。在确定颜色的空间模型之后，颜色需要进行量化。由于人眼与某些颜色的细微差别难以区分，因此细微的颜色可视为一种颜色，将颜色空间分成几个小的颜色间隔。为了减小计算量，HSV空间根据人的颜色的感知而不均等地量化。通过分析发现，人眼对色调和饱和度不敏感是因为低饱和度和亮度非常高或低。对色调和饱和度，人类视觉系统对色调更敏感，因此采取以下定量策略：首先，根据人眼的分辨能力，将色彩空间分为16个部分，将饱和度和亮度分为四个部分；其次，物体的色彩与光的波长和频率相关，据波长和频率的差异，色调不是等间隔的，饱和度和亮度的非等间隔量化基于不相同的颜色范畴和人类视觉感知，量化公式如下：

$$H = \begin{cases} 0, & h \in (354, 15] \\ 1, & h \in (15, 25] \\ 2, & h \in (25, 45] \\ 3, & h \in (45, 55] \\ \vdots, & \vdots \\ 15, & h \in (330, 345] \end{cases} \quad (1)$$

$$S = \begin{cases} 0, & s \in (0, 0.15] \\ 1, & s \in (0.15, 0.4] \\ 2, & s \in (0.4, 0.75] \\ 3, & s \in (0.75, 1] \end{cases} \quad (2)$$

$$V = \begin{cases} 0, & v \in (0, 0.15] \\ 1, & v \in (0.15, 0.4] \\ 2, & v \in (0.4, 0.75] \\ 3, & v \in (0.75, 1] \end{cases} \quad (3)$$

最后，根据上述量化级别将三种颜色分量构造成一维特征向量

$$L = 16H + 4S + V \quad (4)$$

因此，在一维矢量上指示三个分量H、S和V.L的适用范围是[0,1,2, ...,255]，并且量化可以减少由于照明强度引起的图像干扰并减少计算量。

(2)颜色特征提取

颜色直方图用于计算特定颜色空间中图像的各种颜色出现的频率，一般的颜色直方图方法不考虑每个像素颜色的空间位置分布信息，只在整个图像上汇总颜色分布信息，图像通常被分成3×3块能够获得颜色像素点的空间分布信息。位于图像的中间部分是图像的主要内容，且占有较小区域的是周围的背景部分，因此这类均匀分割的方法并未突出显示图像中间的主体部分，在内部，它会损害其完整性，并且更有可能包含一些不重要的对象的颜色信息。分析了全局直方图和分块直方图的优缺点后，本文提出了一种新的检索方法，即对每个子块设置加权值，并且关键区域和中间部分的图像设置为具有大权重且面积大，具体方法如下：

(1)与人眼视觉的特点相结合，把实例图像M平均分成16个单元，如图2所示。

M1	M2	M3	M4
M5	M6	M7	M8
M9	M10	M11	M12
M13	M14	M15	M16

图2 实例图像M平均分成16个单元

Fig.2 Average division of the example image M into16 units

(2)图像的四角区域占的面积小，主体在中间部分，在设置区间权重时把中间部分的权重值设为较大使其面积大，使其为9块，从而检索精度和排序效果得到明显的提高，如下为设置各区间和权重：

$$F1 = \{M1\} = F2 = \{M4\} = F3 = \{M13\} = F4 = \{M16\} = 0.015$$

$$F5 = \{M2, M3\} = F6 = \{M5, M9\} = F7 = \{M8, M12\} = F8 = \{M14, M15\} = 0.07$$

$$F9 = \{M6, M7, M10, M11\} = 0.66$$

(3)对每一个区间实行直方图提取，与该区间的权重相结合，取得整个图像的颜色特征向量，并以9*256的直方图矩阵的形式保存。

2.2 小波变换分析与纹理特征提取

(1)小波变换分析

传统的小波变换采用的是一种塔形的信号分解方式，如图3所示，图中 $C_{2^j}^l f$ 、 $C_{2^j}^h f$ 、 $C_{2^j}^d f$ 代表不同层的低频信息， $Q_{2^j}^l f$ 、 $Q_{2^j}^h f$ 代表不同层的高频信息。也就是说，信号在低频通道上连续分解。

