

基于选择性搜索和卷积神经网络的人脸检测*

吴素雯, 战荫伟

(广东工业大学 计算机学院, 广州 510006)

摘要: 针对复杂背景下存在的光照变化及多姿态的人脸检测问题,提出一种基于 Gabor 优化的卷积神经网络和选择性搜索策略相结合的算法进行人脸检测。首先采用选择性搜索策略检测出图像中可能存在人脸的目标候选窗口,将候选窗口中的图像子块作为训练好的改进卷积神经网络的输入,经过一系列卷积和池化操作后,提取窗口图像的特征信息并进行分类,确认候选窗口中是否包含人脸。算法在 LFW 人脸数据库上取得较高的检测率及检测速度,实验结果表明,融合 Gabor 特征的卷积神经网络用于人脸检测时可避免传统手工提取特征造成的不确定性,具有更好的泛化能力及鲁棒性。

关键词: 卷积神经网络; 选择性搜索; 人脸检测; Gabor 核

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2017)09-2854-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2017.09.064

Face detection based on selective search and Gabor optimizing convolutional neural network

WU Suwen; Zhan Yinwei

(School of computer, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: To solve the problem of detecting faces with large variances on pose and illumination under complex background, this paper presented a robust and fast algorithm which combined selective search strategy with Gabor optimizing convolutional neural network. Selective search strategy selected the candidate regions. Image warping computed a fixed-size convolutional neural network input from each region proposal. After a series of convolution and pooling operations, convolutional neural network extracted features of candidate regions to confirm whether candidate regions contained faces or not. Experiments on LFW database show that Gabor optimizing convolutional neural network can avoid the uncertainty of traditional feature extraction and has better generalization and robustness.

Key words: convolutional neural network; selective search; face detection; Gabor kernel

0 引言

作为计算机视觉中广泛研究的课题,人脸检测是人脸识别及相关应用的前提和基础,是指在给定的图像中检测是否包含人脸并给出人脸所在的具体位置^[1,2]。早期的人脸检测主要是针对正面无遮挡等较理想条件下的人脸检测问题进行研究。随着环境应用的复杂化,如何快速准确地检测复杂背景下无约束条件的人脸位置及大小成为研究者关注的一个新的课题。

目前使用较多的人脸检测算法大多是以 Haar-AdaBoost 结构为原型的改进算法。Haar-AdaBoost^[3] 结构采用积分图的方法计算图像的 Haar-like 小波特征,并对 AdaBoost 训练的强分类器进行级联,从而达到实时检测人脸的效果。而 Haar 小波的特征表示能力较弱,对于复杂背景下的多姿态及光照变化的人脸存在一定的误检及漏检问题,因此,针对现实环境中的人脸检测问题,Haar-AdaBoost 算法仍无法满足较高的检测精度要求。近年来,国内外采用卷积神经网络提取人脸特征的文章层出不穷,卷积神经网络是一种典型的深度学习方法,通过逐层初始化以及权值共享的思想实现对特征的自主提取^[7],对遮挡^[4]、几何变化^[5]和光照变化^[6]具有一定的不变性。Zhang

等人^[8]提出一种基于梯度提升的随机卷积神经网络结构用于场景分类。Li 等人^[9]提出一种基于多分辨率的级联卷积神经网络结构,可快速剔除大部分背景区域,并通过基于卷积神经网络的校准层找到人脸的准确位置。Yang 等人^[4]提出一种深度卷积神经网络的局部人脸检测,通过基于属性的卷积神经网络结构得到局部人脸映射图,计算候选框图像的局部人脸得分,从而检测人脸。Zhang 等人^[10]设计了一种共轭卷积神经网络结构进行遥感图像飞机检测,其中用于计算候选区域的卷积神经网络与用于目标定位的卷积神经网络共享特征提取层。曲仕茹等人^[11]提出一种基于 Gabor 滤波和神经网络的人脸检测方法,通过建立肤色模型筛选部分可能存在人脸的区域,提取区域图像的 Gabor 特征,并采用主成分分析降维,最后使用神经网络对区域进行判别,从而检测人脸,但由于 Gabor 特征等传统手工特征提取方法对人脸特征有较强的限定选择性且操作繁琐,所以检测到人脸的准确率较低。顾佳玲等人^[12]使用一种增长式卷积神经网络结构进行人脸检测,针对检测时精度和速率的平衡问题,通过增量的方法生成一个检测速率较快但网络规模相对较小的卷积神经网络,然而该网络在用于人脸检测时对部分偏斜和光照不均匀的人脸仍存在漏检情况。

