

基于复合梯度向量的人脸识别算法

王志宏¹ 袁 姮¹ 姜文涛²

摘 要 提出了一种新的基于复合梯度向量 (Composite gradient vector, CGV) 描述的人脸识别算法. 该算法首先在定位后的人脸图像中标定目标区域, 并在目标区域内划分特征子区域, 然后, 以特征子区域的边缘奇异点作为向量的起点和终点进行正交采样得到基向量, 将目标区域内所有基向量组建向量簇, 通过对基向量的多维复合得到向量簇内所有极大梯度向量, 最后, 以极大梯度向量作为元素组建复合梯度向量并统计复合梯度向量的维度和梯度信息, 将复合梯度向量、复合梯度向量维度和梯度进行人脸库对比, 识别出人脸身份. 该算法抓住了人脸面部特征分散性的特点, 继而对分散性特征采用具有连续性规律约束的复合梯度向量进行描述识别. 实验结果表明, 该算法克服了特征域旋转、光照强度变化及多姿态、多表情对人脸识别的影响, 具有速度快、识别准确、适应性强的特点.

关键词 复合梯度向量, 正交采样, 多维复合, 人脸识别

DOI 10.3724/SP.J.1004.2011.01445

A Face Recognition Algorithm Based on Composite Gradient Vector

WANG Zhi-Hong¹ YUAN Heng¹ JIANG Wen-Tao²

Abstract A novel approach to face recognition based on the composite gradient vector (CGV) is proposed in this paper. Firstly, by detecting the target area information in the located facial image, several image segments are made ready for getting the base vectors with the edges of the sub-area. All the base vectors are made into vector groups. Then the great gradient vector which is extracted from the vector groups constitutes the composite gradient vector. The dimensions and gradient information are calculated for face recognition. Finally, recognition results are obtained by gradient and dimension both of which are extracted from the composite gradient vector. Experiments show that the proposed approach has overcome the feature rotating, varied pose, different facial expressions, and achieves good recognition results.

Key words Composite gradient vector (CGV), quadrature sampling, multidimensional compound, face recognition

人脸识别技术是利用计算机进行人脸图像的分析与匹配, 具有无接触、距离适中、过程简单的技术优点. 人脸识别应用广泛, 在罪犯身份识别、身份跟踪、出入境身份核实及门禁系统等安全领域具有较高的应用价值, 同时也是模式识别领域内的经典研究课题. 早在 20 世纪 60 年代末期, 人们利用筛选出的人脸几何特征 (双眼、鼻子及嘴巴的形状和几何位置) 进行分类识别, 识别效果不甚理想. 80 年代末期, Kirby 等^[1] 通过 K-L 变换思想的引入, 设计了一种基于最小均方误差描述下的人脸识别技术. 在此基础上, Turk 等^[2] 提出了基于重构权向量的特征脸识别技术, 随后, 人脸识别领域展开了基于面部表征的子空间人脸分析法的研究热潮. 其中比较经典的识别方法有人脸主成分分析法 (Principle component analysis, PCA)^[2]、线性判别法 (Linear discriminant analysis, LDA)^[3]、独立主成分分析法 (Independent component correlation

algorithm, ICA)^[4]、Baysian 方法^[5]、基于核技术的 Kernel PCA 方法^[6]、Kernel LDA 方法^[7]、Variant Faces 分类方法^[8]、基于全局和局部特征集成的方法^[9] 等.

与生物界的识别系统相比, 现有人脸识别方法的一个普遍弱点是缺乏与环境 (环境光线、姿态变换、视点位置等因素) 同步调节的能力. 而生物的视觉感知可以自然地与周围环境进行很好的协调, 以适应其本身对视觉目标的最大关注度, 自动追踪目标最有吸引力的表征信息, 然后, 将这些最有吸引力的表征信息组合起来, 形成生物视觉效应中最明显的特征分布约束信息, 以此作为目标识别的依据. 如果现有人脸识别方法具有了生物的这种“自适应”判别的能力 (自动调整最明显的特征约束), 将对人脸识别效果的提高起到不可限量的作用.

本文在生物“自适应”特征约束识别的方向上, 提出了一种基于复合梯度向量 (Composite gradient vector, CGV) 描述的人脸识别方法.

复合梯度向量识别算法是建立在子空间人脸分析的整体框架之上, 利用人脸信息熵分布将人脸面部的全局结构信息进行子区域分割与筛选, 然后, 对特征子区域进行正交采样, 将采样向量融合成向量

收稿日期 2011-04-08 录用日期 2011-06-29

Manuscript received April 8, 2011; accepted June 29, 2011

1. 辽宁工程技术大学工商管理学院 葫芦岛 125105 2. 辽宁工程技术大学电子与信息工程学院 葫芦岛 125105

1. Department of Business and Management, Liaoning Technical University, Huludao 125105 2. Department of Electronics Information Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105

簇,对基向量进行多维复合得到最明显的特征分布约束信息.该算法通过对待识别人脸表征的最明显特征分布约束信息的提取与识别,克服了特征域旋转、光照强度变化及多姿态、多表情对人脸识别的影响,具有较高的识别速度和很好的鲁棒性能.

1 复合梯度向量算法

1.1 基本定义

定义 1. 人脸图像包含了人脸主要信息(双眼、脸颊、鼻子和嘴)的区域定义为目标区域,记为

$$T = M \times N \quad (1)$$

其中, T 为目标区域, M 为目标区域宽度, N 为长度. 目标区域如图 1 所示.

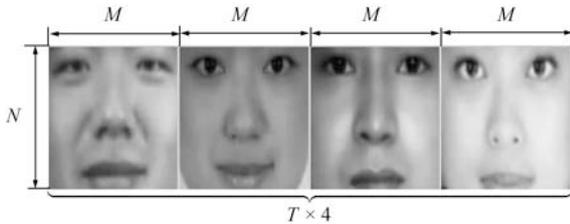


图 1 目标区域示例

Fig. 1 The examples of target area

定义 2. 将目标区域 T 内信息熵分布的极大值所对应的灰度阶作为阈值进行子像素区域划分. 划分后的子像素区域定义为分散特征子区域,简称子区域,记为 C .

$$C_i = -a_i \sum_{i=1}^N p_i \times \log_b p_i \quad (2)$$

其中, C_i 为第 i 个子区域, $1 \leq i \leq N$; a_i 为第 i 个子区域的灰度阶; b 值为 2, 单位为 bit; p_i 为 a_i 出现的概率. 分散特征子区域如图 2 所示.

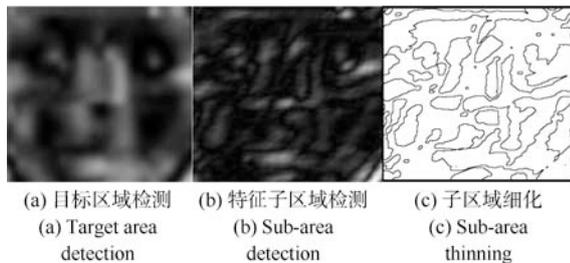


图 2 特征子区域示例

Fig. 2 The examples of sub-area

定义 3. 分散特征子区域的边缘像素点定义为边缘奇异点,简称奇异点,记为 σ ,如图 2(c) 所示.

