

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi. J2006104

基于孪生非负矩阵分解的车脸重识别算法^{*}

贾 旭¹, 孙福明²

(1. 辽宁工业大学电子与信息工程学院 锦州 121001; 2. 大连民族大学信息与通信工程学院 大连 116600)

摘 要:受光照强度变化影响,同一车辆在不同时段采集的车脸图像可能会存在差异,如车身颜色、车灯状态等,为了使识别方法对多种光照条件具有普适性,提出了一种孪生非负矩阵分解模型。首先,将每一对训练样本车脸图像的初始特征分配在两个非负矩阵分解模型中;然后,融合分解后的误差损失,类内损失,类间损失,设计了一种孪生非负矩阵分解模型,其中,两个非负矩阵分解模型共享同一特征基;最后,基于梯度下降法对模型进行求解,获得共享特征基,并基于余弦距离实现了车脸图像的匹配。实验结果表明,对于存在一定光照差异条件下采集的两幅车脸图像,提出的算法仍能获得较为准确的重识别结果,错误接受率与错误拒绝率均可降低至 6% 以下。

关键词: 车脸重识别; 非负矩阵分解; 梯度下降法; 车脸特征提取

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2040

Vehicle face re-identification algorithm based on siamese nonnegative matrix factorization

Jia Xu¹, Sun Fuming²

(1. School of Electronics and Information Engineering, Liaoning University of Technology, Jinzhou 121001, China;
2. School of Electronics and Communication Engineering, Dalian Minzu University, Dalian 116600, China)

Abstract:The light intensity variation may bring some differences among vehicle face images which are captured at different times such as vehicle color difference, headlight status difference, etc. To make the recognition method universal to multiple lighting conditions, a novel siamese nonnegative matrix factorization (NMF) model is formulated. First, the original features of each pair of vehicle face training images are split and taking as the input of two NMF models. Then, a siamese NMF model is established by fusing the error loss, the intra-class loss and the inter-class loss. The same feature basis vectors are shared by these two NMF models. Finally, the model is solved by using the gradient descent algorithm. Thus, the shared feature basis vectors can be acquired, and the re-identification of vehicle face images can be achieved based on the cosine distance. Experimental results show that the proposed algorithm can achieve accurate re-identification results even when two vehicle face images are captured under different lighting conditions. Both the false accept rate and the false reject rate can be reduced to be below 6%.

Keywords: vehicle face re-identification; nonnegative matrix factorization; gradient descent algorithm; vehicle face feature extraction

0 引 言

目前,基于人工查阅监控视频检测车辆套牌行为的方式耗费大量人力,并且难以满足检测的实时性要求,因此,基于视频处理技术建立一种自动的套牌车辆识别方

法具有重要意义。由于监控摄像头仅采集到车辆的车脸区域,若要判断不同时段采集到的具有相同车牌信息

的两幅车辆图像是否表示同一车辆,需对车脸区域的特征进行匹配,可以说“车脸重识别”将成为套牌车检测的关键技术之一。

目前关于车辆识别的技术主要包括两类:一类是传

统的基于人工提取的全局或局部特征的识别,其中全局特征包括颜色直方图特征^[1-2]、纹理特征^[3]、边缘特征^[4]、形状特征^[5]等;而局部特征包括多尺度空间模型^[6]、尺度不变特征变换^[7](scale-invariant feature transform, SIFT)和三维特征^[8-10]等。另一类是近年来比较流行的基于深度学习的识别方法,如卷积神经网络(convolution neural network, CNN)模型^[11-13]、深度置信网络(deep belief net, DNN)模型^[14-15]、迁移学习^[16-18]和限制玻尔兹曼机(deep Boltzmann machines, DBM)^[19-21]等。以上基于传统全局或局部特征的识别算法针对包含整车的图像取得了较好的识别效果,但由于车脸区域相对于整车图像有效特征明显较少,所以此类方法的识别效果将会受到一定的影响;此外,在监控视频中,每一车辆被拍到的次数有限,使得表示每一车辆的训练样本数量较少,从而影响了基于深度学习识别方法的有效性。

基于以上分析,本文提出一种基于孪生非负矩阵分解(nonnegative matrix factorization, NMF)模型的车脸图像匹配方法,实现车辆的重识别。该方法创新性主要体现在以下两个方面:1)模型在训练过程中,无需对某一车辆样本进行大量标注,只需利用一定数量的相匹配的车脸图像对即可;2)提出了共享特征基的思想,对两个 NMF 模型同时进行训练,获得更加有助于车脸匹配的有效特征。

1 车脸图像预处理

在监控视频抓拍的图像中,仅车脸区域对后续识别处理是有价值的,因此,应首先对采集的图像进行车脸区域分割。Yolov3 模型因其在目标检测中具有准确性与快速性特点^[22],将被应用在车脸区域分割中,分割结果如图 1 所示。

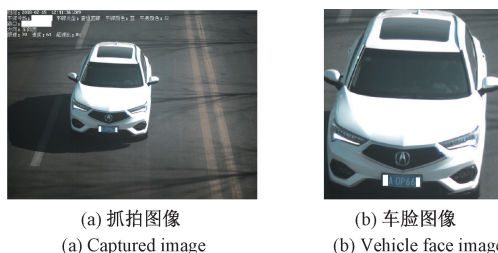


图 1 车脸区域分割

Fig. 1 Vehicle face area segmentation

由于车牌信息是判断车辆是否套牌的重要依据,因此,车脸区域分割后采用文献[23-24]中的算法对图 1(b)所示的车牌进行定位、矫正与识别,识别结果为“* A OP66 *”。(为保护隐私,将车牌第 1 位与最后 1 位遮挡)