收稿日期: 2016-06-21; 修回日期: 2016-07-28 基金项目: 广东省科技计划资助项目(2014B040401012)

作者简介: 吴素雯(1993-),女,江西丰城人,硕士研究生,主要研究方向为图像处理、视频分析和深度学习(531850018@qq.com);战荫伟(1966-),男,教授,博士,主要研究方向为图像处理、视频监控和机器学习。

目前,采用传统的卷积神经网络结构进行人脸检测存在以下问题:a) 现有的人脸检测算法大多采用滑动窗口的方法扫描图片,滑动窗口的数量过多容易导致计算量较大,从而影响检测速度;b) 传统的卷积神经网络各网络层的权值均采用随机初始化的方式,容易造成网络收敛慢、训练时间长的问題。针对以上两个问题,本文采用一种选择性搜索与 Gabor 优化的卷积神经网络相结合的方法进行人脸检测,选择性搜索算法采用分组分层策略获取若干个区域作为候选窗口;利用基于改进的卷积神经网络对候选窗口图像进行特征提取及判定,改进的卷积神经网络结构采用多个较小的卷积核替代传统卷积神经网络中的大卷积核,且将 Gabor 滤波器作为网络输入层与第一层卷积层之间的权值矩阵,以增强网络结构的泛化能力,从而提高人脸检测的精度及速度。

1 卷积神经网络

卷积神经网络是由若干个卷积层和池化层交替组成,图1展示了卷积神经网络的结构,其中,conv1 和 conv2 是经过卷积操作后得到的特征映射图,pool1 和 pool2 分别是对卷积层 conv1 和 conv2 进行最大值池化操作后得到的池化层。卷积层又称为特征提取层,滤波器与上一层特征图的局部感受野进行卷积操作,将卷积后的局部加权和加入偏置,再传入一个非线性函数进行激活操作,得到对应的特征映射值。其中,滤波器是由一组随机初始化的权值矩阵组成,不同参数组成的滤波器可提取图像的不同特征。在特征映射图中,每一个单元通过滤波器与上一层特征图的局部块连接,卷积神经网络具有权值共享的特性,同一网络层的特征映射图可共享一组滤波器,采用这一特性的原因主要有两点:a) 在图像矩阵中,一个单元与其周围的其他单元往往是高度相关的,因此可形成有区分性的特征;b) 不同位置的局部特征的相关性往往不大,同一特征可出现在图像的不同位置,所以不同位置的数值矩阵可通过共享权值减少网络的参数。

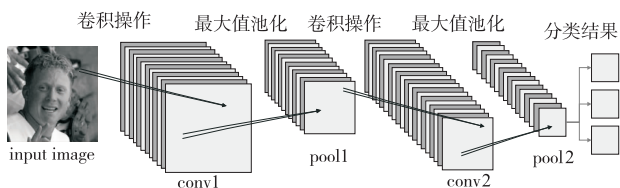


图1 卷积神经网络结构

卷积层的计算式如下:

$$y_n^{\text{layer}} = f(\sum_{m \in M} x_m^{\text{layer}} \times w_{m,n}^{\text{layer}} + b_n^{\text{layer}}) \quad (1)$$

其中:layer 表示当前层数; n 表示当前层的第 n 幅特征图; M 为上一层特征映射图总数; x 表示当前层的输入; y 表示当前层的输出; w 为卷积核; b 表示偏置;函数 f 为激活函数。本文采用修正线性单元(rectified linear units, ReLU) 函数^[13]作为激活函数,ReLU 的函数表达式为

$$f(x) = \max(0, x) \quad (2)$$

由于常用的 Sigmoid 函数和双曲正切函数(Tanh) 不具备稀疏性,需要通过使用一些惩罚因子训练许多接近零的冗余数据来产生稀疏数据,而 ReLU 是线性修正函数,可使训练后的网络具备适度的稀疏性。