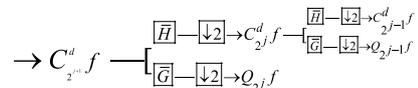


图3 小波分解的塔式算法

Fig.3 Tower algorithm for wavelet decomposition

树型小波变换是由Tianhomg Chang等人提出的，树小波变换可分两种类型：完全树型小波变换和不完全树型小波

变换。当每层被分解时，不完全树型小波变换在每个频道中不被分解，而是选择性地分解。图4显示了变换分解过程的示意图。在一阶段小波变换后，四个子图像(四个节点)是由原始图像转换得来，并进行小波变换在每个子图像(节点)上获得四个子图像(四个子节点)。这样重复，由于这类分解形式类似于二叉树，因此被称为树型小波变换，图中的LL代表图像分解后的低频分量，LG、GL、GG代表三个不同方向高频量。

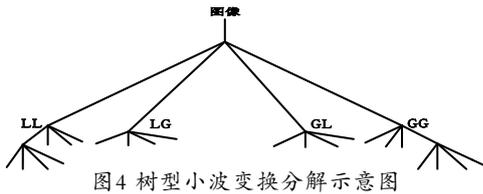


图4 树型小波变换分解示意图

Fig.4 Schematic diagram of tree wavelet transform decomposition

(2)纹理特征提取

纹理特征是指图像纹理的灰度级变化的量化。纹理特征包含对象的表面结构的布列，以及它们与周围环境的接触，反应图像自身灰度变化的属性。本文在提取图像纹理特征时，采用不完全树型小波变换的方法。具体过程如下：首先，处理要分类的图像，设原始图像 $I(m,n)$ ，则处理后的图像是

$$g(m,n) = I(m,n) - \frac{1}{s} \sum_m \sum_n I(m,n) \quad (5)$$

其中， s 是图像中的像素点总数，即 $g(m,n)$ 是图像 $I(m,n)$ 除去空间直流分量的结果；其次，通过二维小波变换将处理后的图像 $g(m,n)$ 分解为四个子图像，可以作为树的父节点和子节点，然后计算每个子图像的能量，并将子图像设置 $x(m,n)$ ($m=0,1,\dots,M-1, n=0,1,\dots,N-1$)， M 、 N 分别表示子图像的宽度和高度，则其能量为

$$e = \frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} |x(m,n)|^2 \quad (6)$$

则找到具有最大能量的子图像和满足能量 $e \geq Ce_{\max}$ 的子图像(此处 $C=0.75$)；最后分解结束后获取 K 个子图像，并且由所有子图像的能量形成的向量 $e=(e_1, e_2, \dots, e_k)$ 构成图像的分类特征，这里 e_i 是由第 i 子图像根据上面的公式计算的能量。

3 基于遗传算法图像灰度、纹理特征权重值自适应获取(Adaptive acquisition of image grayscale and texture feature weights based on genetic algorithm)

3.1 自适应遗传算法

遗传算法是一种通用的全局搜索算法，它模仿生物进化过程，以找到最佳的问题解决方案。通过个体在问题域的适应度选取子类中个体，并在每一代用于从自然遗传学中的算子生成新一代个体的过程。该算法从初始种群开始，对每个个体的适应度函数进行评价，在所有个体中，有两个个体具有最高的适应值是从群体中选出的，这两个个体被称为父母，并使用交叉和变异算子，形成新个体。因此，一个群体

的解决方案被采用并用于形成新一代群体，一直重复直到满足一些条件。

特征融合算法在传统上需要手动调整检索系统中特征权重的值，多次反馈才能找到最佳权重值^[8]，为了使检索图像的精度更准确，本文引入遗传算法来获得权重的最优解，并自动分配各个特征的权重值。即首先从图像中提取颜色和纹理特征，利用HSV颜色空间提取颜色特征，即图像的色调直方图和值通道，然后提取纹理特征，如能量。

遗传算法定义为 $GA=(C, E, P_0, M, Q, L, Y, T)$ ，其中 C 是个体编码方法， E 是适应度函数， P_0 是初始种群， M 是个体大小， Q 是选择算子， L 是交叉算子， Y 是变异算子， T 是终止准则。遗传算法实现过程区别在于编码方法和适应度函数。GA中的染色体定义为： $C=(W_1, W_2, W_3, \dots, W_i, \dots, W_n)$ ，其中 $0 \leq W_i \leq 1$