2 孪生 NMF 模型的建立

对于车脸重识别问题,寻找一组有效描述车脸图像的特征基是十分关键的,而特征基的建立通常是基于数据降维方法获得,常用的降维方法有主成分分析、线性判别分析、局部保持投影等。以上算法降维后得到的基向量与系数向量元素可以是正的,也可以是负的,但对于基图像来说,像素为负值显然难以被解释。因此,针对该问题采用 NMF 思想进行降维处理更加合理,如式(1)所示。

$$\mathbf{F}_{m \times n} \approx \mathbf{U}_{m \times r} \mathbf{V}_{r \times n}, \quad u_{ik}, v_{kj} \geq 0 \quad (1)$$

式中: $\mathbf{F}$ 的列向量为图像原始特征; $\mathbf{U}$ 与 $\mathbf{V}$ 的列向量分别表示基向量与系数向量,其中系数向量 $\mathbf{v}_i$ 即为新的车脸特征向量, $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1 \quad \mathbf{v}_2 \quad \cdots \quad \mathbf{v}_n]$ 。

孪生网络模型在语义分析、人脸识别、目标跟踪等领域已有较为广泛的应用,而基于孪生思想的匹配方法不需要大量对某一类目标图像进行标注,仅仅需要一定数量相匹配的图像对,即可对模型进行有效地训练。因此,针对车脸识别问题的特点,这里将孪生模型与 NMF 模型进行了融合,提出了一种基于孪生 NMF 的车脸匹配算法,该算法既能利用 NMF 模型让提取的车脸特征具有较好的局部保持特性,同时在训练过程中无需对目标车辆进行大量标注。基于以上分析,提出的孪生 NMF 模型结构如图 2 所示。

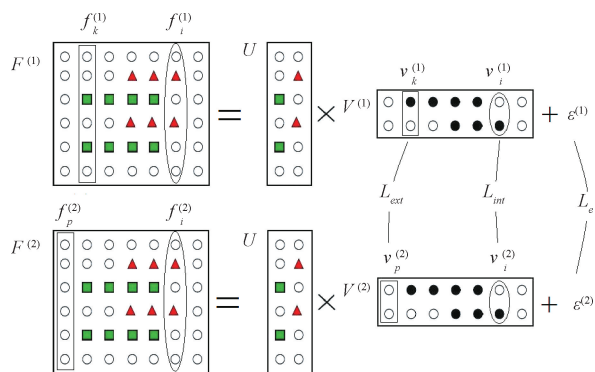


图 2 孪生 NMF 模型

Fig. 2 Siamese nonnegative matrix factorization model

图 2 中, $\mathbf{F}^{(1)}$ 与 $\mathbf{F}^{(2)}$ 表示两个车脸图像数据集中初始特征矩阵,每一列都对应于同一车辆,其中 $\mathbf{f}_n^{(m)}$ 为第 m 个数据集第 n 幅车脸图像的初始特征向量; $\mathbf{U}$ 为共享的特征基矩阵, $\mathbf{V}^{(1)}$ 与 $\mathbf{V}^{(2)}$ 分别表示两个数据集的分解系数矩阵,其中 $\mathbf{v}_i^{(j)}$ 为第 j 个数据集第 i 幅车脸图像的系数向量; $\boldsymbol{\varepsilon}^{(1)}$ 与 $\boldsymbol{\varepsilon}^{(2)}$ 为分解误差矩阵,该模型的目的是获得最优的共享特征基矩阵 $\mathbf{U}^*$ 。

对于提出的 NMF 模型,除需要保证分解的非负性要

求以外,有必要对模型增加以下约束:

1) 利用 NMF 模型对矩阵分解时,原矩阵与分解后的矩阵乘积结果应保证较高的一致性,即具有较小的误差损失 L_e , 如式(2)所示。

$$L_e = \frac{1}{2} (\| \boldsymbol{\varepsilon}^{(1)} \|_2 + \| \boldsymbol{\varepsilon}^{(2)} \|_2) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^2 \| \mathbf{F}^{(k)} - \mathbf{U} \mathbf{V}^{(k)} \|_2 \quad (2)$$

2) 矩阵分解后,表示同一车辆的特征应尽可能相似,即具有较小的类内误差损失 L_{int} , 如式(3)所示。

$$L_{int} = \frac{1}{2} \| \mathbf{V}^{(1)} - \mathbf{V}^{(2)} \|_2 \quad (3)$$

3) 除考虑类内特征相似性以外,还需不同车辆的特征保持较大的差异,即具有较大的类间误差损失 L_{ext} , 这里用特征向量间的内积来表示特征差异,如式(4)所示。

$$L_{ext} = \frac{1}{2} \| (\mathbf{V}^{(1)})^T \mathbf{V}^{(2)} - \mathbf{I} \|_2 \quad (4)$$