随着网络的不断加深,特征映射图的个数随之增加,卷积得到的特征维度也在成倍增长,因此需要对卷积层进行下采样操作,以减少特征的维度,去除冗余的特征信息。常用的下采

样方法主要包括均值池化、最大值池化和随机池化等。本文的实验采用最大值池化进行下采样操作,池化单元选取特征映射图中一个局部块的最大值作为池化层的特征值。

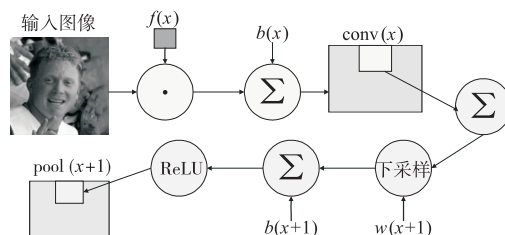


图2 CNN的卷积与池化操作

卷积与池化操作的流程如图2所示。卷积神经网络本质上反映了输入与输出之间的映射关系,通过已知的训练集训练卷积神经网络,更新网络的参数。获得稳定的网络结构,可使卷积神经网络的预测结果更具有鲁棒性。卷积神经网络的训练过程主要包括以下两个阶段:

第一阶段:前向传播阶段

a) 将带有标签数据的训练集作为卷积神经网络的输入,随机初始化网络中的权值参数。

b) 通过一系列卷积和下采样操作,得到训练集每一个样本对应的输出值。

第二阶段:反向传播阶段

a) 计算输出值与预测值之间的误差;

b) 采用链式求导法则及随机梯度下降的方法,反向更新网络中的权值。

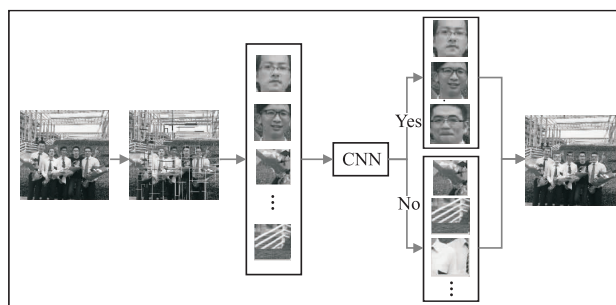


图3 基于选择性搜索和Gabor优化卷积神经网络的人脸检测过程

2 基于选择性搜索和 Gabor 优化卷积神经网络的人脸检测研究

2.1 选择性搜索

传统滑动窗口的方法采用不同尺度的窗口在一定的步长下扫描图片,往往会得到较多的冗余窗口,耗时高、效率低,文献[14]提出一种选择性搜索算法进行目标区域推荐,计算相邻子区域的相似度,通过不断合并相似度最大的图像子区域,获取数量较少而召回率较高的目标区域,缩小搜索范围。该方法在计算相似度时,采用多策略的方法,线性融合图像子区域之间的颜色、纹理及尺寸的相似度,时间复杂度较高,在实时监测的任务中存在一定缺陷。对此,本文在文献[14]的基础上进行改进,采用平均感知哈希算法进行区域相似度计算,改进后的选择性搜索算法思路主要分为以下四个步骤:

a) 采用文献[17]中的方法计算若干个初始图像区域,区域集合为 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$ 。

b) 计算所有相邻图像区域间的相似度 $s(r_m, r_n)$, 相似度集合为 $S = \{s(r_m, r_n), \dots\}$ 。

c)将相似度集合 S 中相似度最大的值 $\max(S)$ 所对应的两个区域 (r_m, r_n) 合并为一个新的区域 $r_{\text{new}} = r_m \cup r_n$, 从相似度集合 S 中去除 r_m 和 r_n 与其相邻区域的相似度, 添加 r_{new} 与其相邻区域的相似度, 同时将 r_{new} 添加到区域集合 R 中。

d)重复步骤 c)直到相似度集合 S 为空集, 此时, 区域集合 R 中的子集为原始图像的分割区域, 其对应的外接矩形框则是利用选择性搜索算法得到的原始图像的可能存在目标的推荐框。