(1)染色体编码和初始种群设置，如下所示：

特征序列	1	2	3	4	5	...	1
染色体	1	0	0	1	0	...	1

如果从包含1个特征的训练集提取了主要的特征序列，定义长度为1的染色体用0-1二进制编码，其中1=15对应前面提取的特征。如果第 i 个染色体是1，相对应的特征被选择，否则不被选择。每个染色体一一对应特征序列。设 N 为随机产生的染色体，作为初始种群。本文采用 $N=40$ 确保种群的个体多样性。

(2)适应度函数设计。特征子序列的特征数越大，识别模型越繁杂，这可能会降低最后的识别性能，同时计算成本、抗噪能力下降。特征权重 W_i 是真实值和表现型。需要 W_i 的二进制字符串， W_i 精确到 m 位小数。闭区间 $[\min, \max]$ 被分成 $(\max - \min) * 10^m$ 部分，其中 $\max=1, \min=0$ ，现给出：

$$2m-1 < (\max - \min) * 10^m < 2d \quad (7)$$

每个权重的二进制串长度为 d 位，并且一个染色体的串长度是 $d * n$ 位，目标是找到最优的特征权重以获得最佳的图像检索结果，因此适应度函数给出：

$$E = \sum_{i=1}^{num} \sqrt{R^2 + P^2} \quad (8)$$

$$R = \frac{a}{k}, P = \frac{a}{z}, a = \sum_{i=1}^z v_i; V_i = \begin{cases} 1 & \text{当检索到的图像是相关图时} \\ 0 & \text{当检索到的图像不是相关图时} \end{cases}$$

其中， num 为图像库中的数量， R 代表查全率； P 代表查准率； a 表示检索到相关图的数量； k 表示图像库中相关图像的数量，本文中每一种图像设置10张，因此 $k=10$ ； z 表示检索的相关图的最大数量，本文将前九张图像设置为最相似的图像， v 代表判断检索出的9张图像是否为相关图，若是为1，否则为0。

3.2 基于遗传算法的图像多特征融合权重自动赋值实现策略

将遗传算法应用于图像检索，实现具有自动特征权重设置的图像特征融合。下面介绍基于遗传算法图像的多特征权重自动分配方法的基本步骤：

该实验测试库中的图像是40幅，则个体的数目为40。

步骤1：随机生成初始总体 $p_0 = (W_1, W_2, W_3, \dots, W_{50}), W_c = 1 - W_i$ ，其中 W_c 和 W_i 分别表示颜色和纹理特征的权重。本文精度要保留2位小数，所以每一个个体 C_i 由 $n \times d$ 位的随机二进制串组成。

步骤2：通过公式(8)计算个体的适用度值。判别是否符合算法终止条件T，若符合，则输出最佳个体及其最优解，即得到每一个特征对应的最佳特征权重，终止计算；否则，过程进入步骤3。

步骤3：选择再生个体。使用自适应比例法复制总体中的优秀个体，不适合个体消除，并保留最佳个体选择可产生优异结果的权重。

步骤4：采用单点交叉方法且根据特定的交叉概率 P_c 生成新的个体，交叉概率通常选取为0.45至0.99。

步骤5：根据一定的突变概率 P_m 生成新的个体，交叉概率通常选自0.001至0.1。

步骤6：生成新一代种群并取得一组新的特征权重值。返回步骤2，直到符合终止条件T，判断结束。如图5所示。

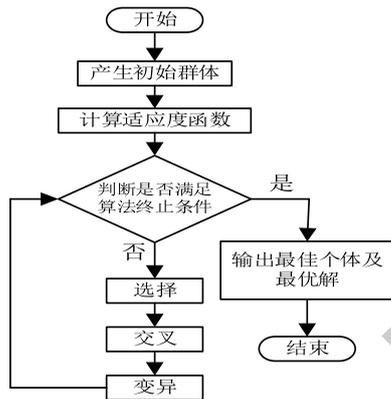


图5 基于遗传算法的多特征权重自动赋值实现的流程图
Fig.5 Flow chart of automatic assignment of multiple feature weights based on genetic algorithm

4 实验结果分析(Analysis of results)