基于以上分析,提出的模型目标函数如式(5)所示。

$$\begin{aligned} \mathbf{U}^*, \mathbf{V}^{(1)*}, \mathbf{V}^{(2)*} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{U}, \mathbf{V}^{(1)}, \mathbf{V}^{(2)}} J(\mathbf{U}, \mathbf{V}^{(1)}, \mathbf{V}^{(2)}) = \\ \operatorname{argmin}_{\mathbf{U}, \mathbf{V}^{(1)}, \mathbf{V}^{(2)}} (L_e + \alpha L_{int} + \beta L_{ext}) = \\ \operatorname{argmin}_{\mathbf{U}, \mathbf{V}^{(1)}, \mathbf{V}^{(2)}} \frac{1}{2} \left(\sum_{k=1}^2 \| \mathbf{F}^{(k)} - \mathbf{U} \mathbf{V}^{(k)} \|_2 + \alpha \| \mathbf{V}^{(1)} - \mathbf{V}^{(2)} \|_2 + \beta \| (\mathbf{V}^{(1)})^T \mathbf{V}^{(2)} - \mathbf{I} \|_2 \right) \end{aligned} \quad (5)$$

式中: α 与 β 为权重系数。

3 孪生 NMF 模型的求解

为方便求解目标函数,将目标函数式(5)中 $J(\mathbf{U}, \mathbf{V}^{(1)}, \mathbf{V}^{(2)})$ 转化为式(6)。

$$\begin{aligned} J(\mathbf{U}, \mathbf{V}^{(1)}, \mathbf{V}^{(2)}) = \frac{1}{2} \left(\sum_{k=1}^2 \operatorname{tr}(\mathbf{F}^{(k)} - \mathbf{U} \mathbf{V}^{(k)})^T \times \right. \\ \left. (\mathbf{F}^{(k)} - \mathbf{U} \mathbf{V}^{(k)}) \right) + \alpha \operatorname{tr}(\mathbf{V}^{(1)} - \mathbf{V}^{(2)})^T (\mathbf{V}^{(1)} - \mathbf{V}^{(2)}) + \\ \beta \operatorname{tr}((\mathbf{V}^{(1)})^T \mathbf{V}^{(2)} - \mathbf{I})^T ((\mathbf{V}^{(1)})^T \mathbf{V}^{(2)} - \mathbf{I}) \end{aligned} \quad (6)$$

而后,求解 $J(\mathbf{U}, \mathbf{V}^{(1)}, \mathbf{V}^{(2)})$ 对 $\mathbf{U}, \mathbf{V}^{(1)}$ 与 $\mathbf{V}^{(2)}$ 的偏导数,如式(7)~(9)所示。

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{U}} = \sum_{k=1}^2 (-\mathbf{F}^{(k)} (\mathbf{V}^{(k)})^T + \mathbf{U} \mathbf{V}^{(k)} (\mathbf{V}^{(k)})^T) \quad (7)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial \mathbf{V}^{(1)}} = -\mathbf{U}^T \mathbf{F}^{(1)} + \mathbf{U}^T \mathbf{U} \mathbf{V}^{(1)} + \alpha (\mathbf{V}^{(1)} - \mathbf{V}^{(2)}) + \\ \beta (\mathbf{V}^{(2)} (\mathbf{V}^{(2)})^T \mathbf{V}^{(1)} - \mathbf{V}^{(2)}) \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial \mathbf{V}^{(2)}} = -\mathbf{U}^T \mathbf{F}^{(2)} + \mathbf{U}^T \mathbf{U} \mathbf{V}^{(2)} + \alpha (\mathbf{V}^{(2)} - \mathbf{V}^{(1)}) + \\ \beta (\mathbf{V}^{(1)} (\mathbf{V}^{(1)})^T \mathbf{V}^{(2)} - \mathbf{V}^{(1)}) \end{aligned} \quad (9)$$

最后,根据文献[25]中的参数迭代规则,优化参数

$\mathbf{U}, \mathbf{V}^{(1)}$ 与 $\mathbf{V}^{(2)}$, 如式(10)~(12)所示。

$$u_{ij}^{t+1} \leftarrow u_{ij}^t \left(\frac{\sum_{k=1}^2 \mathbf{F}^{(k)} (\mathbf{V}^{(k)})^T}{\sum_{k=1}^2 \mathbf{U}^T \mathbf{V}^{(k),t} (\mathbf{V}^{(k),t})^T} \right)_{ij} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} v_{ij}^{(1),t+1} \leftarrow v_{ij}^{(1),t} \times \\ \left(\frac{(\mathbf{U}^t)^T \mathbf{F}^{(1)} + \alpha \mathbf{V}^{(2),t} + \beta \mathbf{V}^{(1),t}}{(\mathbf{U}^t)^T \mathbf{U}^t \mathbf{V}^{(1),t} + \alpha \mathbf{V}^{(1),t} + \beta \mathbf{V}^{(1),t} (\mathbf{V}^{(2),t})^T \mathbf{V}^{(2),t}} \right)_{ij} \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} v_{ij}^{(2),t+1} \leftarrow v_{ij}^{(2),t} \times \\ \left(\frac{(\mathbf{U}^t)^T \mathbf{F}^{(2)} + \alpha \mathbf{V}^{(1),t} + \beta \mathbf{V}^{(2),t}}{(\mathbf{U}^t)^T \mathbf{U}^t \mathbf{V}^{(2),t} + \alpha \mathbf{V}^{(2),t} + \beta \mathbf{V}^{(2),t} (\mathbf{V}^{(2),t})^T \mathbf{V}^{(1),t}} \right)_{ij} \end{aligned} \quad (12)$$