图4为采用选择性搜索策略进行候选框推荐时的部分结果, 其中(b)是针对原图进行图像分割后的初始分割区域, (c)是使用文献[17]的方法计算后得到的初始推荐窗口, 图4(d)是采用选择性搜索算法进行分组分层运算后得到的新的推荐窗口。相似度计算采用感知哈希算法, 将图像子区域转换为64等级灰度信息, 计算全局平均灰度值, 将64等级灰度值逐个与平均灰度值进行比较, 大于等于平均灰度值, 则置为1, 小于置为0, 从而得到64维的哈希特征。利用汉明距离(Hamming distance)计算相邻图像子区域间的特征相似度, 计算哈希特征 X, Y 的汉明距离的公式如下:

$$d(X, Y) = \sum_{i=1}^{\text{num}} (x_i \oplus y_i) \quad (3)$$

其中: x, y 分别为哈希特征 X, Y 的哈希值, 本文 num 取64; $\oplus$ 为异或操作。通过计算初始图像子区域间的相似度, 得到相邻子区域的相似度大小, 并将相似度最大的两个区域进行合并, 迭代多次后得到若干个目标区域, 从而完成图像的目标窗口推荐, 由于采用平均感知哈希进行相似度计算的时间复杂度较低, 运算速度快, 所以, 该方法相比滑动窗口策略以及肤色模型方法而言, 能更快速准确地定位目标区域, 提高候选窗口中目标的召回率, 减少候选窗口的生成时间。



(a) 原图 (b) 初始分割区域 (c) 初始推荐窗口 (d) 新的推荐窗口
图4 选择性搜索

2.2 Gabor 优化的卷积神经网络

传统的卷积神经网络结构采用随机初始化的权值进行训练, 易使网络陷入局部最优解, 同时, 容易导致训练时权值更新较慢。针对这一问题, 本文在 LeNet-5 网络结构^[7]上进行两点改进: a) 采用预定义的 Gabor 核初始化传统卷积神经网络中输入层与第一层卷积层之间的卷积核, 使得第一层卷积层的值为输入图像的 Gabor 融合特征值; b) 将 LeNet-5 中 5×5 的卷积核替换为两个 3×3 的卷积核, 减少网络中的参数个数; 改进的卷积神经网络结构能有效地减少卷积神经网络运算时间, 加快网络收敛速度, 同时可避免卷积神经网络过度拟合训练数据。造成网络过拟合的原因主要有两个: a) 训练集数据量较少, 样本量不足导致网络无法学习到图像的完整特征; b) 样本的噪声干扰过大, 使网络学习到过多的噪声信息, 影响网络学习能力。Gabor 核可将图像的局部信息通过空间频率、位置以及方向选择性完整表述, 可用于提取图像局部区域多尺度多方向的纹理特征, 且对光照、部分遮挡及姿态等有较强的鲁棒性^[10]。此外, Gabor 滤波器可对图像进行降噪处理, 同时完整保留图像的细节信息, 因此, 改进的卷积神经网络结构可提取更为鲁棒的高层人脸特征, 避免网络过度拟合训练数据, 同时可有效解决传统卷积神经网络收敛时间长、运算速度慢的问题。常见的

二维 Gabor 核函数表示如下:

$$\varphi_{u,v} = \frac{\|k_{u,v}\|^2}{2} e^{-\frac{\|k_{u,v}\|^2}{2\sigma^2}} (e^{i k_{u,v} z} - e^{-\frac{\sigma^2}{2}}) \quad (4)$$

其中: $z = (x, y)$ 代表图像中的像素位置; σ 是与 Gabor 滤波器带宽相关的参数; $k_{u,v} = k_e e^{i\varphi_u}$, 确定了滤波器的尺寸与方向;

