光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2020.04.025

一种基于卷积神经网络的人脸识别改进算法

王彦秋[1]，冯英伟[2*]

（1. 辽东学院，辽宁 丹东 118001；2. 河北建筑工程学院，河北 张家口 075000）

摘　要： 针对目前图像特征点人脸识别算法匹配精度低等缺点，提出了一种基于卷积神经网络的人脸识别算法。该算法采用传统算法算子融合卷积神经网络进行识别，首先采用局部感受野的思想，将整体图像进行分割，得到局部图像集合，并将该集合中每个局部图像像素存储在像素矩阵 $\boldsymbol{A}_i$ 中。然后对各个局部图像进行卷积运算，得到局部图像之间的内在特征联系，存储于 $\boldsymbol{B}_i$ 矩阵中，并池化进行特征映射。最后，训练出网络加权系数并求出识别结果。实验结果表明，相比其他算法，所提算法改善了原有算法图像特征点匹配精度低的问题，验证了所提算法的有效性。

关键词： 图像识别；人工智能；神经网络；卷积；特征提取

中图分类号： TP391.41　**文章编号：** 1001－5868(2020)04－0582－05

An Improved Face Recognition Algorithm Based on Convolutional Neural Network

WANG Yanqiu[1], FENG Yingwei[2]

（1. Eastern Liaoning University, Dandong 118001, CHN; 2. Hebei University of Architecture, Zhangjiakou 075000, CHN）

Abstract: Aiming at the shortcomings of current image feature point face recognition algorithms such as low matching accuracy, a face recognition algorithm based on convolutional neural network is proposed. The algorithm uses traditional algorithm operators to fuse convolutional neural networks for recognition. First, the idea of local receptive field is used to segment the overall image to obtain a local image set. Each local image pixel in the set is stored in the pixel matrix $\boldsymbol{A}_i$. Then the convolution operation is performed on each local image to obtain the intrinsic feature relationship between the local images, and it is stored in the $\boldsymbol{B}_i$ matrix and pooled for feature mapping. Finally, the network weighting coefficients are trained and the recognition results are obtained. Experimental results show that compared with other algorithms, the proposed algorithm improves the problem of low matching accuracy of image feature points of the original algorithm, and verifies the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: image recognition; artificial intelligence; neural network; convolution; feature extraction

0　引言

近年来，随着人工智能技术的飞速发展和硬件性能的提高，计算机视觉得到迅速发展。特别是在医疗、军事、公安、门禁、支付等领域，图像识别、人脸识别技术得到了广泛应用，给人们的生产、生活带来了极大的便利[1]。图像特征点识别是图像识别中的核心与关键技术。特征点识别需要满足一定的实验前提，包括光照、旋转等特性不能发生变化[2]。在进行图像特征点提取时，计算机通过图像识别算法，计算并提取图像的基本信息，并判断该信息是否为图像的基本特征（形状、外观、空间关系、纹理等）[3-4]。人脸特征点提取的方法主要有形状和外观提取、空

收稿日期：2020－01－19.

基金项目：2019 年度河北省高等学校科学研究课题（QN2019180）；河北省高等教育教学改革研究与实践项目（2017GJJG171）；河北省高等教育学会 2017 年度高等教育科学研究课题（GJXHZ2017-09）.