确定迭代规则后,最优参数 $\mathbf{U}^*$ 将由算法 1 获得。

算法 1: 参数 $\mathbf{U}^*$ 优化

- 1) 输入 $\mathbf{F}^{(1)}$ 与 $\mathbf{F}^{(2)}$, 给定参数 α 与 β , 误差阈值 ξ , 最大迭代次数阈值 $N_{\max}$ 。
- 2) 初始化 $\mathbf{U}^0, \mathbf{V}^{(1),0}$ 与 $\mathbf{V}^{(2),0}$,
- 3) for $t = 1, 2, \dots, N_{\max}$, do
- 4) $u_{ij}^{t+1} \leftarrow u_{ij}^t \left(\frac{\sum_{k=1}^2 \mathbf{F}^{(k)} (\mathbf{V}^{(k),t})^T}{\sum_{k=1}^2 \mathbf{U}^t \mathbf{V}^{(k),t} (\mathbf{V}^{(k),t})^T} \right)_{ij}$
- 5) $v_{ij}^{(1),t+1} \leftarrow v_{ij}^{(1),t} \left(\frac{(\mathbf{U}^t)^T \mathbf{F}^{(1)} + \alpha \mathbf{V}^{(2),t} + \beta \mathbf{V}^{(1),t}}{(\mathbf{U}^t)^T \mathbf{U}^t \mathbf{V}^{(1),t} + \alpha \mathbf{V}^{(1),t} + \beta \mathbf{V}^{(1),t} (\mathbf{V}^{(2),t})^T \mathbf{V}^{(2),t}} \right)_{ij}$
- 6) $v_{ij}^{(2),t+1} \leftarrow v_{ij}^{(2),t} \left(\frac{(\mathbf{U}^t)^T \mathbf{F}^{(2)} + \alpha \mathbf{V}^{(1),t} + \beta \mathbf{V}^{(2),t}}{(\mathbf{U}^t)^T \mathbf{U}^t \mathbf{V}^{(2),t} + \alpha \mathbf{V}^{(2),t} + \beta \mathbf{V}^{(2),t} (\mathbf{V}^{(2),t})^T \mathbf{V}^{(1),t}} \right)_{ij}$
- 7) if $\max \{ \| \mathbf{U}^t - \mathbf{U}^{t+1} \|_2, \| \mathbf{V}^{(1),t} - \mathbf{V}^{(1),t+1} \|_2, \| \mathbf{V}^{(2),t} - \mathbf{V}^{(2),t+1} \|_2 \} < \xi$,
- 8) continue;
- 9) else
- 10) break
- 11) end for
- 12) 输出最优参数 $\mathbf{U}^*$

获取了最优共享特征基 $\mathbf{U}^*$ 后,可对两幅车脸图像进行匹配,如算法 2 所示。

算法 2: 车脸图像匹配

- 1) 输入车脸图像 $\mathbf{I}_1$ 与 $\mathbf{I}_2$, 获取其初始特征 $\mathbf{f}_1$ 与 $\mathbf{f}_2$, 给定匹配阈值 η ;
- 2) 基于式 $\mathbf{v} = (\mathbf{U}^{*T} \mathbf{U}^*)^{-1} \mathbf{U}^{*T} \mathbf{f}$ 获得车脸图像新特征 $\mathbf{v}_1$ 与 $\mathbf{v}_2$;
- 3) 基于式 $d(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) = \frac{\langle \mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2 \rangle}{\| \mathbf{v}_1 \|_2 \| \mathbf{v}_2 \|_2}$ 计算 $\mathbf{v}_1$ 与 $\mathbf{v}_2$ 的余弦距离;
- 4) if $d(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) < \eta$
 $\mathbf{I}_1$ 与 $\mathbf{I}_2$ 表示同一辆车;
- 5) else
- 6) $\mathbf{I}_1$ 与 $\mathbf{I}_2$ 表示不同辆车。

4 迭代收敛性证明

在求解参数 $U, V^{(1)}$ 与 $V^{(2)}$ 的过程中,如果迭代过程不收敛,那么将无法得到最优的结果,因此,式(10)~(12)的迭代收敛性证明是必要的。由已有证明方法可知,若要证明 NMF 模型参数迭代是收敛的,需要引入合适的辅助函数^[26],该辅助函数如定义1所示。

定义1:如果 $G(h, h') \geq F(h)$, 且 $G(h, h) = F(h)$, $G(h, h')$ 可被认为是 $F(h)$ 的辅助函数。

定义了这样的辅助函数后,可通过引理1来证明迭代是收敛的。

引理1:如果 $G(h, h')$ 是辅助函数,那么 $F(h)$ 在迭代过程中一定是非增的。

证明:由于式(13)成立,则

$$F(h^{t+1}) \leq G(h^{t+1}, h') \leq G(h^t, h') = F(h^t) \quad (13)$$

可以得出式(14)也是成立的,则

$$F(h^{t+1}) \leq F(h^t) \leq \dots \leq F(h^1) \leq F(h^0) \quad (14)$$

至此,引理1被证明。

基于以上分析,若针对式(10)~(12)分别能够给出一个合适的辅助函数,则可证明它们的迭代过程是收敛的。

1)首先,将证明式(10)中参数 U 迭代过程的收敛性。假设 U 为独立变量,求 J 对 U 的一阶与二阶偏导数,结果如式(15)所示,

$$\begin{cases} J'_{u_{ij}} = \sum_{k=1}^2 (-F^{(k)}(V^{(k)})^T + UV^{(k)}(V^{(k)})^T)_{ij} \\ J''_{u_{ij}} = \sum_{k=1}^2 (V^{(k)}(V^{(k)})^T)_{ij} \end{cases} \quad (15)$$