$k_e = \frac{k_{\max}}{f}$, $\varphi_u = \frac{\pi u}{8}$; $k_{\max}$ 表示滤波器的最大频率; f 为限定频率中核函数的间隔因子; $u = \{0, 1, 2, \dots, n\}$ 表示滤波器的方向; $v = \{0, 1, 2, \dots, m\}$ 表示滤波器的尺寸。将同一尺度不同方向的 Gabor 核进行平均值融合操作, 得到适用于卷积神经网络的 Gabor 滤波器。

表1给出了用于人脸检测的卷积神经网络结构。网络共10层, 其中包括1层输入层, 4层卷积层, 2层池化层, 2层全连接层和1层输出层。输入层为 32×32 大小的人脸图像, conv1 层采用的是 3×3 的 Gabor 核, conv2、conv3 和 conv4 层则使用期望为0, 方差为0.01 的高斯分布函数生成 3×3 大小的卷积核; 池化层 pool1 和 pool2 采用的是 2×2 的采样窗口进行最大池化操作; 全连接层 full1 包含120个神经元, 与 pool2 池化层进行全连接, 全连接层 full2 包含84个神经元。本文采用两个 3×3 的卷积核替代 LeNet-5 中的 5×5 大小的卷积核, 假设某一卷积层的输入与输出大小均为 S , 则采用两个 3×3 的卷积核进行卷积操作需要的参数个数为 $2 \times (3 \times 3) \times S \times S$, 共 $18S^2$ 个参数, 而使用一个 5×5 的卷积核进行卷积操作需要的参数个数为 $1 \times (5 \times 5) \times S \times S$, 共 $25S^2$, 因此使用两个 3×3 的卷积核替代一个 5×5 的卷积核可减少网络中的参数个数, 加快卷积神经网络运算速率。

表1 卷积神经网络参数设置

层数	层类型	特征映射图数量	采样窗口大小	特征映射图的大小
0	input	—	—	32×32
1	conv1	6	3×3	30×30
2	conv2	6	3×3	28×28
3	pool1	6	2×2	14×14
4	conv3	16	3×3	12×12
5	conv4	16	3×3	10×10
6	pool2	16	2×2	5×5
7	full1	—	—	120
8	full2	—	—	84
9	output	—	—	2

3 人脸检测过程

本文结合选择性搜索算法与改进的卷积神经网络结构对复杂背景下光照变化及多姿态人脸的检测进行研究。图3展示了选择性搜索策略下 Gabor 优化卷积神经网络的人脸检测过程, 检测模型如图5所示。

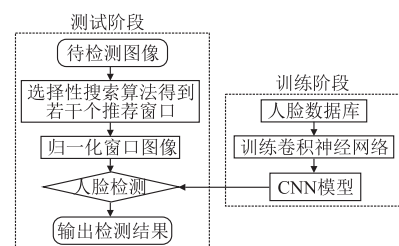


图5 人脸检测模型

算法步骤如下: a) 使用选择性搜索算法找到待检测图像中可能存在的人脸候选窗口; b) 将步骤 a) 的候选窗口中的图像归一化为 32×32 像素大小; c) 将步骤 b) 中归一化后的图像

作为训练好的改进卷积神经网络的输入,计算网络输出;d)删除步骤c)中判定为非人脸的候选窗口,剩余的候选窗口的坐标即为图像中人脸的位置信息。

4 实验部分

4.1 卷积神经网络结构实验

4.1.1 实验设计

为验证本文设计的卷积神经网络结构的有效性,并与传统神经网络结构进行比较,实验针对网络迭代次数分别为1次、100次、500次、1000次情况下的误差及训练时间进行对比,用于实验的正样本是由CMU PIE人脸数据库中的部分人脸组成,共11 424张,其中包括来自68人在24种光照条件下的七种不同姿态的人脸图像。由于人脸图像大部分出现在日常生活环境中,所以本文从网络中收集275张不同场景的日常环境图片,采用不同尺度的滑动窗口扫描并截取图片,再从截取的图片集中随机选取8 576张进行尺度归一化操作后组成实验的负样本,样本大小均为 32×32 像素。由于卷积神经网络对图片中目标的位置、大小及方向等信息十分敏感,且在训练时需要较大的数据量,否则容易造成网络的过度拟合,影响网络泛化能力,所以,为增强卷积神经网络结构的鲁棒性及泛化能力,对样本集进行数据集扩增处理,主要方式为对图像进行镜像变换、剪裁填充等,采用五折交叉验证的方法将样本集随机分为五等份,轮流选取其中的一份组成测试集,剩余的组成训练集,重复五次交叉验证,将五次的交叉验证结果的平均值作为卷积神经网络结构最终的识别率。

