

复杂环境下基于聚类分析的人脸目标识别



高玉潼^{1,2} 雷为民¹ 原 玥²

1 东北大学计算机科学与工程学院 沈阳 110169

2 沈阳大学信息工程学院 沈阳 110044

摘要 在现代社会,人脸目标识别技术在各大领域应用得越来越广泛;同时,社会治安环境和国际安全问题也愈发严峻,人脸目标识别面临着越来越严峻的挑战。在复杂环境下,检测目标和背景场景都是复杂且动态变化的,传统的人脸目标识别技术已无法满足日益增长的需求。对此,文中通过聚类分析方法对传统 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)算法进行优化改进,利用聚类分析的原理将对象特征点进行归类,使得聚类结果更加符合设定阈值,从而提高匹配效率。为了验证优化改进后算法的匹配效果,将改进后的算法和传统 SIFT 算法进行对比检测分析。结果表明,改进后的 SIFT 算法能够消除无关书籍的干扰,实现图像匹配点的完整连接。为了验证改进算法的有效性,基于几个常用库将其与常用算法进行对比分析,结果显示聚类 SIFT 算法在 CASPEAL-R1,CFP,Multi-PIE 方面都要优于其他算法,具有更好的应用效果和适用性。

关键词: 聚类分析;SIFT 算法;特征匹配

中图法分类号 TP391

Face Recognition Based on Cluster Analysis in Complex Environment

GAO Yu-tong^{1,2}, LEI Wei-min¹ and YUAN Yue²

1 School of Computer Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110169, China

2 School of Information Engineering, Shenyang University, Shenyang 110044, China

Abstract In modern society, the use of face recognition technology in a variety of fields is increasing. Meanwhile, the problems of social security environment and international security are becoming more serious, thus face recognition is confronted with more severe challenges. Detection target and background are complex and dynamic in a complicated environment, so the traditional face recognition technology can not meet the growing demand. Therefore, in this paper, the traditional SIFT (Scale, Invariant, Feature, Transform) algorithm is optimized by clustering analysis method, and the object features are classified according to the principle of clustering analysis, so as to make the clustering results more in line with the set threshold and improve the matching efficiency. The results show that the improved SIFT algorithm can eliminate the interference of irrelevant books and realize the complete connection of image matching points. In order to verify the effectiveness of the improved SIFT algorithm, it is compared with the common algorithms based on several commonly-used databases, and the results show that the clustering algorithm SIFT is better than other algorithms in CASPEALG R1, CFP, MultiGPIE, and has better application effect and applicability.

Keywords Cluster analysis, SIFT algorithm, Feature matching

在人工智能飞速发展的今天,人脸目标识别技术被广泛应用于人们生活的方方面面,例如公司上班打卡、支付宝支付、手机面部解锁、刑事案件侦查等。因此,对该项技术不断进行研究和完善是当前的主流趋势。鉴于此,寻找一种识别速率快且准确率高的人脸目标识别方法^[1-2]成为本文主要目标。

国内外有很多研究者提出了人脸目标识别的方法,大部分都是基于图像匹配的识别方法,如基于区域的匹配方法(如互相关法、序列检测法、互信息法)和基于傅里叶变换的相位相关法。随着研究的深入,图片识别技术也在持续不断的更新。1999年,加拿大英属哥伦比亚大学研究者提出了 SIFT

算法。该算法能够提取相对信息量高的局部特征,提取的特征在图像进行旋转、尺度缩放、光照变化时能够保持不变,对于图像发生变化时易出现的视角变化、噪声增多等情况具有很好的稳定性。SIFT 算法效率高,有良好的可扩展性,被用于物体识别,因此有很重要的研究意义。

根据人工智能技术的最新研究成果以及不同领域研究者的实践讨论,将人脸识别的基本流程大致归纳为:先输入人脸检测图片,对人脸的关键点进行定位,对突出特征不明显的地方做出矫正,然后对该人脸图像进行特征提取。识别技术并不是一开始就智能高效的,最初的识别技术需要建立人脸数

收稿日期:2019-05-05 返修日期:2019-11-04 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:国家自然科学基金(61401081)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (61401081).