获得 J 对 U 的导数信息后,便可通过引理2中提出的辅助函数来证明式(10)的迭代是收敛的。

引理2:如果 U 为独立变量,式(16)可以作为 J 的辅助函数。

$$G(u, u_{ij}) = J(u_{ij}) + J'(u_{ij})(u - u_{ij}) + \frac{\sum_{k=1}^2 (UV^{(k)}(V^{(k)})^T)_{ij}}{2u_{ij}}(u - u_{ij})^2 \quad (16)$$

证明:目标函数 $J(u)$ 经泰勒级数展开后,如式(17)所示。

$$J(u) = J(u_{ij}) + J'(u_{ij})(u - u_{ij}) + \frac{\sum_{k=1}^2 (V^{(k)}(V^{(k)})^T)_{ij}}{2}(u - u_{ij})^2 \quad (17)$$

又由于式(18)成立,则:

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^2 (UV^{(k)}(V^{(k)})^T)_{ij} &= \sum_{w=1}^r u_{iw} \left(\sum_{k=1}^2 V^{(k)}(V^{(k)})^T \right)_{wj} = \\ &= \sum_{w=1, w \neq j}^r u_{iw} \left(\sum_{k=1}^2 V^{(k)}(V^{(k)})^T \right)_{wj} + u_{ij} \left(\sum_{k=1}^2 V^{(k)}(V^{(k)})^T \right)_{jj} \geq \end{aligned}$$

$$u_{ij} \left(\sum_{k=1}^2 V^{(k)}(V^{(k)})^T \right)_{jj} \quad (18)$$

可以得出 $G(u, u_{ij}) \geq J(u)$, $G(u, u) = J(u)$ 。

至此,引理2被证明,即式(10)中参数 U 的迭代过程是收敛的。

2)证明式(11)中参数 $V^{(1)}$ 迭代过程的收敛性。假设 $V^{(1)}$ 为独立变量,求 J 对 $V^{(1)}$ 的一阶与二阶偏导数,结果如式(19)所示。

$$\begin{cases} J'_{v_{ij}^{(1)}} = [-U^T F^{(1)} + U^T UV^{(1)} + \alpha(V^{(1)} - V^{(2)}) + \\ \quad \beta(V^{(2)}(V^{(2)})^T V^{(1)} - V^{(2)})]_{ij} \\ J''_{v_{ij}^{(1)}} = (U^T U + \beta V^{(2)}(V^{(2)})^T)_{ii} + \alpha \end{cases} \quad (19)$$

获得 J 对 $V^{(1)}$ 的导数信息后,便可通过引理3中提出的辅助函数来证明式(11)的迭代是收敛的。

引理3:如果 $V^{(1)}$ 为独立变量,式(20)可以作为 J 的辅助函数。

$$G(v, v_{ij}^{(1)}) = J(v_{ij}^{(1)}) + J'(v_{ij}^{(1)})(v - v_{ij}^{(1)}) + \frac{(U^T UV^{(1)} + \alpha V^{(1)} + \beta V^{(2)}(V^{(2)})^T V^{(1)})_{ij}}{2v_{ij}^{(1)}}(v - v_{ij}^{(1)})^2 \quad (20)$$

证明:目标函数 $J(v)$ 经泰勒级数展开后,如式(21)所示。

$$J(v) = J(v_{ij}^{(1)}) + J'(v_{ij}^{(1)})(v - v_{ij}^{(1)}) + \frac{(U^T U + \beta V^{(2)}(V^{(2)})^T)_{ii} + \alpha}{2}(v - v_{ij}^{(1)})^2 \quad (21)$$

又由于式(22)~(24)成立,

$$(U^T UV^{(1)})_{ij} = \sum_{w=1}^r (U^T U)_{iw} v_{wj}^{(1)} =$$

$$\sum_{w=1, w \neq i}^r (U^T U)_{iw} v_{wj}^{(1)} + (U^T U)_{ii} v_{ij}^{(1)} \geq (U^T U)_{ii} v_{ij}^{(1)} \quad (22)$$

$$(\alpha V^{(1)})_{ij} = \alpha v_{ij}^{(1)} \quad (23)$$

$$\begin{aligned} (V^{(2)}(V^{(2)})^T V^{(1)})_{ij} &= \sum_{w=1, w \neq i}^r (V^{(2)}(V^{(2)})^T)_{iw} v_{wj}^{(1)} + \\ &+ (V^{(2)}(V^{(2)})^T)_{ii} v_{ij}^{(1)} \geq (V^{(2)}(V^{(2)})^T)_{ii} v_{ij}^{(1)} \end{aligned} \quad (24)$$

可以得出 $G(v, v_{ij}^{(1)}) \geq J(v)$, $G(v, v) = J(v)$ 。

至此,引理3被证明,即式(11)中参数 $V^{(1)}$ 的迭代过程是收敛的。

3)证明式(12)中参数 $V^{(2)}$ 迭代过程的收敛性。由于提出的孪生 NMF 中参数 $V^{(1)}$ 与 $V^{(2)}$ 都表示初始特征矩阵的分解系数,参数的迭代过程是相同的,因此,当假设 $V^{(2)}$ 为独立变量时,其收敛性证明同引理3。