性质: 1) 奇异点的上、下邻域或左、右邻域的灰度值差距较大,且差值大于该子区域灰度阶的极大熵值,即大于分割阈值; 2) 奇异点可分为横向奇异点和纵向奇异点; 3) 横向奇异点的特征是该点上、下相邻像素灰度值的差距大于阈值; 4) 纵向奇异点的特征是该点左、右邻像素灰度值的差距大于阈值.

定义 4. 目标区域 T 中 $M/2$ 处的像素点定义为向量簇(详见定义 6)初始点,简称初始点.

定义 5. 除起点和终点,不与第三个奇异点相交的向量定义为基向量,记为

$$\mathbf{x}_{i,j} = (0, \underbrace{a, a, \dots, a}_{i-1}) \quad (3)$$

其中, i 为整数; $j \leq 3^{i-1}$; $a = 0, 1$ 或 2 ; i 和 j 表示基向量 $\mathbf{x}_{i,j}$ 在向量簇(详见定义 6)中的位置是第 i 行、第 j 列.

性质: 1) 基向量 $\mathbf{x}_{i,j}$ 的维度记为 $\varphi(\mathbf{x}_{i,j}) = 1$; 2) 基向量 $\mathbf{x}_{i,j}$ 的梯度表示其长度,记为 $\psi(\mathbf{x}_{i,j})$.

几点说明: 1) 基向量的起点和终点均为奇异点; 2) 若基向量 $\mathbf{x}_{i,j}$ 的终点是基向量 $\mathbf{x}_{i+1,u}$ ($u \leq 3^i$) 的起点,那么称 $\mathbf{x}_{i,j}$ 为 $\mathbf{x}_{i+1,u}$ 的前趋向量, $\mathbf{x}_{i+1,u}$ 为 $\mathbf{x}_{i,j}$ 的后继向量; 3) 将无前驱向量的基向量称为向量簇的根向量,无后继向量的基向量称为向量簇的叶向量; 4) 除根向量外,每个基向量有且仅有一个前驱向量; 5) 每个基向量至多有三个后继向量; 6) 若有基向量既不是根向量也不是叶向量,且处于向量簇的第 i 行,那么该向量的前趋向量处于向量簇的第 $i-1$ 行,其后继向量处于向量簇的第 $i+1$ 行.

定义 6. 基向量及基向量间相互关系的集合定义为向量簇,记为

$$VecRel\{Vec, Rel\} \quad (4)$$

其中, Vec 是基向量的集合; Rel 是基向量间相互关系的集合.

性质: 设 Vec 中基向量的数量为 n ($2 \leq n$), 1) 在 Vec 中存在唯一的称为根向量的基向量 $\mathbf{x}_{1,1}$, 它无前驱向量,其起点为初始点,且处于向量簇的第 1 行、第 1 列; 2) 假若根向量 $\mathbf{x}_{1,1}$ 的后继向量的数量为 q ($1 \leq q \leq 3$), 则 $Vec - \{\mathbf{x}_{1,1}\}$ 存在于子集合 Vec_1, \dots, Vec_q (Vec_q 按角标由小至大排列), 对任意的 $o \neq p$ ($1 \leq o, p \leq q$) 有 $Vec_o \cap Vec_p = \Phi$ (Φ 为空集); 3) 对应于 $Vec - \{\mathbf{x}_{1,1}\}$, $Rel - \{\langle \mathbf{x}_{1,1}, \mathbf{x}_{2,1} \rangle, \dots, \langle \mathbf{x}_{1,1}, \mathbf{x}_{2,q} \rangle\}$ 亦存在于子集合 Rel_1, \dots, Rel_q (Rel_q 按角标由小至大排列), 对任意的 $o \neq p$ ($1 \leq o, p \leq q$) 有 $Rel_o \cap Rel_p = \Phi$; 4) 对于任意 i, j ($j \leq 3^{i-1}, 1 \leq (3^i - 1)/2 \leq n - 1$), 存在基向量 $\mathbf{x}_{i,j}$ 唯一地属于集合 Vec_q ($1 \leq q \leq 3$), 且关

系 $\langle \mathbf{x}_{2,q}, \mathbf{x}_{i,j} \rangle$ 唯一地属于集合 Rel_q . $\mathbf{x}_{i,j}$ 处于向量簇的第 i 行、第 j 列; 5) $\{Vec_q, Rel_q\}$ 是根向量 $\mathbf{x}_{1,1}$ 的子向量簇; 6) 子向量簇满足向量簇的定义及性质.

定义 7. 除起点和终点, 还与其他奇异点相交的向量定义为梯度向量, 记为

$$\mathbf{X}_{\alpha,\beta} = \sum_{i \geq 1, j \geq 1}^{\alpha,\beta} \Theta \mathbf{x}_{i,j} = \mathbf{x}_{i,j} \Theta \mathbf{x}_{i+1,k} \Theta \cdots \Theta \mathbf{x}_{\alpha,\beta} \quad (5)$$

其中, $\beta \leq 3^{\alpha-1}$, $j \leq 3^{i-1}$, $k \leq 3^i$, $i < \alpha$; α 和 β 表示基向量 $\mathbf{x}_{\alpha,\beta}$ 在向量簇中的位置是第 α 行、第 β 列; 将基向量 $\mathbf{x}_{\alpha,\beta}$ 称为梯度向量 $\mathbf{X}_{\alpha,\beta}$ 的尾向量; $\mathbf{x}_{i,j}$ 为 $\mathbf{x}_{i+1,k}$ 的前驱向量; 符号 Θ 表示复合 (如有向量 $(0, 1)$ 和 $(1, 2)$, 则将它们复合为 $(0, 1)\Theta(1, 2) = (0, 1, 1, 2)$); \sum^{Θ} 表示连续复合.

性质: 1) 梯度向量 $\mathbf{X}_{\alpha,\beta}$ 的维度为复合成 $\mathbf{X}_{\alpha,\beta}$ 的基向量的维度和, 记为

$$\begin{aligned} \varphi(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}) &= \sum_{i \geq 1, j \geq 1}^{\alpha,\beta} \varphi(\mathbf{x}_{i,j}) = \\ &\varphi(\mathbf{x}_{i,j}) + \cdots + \varphi(\mathbf{x}_{\alpha,\beta}) \end{aligned} \quad (5a)$$

2) $\mathbf{X}_{\alpha,\beta}$ 的梯度为复合成 $\mathbf{X}_{\alpha,\beta}$ 的基向量的梯度和, 记为

$$\begin{aligned} \psi(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}) &= \sum_{i \geq 1, j \geq 1}^{\alpha,\beta} \psi(\mathbf{x}_{i,j}) = \\ &\psi(\mathbf{x}_{i,j}) + \cdots + \psi(\mathbf{x}_{\alpha,\beta}) \end{aligned} \quad (5b)$$

定义 8. 起点为初始点、尾向量为叶向量的梯度向量定义为极大梯度向量, 记为

$$\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max} = \sum_{i=1, j=1}^{\alpha,\beta} \Theta \mathbf{x}_{i,j} = \mathbf{x}_{1,1} \Theta \mathbf{x}_{2,1} \Theta \cdots \Theta \mathbf{x}_{\alpha,\beta} \quad (6)$$

其中, α 、 β 和 Θ 的说明详见定义 7.