* 通信作者：冯英伟　E-mail：fyw0529@163.com

间配置关系提取、基于纹理的提取及基于标注特征点的提取等[5]。

近年来，研究者们对人脸识别特征点提取进行了大量研究。Cootes 等[6]提出了 ASM（Active Shape Models）模型算法，该模型是基于统计模型的提取方法，主要由面部特征点、脸部轮廓等面部形状参数构成，通过这些模型实现对人脸特征点的提取。Hong 和 Edwards 等[7-8]提出了 AAM（Active Appearance Model）模型算法，该算法通过提取面部的形状、灰度纹理信息实现特征提取，应用场景为二维场景。Wang 等[9]提出了基于图形特征提取的方法，该方法中用每个像素的灰度表示面部特征的高低，通过脸部的高低实现特征点提取，该方法称为 TC（Topographic Context）算法。该算法先将面部特征抽象为山脊与山峰、山丘与平原等地形标签，再由这些地形标签构成新的图像，通过这种方法实现特征点提取[10-11]。Dennis 提出的 Dabor 纹理分析线性滤波器被广泛应用于局部区域的图像纹理分析，但该算法提取的图像特征点存在大量冗余。针对该问题，研究人员后续提出了多种改进算法[12-14]。其中一种算法就是 SIFT 算法，该算法也属于纹理提取算法[15-17]。研究发现，以上算法各有优点，但均存在图像特征点匹配精度低等问题。

基于此，本文采用局部感受野的思想，将复杂图像分割为局部图像，将像素存储在像素矩阵 $\boldsymbol{A}_i$ 中，再将局部图像进行卷积，并池化进行特征映射，从而训练出网络加权系数，最终求出识别结果。仿真与测试结果表明，本文改善了现有算法图像特征点匹配精度低的问题，具有一定的研究价值与现实意义。

1　提出的基于卷积神经网络的人脸识别算法

针对现有算法特征点匹配精度低的问题，本文算法首先将待识别的图片进行分割，对局部图片依次提取像素，存储在像素矩阵中。采用卷积神经网络（Convolutional Neural Network，CNN）对局部采样区域进行卷积，为了降低计算量，通过池化滤波进行特征映射，通过激活函数对映射结果进行处理。然后通过以上数据对网络进行训练，得到神经网络权重，最终通过神经网络得到识别结果。

1.1　算法步骤

步骤 1：算法采用局部感受野的思想，首先将图像划分为 $n(0<n<i)$ 个局部采样区域；

步骤 2：提取局部图像 n_i 的特征，并用像素矩阵 $\boldsymbol{A}_i$ 表示；

步骤 3：设定 3×3 滤波器，对局部像素 $\boldsymbol{A}_i$ 进行卷积运算得到卷积结果 $\boldsymbol{B}_i$；

步骤 4：设定 2×2 池化滤波，并采用最大池化对 $\boldsymbol{B}_i$ 进行特征映射，得到映射结果 $\boldsymbol{C}_i$；

步骤 5：采用线性修正单元作为激活函数 y_i 对 $\boldsymbol{C}_i$ 进行处理，y_i 定义如式(1)所示：

$$y_i=\begin{cases}0, & x<0\\ t, & x>0 \text{ 且 } x=t\end{cases} \tag{1}$$

步骤 6：增加网络深度，采用深度为 j 次的网络，得到深度神经网络计算结果 $\boldsymbol{D}_i$；

步骤 7：学习训练，根据模板训练并计算出网络权重；

步骤 8：根据训练权重对 $\boldsymbol{D}_i$ 进行加权求和，得到最终识别结果，并根据识别结果判定最终识别结果。

算法流程图如图 1 所示。

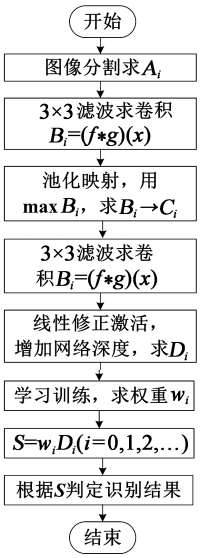


图 1　图像识别算法流程图

1.2　算法采用算子

积分图形采用 SURF 算法，定义式为

$$ii(i,j)=\sum_{r\leqslant i,c\leqslant j}p(r,c) \tag{2}$$

其中，$ii(i,j)$ 为图像左上角与点 (i,j) 构成的对角线区域灰度值的累加和，$p(r,c)$ 表示图像中 (r,c) 这一点的灰度值，$ii(i,j)$ 可用式(3)～(4)通过迭代得到：