5 实验结果及分析

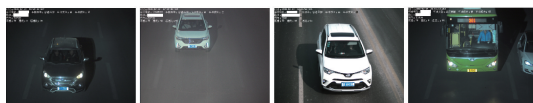
5.1 实验数据集

本实验采用了两种数据集,数据集1为 BITVehicle

数据集;数据集2为自建的数据集,来自于某省22个监控摄像头抓拍的车脸图像。这里,两种数据集部分车脸图像如图3所示。



(a) 数据集1样本
(a) Some samples in dataset 1



(b) 数据集2样本
(b) Some samples in dataset 2

图3 数据集中部分样本

Fig. 3 Some samples in datasets

5.2 参数设定及优化

1) 依据经验的模型参数设定

本实验选择了1 000对相同车辆的车脸图像作为训练样本,即 $F^{(1)}$ 与 $F^{(2)}$ 的列数均为1 000,式(1)中 $n = 1\ 000$,部分相同车脸图像如图4所示。



(a) 表示车辆1的车脸图像
(a) The face images of the first vehicle



(b) 表示车辆2的车脸图像
(b) The face images of the second vehicle

图4 正样本中的车脸图像

Fig. 4 The vehicle face images in positive samples

而后,选择文献[27]中的方向梯度直方图(histogram of oriented gradients, HOG)作为初始特征, $m = 1\ 024$ 。

2) 基于分类性能的模型参数优化

依据经验确定了参数 m 与 n 后,参数 r, α 与 β 则需要通过实验优化获得。由第2部分分析可知,有效的车脸特征应该具有较大的类间差异性与较小的类内相似性,因此,利用这两个指标去衡量某种参数组合下模型的性能 e 是合理的,这里,基于聚类性能的参数优化方法如式(25)所示。

$$\alpha^*, \beta^*, r^* = \underset{\alpha, \beta, r}{\operatorname{argmaxe}} (\alpha, \beta, r) = \underset{\alpha, \beta, r}{\operatorname{argmax}} \left\{ \sum_{i=1}^{1\ 000} \sum_{j=1}^{1\ 000} \left| 1\{i=j\} - \frac{\langle \mathbf{v}_i^{(1)}, \mathbf{v}_j^{(2)} \rangle}{\|\mathbf{v}_i^{(1)}\|_2 \|\mathbf{v}_j^{(2)}\|_2} \right| \right\} \quad (25)$$

分别设定3个参数的取值范围,如式(26)所示。

$$\begin{cases} \alpha, \beta \in \{0.1, 1, 10\} \\ r/m \in \{0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7\} \end{cases} \quad (26)$$

而后,将提出的NMF模型赋予不同的参数组合,从而获得式(25)的性能值 e ,如图5所示。

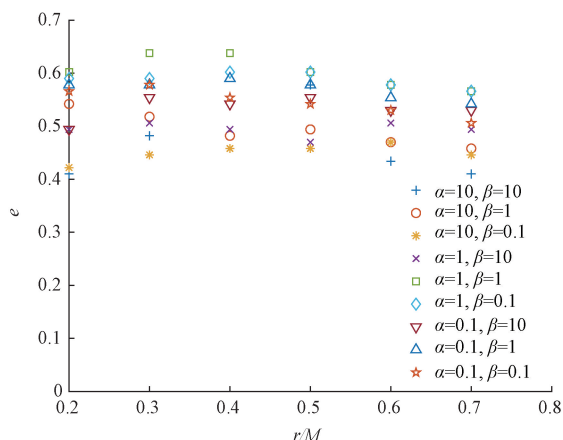


图5 不同参数下的模型性能

Fig. 5 Model performances under different parameters

由图5可以看出,当 $r/m = 0.3, \alpha = 1, \beta = 1$ 时,可获得最佳性能。

5.3 识别结果及算法比较

分别从两个数据集中选取了8 000对正样本,又随机选取10 000对负样本作为实验的测试集,其中,正样本对中两幅图像表示同一车辆,如图4所示;负样本对表示不同车辆,如图6所示。



(a) 表示不同车辆的车脸图像1
(a) The first pair of face images of different vehicles



(b) 表示不同车辆的车脸图像2
(b) The second pair of face images of different vehicles

图6 负样本中的车脸图像

Fig. 6 The vehicle face images in negative samples

基于算法2分别求取正样本与样本对的 d 值,并不断调整阈值 η ,获得正样本的错误拒绝率(false reject

rate, FRR), 负样本的错误接受率 (false accept rate, FAR), 而最优阈值将依据式 (27) 获得。

$$\eta^* = \operatorname{argmin}_{\eta} P(\eta) =$$
$$\operatorname{argmin}_{\eta} \left[\frac{N_n}{N_{p,n}} FRR(\eta) + \frac{N_p}{N_{p,n}} FAR(\eta) \right] \quad (27)$$

式中: N_n 与 N_p 为数据集中正样本和负样本对数; $N_{p,n}$ 为测试集中样本总对数; $N_{p,n} = N_p + N_n$, $P(\eta)$ 表示算法识别性能。这里, $FRR, FAR, P(\eta)$ 曲线如图 7 所示。