性质: 1) 极大梯度向量 $\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}$ 的尾向量 $\mathbf{x}_{\alpha,\beta}$ 是向量簇的叶向量; 2) 向量簇中每个叶向量都对应且仅对应一个极大梯度向量; 3) 极大梯度向量 $\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}$ 的维度记为

$$\varphi(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}) = \sum_{i=1, j=1}^{\alpha,\beta} \varphi(\mathbf{x}_{i,j}) = \varphi(\mathbf{x}_{1,1}) + \cdots + \varphi(\mathbf{x}_{\alpha,\beta}) \quad (6a)$$

4) 极大梯度向量 $\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}$ 的梯度记为

$$\psi(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}) = \sum_{i=1, j=1}^{\alpha,\beta} \psi(\mathbf{x}_{i,j}) = \psi(\mathbf{x}_{1,1}) + \cdots + \psi(\mathbf{x}_{\alpha,\beta}) \quad (6b)$$

定义 9. 以向量簇中所有极大梯度向量为元素的向量称为复合梯度向量, 记为

$$\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}) = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_{\alpha_1, \beta_1}^{\max} \\ \mathbf{X}_{\alpha_2, \beta_2}^{\max} \\ \vdots \\ \mathbf{X}_{\alpha_n, \beta_n}^{\max} \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中, n 为复合梯度向量的元素个数, 即为向量簇中极大梯度向量个数; $\beta_i \leq 3^{\alpha_i-1}$ ($i = 1, \dots, n$); $\alpha_1 \leq \alpha_2 \leq \cdots \leq \alpha_n$.

性质: 1) 若有 $\alpha_i = \alpha_j$ ($1 \leq i < j \leq n$) 则 $\beta_i < \beta_j$; 2) $\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max})$ 的维度为所有极大梯度向量的维度之和, 记为

$$\begin{aligned} \varphi(\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max})) &= \\ &\sum_{i=\alpha_1, j=\beta_1}^{\alpha_n, \beta_n} \varphi(\mathbf{X}_{i,j}^{\max}) = \\ &\varphi(\mathbf{X}_{\alpha_1, \beta_1}^{\max}) + \cdots + \varphi(\mathbf{X}_{\alpha_n, \beta_n}^{\max}) \end{aligned} \quad (7a)$$

3) $\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max})$ 的梯度为所有极大梯度向量的梯度之和, 记为

$$\begin{aligned} \psi(\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max})) &= \\ &\sum_{i=\alpha_1, j=\beta_1}^{\alpha_n, \beta_n} \psi(\mathbf{X}_{i,j}^{\max}) = \\ &\psi(\mathbf{X}_{\alpha_1, \beta_1}^{\max}) + \cdots + \psi(\mathbf{X}_{\alpha_n, \beta_n}^{\max}) \end{aligned} \quad (7b)$$

1.2 算法及步骤

步骤 1. 将待识别的人脸图像归一化处理, 得到 $T = M \times N$ 目标区域. 计算各灰度阶对应像素的分布概率.

步骤 2. 计算各灰度阶对应的信息熵值, 统计目标区域所对应的信息熵分布并统计一维信息熵的极值点. 以信息熵分布中取得极大值时所对应的灰度阶作为目标区域若干子区域的分割阈值.

步骤 3. 正交采样建立目标区域内所有基向量.

- 1) 在目标区域 T 内, 以初始点为起点, 垂直向下搜索奇异点, 将搜索到的第一个奇异点作为终点, 建立第一个基向量; 2) 以第一个基向量的终点作为起点, 分别垂直向左、向下、向右搜索下一奇异点, 并将每个方向上搜索到的第一个奇异点作为终点分别建立第一个基向量的三个后继向量 (若沿一方向直至目标区域 T 的边缘未发现奇异点, 则不建立该方向的基向量); 3) 以在第 2) 步中建立的所有基向量的终点作为起点再分别垂直向左、向下、向右、向上 (每个奇异点只需搜索三个方向, 其起点方向忽略) 搜索下一奇异点, 并将搜索到的第一个奇异点作为终点分别建立基向量 (若沿一方向直至目标区域 T 的边缘未发现奇异点, 则不建立该方向的基向量); 4) 重

复第 3) 步, 当所有起点的各个方向均已到达目标区域 T 的边缘都搜索不到下一奇点, 停止搜索. 此时, 已经采样得到目标区域内所有基向量, 转至步骤 4.

步骤 4. 将步骤 3 中采样得到的基向量组建向量簇 $VecRel\{Vec, Rel\}$. 1) 采样得到的第一个基向量为向量簇的根向量, 记为 $\mathbf{x}_{1,1} = (0)$, 其维度记为 $\varphi(\mathbf{x}_{1,1}) = 1$, 用长度表示梯度 $\psi(\mathbf{x}_{1,1})$; 2) 根向量 $\mathbf{x}_{1,1}$ 的后继向量按照垂直向左、下、右的顺序分别记为 $\mathbf{x}_{2,1}$, $\mathbf{x}_{2,2}$ 和 $\mathbf{x}_{2,3}$; 3) 此时 $Vec - \{\mathbf{x}_{1,1}\}$ 存在子集合 Vec_1, Vec_2, Vec_3 , 且相对应的 $Rel - \{\langle \mathbf{x}_{1,1}, \mathbf{x}_{2,1} \rangle, \langle \mathbf{x}_{1,1}, \mathbf{x}_{2,2} \rangle, \langle \mathbf{x}_{1,1}, \mathbf{x}_{2,3} \rangle\}$ 亦存在子集合 Rel_1, Rel_2, Rel_3 , 基向量 $\mathbf{x}_{2,1}$ 为子向量簇 $\{Vec_1, Rel_1\}$ 的根向量, $\mathbf{x}_{2,2}$ 为子向量簇 $\{Vec_2, Rel_2\}$ 的根向量, $\mathbf{x}_{2,3}$ 为子向量簇 $\{Vec_3, Rel_3\}$ 的根向量; 4) 对于子向量簇 $\{Vec_q, Rel_q\} (q = 1, 2, 3)$, 按第 2) 步中标记基向量的规则, 分别以左、下、右、上的顺序标记后继向量以及划分其子向量簇; 5) 当所有子向量簇中的根向量均无后继向量, 转至步骤 5.