$$s(i,j)=s(i,j-1)+p(i,j) \tag{3}$$

$$ii(i,j)=ii(i-1,j)+s(i,j) \tag{4}$$

其中，$s(i,j)$是一列的积分。由以上可得，任意矩形区域 $ABCD$ 的像素和可以通过式(5)计算得到：

$$\sum ii(i,j)=C-B-D+A \tag{5}$$

其中，坐标原点选在图像左上角，各点横坐标满足：$XB=XC>XA=XD$，各点纵坐标满足：$XC=XD>XA=XB$。

算法中采用 SURF 算法 Hessian 矩阵近似图像，每个像素点的 Hessian 矩阵采用式(6)计算。

$$\boldsymbol{H}(f(x,y))=\begin{bmatrix}\dfrac{\partial f}{\partial x}\dfrac{\partial f}{\partial x} & \dfrac{\partial f}{\partial x}\dfrac{\partial f}{\partial y}\\ \dfrac{\partial f}{\partial x}\dfrac{\partial f}{\partial y} & \dfrac{\partial f}{\partial x}\dfrac{\partial f}{\partial x}\end{bmatrix} \tag{6}$$

为了判定当前点比周边点更亮或更暗，即局部极值的判定，采用式(7)进行计算：

$$Det(\boldsymbol{H})=\frac{\partial f}{\partial x}\frac{\partial f}{\partial x}\frac{\partial f}{\partial y}\frac{\partial f}{\partial y}-\left(\frac{\partial f\partial f}{\partial x\partial y}\frac{\partial f\partial f}{\partial x\partial y}\right) \tag{7}$$

算法借鉴 SURF 算法，采用 Boxfilter 盒式滤波器代替高斯滤波，以提高运算速度。采用 Boxfilter 后，每个像素点的 Hessian 矩阵近似表示为式(8)：

$$Det(\boldsymbol{H})=D_{xx}\times D_{yy}-(\lambda\times D_{xy})^2 \tag{8}$$

其中，λ 为权值，通过调整该权值平衡不采用高斯滤波带来的误差。SURF 算法将模板简化，将整个区域划分为不同的小矩形，每个矩形区域填充一个灰度值，灰度值的取值包括白色、黑色与灰色三种，分别用正数、负数和 0 表示。

在满足以下假设条件下进行实验：(1)采用 $\sigma=1.2$ 的高斯微分滤波器；(2)模板尺寸定义为 $n\times n$。Hessian 矩阵可简化为式(9)：

$$Det(\boldsymbol{H})=D_{xx}\times D_{yy}-(wD_{xy})^2 \tag{9}$$

其中，D_{xx}，D_{yy}，D_{xy} 是已知 $n\times n$ 模板与图像卷积的运算结果。

2 实验与仿真

2.1 实验参数

为了验证算法的有效性和优越性，系统对比了本文算法与 SIFT 和 SURF 的识别概率，结果表明本文算法有效提高了识别率和匹配精度。实验环境采用戴尔 Precision 移动图形工作站、Matlab Simulink 工具、Windows10 操作系统、32 GB 内存及酷睿 Core i7 CPU。实验基于以上算法的假设条件进行，实验选用参数如表 1 所示。

表 1 实验参数表

参数	取值
n	16
$\boldsymbol{A}_i$	32×32
卷积滤波器	3×3
池化映射函数	Max{}
激活函数	线性修正单元函数 y_i
j	50
迭代	100

2.2 识别结果与分析

以 Windows 图片为例，实验中第一步先将图片进行区域处理，图片分割处理结果如图 2 所示。

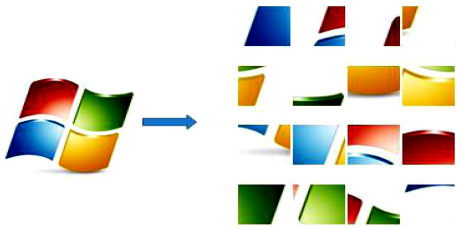


图 2 图像分割处理结果

为了方便处理，将识别图像进行黑白处理，并以 1 代表黑色，0 代表白色，可得到分割后的其中一个子图矩阵 $\boldsymbol{A}_i$，如式(10)所示：

$$\boldsymbol{A}_i=\begin{bmatrix}1 & \cdots & 0\\ \vdots & \ddots & \vdots\\ 1 & \cdots & 0\end{bmatrix}_{32\times32} \tag{10}$$