4.1.2 实验结果及分析

三种网络结构在不同的迭代次数下的误差及时间对比如表2所示,其中传统CNN采用文献[7]中的卷积神经网络结构LeNet-5, Gabor-CNN是将传统卷积神经网络中输入层与第一层卷积层的权值矩阵替换为Gabor核的卷积神经网络结构。从表2中可知,随着迭代次数的增加,网络的误差逐渐降低,卷积神经网络能够更好地反映人脸图像特征。Gabor-CNN较传统CNN误差更低,收敛效果更好,说明在卷积神经网络中加入Gabor核能加快网络收敛速度,提高网络映射能力。而本文CNN结构是在Gabor-CNN的基础上,将一个 5×5 大小的卷积核替换为两个 3×3 大小的卷积核。实验结果表明,改进的卷积神经网络结构在不改变Gabor-CNN网络识别率的情况下有效缩短了网络训练时间。

表2 各种卷积神经网络在不同迭代次数下误差和时间的对比

训练阶段	Echo = 1		Echo = 100		Echo = 500		Echo = 1000	
	误差/%	时间	误差/%	时间	误差/%	时间	误差/%	时间
传统 CNN	22.46	54 s	1.19	90 min	0.36	450 min	0.2	900 min
Gabor-CNN	21.71	52 s	1.18	86 min	0.18	436 min	0.08	873 min
本文 CNN	20.82	41 s	1.18	68 min	0.14	344 min	0.06	670 min

4.2 人脸检测实验

4.2.1 实验设计

为验证本文算法针对人脸检测的有效性,将其与AdaBoost^[15]、LBP^[16]等传统方法以及滑动窗口和传统CNN相结合的方法进行对比。LFW人脸数据库收集的是来自互联网的新闻图片,包含无约束条件下来自5 794人的13 233张图片,可用于无约束条件下的人脸检测,该数据库充分展示了真实场景下人脸图像的变化,如性别、遮挡、姿态、光照及表情变化等。数据库图像大小均为 250×250 像素。

4.2.2 实验结果及分析

表3是在LFW数据集下测试得到的各算法的检测率、误检率、漏检率及检测时间,算法各项性能的柱状图如图6所示。由表3可知,基于本文卷积神经网络结构和选择性搜索相结合的算法检测率相比基于传统卷积神经网络和滑动窗口相结合的算法而言具有更高的检测率,且误检数量比后者少866,在单张图像的检测速度上由1.547 s减少至0.376 s。由此证明,本文的卷积神经网络结构相比传统的卷积神经网络结构能映射出更加拟合图像的高层特征,提高图像中人脸的检测率,选择性搜索算法相比传统的滑动窗口以及肤色区域分割方法而言,能更快速地提取出图像中的目标显著区域,有针对性的进行人脸检测,避免产生冗余计算,从而加快了检测速度。

表3 算法性能比较

算法	检测率/%	误检率/%	漏检率/%	检测时间/s
传统 CNN	91.25	15.04	8.75	1.547
AdaBoost	96.46	12.75	3.54	0.686
LBP	93.63	14.23	7.37	0.809
本文算法	97.8	10.69	1.7	0.376