步骤 5. 在步骤 4 中得到的向量的标定、向量维度、向量梯度和向量间前驱、后继约束关系用矩阵表示, 分别得到以下 4 个矩阵:

1) 结构矩阵:

$$STR_{m \times n} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{1,1} \\ \mathbf{x}_{2,1} & \mathbf{x}_{2,2} & \mathbf{x}_{2,3} \\ \vdots & \vdots & \ddots \\ \mathbf{x}_{m,1} & \mathbf{x}_{m,2} & \cdots & \mathbf{x}_{m,p} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (0) \\ (0,0) & (0,1) & (0,2) \\ \vdots & \vdots & \ddots \\ (0, \underbrace{a, \cdots, a}_{m-2}, 0) & (0, \underbrace{a, \cdots, a}_{m-2}, 1) & \cdots & (0, \underbrace{a, \cdots, a}_{m-1}) \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中, $n \leq 3^{m-1}$; $m \times n \leq (3^m - 1)/2$; $1 < p \leq n \leq 3^{m-1}$; $a = 0, 1$ 或 2 .

说明: a) 第一行只有一个元素为基向量 $\mathbf{x}_{1,1}$, 它是向量簇 $VecRel\{Vec, Rel\}$ 的根向量; b) 第二行有基向量 $\mathbf{x}_{2,1}$, $\mathbf{x}_{2,2}$ 和 $\mathbf{x}_{2,3}$ (三者顺序不可颠倒), 均是 $\mathbf{x}_{1,1}$ 的后继向量, 并且以三者为根向量的子向量簇 $\{Vec_1, Rel_1\}$, $\{Vec_2, Rel_2\}$, $\{Vec_3, Rel_3\}$ 在向量簇中的顺序分别是垂直向左、下、右; c) 若 $\mathbf{x}_{1,1}$ 只有两个后继向量, 则 $\mathbf{x}_{2,3}$ 和 $\{Vec_3, Rel_3\}$ 不存在; 若 $\mathbf{x}_{1,1}$ 只有一个后继向量, 则 $\mathbf{x}_{2,2}$, $\mathbf{x}_{2,3}$, $\{Vec_2, Rel_2\}$ 和 $\{Vec_3, Rel_3\}$ 不存在; d) 令向量 $\mathbf{x}_{1,1} = (0)$ 按照左、下、右的顺序分别复合向量 (0) 、 (1) 和 (2) 得到其后继向量为: $\mathbf{x}_{2,1} = \mathbf{x}_{1,1} \Theta(0)$,

$\mathbf{x}_{2,2} = \mathbf{x}_{1,1} \Theta(1)$ 和 $\mathbf{x}_{2,3} = \mathbf{x}_{1,1} \Theta(2)$; e) 假设矩阵第 i 行、第 j 列基向量 $\mathbf{x}_{i,j} (j \leq 3^{i-1})$ 有三个后继向量 $\mathbf{x}_{i+1,p}$, $\mathbf{x}_{i+1,p+1}$ 和 $\mathbf{x}_{i+1,p+2} (p \leq 3^i)$, 且三者向量簇中是按照垂直向下、右、上的顺序规则排列的, 那么有 $\mathbf{x}_{i+1,p} = \mathbf{x}_{i,j} \Theta(0)$, $\mathbf{x}_{i+1,p+1} = \mathbf{x}_{i,j} \Theta(1)$, $\mathbf{x}_{i+1,p+2} = \mathbf{x}_{i,j} \Theta(2)$.

2) 维度矩阵:

$$DIM_{m \times n} = \begin{bmatrix} \varphi(\mathbf{x}_{1,1}) \\ \varphi(\mathbf{x}_{2,1}) & \varphi(\mathbf{x}_{2,2}) & \varphi(\mathbf{x}_{2,3}) \\ \vdots & \vdots & \ddots \\ \varphi(\mathbf{x}_{m,1}) & \varphi(\mathbf{x}_{m,2}) & \cdots & \varphi(\mathbf{x}_{m,p}) \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中, $n \leq 3^{m-1}$; $m \times n \leq (3^m - 1)/2$; $1 < p \leq n \leq 3^{m-1}$.

说明: a) 第一行只有一个元素 $\varphi(\mathbf{x}_{1,1})$, 它是根向量 $\mathbf{x}_{1,1}$ 的维度; b) 假定结构矩阵的第 i 行、第 j 列是基向量 $\mathbf{x}_{i,j} (j \leq 3^{i-1})$, 则维度矩阵的第 i 行、第 j 列的元素是 $\mathbf{x}_{i,j}$ 的维度 $\varphi(\mathbf{x}_{i,j})$.

3) 梯度矩阵:

$$GRA_{m \times n} = \begin{bmatrix} \psi(\mathbf{x}_{1,1}) \\ \psi(\mathbf{x}_{2,1}) & \psi(\mathbf{x}_{2,2}) & \psi(\mathbf{x}_{2,3}) \\ \vdots & \vdots & \ddots \\ \psi(\mathbf{x}_{m,1}) & \psi(\mathbf{x}_{m,2}) & \cdots & \psi(\mathbf{x}_{m,p}) \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中, $n \leq 3^{m-1}$; $m \times n \leq (3^m - 1)/2$; $1 < p \leq n \leq 3^{m-1}$.

说明: a) 第一行只有一个元素 $\psi(\mathbf{x}_{1,1})$, 它是根向量 $\mathbf{x}_{1,1}$ 的梯度; b) 假定结构矩阵的第 i 行、第 j 列是基向量 $\mathbf{x}_{i,j} (j \leq 3^{i-1})$, 则梯度矩阵的第 i 行、第 j 列的元素是 $\mathbf{x}_{i,j}$ 的梯度 $\psi(\mathbf{x}_{i,j})$.

4) 约束矩阵:

$$RES_{(m-1) \times n} = \begin{bmatrix} (\mathbf{x}_{1,1}, \mathbf{x}_{2,1}) & \cdots & (\mathbf{x}_{1,1}, \mathbf{x}_{2,3}) \\ \vdots & \vdots & \ddots \\ (\mathbf{x}_{m-1,t}, \mathbf{x}_{m,1}) & \cdots & \cdots & (\mathbf{x}_{m-1,p}, \mathbf{x}_{m,q}) \end{bmatrix} \quad (11)$$

其中, $RES_{(m-1) \times n}$ 为 $m-1$ 行 n 列矩阵; $n \leq 3^{m-1}$; $m \times n \leq (3^m - 1)/2$; $1 \leq t \leq p \leq 3^{m-2}$; $1 < q \leq n \leq 3^{m-1}$.

说明: a) 约束矩阵的元素是二元组, 二元组的元是基向量; b) 有二元组 $(\mathbf{x}_{m-1,p}, \mathbf{x}_{m,q})$, 则 $\mathbf{x}_{m-1,p}$ 是 $\mathbf{x}_{m,q}$ 的前驱向量; $\mathbf{x}_{m,q}$ 是 $\mathbf{x}_{m-1,p}$ 的后继向量. 即二元组中第一元是第二元的前驱向量, 第二元是第一元的后继向量.