其中，$0\leqslant i\leqslant16$。

在此基础上进行卷积运算，可通过式(11)求得 $\boldsymbol{B}_i$：

$$\boldsymbol{B}_i=\begin{bmatrix}b_{11} & \cdots & b_{132}\\ \vdots & \ddots & \vdots\\ b_{321} & \cdots & b_{3232}\end{bmatrix}_{32\times32} \tag{11}$$

其中，b_{ij} 计算式如式(12)：

$$b_{ij}=\sum{}_{ij}A_{ij}/(32\times32) \tag{12}$$

为了降低计算量，采用池化映射实现数据压缩，求取 $\boldsymbol{C}_i$ 的计算式：

$$\boldsymbol{C}_i=\begin{bmatrix}\max b_{11} & \cdots & \max b_{18}\\ \vdots & \ddots & \vdots\\ \max b_{81} & \cdots & \max b_{88}\end{bmatrix} \tag{13}$$

对特征参数进行激活函数处理，采用线性修正函数 y_i 对网络进行处理，以增加网络深度。

在此基础上求取全连接层，求取方法如下式：

$$\boldsymbol{C}=\begin{bmatrix}\max b_{11}\\ \vdots\\ \max b_{18}\\ \vdots\end{bmatrix} \tag{14}$$

根据训练得到权值矩阵 $\boldsymbol{w}_{n1}$，计算式如式(15)：

$$\boldsymbol{w}_{n1}=\begin{bmatrix}w_{11}\\ \vdots\\ w_{i1}\\ \vdots\end{bmatrix} \tag{15}$$

计算得到最终的识别值 $\boldsymbol{S}$，计算式如式(16)：

$$\boldsymbol{S}=\sum\nolimits_{n}\boldsymbol{w}_{i1}\times\max\boldsymbol{b}_{j1} \tag{16}$$

采用 Matlab 对上例进行测试，测试结果如下：

网络初始化完成……

开始训练……

网络标记 0　识别概率 0.988 812 1

网络标记 1　识别概率 0.990 201 1

网络标记 2　识别概率 0.966 414 5

网络标记 3　识别概率 0.967 881 5

网络标记 4　识别概率 0.936 815 7

网络标记 5　识别概率 0.955 667 3

检验 200 张图像，其中正确 197 张，错误 3 张，每个网络标记对应的识别概率如图 3 所示。

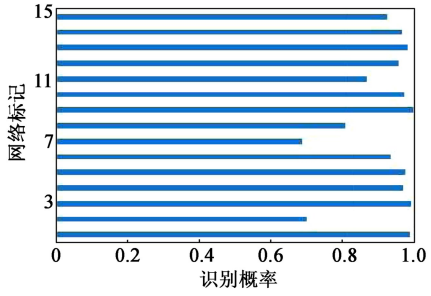


图 3　识别概率结果图

识别概率变化曲线如图 4 所示。图 5 对比了本文算法与 SURF 算法的匹配度，横轴选取了[170，197]区间，纵轴为识别匹配度，从变化曲线可看出，算法稳定后具有一定优越性。