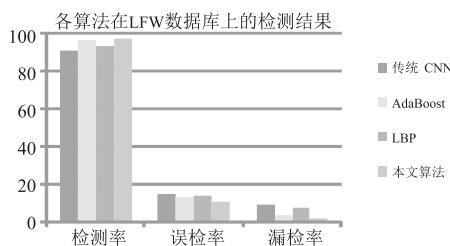


图6 算法性能比较

5 结束语

针对无约束条件下的复杂光照、多姿态等限制因素,本文提出使用Gabor优化的卷积神经网络与选择性搜索策略相结合的方法进行人脸检测。在提高检测率方面,采用卷积神经网络作为检测器,并将Gabor核放入卷积神经网络结构中,加强探测器在姿态及光照等变化情况下的检测效率;在提高检测速度方面,采用选择性搜索方法替代滑动窗口方法,避免滑动窗口利用穷举方法搜索目标的耗时问题,减少候选窗口的数量,从而在卷积神经网络的输入操作前完成对检测图像的粗检测,同时,使用多个较小的卷积核替代较大的卷积核,减少网络中的参数数量,从而减少网络计算时间,有效解决了卷积神经网络计算时间过长的问题。实验结果表明,本文的卷积神经网络结构在真实的自然场景中具有较好的检测效果。

参考文献:

- [1] Cao Jingjing, Kwong S, Wang Ran. A noise-detection based AdaBoost algorithm for mislabeled data [J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45(12): 4451-4465.
- [2] Das J, Roy H. Human face detection in color images using HSV color histogram and WLD [C]//Proc of IEEE International Conference on Communication Network and Communication Networks. 2015: 679-83.
- [3] Viola P, Jones M J. Robust real-time face detection [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2014, 57(2): 137-154.
- [4] Yang Shuo, Luo Ping, Loy C C, et al. From facial parts responses to face detection: a deep learning approach [C]//Proc of IEEE International Conference on Computer Vision. 2015: 3676-3684.
- [5] Xu Puyang, Sarikaya R. Convolutional neural network based triangular CRF for joint intent detection and slot filling [C]//Proc of IEEE Automatic Speech Recognition and Understanding. 2013: 475-471.

(下转第2876页)

参考文献:

- [1] 戴琼海,付长军,季向阳. 压缩感知研究[J]. 计算机学报, 2011, 34(3): 425-434.
 - [2] Kose K, Gunay O, Cetin A E. Compressive sensing using the modified entropy functional[J]. *Digital Signal Processing*, 2014, 24(1): 63-70.
 - [3] 刘鲁锋,杜新鹏,成礼智. 一种基于粒子群优化的稀疏恢复算法[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(11): 2733-2738.
 - [4] 韩学兵,张颖. 模型噪声中的稀疏恢复算法研究[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(8): 1813-1818.
 - [5] 杜海顺,张旭东,金勇,等. 基于 Gabor 低秩恢复稀疏表示分类的人脸图像识别方法[J]. 电子学报, 2014, 42(12): 2386-2393.
 - [6] 叶培新,魏秀杰. 通过正交多匹配追踪恢复稀疏信号(英文)[J]. 南开大学学报: 自然科学版, 2015(5): 65-71.
 - [7] Wang Jungang, Wei Ting, Zhou Yubin. Optimal error bound and simplified Tikhonov regularization method for a backward problem for the time-fractional diffusion equation[J]. *Journal of Computational & Applied Mathematics*, 2015, 279(4): 277-292.
 - [8] Savage J, Chen Ke. On multigrids for solving a class of improved total variation based staircasing reduction models[M]// *Image Processing Based on Partial Differential Equations*. Berlin: Springer, 2007: 69-94.
 - [9] 任福全,邱天爽. 基于空-时加权全变差正则项的视频复原算法[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(4): 820-825.
 - [10] 胡学刚,吴勇,刘艳. 一种变步长迭代正则化图像复原的新算法[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(4): 1572-1574.
 - [11] Park J Y, Wakin M B. A multiscale framework for compressive sensing of video[C]//Proc of Conference on Picture Coding Symposium. [S. l.]: IEEE Press, 2009: 1-4.
 - [12] Ma J, Plonka G, Hussaini M Y. Compressive video sampling with approximate message passing decoding[J]. *IEEE Trans on Circuits & Systems for Video Technology*, 2012, 22(9): 1354-1364.
 - [13] Yang Jianbo, Yuan Xin, Liao Xuejun, et al. Video compressive sensing using Gaussian mixture models[J]. *IEEE Trans on Image Processing: A Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2014, 23(11): 4863-4878.
 - [14] Dabov K, Foi A, Katkovnik V, et al. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering[J]. *IEEE Trans on Image Processing: A Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2007, 16(8): 2080-2095.
 - [15] Zhang Jian, Zhao Chen, Zhao Debin, et al. Image compressive sensing recovery using adaptively learned sparsifying basis via L_0 minimization[J]. *Signal Processing*, 2014, 103(10): 114-126.
 - [16] Zhang Jian, Zhao Debin, Zhao Chen, et al. Image compressive sensing recovery via collaborative sparsity[J]. *IEEE Journal on Emerging & Selected Topics in Circuits & Systems*, 2012, 2(3): 287-296.
 - [17] Chen Chen, Tramel E W, Fowler J E. Compressed-sensing recovery of images and video using multihypothesis predictions[C]//Proc of Conference on Circuits, Systems & Computers. 2011: 1193-1198.
 - [18] Smith L N, Elad M. Improving dictionary learning: multiple dictionary updates and coefficient reuse[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(1): 79-82.
 - [19] Aharon M, Elad M, Bruckstein A K. K-SVD: an algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2015, 54(11): 4311-4322.
 - [20] Tropp J, Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. *IEEE Trans on Information Theory*, 2007, 53(12): 4655-4666.
 - [21] Zhang Jian, Zhao Debin, Zhao Chen, et al. Compressed sensing recovery via collaborative sparsity[C]//Proc of Data Compression Conference. 2012: 287-296.
 - [22] Eslahi N, Aghagolzadeh A, Andargoli S M H. Recovery of compressive video sensing via dictionary learning and forward prediction[C]//Proc of International Symposium on Telecommunications. 2014: 833-838.
 - [23] Yin Baocai, Shi Yunhui, Ding Wenpeng, et al. Compressive sampling and sparse reconstruction of images/videos[J]. *Scientia Sinica*, 2013, 43(2): 226-242.
 - [24] Hosseini M S, Plataniotis K N. High-accuracy total variation with application to compressed video sensing[J]. *IEEE Trans on Image Processing: A Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2014, 23(9): 3869-3884.
-
- (上接第 2857 页)
- [6] Lecun Y, Huang F J, Bottou L. Learning methods for generic object recognition with invariance to pose and lighting[C]//Proc of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. 2004: 97-104.
 - [7] Hinton G, Osindero S, Teh Y. Fast learning algorithm for deep belief nets[J]. *Neural Computation*, 2006, 18(7): 1527-1554.
 - [8] Zhang Fan, Du Bo, Zhang Liangpei, et al. Scene classification via a gradient Boosting random convolutional network framework[J]. *IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(3): 1793-1802.
 - [9] Li Haoxiang, Lin Zhe, Shen Xiaohui, et al. A convolutional neural network cascade for face detection[C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2015: 5325-5334.
 - [10] Zhang Fan, Du Bo, Zhang Liangpei, et al. Weakly supervised learning based on coupled convolutional neural networks for aircraft detection[J]. *IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, (99): 1-11.
 - [11] 曲仕茹,熊波. 基于 Gabor 滤波和神经网络的人脸检测方法研究[J]. 西北工业大学学报, 2011, 29(5): 690-694.
 - [12] 顾佳玲,彭宏京. 增长式卷积神经网络及其在人脸检测中的应用[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(8): 2441-2445.
 - [13] Glorot X, Bordes A, Bengio Y. Deep sparse rectifier neural networks[C]//Proc of International Conference on Artificial Intelligence and Statistics. 2011: 315-323.
 - [14] Uijlings J R R, Sande K E A, Gevers T, et al. Selective search for object recognition[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2013, 104(2): 154-171.
 - [15] Zhang Dingli, Zhang Yulin, Zhou Hongbiao, et al. Face detection based on eye location and AdaBoost Gabor filter[J]. *Application Research of Computers*, 2014, 31(7): 2201-2204.
 - [16] Bilaniuk O, Fazlersi E, Laganieri R, et al. Fast LBP face detection on low-power SIMD architectures[C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society, 2014: 630-636.
 - [17] Felzenszwalb P F, Huttenlocher D P. Huttenlocher. Efficient graph-based image segmentation[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2010, 59(2): 167-181.