步骤 6. 建立向量簇中所有极大梯度向量.

1) 搜索约束矩阵, 寻找在矩阵中只充当二元组的

第二元而未充当第一元的基向量, 即寻找叶向量 $\mathbf{x}_{\alpha,\beta}$ ($\mathbf{x}_{\alpha,\beta}$ 的意义详见定义 8); 2) 在约束矩阵中, 搜索叶向量的前驱向量; 3) 搜索前驱向量的前驱向量, 直至搜索到的向量为向量簇的根向量 $\mathbf{x}_{1,1}$, 停止搜索过程; 4) 记录从叶向量到根向量的路径 $\mathbf{x}_{1,1}, \mathbf{x}_{2,1}, \dots, \mathbf{x}_{\alpha,\beta}$; 5) 将路径上所有基向量进行多维复合, 得到所有的极大梯度向量 $\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}$ (详见式 (6)); 6) 将结构矩阵中的数据代入第 4) 步中得到的所有极大梯度向量定义公式中, 并将维度矩阵和梯度矩阵中的数据代入其维度和梯度公式, 得到极大梯度向量, 即人脸面部最明显的特征分布约束信息及其维度和梯度信息。

步骤 7. 以向量簇所有的极大梯度向量为元素进行融合得到人脸面部的复合梯度向量 $\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max})$ (详见式 (7)), 其维度和梯度分别为: $\varphi(\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}))$ 和 $\psi(\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}))$ (详见式 (7a) 和 (7b))。

步骤 8. 将步骤 7 得到的复合梯度向量与人脸库中存储的各人脸复合梯度向量信息进行匹配, 识别出人脸身份。1) 待识别的人脸图像经过步骤 1~7 的处理, 得到复合梯度向量为 $\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max})$ 、维度为 $\varphi(\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}))$ 、梯度为 $\psi(\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}))$ 。假定人脸库中存储的人脸图像的数量为 n , 将其复合梯度向量分别记为 $\Delta_1, \dots, \Delta_n$, 维度分别记为 $\varphi_1, \dots, \varphi_n$, 梯度分别记为 ψ_1, \dots, ψ_n ; 2) 首先将 $\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max})$ 与 $\Delta_1, \dots, \Delta_n$ 分别进行 Euclidian 距离比较, 计算 $e_i = \|\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}) - \Delta_i\|$ ($i = 1, \dots, n$) 和 $E = \arg(\min_{1,2,\dots,n}(e_i))$; 3) 当 $i = I$ ($I = 1, 2, \dots, n$) 时, 存在唯一的一个 e_i 对应 E 值, 则识别出该人脸身份为第 I 个人脸身份信息; 若存在多个 e_i 对应 E 值, 转入第 4) 步; 4) 若存在 m ($1 < m \leq n$) 个 e_i 对应 E 值, 则计算 $u_j = \|\varphi(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}) - \varphi_j\| + \|\psi(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}) - \psi_j\|$ ($j = 1, 2, \dots, m$) 和 $U = \arg(\min_{1,2,\dots,m}(u_j))$; 5) 当 $j = J$ ($J = 1, \dots, m$) 时, 存在唯一的一个 u_j 对应 U 值, 则识别出该人脸身份为第 J 个人脸身份信息; 若存在多个 u_j 对应 U 值, 则人脸库中不存在该人脸信息。

1.3 实例测试

为了验证本文算法的实用性, 在实际现场对算法进行实例验证。实例验证中选用不同光照、不同拍摄角度、不同面部表情的测试人员进行身份识别, 通过基向量正交梯度采样可以看出, 基向量的标定基本覆盖了人脸面部的关键特征区域, 抑制了非关键信息, 从而实现生物视觉系统中对待识别目标最明显特征分布约束信息的有效提取, 在环境变化(光线)和待识别人脸处于不同条件(远近、表情、姿态、角度)时, 由基向量标定出的同一目标最明显特征分布约束信息保持了较好的稳定性, 在环境变化和自身变化的条件下, 该算法显示了很好的鲁棒性。同时由于复合梯度向量标定出的人脸最明显特征分布约束信息的数据量较低, 使该算法具有较高的识别速度和较强适应能力。

对待测人员的面部进行基向量标定的效果如图 3 所示。其中, 图 3(a) 为待识别人脸的人脸图像; 图 3(b) 为目标区域检测在待识别人脸图像中的显示效果; 特征子区域检测的效果图如图 3(c) 所示; 为了明显刻画特征子区域的视觉效果, 将特征子区域进行了滤波和细化处理, 如图 3(d) 所示; 在子区域边缘奇异点的基础上, 标定出区别于其他人脸特征的最明显特征分布约束信息, 即对特征子区域进行基向量标定, 仿真效果如图 3(e) 所示。

2 实验与对比分析

本文基于复合梯度向量描述的人脸识别算法在 P4 3.0G 1GB 机器上采用 C++ 语言编程实现。实验采用与本文算法应用条件相适应的 ORL 人脸数据库^[10]、YALE 人脸数据库^[10] 以及 CMU-PIE^[11] 人脸库进行算法测试, 并与相关研究进行对比分析。

2.1 ORL 与 YALE 人脸库测试

ORL 人脸库由剑桥大学 AT&T 实验室创建, 库中包含 40 人共 400 幅(每人 10 幅)不同光线环境、不同姿态(左倾斜、正视、仰视、低视、右倾斜)、

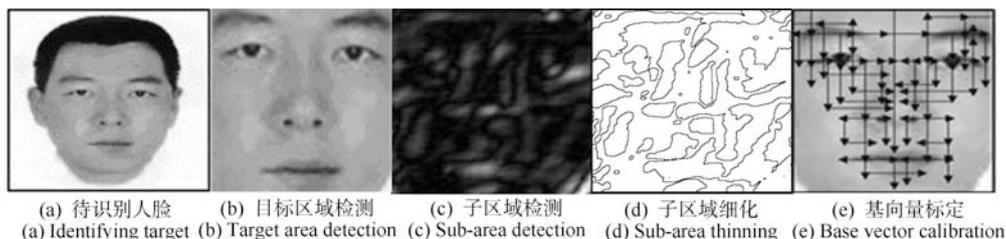


图 3 复合梯度向量算法示例

Fig. 3 The examples of composite gradient vector algorithm

不同面部表情(微笑、严肃、眼睛是否睁开)和面部细节遮挡(是否戴眼镜)的人脸图像,每张像素大小为 92 像素(宽) × 112 像素(高). YALE 人脸数据库由耶鲁大学计算视觉与控制中心创建,库中包含 15 人共 165 幅(每人 15 幅)不同光线、表情和姿态的灰度人脸图像.