通信作者:高玉潼(sydxgty@126.com)

数据库,利用一张图片进行检索,进而判断该库中是否存在需要检索的人脸。随着设备的不断更新及应用场景的增多,人脸检测数据库和检索图像逐渐丰富,通过摄像头实时抓拍的图像逐渐增加。为了提高人脸识别的准确率,不再采用序列检测法、互相关法等传统简单的特征识别提取方法,而是基于改进聚类算法^[3]开展人脸识别。这种技术能在不知道检测目标的具体信息的条件下,利用摄像头捕捉大量的场景图片,然后根据人脸的图像特征以及该检测目标的具体活动分析其生活轨迹,从而得出个人信息。

本文的研究重点在于:1)研究复杂环境中的人脸识别问题,较单纯识别人脸特征增加了难度,能够提升人脸特征识别算法的抗干扰能力;2)基于聚类分析^[4]的SIFT算法改进对人脸识别的研究。聚类分析能降低人脸识别的复杂度,改进后的SIFT算法在进行人脸识别时能够更容易地提取到人脸局部特征,智能化去除无关目标,最终使实验准确率有所提高^[5]。

1 SIFT 算法

人工智能研究中,特征提取是对图像进行识别分类或检索的关键步骤,特征提取效果越好,则识别准确率越高。特征提取方法分为传统特征提取和深度学习两种。传统的特征提取方法有SIFT, SURF^[6], HOG^[7]等。深度学习主要是利用卷积层中的卷积核来提取图片特征。本文采用SIFT算法提取人脸特征。

SIFT算法又称尺度不变特征变换,其通过找到图像区域内的极值点,并提取该点的大小、对应位置以及旋转不变量,来提取图像中的局部特征。该算法主要是对识别目标的局部区域进行特征提取,所以与图片大小和背景复杂程度无关。该算法的工作流程如图1所示。

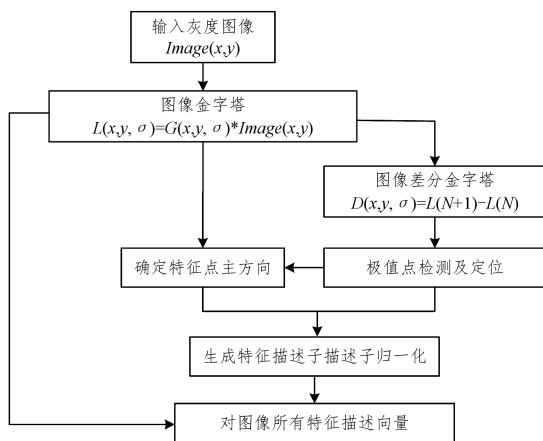


图1 SIFT算法的流程图

Fig.1 Flow chart of SIFT algorithm

SIFT算法具有以下特点^[8]:当识别目标发生位移、大小改变、亮度变化或者图像存在噪声时,提取的局部图像特征能够保持不变;具有较好的区分性,适用于大量数据环境下的特征提取和匹配;产生的向量比较多,简单的几张识别图像通过SIFT算法就能产生大量的特征向量;提取特征的速率较快。

SIFT特征算法的实现分为两部分:1)SIFT特征点的提

取和生成,从所识别的图像中提取出一些不受环境大小变化且与位移变化等因素无关的特征向量;2)SIFT特征向量的匹配,匹配流程如图2所示。

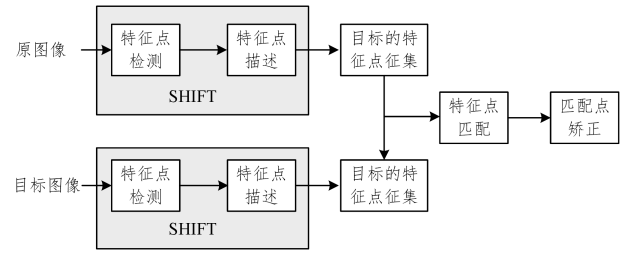


图2 SIFT算法的匹配流程图

Fig.2 Matching flow chart of SIFT algorithm

1.1 特征点提取

特征点提取可分为5个部分:图像金字塔、极值点检测、极值点定位、关键点方向信息、关键点描述。

Step1 图像金字塔

这部分首先对待检测图像进行大小变化,获取每个图像的大小空间,形成序列;然后对这些序列图像中主要区域的特征进行提取;最后将得到的图像特征转化为相应的特征向量。当图片大小发生改变时,像素会逐渐降低。图片大小组建的基础是DOG金字塔,金字塔是利用高斯函数来逐渐改变图片的清晰度。高斯金字塔层数的计算公式为:

$$O = \lceil \log \min(M, N) \rceil - 2 \quad (1)$$

其中, M 和 N 为原始图像的行数和列数。

金字塔中的每张图像用 $L(x, y, \sigma)$ 表示,其计算公式为:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) \otimes I(x, y) \quad (2)$$