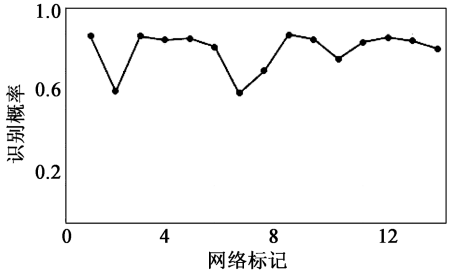


图 4　识别概率变化曲线图

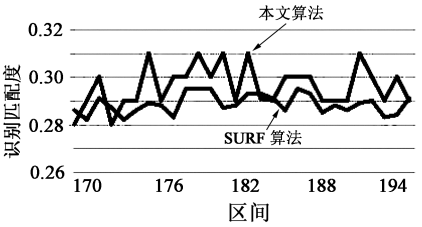


图 5　识别匹配度对比曲线图

3　结论

本文提出了一种基于卷积神经网络的人脸识别算法。通过将复杂图片分解为简单局部图片，利用卷积运算获取各局部子图的内在联系，并池化对 $\boldsymbol{B}_i$ 进行特征映射，得到映射结果 $\boldsymbol{C}_i$。采用线性修正单元作为激活函数 y_i 对 $\boldsymbol{C}_i$ 进行处理，并增加网络深度，采用深度神经网络，得到深度神经网络计算结果 $\boldsymbol{D}_i$，然后通过学习训练计算出网络权重。最后，根据训练权重对 $\boldsymbol{D}_i$ 进行加权求和，得到最终识别结果，并根据识别结果判定最终识别结果。

参考文献：

[1] 林　川，曹以隽. 基于深度学习的轮廓检测算法：综述[J]. 广西科技大学学报，2019，30(2)：1-12.
Lin C，Cao Y J. Contour detection algorithms based on deep learning：a review[J]. J. of Guangxi University of Science and Technology，2019，30(2)：1-12.

[2] 张东波，陈治强，易良玲，等. 图像微观结构的二值化表示与目标识别应用[J]. 电子与信息学报，2018，40(3)：633-640.
Zhang D B，Chen Z Q，Yi L L，et al. Binary representation of image microstructure and application of target recognition[J]. J. of Electronics & Information Technology，2018，40(3)：633-640.

[3] 吕　蕾，张金玲，朱英杰，等. 一种基于数据手套的静态手势识别方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报，2015，27(12)：2410-2418.
Lv L，Zhang J L，Zhu Y J，et al. A static gesture recognition method based on data gloves[J]. J. of Computer-Aided Design & Computer Graphics，2015，27(12)：2410-2418.

[4] 杨　丽，胡桂明，黄东芳，等. 结合肤色分割和 ELM 算法的静态手势识别[J]. 广西大学学报(自然科学版)，2015(2)：444-450.
Yang L，Hu G M，Huang D F，et al. Static gesture recognition combining skin color segmentation and ELM algorithm[J]. J. of Guangxi University (Nature Science Edi.)，2015(2)：444-450.

[5] 张　澎，崔梦天，谢　琪，等. 基于深度卷积生成对抗网络的植物图像识别方法的研究[J]. 西南民族大学学报(自然科学版)，2019，45(2)：185-191.
Zhang P，Cui M T，Xie Q，et al. Research on plant image

recognition method based on deep convolution generating adversarial network [J]. J. of Southwest University for Nationalities (Nature Science Edi.), 2019, 45(2): 185-191.

[6] 张雪芹，陈嘉豪，诸葛晶晶，等. 基于深度学习的快速植物图像识别[J]. 华东理工大学学报(自然科学版)，2018，44(6)：887-895.
Zhang X Q, Chen J H, Zhuge J J, et al. Fast plant image recognition based on deep learning [J]. J. of East China University of Science and Technology (Nature Science Edi.), 2018, 44(6): 887-895.

[7] 于慧伶，麻峻玮，张怡卓. 基于双路卷积神经网络的植物叶片识别模型[J]. 北京林业大学学报，2018，40(12)：132-137.
Yu H L, Ma J W, Zhang Y Z. Plant leaf recognition model based on two-way convolutional neural network [J]. J. of Beijing Forestry University, 2018, 40(12): 132-137.

[8] 郑一力，张 露. 基于迁移学习的卷积神经网络植物叶片图像识别方法[J]. 农业机械学报，2018，49(S1)：354-359.
Zheng Y L, Zhang L. Method for plant leaf image recognition based on transfer learning convolutional neural network[J]. J. of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2018, 49(S1): 354-359.

[9] 陈肖蒙，王 瑜，邢素霞. 基于小波和可变局部边缘模式的植物物种识别[J]. 计算机应用与软件，2018，35(9)：230-235.
Chen X M, Wang Y, Xing S X. Plant species recognition based on wavelet and variable local edge pattern [J]. Computer Applications and Software, 2018, 35(9): 230-235.