实验选择 ORL 和 YALE 人脸库组合进行实验,选择 ORL 人脸库 240 幅(30 人,每人 8 幅)人脸图像和 YALE 人脸库 60 幅(10 人,每人 6 幅)人脸图像进行匹配实验,这些图像分别在不同时间、不同光照强度、不同姿态、不同表情条件下采集得到.其中包括男性 26 人,女性 14 人,每人包括 6 或 8 幅不同人脸图像,每幅图像为 256 级灰度,像素大小为 92 像素(宽) × 112 像素(高),然后采用双线性插值算法归一化至 25 像素(宽) × 29 像素(高)来减小计算量.实验中选取的 40 人共 300 幅(ORL 人脸库 240 幅, YALE 人脸库 60 幅)人脸图像用于正识实验,额外选取 ORL 人脸库 90 幅(9 人,每人 10 幅)人脸图像和 YALE 人脸库 30 幅(3 人,每人 10 幅)人脸图像用于拒识实验.图 4 为 ORL 人脸库和 YALE 人脸库的随机 14 幅人脸图像示例.

实验中采用递增人脸图像库容量的方式进行分组实验,第 1 组采用测试样本总体中随机抽取的 100

幅人脸图像作为正识实验样本,随机选取拒识样本总体中 30 幅人脸图像作为测试算法鲁棒性能的拒识样本.第 2 组采用测试样本剩余总体中随机抽取 100 幅人脸图像作为正识实验测试样本,随机选取拒识样本总体中 60 幅人脸图像作为测试中的拒识样本.第 3 组采用测试样本总体中剩余的 100 幅人脸图像作为正识实验测试样本,选取拒识样本总体 120 幅人脸图像进行拒识测试.

三组实验各分成两个小组进行测试,其中第 1 组中的两小组拒识样本采用递增 10 幅样本进行鲁棒和干扰测试,第 2 组两小组在第 1 组的拒识样本基础上分别增加 20 幅和 30 幅拒识人脸图像,同样第 3 组在第 2 组的 60 个拒识样本基础上分别增加 30 幅和 60 幅拒识人脸图像进行递增式干扰测试,三组实验中的正识样本依次采用在前一组正识样本基础上每次递增 100 幅人脸图像进行稳定性测试,以此验证识别算法在正识人数和拒识人数不同幅度增加情况下的识别性能,同时在有效测试范围内,三组分别增加非人脸库的拒识人脸样本数量,以此来测试系统的鲁棒性和误识率,三组实验均重复 20 次.表 1 给出了本文 CGV 识别算法在 ORL 和 YALE 组合人脸库上的无拒时正识率、有拒时正识率和单人脸识别耗时等数据.



图 4 ORL 和 YALE 人脸原始图像示例

Fig. 4 The examples of ORL and YALE original face image

表 1 测试实验

Table 1 Experimental data

参数	第 1 组		第 2 组		第 3 组	
测试样本总体数量(张)	100		200		300	
精确识别数量(张)	97		193		292	
拒识样本数量(张)	20	30	40	60	80	120
无拒时有效识别数量(张)	98	97	196	192	296	294
无拒时精确识别数量(张)	89	90	195	189	291	289
无拒时正识率(%)	89.00	90.00	97.50	94.50	97.00	96.33
有拒时有效识别数量(张)	97	96	194	190	294	293
有拒时精确识别数量(张)	87	86	193	185	288	287
有拒时正识率(%)	87.00	86.00	96.50	92.50	96.00	95.67
单人脸识别耗时(ms)	89	94	112	121	138	149

通过以上测试数据可见, 本文提出的识别算法在有拒和无拒情况下识别率较高, 而且无拒情况下的识别率明显高于有拒情形. 因为实际人脸识别算法都要求有拒识别, 以增加识别算法的容错性能. 算法采用 C++ 语言在普通 PC 机上实现, 算法平均识别时间达到 117.17 ms, 约 0.12 s, 平均有拒识别率为 92.28%, 平均无拒识别率为 94.06%.

为了验证本文算法优越性, 用该方法和其他算法进行了大量的效率及耗时对比实验. 文献 [12] 提出一种较为有效的人脸识别方法, 步骤为: 1) 对人脸彩色图像增强; 2) 利用 KNN 进行人脸特征分类; 3) 修正由背景及噪声引起的模糊分类特征; 4) 在得到的分类图像中采用姿态矫正判别方法进行人脸比较, 最后从人脸分类图像库中识别出人脸. 文献 [13] 提出了一种基于二维主成分分析的人脸识别新方法, 具体处理步骤为: 1) 基于维度分类的差分向量构成新的人脸差分特征数据库; 2) 基于二维主成分分析的图像特征轴提取; 3) 采用神经网络判别特征轴并依据差分向量最小距离来进行人脸识别.

采用不同的随机样本比较本文 CGV 算法与 SOM face^[12]、2DPCA^[13] 的识别性能, 随机选取 100, 200, 300 个样本作正识测试, 其余作干扰测试, 实验采用平均精确识别率和平均识别时间作为实验结果, 各种识别算法的有效识别率和精确识别率由表 2 分别给出, 图 5 显示了 3 种算法的识别精度随单人脸耗时的变化情况, 从实验数据和图 5 可以看出, 本文 CGV 算法在识别性能上具有明显的低耗时、高准确率的优势. 具体分析如下:

1) 本文方法识别准确率为 94.06%, 达到了很

好的识别鲁棒性. 测试中有 2 幅人脸图像包含了多余的区域, 原因是该区域与人脸的右侧部分具有完全相同的灰度特征, 可以在特征分布约束匹配的步骤中再次判别, 6 幅图像的人脸区域不完整, 由于在归一化处理当中减小了部分人脸的侧脸信息, 导致复合梯度向量标定不完整, 可以在归一化处理过程中重新处理. 其他两种方法不能进行准确识别的人脸图像包括: 受人脸姿态、面部表情、光线环境影响; 人脸旋转角度超过一定范围; 人脸表情幅度过大; 左右人脸光照不均匀等人脸图像. 通过实验数据可以看出 2DPCA 方法和 SOM face 方法鲁棒性较差, 本文复合梯度向量算法具有很好的鲁棒性.

2) 本文方法有拒绝识别的情况出现, 原因是算法测试中, 设置了拒识人脸图像进行识别. 本文方法测试中很少有出现错误识别的情况, 原因是复合梯度向量将人脸的最明显分布特征融合成具有一定分布规律约束的连续性特征进行识别, 在基向量标定分布规律约束下进行特征域对比, 排除了人脸不同位置的相似特征点的错误匹配. 而其他两种方法错误识别的情况较多, 原因除了光照、旋转角度、表情变化等图像本身因素影响外, 这两种方法都采用了分散特征点进行对比识别, 特征点之间没有考虑三维空间的主特征间约束, 导致误识的情况出现.