其中, $I(x, y)$ 表示图像; \otimes 表示卷积; σ 为图像尺度参数,又称为模糊系数; $G(x, y, \sigma)$ 为高斯函数:

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

金字塔中的每一组(Octave)由6层尺寸相同但模糊系数不同的采样图像组成,其变化公式为:

$$\sigma(o, r) = \sigma_0 2^{o+\frac{r}{s}}, o \in [0, \dots, O-1], r \in [0, \dots, s+2] \quad (4)$$

其中, o 为组索引序号, r 为层索引序号, s 为高斯差分金字塔中每组的层数, O 为金字塔组数, σ_0 为高斯模糊初始值。

为了保持高斯差分金字塔的尺度空间(即高斯模糊系数)的连续性,下一个Octave($i+1$)的第一层由上一个Octave(i)中倒数第3层直接进行降采样,这样不易产生模糊。为了尽可能多地保留原始图像信息,一般需要对原始图像扩大两倍采样,即升采样,从而生成一组采样图:Octave-1。

Step2 极值点检测

对空间中的极值点进行检测又称为对关键点的初步寻找。利用DOG函数^[9]来寻找该局部空间内的极值点,每一个待检测的像素点都要与它的相邻点进行比较,比较其与空间周围各点的图像域、尺度空间域以及大小。如图3所示,在这个图像空间中,中心点与周围同一平面的8个点进行比较,这属于图像域之间的比较;中心点和上下平面的 2×9 个点做比较,若该中心点比较的结果是属于同一尺度空间域的比较,那么说明该点可以视为该区域中的极值点。

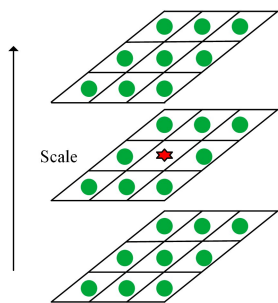


图3 极值点的位置

Fig. 3 Location of extreme point

Step3 极值点定位

DOG算子提取的特征难以检测到图像中的噪声和空间边缘信息,因此得到的极值点有很多近似值和错误值,应该进一步去除这些错误的极值点,从而提高特征提取的准确率。前述过程检测到的一般是离散空间的极值点,而我们需要得到连续空间的极值点,因此需要对DOG算子函数进行曲线插值。本文利用泰勒展开式进行插值,该算式的矩阵表示如下:

$$D(\mathbf{X}) = \mathbf{D} + \frac{\partial \mathbf{D}^T}{\partial \mathbf{X}} \mathbf{X} + \frac{1}{2} \mathbf{X}^T \frac{\partial^2 \mathbf{D}}{\partial \mathbf{X}^2} \mathbf{X} \quad (5)$$

对 \mathbf{X} 进行求导,使方程值为零,从而得到极值点的偏移量:

$$\hat{\mathbf{X}} = -\frac{\partial^2 \mathbf{D}^{-1} \partial \mathbf{D}}{\partial \mathbf{X}^2} \quad (6)$$

得到偏移量后,极值点的值按照如下方程计算:

$$D(\hat{\mathbf{X}}) = \mathbf{D} + \frac{1}{2} \frac{\partial \mathbf{D}^T}{\partial \mathbf{X}} \hat{\mathbf{X}} \quad (7)$$

其中, $\hat{\mathbf{X}}$ 为中心偏移量。若中心偏移量计算值大于0.5时,说明插值中心偏移到邻近点。

Step4 关键点方向信息

计算得到的极值点是在不同空间中提取出来的,因此需要保证关键点位置信息不变^[10]。对关键点分配方向信息时需要解决两个问题:1)图像角度不变;2)图像经过旋转后的信息不发生改变。通过求解极值点的梯度来实现对极值点每个方向的分配。梯度方向公式如下:

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \left[\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)} \right] \quad (8)$$

直接分配关键点的方向并不是其梯度方向,梯度方向需要通过梯度方向直方图来得到。

梯度直方图的计算:首先计算关键点周围区域所有点的方向,即整个梯度方向 $0 \sim 360^\circ$ 范围内所有点的方向。方向可以根据相应的需求进行定义,如果定义了36个方向,则每个方向代表 10° 的范围,符合该方向的关键点落到该区域内,从而在36个方向形成36个柱状,将其组合后形成直方图,该直方图的长短代表关键点的个数。在组合形成的直方图中,纵坐标最大的方向是落入此区域关键点最多的方向,将此柱状方向作为主方向,其余方向为辅,不过需要注意的是,这些辅助方向的设计对结果的匹配也会产生巨大的影响。