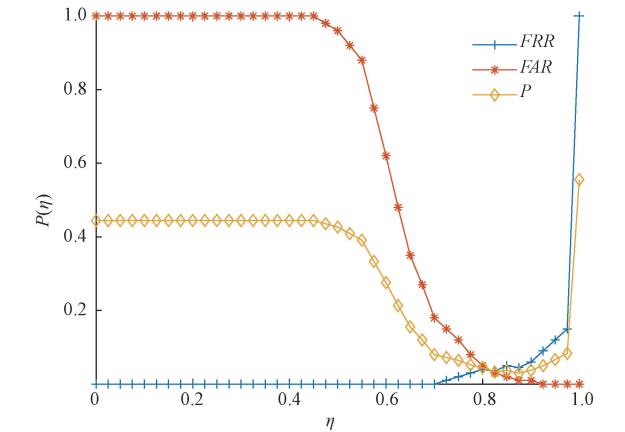


图 7 识别性能曲线

Fig. 7 The curves of recognition performance

由图 7 可以看出, 当阈值 $\eta = 0.875$ 时, 算法可获得最优的识别性能, 其中 $FRR = 0.045$, $FAR = 0.012$ 。

而后, 同样使用该数据集, 分别选取了文献 [6, 11, 20] 中的识别算法进行比较, 并仍然采用 FRR 与 FAR 衡量识别算法的性能。在该数据集中, 相同光照条件下采集的车脸图像具有良好的外观一致性, 但如果两幅图像采集时的光照差异较大, 即使是同一颜色车辆, 也会在图像中表现出一定的颜色差异。为了验证提出的算法对于光照变化的鲁棒性, 这里将数据集拆分为两部分, 一部分为相似光照条件下的车牌图像, 其中包含 6 398 对正样本, 8 204 对负样本; 另一部分为一定光照差异条件下的车牌图像, 其中包括 1 602 对正样本, 1 796 对负样本。实验对比结果如表 1 所示。

表 1 不同算法的识别结果比较

算法	相似光照条件		差异光照条件	
	FRR	FAR	FRR	FAR
[6]	0.068	0.113	0.264	0.276
[11]	0.047	0.017	0.252	0.102
[20]	0.041	0.028	0.064	0.108
本文	0.029	0.006	0.048	0.057

由表 1 可以看出, 在光线充足的白天, 车脸图像清晰, 对比度强, 大多识别算法都能够对该类测试样本做出准确判断; 而如果两幅图像采集时光强存在一定差异, 提出的算法仍能保持较好地识别效果, 而其他算法的识别准确率明显下降, 这是由于提出的孪生 NMF 模型是以像素梯度特征为基础, 能够较好地克服这种颜色的变化; 此外, 由于 NMF 获得的特征基能够较好的保持局部特性, 可以对车脸图像中的关键区域进行有效表示, 即使存在光强差异, 仍能依靠局部关键区域信息对车脸图像进行准确匹配。这里, 部分测试样本的识别结果如表 2 所示。

表 2 部分测试样本的识别结果

Table 2 The recognition results of some test samples			
光照是否一致	测试图像对	车辆是否一致	识别结果是否准确
是		是	[6]: √ [11]: √ [20]: √ 本文: √
			[6]: × [11]: × [20]: √ 本文: √
否		否	[6]: × [11]: √ [20]: × 本文: √
			[6]: × [11]: × [20]: × 本文: √

注: 符号“√”表示能够获得正确的识别结果; 而符号“×”表示得到错误的识别结果。

此外, 本实验硬件配置如下, CPU: Intel Core i5-4460, 内存: 16 GB 内存; 软件为 MATLAB 2017b。在该实验环境下, 车脸图像匹配时间为 0.23 s, 可以很好的满足车脸重识别的实时性要求。

6 结 论

为加快智慧交通建设, 实现套牌车的快速检测, 提出了一种孪生 NMF 模型的车脸图像重识别方法。该算法通过对两个 NMF 模型同时训练, 能够获得对车脸关键区域进行有效表示的特征基, 经测试后可取得较好的识别效果, 且算法对于多种采集环境下的光强变化具有良好

的鲁棒性。然而,在取得一定效果的同时,仍存在一些有待解决的问题,如在黑夜采集的深色车辆图像清晰度非常低,边缘信息不明显,会出现一些负样本对被错误接受的情况,后续工作将建立一种自适应的图像增强方法,以提高车脸有效信息的清晰程度,进而提升算法对于低质量车脸图像的鲁棒性。