3) 本文方法平均人脸识别的时间为 117.17 ms/幅人脸, 通过目标区域标定、复合梯度向量提取最明显特征分布约束信息的处理, 使得本文算法在提高了识别准确率的同时, 保证了较快的识别速度.

表 2 不同人脸识别算法识别率对比

Table 2 The comparison of different face recognition algorithms for identification

项目	文献 [12] 算法			文献 [13] 算法			本文 CGV 算法		
测试图像数量 (张)	100	200	300	100	200	300	100	200	300
精确识别数量 (张)	90	167	218	92	179	265	96	186	271
重复识别失败 (张)	5	10	33	2	3	6	1	2	4
识别信息不完整 (张)	2	7	22	2	9	15	1	5	13
首次识别失败 (张)	3	15	27	4	9	14	2	7	12
有效识别率 (%)	95.0	88.5	83.7	94.0	91.1	90.4	97.0	93.9	91.4
平均有效识别率 (%)	—	89.1	—	—	91.5	—	—	94.1	—
精确识别率 (%)	90.0	83.5	72.7	92.0	89.5	88.3	98.0	98.0	96.6
平均精确识别率 (%)	—	82.1	—	—	89.9	—	—	92.3	—
平均识别时间 (ms)	—	385.1	—	—	326.3	—	—	117.2	—

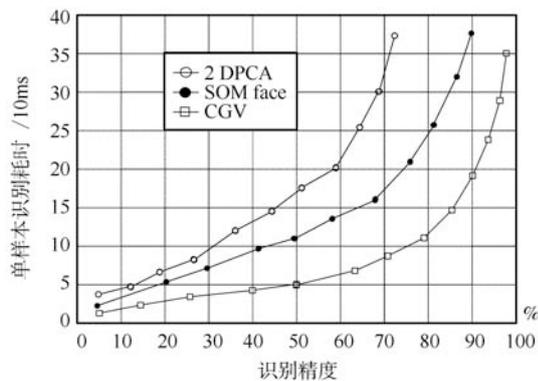


图5 三种算法的识别精度与单样本耗时的变化情况

Fig. 5 Variation of recognition accuracies of three algorithms along with time consumed for a single sample

2.2 CMU-PIE 人脸库测试

由于 ORL 和 YALE 人脸库中光照和姿态的变化尺度较小, 大部分人脸识别系统对该数据库的识别准确率较高. 为了进一步测试本文算法对光照和姿态变化的人脸识别性能, 将本文方法在 CMU-PIE 人脸库上进行识别测试, 同时与文献 [14] 提出的基于 Gabor 小波描述和 LDA 结合的光照补偿、姿态矫正识别方法的识别结果进行了对比.

CMU-PIE^[11] 人脸数据库是由美国 Carnegie Mellon University 创建, 共有 68 位志愿者的 41 368 张不同姿态、不同光照和不同表情的面部图像. 其姿态与光照变化是在严格控制条件下进行采集, 目前该人脸数据库已经成为人脸识别领域对识别算法性能评估的一个重要测试集合. 图 6 为 CMU-PIE 人脸数据库的随机 14 位志愿者的人脸图像示例.

为了便于对比分析, 先将 CMU-PIE 数据库中 68 位测试人员人脸样本的 4 种不同集合 (Expression、Illume、Lights、Talking) 进行复合梯度向量标定, 描绘出人脸最大特征约束信息, 每位人员的不同集合均反复标定 20 次, 建立复合梯度向量数据库, 以减少特征信息存储容量并提高识

别速度, 库中包括 68 位测试人员的复合梯度向量信息, 每位人员拥有 5 种 (选取左侧视、右侧视、正视、低视、仰视 5 种姿态) 复合梯度向量人脸集合, 每个复合梯度向量在库中存储的信息格式为 $[\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}), \varphi(\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max})), \psi(\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}))]$ (详见步骤 8). 然后, 将光照不变、姿态变化的图像集合进行识别测试, 最后, 将姿态和光照都有变化的图像集合进行识别测试, 测试中每个集合均反复测试 20 次, 测试结果以均值为准. 测试状态个数为 8, 测试的首选特征为复合梯度向量 $\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max})$, 判定匹配成功的阈值设置为 0.59, 若匹配结果中出现候选集合, 即出现两个或两个以上不同身份的人脸匹配成功, 则选取候选特征 $\varphi(\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max})), \psi(\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}))$ 进行二次判定.

将 CMU-PIE 的 4 个姿态集合 (集合 29、集合 5、集合 11、集合 37) 进行测试, 复合梯度向量标定的数据不包含光照严重昏暗, 无法辨别人脸信息的测试样本. 本文算法测试结果与文献 [14] 采用的基于 Gabor 小波和 LDA 结合的测试结果由表 3 给出. 通过表 3 数据可知, 由于本文算法对 CMU-PIE 数据库样本进行复合梯度向量标定并且采用复合梯度向量信息建立测试数据库, 其识别性能相比于文献 [14] 采用的 Gabor 小波与 LDA 识别算法的性能具有明显提升. 因为复合梯度向量对人脸描述采用的是最大特征约束信息建模的方式对多种人脸的不同姿态进行特征矫正, 建立不同人脸姿态下的最大特征约束信息, 因此采用复合梯度向量描述人脸方法克服了文献 [14] 中姿态矫正中存在的一些矫正效果欠佳的缺点, 同时由于 Gabor 方法描述的特征存在较高的特征维数, 计算量较大, 而本文采用复合梯度向量方法, 主要匹配人脸的最大特征约束信息, 其信息量较少, 识别速度较快, 加上复合梯度向量维度和梯度的二次判定, 使得本文算法对测试数据库中的 4 种姿态集合的识别准确率相对更加稳定, 进一步验证了本文方法具有较好的鲁棒性.



图6 CMU-PIE 数据库人脸图像示例

Fig. 6 Samples of CMU-PIE original face images

表 3 CMU-PIE 人脸库测试结果比较

Table 3 The comparison of tests results on CMU-PIE database

集合	文献 [14] 方法 (%)	本文方法 (%)
集合 29	97.10	98.60
集合 5	98.50	99.70
集合 11	95.60	97.20
集合 37	88.20	96.50

在复合梯度向量标定测试中加入具有光照不同程度变化的人脸图像, 重新对所有样本进行测试, 然后对 CMU-PIE 人脸库中的闪光灯序列号 6~17 的图像集合 (1~5 号与 18~21 号闪光灯属于右侧脸和左侧脸拍摄, 不具有完整人脸信息, 不予考虑), 共 1 632 幅图像进行测试, 实验结果如图 7 所示. 总共 12 个闪光灯下的人脸识别率平均为 96.80%, 从图中可以看出, 闪光灯 6, 8, 9 条件下的识别率只略高于 90%, 但是相比于文献 [13] 的这 3 组闪光灯条件下的准确率提高了 4.1%, 本文算法 12 组灯光条件下的平均识别准确率比文献 [14] 提高了近 9%.