选取Matlab2014a为开发工具进行图像处理和仿真，系统平台为Windows系统。在实验中，选择测试库corel中的40张图像作为实验图像，并且选择建筑物、非洲人、巴士和花朵四类代表性图像，每类图像包括10张图像。在检索过程中，选择最相似的前9张图像作为搜索结果。为了验证所提算法的有效性，对每种类型的图像比较了两组实验，将基于遗传算法的自适应图像检索与基于固定权重的文献[5]进行了比较。

4.1 实验效果对比

从图6中的(a)—(d)看出，每幅图片中的第一张图片是要检测的图像，我们可以看到在返回的固定9张图像中从查准率看出，(a)基于固定权重的图像检索是2/9，基于自动赋值方法检索是7/9，因此本文提出的方法设置的权重具有更好的检索效果；(b)基于固定权重的图像检索效果与基于自动赋值方法检索相同，两次检索的精度都是8/9；(c)基于自动赋值方法检索效果略好于基于固定权重的图像检索，虽然两次搜索的精度均为7/9，但在基于这两种方法的图像检索结果中，前六张图像中基于固定权重仅检索四张图像，基于自动赋值方法检

索出六张图像；(d)基于自动赋值方法检索略好于基于固定权重的图像检索，尽管两次搜索的精度均为4/9，但基于两种方法的图像检索结果在前四张图像中，基于固定权重仅检索一张图像，基于自动赋值方法检索三张图像。

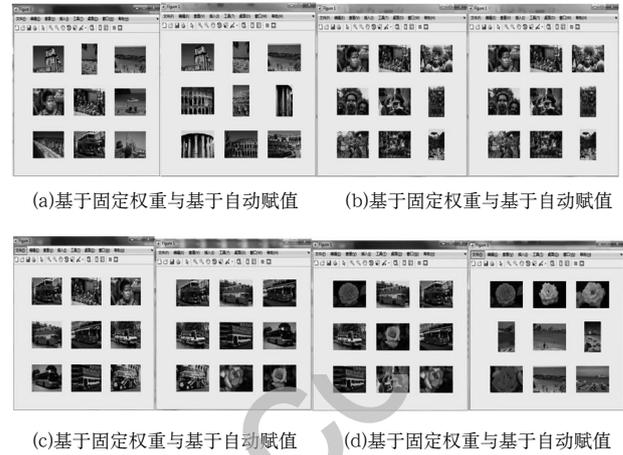


图6 基于固定权重的图像检索与基于自动赋值的图像检索对比结果

Fig.6 Comparison of image retrieval based on fixed weight and image retrieval based on automatic assignment

通过上述实验，在四类图像的检索中，分别比较了基于固定权重的多特征融合图像检索和基于自动赋值多特征融合图像检索，得到了不同的检索结果：(a)、(b)、(c)和(d)中的建筑物、非洲人、巴士和鲜花，基于自动赋值方法检索的比基于固定权重的图像检索更好。实验证明，本文提出的自动分配权重值方法可以根据用户提交的不同图像自动设置图像特征的最佳权重。根据对比实验，本文提出的方法基本上可以达到适合权重输出的理想检索结果。

4.2 实验数据对比

本文设计的图像检索系统使用了实验测试库中的四种类型的图像进行了实验。通过查准率、查全率和检索效率对实验结果进行了分析和评价。本文中的平均查准率(AP)和平均查全率(AR)是每类图像的查准率和查全率的平均值。表1显示了不同类型图像检索的平均查准率和平均查全率。

表1 针对不同类别图像进行检索得到的平均查准率和平均查全率

Tab.1 Average precision and average recall rate for different types of images

类别	基于固定权重的图像检索算法		基于自动赋值值的图像检索算法	
	平均查准率	平均查全率	平均查准率	平均查全率
建筑	52.2%	47.0%	60.0%	54.0%
非洲人	97.8%	88.0%	96.7%	87.0%
巴士	56.7%	51.0%	83.3%	75.0%
花朵	26.7%	24.0%	38.9%	35.0%

从表1可以看出,两种方法中基于遗传算法的自动赋值的图像检索方法获得的四种图像的平均查准率(AP)和平均查全率(AR)几乎都大于基于固定权重的图像检索方法的值。本文提出的基于遗传算法的图像多特征权重自动分配方法在图像内容匹配检索中具有较好的性能。同样,两种方法执行检索时间中基于遗传算法的运行时间略短于基于固定权重的运行时间,但差异不大,因此运行时间效率没有单独列出做讨论。