Step5 关键点描述

将某个关键点周围局部区域内的点划分成块,计算这个小区域内的梯度直方图,以梯度直方图产生的值作为特征向

量,该向量就作为本区域的图像特征信息代表。

1.2 特征点匹配

对特征点进行匹配的方法可以分为两种:特征向量的匹配^[11]和关键点的匹配。

特征向量匹配其实就是两个特征向量的相似性匹配,即提取关键点之后,对关键点进行描述,得到原始图像数据的特征向量和待匹配图像的特征向量,然后利用距离算法计算两个特征向量的相似度,距离值越小则相似度越高。常用的距离算法有欧氏距离、余弦距离、马氏距离等。

消除错配是特征匹配中的关键步骤。在提取特征时,需要预先设定特征描述符和相似度计算方法,但错配仍然不可避免。为了提高匹配率,算法中会设置相应的阈值来约束某些错误的关键点。利用RANSAC算法去除错误的匹配点,然后将剩余的点作为最佳匹配点,再对这些最佳匹配点进行相应的配对,能够极大地提高匹配率。

关键点匹配的过程为:首先,将前文中对原始数据集进行特征提取得到的关键点描述子进行筛选组合,构建出关键点描述子的区间;然后,对待匹配的关键点采用同样的方法得到相应的关键点描述子,形成各自的子区间;最后,对比研究待匹配图像的子区间是否在原数据集区间内,通过距离算法计算两个关键点描述子的相似性(通常采用欧氏距离作为这一步骤的距离算法)。

2 基于聚类分析的SIFT改进算法

为了提高图像匹配的准确率,需要对图像提取后的特征向量进行匹配,其中对图像特征点的提取以及图像特征点的匹配是关键。

本文主要研究改进SIFT算法的不足之处,以提高图像的匹配率。传统SIFT算法存在明显的局限性,并且很多情况下在设定一个阈值后提取的特征较为笼统,造成很多错误匹配,导致最终的匹配率较低。为了弥补这种传统方法的不足,本文提出对SIFT提取出的特征向量进行聚类,增加向量的约束条件,然后再利用相应的距离算法计算两个向量间的距离,完成目标匹配,提高匹配的准确率。

2.1 聚类分析算法

改进SIFT算法增加了聚类分析。聚类就是将提取到的特征点进行分组,使得在同一组中的特征点之间的相似度比较高,而不同组之间的特点性质差异比较大。

聚类分析的作用主要有3点:1)它能够有效得到识别对象的主要内部结构,在聚类中可以通过分析各组中每个点的特征相似性归纳出该组的特点;2)其是进行图像处理的基础,首先对获取到的数据集进行预处理,然后通过分组梳理出数据集的基本特征,最后在此基础上对图像进行分类,从而能够提高图像的分类准确率;3)在对数据归类时,会出现大量无关的点,这类噪声点和孤立点只在特殊情况下有用,因此实验中需要将这些无关的点挖掘出来并剔除,以提高图像的匹配率。

聚类分析算法主要分为4类^[12]。

1)划分。依据划分原则,将含有 N 个图像的数据集划分成 M 个组。相应地,每个组中至少有一个划分对象,每个对象属于一个组。通过反复循环分类对象,并且不断改进划分

方案,使得到的划分效果更佳。利用该划分原则的方法有 K-means 算法和 K 中心点算法。

K-means 算法的聚类函数聚类的标准是组中对象到该组中心的平方误差最小。该算法的优点在于适用于大数据集,运行简单且效率高;缺点是需要提前划分各组规则,所以最终的分类结果受最先输入数据的影响,难以划分出噪声点等无关数据点^[13]。

K-中心点算法的原理是选取一些有代表性的对象进行分类,并满足组中的对象到该组中心点的绝对误差之和最小的聚类函数准则。其大致思路是:在每个组中随机选择一个代表点作为中心点,再将剩下的点与该中心点进行距离计算,将计算结果中距离相近的分在一个组,不断地比较每个点作为中心点的聚类结果,最终通过一系列的划分使得各组之内的相似率达到最高。该算法的优点在于对孤立点不敏感;缺点是不适用于对大数据集进行处理,运行过程较为复杂,会耗费大量的运算时间^[14]。

2) 层次。这种聚类方法根据层次进行划分,具体可以分为凝聚和分裂。凝聚是依照从多到少的原则,将每个对象设定为一个组,然后对这些组间相似对象进行归类。分裂则是从少到多将所有的分类对象归为一个组,然后对这个组进行拆分,最终达到数据聚类的目的。