[10] 关 胤. 基于残差网络迁移学习的花卉识别系统[J]. 计算机工程与应用，2019，55(1)：174-179.
Guan Y. Flower recognition system based on residual network transfer learning[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(1): 174-179.

[11] 毕立恒. 基于叶片图像算法的植物种类识别方法研究[J]. 浙江农业学报，2017，29(12)：2142-2148.
Bi L H. Research on plant species recognition method based on leaf image algorithm[J]. Zhejiang J. of Agriculture, 2017, 29(12): 2142-2148.

[12] 陈淑君，周永霞，方勇军. 基于整体外观特征的植物种类识别研究[J]. 计算机应用与软件，2017，34(9)：222-227.
Chen S J, Zhou Y X, Fang Y J. Research on plant species recognition based on overall appearance features[J]. Computer Applications and Software, 2017, 34(9): 222-227.

[13] Srdjan S, Marko A, Andras A, et al. Deep neural networks based recognition of plant diseases by leaf image classification [J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2016, 2016: 2453.

[14] Tang Qiling, Sang Nong, Liu Haihua. Contrast-dependent surround suppression models for contour detection [J]. Pattern Recognition, 2016, 60: 51-61.

[15] Lin Chuan, Xu Guili, Cao Yijun, et al. Improved contour detection model with spatial summation properties based on nonclassical receptive field [J]. J. of Electronic Imaging, 2016, 25(4): 43018.

[16] Suh H K, Hofstee J W, IJsselmuiden J, et al. Sugar beet and volunteer potato classification using Bag-of-Visual-Words model, scale-invariant feature transform, or speeded up robust feature descriptors and crop row information [J]. Biosystems Engin., 2017, 166: 210-226.

[17] Mukherjee P, Lall B. Saliency and KAZE features assisted object segmentation[J]. Image and Vision Computing, 2017, 61(c): 82-97.

作者简介：

王彦秋(1979－)，女，辽宁丹东人，硕士，实验师，研究方向为教育信息化、人工智能；

冯英伟(1980－)，男，辽宁海城市人，硕士，副教授，研究方向为云计算、物联网技术。

(上接第 581 页)

[9] 吴 俊，陈伟民，舒岳阶，等. 锚头植入式应变均化光纤布喇格光栅测力传感器[J]. 光子学报，2015，44(7)：95-100.
Wu J, Chen W M, Shu Y J, et al. Analysis on strain transfer of a pasted FBG strain sensor[J]. Optik, 2015, 44(7): 95-100.

[10] Sun L, Hao H, Zhang B B, et al. Strain transfer analysis of embedded fiber Bragg grating strain sensor[J]. J. of Testing and Evaluation, 2016, 44(6): 2312-2320.

[11] Sun Baochen, Li Jianzhi, Zhang Wentao. Fiber Bragg grating sensor[J]. Optical Fiber Sensing and Structural Health Monitoring Technology, 2019, 26(4): 77-148.

[12] Botsisj, Humbertl, Colpof, et al. Embedded fiber Bragg grating sensor for internal strain measurement sin polymeric materials[J]. Optics and Laser Sin Engineering, 2005, 43(3): 491-510.

[13] Giovanna P, Daniele T, Agostino I, et al. Analysis and design of chirped fiber Bragg grating for temperature sensing for possible biomedical applications[J]. IEEE Photon. J., 2018, 10(3): 1-15.

[14] Yucel M, Torun M. Simplified fiber Bragg grating-based temperature measurement system design with enhanced high signal-to-noise ratio [J]. Microwave & Optical Technol. Lett., 2018, 60(4): 965-969.

[15] Mesquita E, Pereira L, Theodosiou A, et al. Optical sensors for bond-slip characterization and monitoring of RC structures [J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2018, 280(1): 332-339.

作者简介：

孟祥秋(1986－)，女，硕士，实验师，主要从事光电测试方面的研究。