5 结论(Conclusion)

通过分析基于内容的图像检索技术,提出了一种基于遗传算法的图像多特征权重自动赋值的方法,通过上述实验,验证了该方法的有效性。基于自动权重分配遗传算法的图像检索优于基于固定权重的图像检索。具有自动权重分配的图像检索系统可以根据用户提交的待检测图像自动设置图像特征的最佳权重。基于固定权重的图像检索需要多次反馈才能找到最佳权重。基于遗传算法的图像多特征权重自动分配图像检索系统可以在一定程度上实现检索效果,但仍存在许多不足之处,还有很多地方需要进一步改进。检索系统仅使用颜色和纹理。结合基础物理特征进行检索。精度高或低,无法达到很好的检索效果。因此,系统需要结合形状基本特征或应用图像的高级语义特征,以提高检索效率。

参考文献(References)

- [1] Van Hieu,V.,Huy,et al.A novel method normalized data and refine weights for combination features in content-based image retrieval[J].Vietnam.RD-ICT J.Res.Dev.Appl.Inf.Commun. Technol,2016,1(35):63-75.
- [2] ZHOU Zhengzhong,ZHANG Liqing.Content-based

image retrieval using iterative search[J].Neural Processing Letters,2018,47(3):907-919.

- [3] Douik,A.,M.Abdellaoui,L.Kabbai.Content based image retrieval using local and global features descriptor[C].Advanced Technologies for Signal and Image Processing (ATSIP),2016.
- [4] NISHANT S,VIPIN T.Content based image retrieval based on relative locations of multiple regions of interest using selective regions matching[J].Information Sciences,2014,259:212-224.
- [5] SUDHIR,BABOO LDSS.An efficient CBIR technique with YUV color space and texture features[J].Computer Engineering and Intelligent Systems,2011,2(6):778-785.
- [6] 张永库,李云峰,孙劲光,等.基于多特征融合的图像检索[J].计算机应用,2015,35(2):495-498.
- [7] B.G.Prasad,K.K.Biswas,S.K.Gupta.Region-based image retrieval using integrated color,shape,and location index[J].Computer Vision and Image Understanding,2004(94):193-233.
- [8] Young Deok Chun,Nam Chul Kim,Ick Hoon Jang.Content-Based Image Retrieval Using Multiresolution Color and Texture Features[J].IEEE Transaction on Multimedia,2008,10:1073-1084.

作者简介:

- 张晓丽(1994-),女,硕士生.研究领域:数字图像处理.
- 肖满生(1968-),男,硕士,教授.研究领域:智能信息处理及智能计算.本文通讯作者.
- 叶紫璇(1996-),女,硕士生.研究领域:数字图像处理.

(上接第29页)

参考文献(References)

- [1] Yu Shiqi,Jia Sen,Xu Chunyan.Convolutional neural networks for hyperspectral image classification[J].Neurocomputing,2017,219:88-98.
- [2] Goldberg Yoav.Neural network methods for natural language processing[J].Synthesis Lectures on Human Language Technologies,2017,10(1):1-309.
- [3] Zhang Yu-Dong,Pan Chichun,Sun Junding,et al.Multiple sclerosis identification by convolutional neural network with dropout and parametric ReLU[J].Journal of computational science,2018,28:1-10.
- [4] Huang Gao,Liu Zhuang, Van Der Maaten Laurens,et al.Densely connected convolutional networks[J].Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern

recognition,2017:4700-4708.

- [5] 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.
- [6] 刑珍珍.卷积神经网络在图像处理中的应用研究[J].软件工程,2019,22(6):5-7.
- [7] Ketkar Nikhil.Deep Learning with Python[M].New York:Springer,2017:119-117.

作者简介:

- 谢璐阳(1998-),女,本科生.研究领域:汽车电子.
- 夏兆君(1998-),男,本科生.研究领域:汽车电子.
- 朱少华(1998-),男,本科生.研究领域:汽车电子.
- 张代庆(1997-),男,本科生.研究领域:汽车电子.
- 赵奉奎(1986-),男,博士,讲师.研究领域:智能汽车环境感知.本文通讯作者.