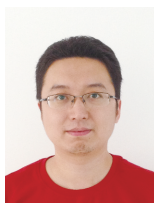
参考文献

- [1] KIM K J, PARK S M, CHOI Y J. Deciding the number of color histogram bins for vehicle color recognition[C]. Asia-Pacific Services Computing Conference, 2008: 134-138.
- [2] BAEK N, PARK S M, KIM K J, et al. Vehicle color classification based on the support vector machine method[C]. International conference on intelligent computing, 2007: 1133-1139.
- [3] CHEN P, BAI X, LIU W. Vehicle color recognition on urban road by feature context[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2014, 15 (5): 2340-2346.
- [4] NEGRI P, CLADY X, MILGRAM M, et al. An oriented-contour point based voting algorithm for vehicle type classification [C]. International Conference on Pattern Recognition, 2006, 1: 574-577.
- [5] ZHANG B. Reliable classification of vehicle types based on cascade classifier ensembles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2012, 14 (1): 322-332.
- [6] LAM W W L, PANG C C C, YUNG N H C. Vehicle-component identification based on multiscale textural couriers [J]. IEEE Transactions on intelligent transportation systems, 2007, 8(4): 681-694.
- [7] PSYLLOS A P, ANAGNOSTOPOULOS C N E, KAYAFAS E. Vehicle logo recognition using a sift-based enhanced matching scheme[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2010, 11 (2): 322-328.
- [8] LEOTTA M J, MUNDY J L. Vehicle surveillance with a generic, adaptive, 3D vehicle model [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2010, 33(7): 1457-1469.
- [9] SOCHOR J, HEROUT A, HAVEL J. Boxcars: 3D boxes as CNN input for improved fine-grained vehicle recognition[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 3006-3015.
- [10] PROKAJ J, MEDIONI G. 3D model based vehicle recognition [C]. 2009 Workshop on Applications of Computer Vision, 2009: 1-7.
- [11] ADU-GYAMFI Y O, ASARE S K, SHARMA A, et al. Automated vehicle recognition with deep convolutional neural networks [J]. Transportation Research Record, 2017, 2645(1): 113-122.
- [12] HUANG K, ZHANG B. Fine-grained vehicle recognition by deep Convolutional Neural Network [C]. 9th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics, 2016: 465-470.
- [13] ZHANG Q, ZHUO L, LI J, et al. Vehicle color recognition using multiple-layer feature representations of lightweight convolutional neural network [J]. Signal Processing, 2018, 147: 146-153.
- [14] WU Y Y, TSAI C M. Pedestrian, bike, motorcycle, and vehicle classification via deep learning: deep belief network and small training set [C]. International Conference on Applied System Innovation, 2016: 1-4.
- [15] HAI W, YINGFENG C, LONG C. A vehicle detection algorithm based on deep belief network [J]. The Scientific World Journal, 2014:1-7.
- [16] WANG J, ZHENG H, HUANG Y, et al. Vehicle type recognition in surveillance images from labeled web-nature data using deep transfer learning [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 19(9): 2913-2922.
- [17] WANG H, YU Y, CAI Y, et al. A vehicle recognition algorithm based on deep transfer learning with a multiple feature subspace distribution [J]. Sensors, 2018, 18(12): 4109.
- [18] CHEN Y, YANG C, YANG S Y. A method for special vehicle recognition based on deep-transfer model [C]. International Conference on Instrumentation & Measurement, Computer, Communication and Control, 2016: 167-170.
- [19] HU A, LI H, ZHANG F, et al. Deep Boltzmann machines based vehicle recognition[C]. Chinese Control and Decision Conference, 2014: 3033-3038.
- [20] SANTOS D F S, DE SOUZA G B, MARANA A N. A 2D deep Boltzmann machine for robust and fast vehicle classification[C]. SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images, 2017: 155-162.
- [21] GOU C, WANG K, YAO Y, et al. Vehicle license plate

- recognition based on extremal regions and restricted Boltzmann machines [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 17(4): 1096-1107.
- [22] ZHANG X X, ZHU X. Moving vehicle detection in aerial infrared image sequences via fast image registration and improved YOLOv3 network [J]. International Journal of Remote Sensing, 2020, 41(11): 4312-4335.
- [23] 费继友, 谢金路, 李花, 等. 基于字符特征约束的自适应车牌校正提取 [J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(3): 632-639.
- FEI J Y, XIE J L, LI H, et al. Adaptive license plate correction and extraction based on character feature constraint [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(3): 632-639.
- [24] 谢晓蔚, 史健芳. 弱监督卷积神经网络的多目标图像检测研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(6): 31-37.
- XIE X W, SHI J F. Research of convolutional neural networks with weakly-supervised learning on multi-object image detection [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(6): 31-37.
- [25] ZHANG X, GAO H, LI G, et al. Multi-view clustering based on graph-regularized nonnegative matrix factorization for object recognition [J]. Information Sciences, 2018, 432: 463-478.
- [26] LU Y W, YUAN C, ZHU W W, et al. Structurally incoherent low-rank nonnegative matrix factorization for image classification [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 11(27): 5248-5260.

- [27] JIA X, SUN F M, LI H J, et al. Hand vein recognition algorithm based on NMF with sparsity and clustering property constraints in feature mapping space [J]. Chinese Journal of Electronics, 2019, 28(6): 1184-1190.

作者简介



贾旭, 2005 年于沈阳航空工业学院获得学士学位, 2009 年和 2012 年于东北大学分别获得硕士学位和博士学位, 现为辽宁工业大学副教授, 主要研究方向为机器学习, 计算机视觉。

E-mail: gbjdjiaxu@163.com

Jia Xu received his B. Sc. degree from Shenyang Aerospace University in 2005, and received his M. Sc. degree and Ph. D. degree both from Northeastern University in 2009 and 2012, respectively. He is currently an associate professor at Liaoning University of Technology. His main research interests include machine learning and computer vision.



孙福明 (通信作者), 1996 年和 2001 年于华北工学院分别获得学士学位和硕士学位, 2007 年于中国科学技术大学获得博士学位, 现为大连民族大学教授, 主要研究方向为机器学习, 多媒体处理。

E-mail: sunfuming@dlnu.edu.cn

Sun Fuming (Corresponding author) received his B. Sc. degree and M. Sc. degree both from North University of China in 1996 and 2001, respectively, and received his Ph. D. degree from University of Science and Technology of China in 2007. He is currently a professor at Dalian Minzu University. His main research interests include machine learning and multimedia processing.