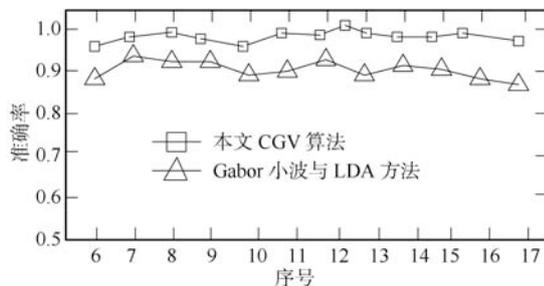


图 7 光照变化时实验结果对比

Fig. 7 The comparison of test results with different lights

3 结论

根据生物视觉系统具有“最明显分布约束信息”的特征, 提出了一种新的基于复合梯度向量描述的人脸识别算法. 该算法抓住了人脸特征的主要信息, 突出了人脸重要区域, 抑制了非人脸区域. 通过子区域约束信息的提取, 解决了人脸异位特征误识问题. 同时对特征域旋转、光照强度变化及多姿态、多表情的人脸识别具有很好的鲁棒性. 在人脸范围较小及人脸图像模糊或底色褪色时, 能有效地进行人脸复合梯度向量信息的提取, 可以形成大范围流动人口中的小型人脸的模糊识别, 提高了复杂背景下人脸识别的可靠性.

通过对人脸实例测试表明, 由基向量标定出的同一目标最明显特征分布约束信息保持了较好的稳定性, 在环境变化和自身变化的条件下, 该算法

显示了稳定的识别性能.

通过对数据库 ORL、YALE 和 CMU-PIE 中人脸图像的实验对比分析, 考虑在不同时间拍摄、不同光照强度、不同姿态以及不同表情等干扰因素的影响下, 该算法可以得到较高的识别准确率和很好的鲁棒性.

本文算法不仅对人脸识别有效, 而且对紧凑型特定目标图像的识别也具有普遍意义, 为特定目标图像的识别提供了新的思路. 复合梯度向量抓住了人脸最明显特征分布约束信息, 但是由于人脸受年龄变化而导致人脸最明显的特征分布也将发生改变, 因此, 本文今后将针对年龄变化的人脸图像的识别做进一步研究.

References

- 1 Kirby M, Sirovich L. Application of the Karhunen-Loeve procedure for the characterization of human faces. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, **12**(1): 103–108
- 2 Turk M, Pentland A. Eigenfaces for recognition. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 1991, **3**(1): 71–86
- 3 Belhumeur P N, Hespanha J, Kriegeman D. Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, **19**(7): 711–720
- 4 Bartlett M S, Movellan J R, Sejnowski T J. Face recognition by independent component analysis. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2002, **13**(6): 1450–1464
- 5 Moghaddam B. Principal manifolds and probabilistic subspaces for visual recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, **24**(6): 780–788
- 6 Kim K I, Jung K, Kim H J. Face recognition using kernel principal component analysis. *IEEE Signal Processing Letters*, 2002, **9**(2): 40–42
- 7 Mika S, Ratsch G, Weston J, Scholkopf B, Muller K. Fisher discriminant analysis with kernels. In: *Proceedings of the IEEE Signal Processing Workshop*. Madison, USA: IEEE, 1999. 41–48
- 8 Martinez A M. Recognizing imprecisely localized, partially occluded, and expression variant faces from a single sample per class. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, **24**(6): 748–763
- 9 Su Yu, Shan Shi-Guang, Chen Xi-Lin, Gao Wen. Integration of global and local features for face recognition. *Journal of Software*, 2010, **21**(8): 1849–1862
(苏煜, 山世光, 陈熙霖, 高文. 基于全局和局部特征集成的人脸识别. *软件学报*, 2010, **21**(8): 1849–1862)
- 10 Zhang Xiao-Hua, Shan Shi-Guang, Cao Bo, Gao Wen, Zhou De-Long, Zhao De-Bin. CAS-PEAL: a large-scale Chinese face database and some primary evaluations. *Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 2005,

17(1): 9–17

(张晓华, 山世光, 曹波, 高文, 周德龙, 赵德斌. CAS-PEAL 大规模中国人脸图像数据库及其基本评测介绍. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(1): 9–17)

- 11 Yin Bao-Cai, Sun Yan-Feng, Wang Cheng-Zhang, Ge Yun. BJUT-3D large scale 3D face database and information processing. *Journal of Computer Research and Development*, 2009, 46(6): 1009–1018
(尹宝才, 孙艳丰, 王成章, 盖贇. BJUT-3D 三维人脸数据库及其处理技术. 计算机研究与发展, 2009, 46(6): 1009–1018)
- 12 Tan X Y, Chen S C, Zhou Z H, Zhang F Y. Recognizing partially occluded, expression variant faces from single training image per person with SOM and soft κ -NN ensemble. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2009, 16(4): 875–886
- 13 Yang J, Zhang D, Frangi A F, Yang J Y. Two-dimensional PCA: a new approach to appearance based face representation and recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 26(1): 131–137
- 14 Hu Feng-Song, Zhang Mao-Jun, Zou Bei-Ji, Ma Jun-Rong. Pose and illuminate invariant face recognition algorithm based on HMM with one sample per person. *Chinese Journal of Computers*, 2009, 32(7): 1424–1433
(胡峰松, 张茂军, 邹北骥, 马俊容. 基于 HMM 的单样本可变光照、姿态人脸识别. 计算机学报, 2009, 32(7): 1424–1433)



王志宏 辽宁工程技术大学工商管理学院教授. 主要研究方向为管理科学与工程, 矿区环境恢复与生态重建, 图像处理与分析. E-mail: zhwang58@sohu.com
(**WANG Zhi-Hong** Professor at the School of Management Science and Engineering, Liaoning Technical University. His research interest covers

management science and engineering, mining area environment recovering and ecological rebuilding, and image processing and analysis.)



袁 姮 辽宁工程技术大学工商管理学院硕士研究生. 2010 年获得辽宁工程技术大学信息管理与信息系统学士学位. 主要研究方向为管理科学与工程, 图像处理与模式识别, 图像与视觉信息计算. 本文通信作者.

E-mail: hengheng226@sina.com

(**YUAN Heng** Master student at the School of Management Science and Engineering, Liaoning Technical University. She received her bachelor degree from Liaoning Technical University in 2010. Her research interest covers management science and engineering, and image processing and pattern recognition, image and visual information calculating. Corresponding author of this paper.)



姜文涛 辽宁工程技术大学电子与信息工程学院硕士研究生. 2010 年获得辽宁工程技术大学学士学位. 主要研究方向为图像处理与分析, 图像与视觉信息计算, 模式识别与人工智能.

E-mail: lntuwulue@sina.com

(**JIANG Wen-Tao** Master student at the School of Electronics Information Engineering, Liaoning Technical University. He received his bachelor degree from Liaoning Technical University in 2010. His research interest covers image processing and analysis, image and visual information calculating, pattern recognition, and artificial intelligence.)