凝聚的层次聚类代表算法是 AGNES 算法,该算法的原理是每个对象自成一组,根据两个不同组中相近点的相似度确定两组之间的相似度。分裂的层次聚类代表算法是 DI-ANA 算法,其原理是利用组之间的直径进行聚类,即依据任意两个聚类对象点距离的最大值和平均值来进行层次的归类^[15]。

3) 密度。依据密度进行划分时,需要预先设置标准值,若密度大于这个值则将其划分在某一区域,若密度小于该标准值则划分到另一个区域。对于大数据集这类计算密度较为复杂的数据集,需要首先建立空间索引机制来降低计算复杂度。

DBSCAN 算法是基于密度的聚类算法的代表性算法,其聚类原则是将许多密度相连的对象划分在同一组中。DBSCAN 算法的基本思想是:在聚类过程中,为每组设置相应的聚类对象半径以及最小特征点数,并确定每个组中的中心对象。首先计算该数据样本中每个对象的 ϵ -领域;然后进行聚合归类,这一步需要通过反复计算密度进行归类,当没有新的点可以进行归类时,算法过程结束^[16]。

4) 网格。利用网格进行聚类的原理是将聚类对象中大的空间结构细化成小的网格结构,再对网格中的小单元进行聚类。其作用是能够加快算法的运行速率,并且聚类时间与所归类的对象个数无关,只与设置空间划分的单元个数有关,极大地提高了计算效率。

STING 聚类算法是一种典型的聚类算法,对基于网格单元统计的信息进行聚类分析。该算法首先将大的数据对象空间划分为小的单元,然后根据网格单元的分辨率进行归类,并根据不同的分辨率级别划分相应的层次结构。其中,高层中与对象属性没有关系的属性从底层中获取,这些属性包括平均值、最大值、最小值、标准偏差等。算法的聚类准确性是由最底层网格单元的划分大小决定的,划分的范围越大,则聚类

效果越差;划分得越精细,则聚类效果越好^[17]。

2.2 数据标准化

在数据选择过程中,每种数据的评价标准不一,且不同数据具有不同的量纲和数量级。在同一课题中,需要对这些不同点进行归一化处理,简称数据标准化。目前,没有通用的数据标准化方法,已有方法可以大体分为直线、曲线、折线 3 种类型。直线类的代表性方法有极值法和标准差法,曲线类的代表性方法有半正态分布法,折线类的代表性方法有三折线法^[18]。

数据标准化原理是将数据按规定比例进行变换,然后将变换后的数据聚类到设定的固定区间内,并将数据的某些单位属性去除,将其转换为无量纲的数值,使一些单位或量级不同的数据可以直接进行比较。下面介绍 3 种常用的数据标准化方法。

1) 规范化方法。对输入的序列 x_1, x_2, \dots, x_n 进行转换:

$$y_i = \frac{x_i - \min_{1 \leq j \leq n} \{x_j\}}{\max_{1 \leq j \leq n} \{x_j\} - \min_{1 \leq j \leq n} \{x_j\}} \quad (9)$$

则新生成的序列 $y_1, y_2, \dots, y_n \in [0, 1]$ 没有量纲,因此序列中的数据都必须先进行规范化处理。该规范化方法又称为离差标准化,是对原数据进行线性转换,并将结果放置于 $[0, 1]$ 之间。

2) 正规化方法。对输入的序列 x_1, x_2, \dots, x_n 进行转换:

$$y_i = \frac{x_i - \bar{x}}{s} \quad (10)$$

其中, $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$, $s = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$, 则新生成的序列 y_1, y_2, \dots, y_n 的均值为 0, 方差为 1, 没有量纲。该标准化方法是对输入数据的平均值和标准差值进行标准化。对输入的数据进行 z-score 标准化处理,这种标准化形式是针对数据对象无法衡量最大、最小值的情况,是数据库 SPSS 中最常采用的数据标准化形式。正规化处理时,首先需要求出数据中的数学期望和所有数据的标准差,然后进行如下标准化处理:

$$z_{ij} = \frac{x_{ij} - x_i}{s_i} \quad (11)$$

其中, x_i 是数学期望, s_i 为数据标准差, z_{ij} 是经过标准化得出的变量值, x_{ij} 为输入变量值。

3) 归一化方法。对输入的正项序列 x_1, x_2, \dots, x_n 进行转换:

$$y_i = \frac{x_i}{\sum_{i=1}^n x_i} \quad (12)$$

则新生成的序列 $y_1, y_2, \dots, y_n \in [0, 1]$ 没有量纲,并且有 $\sum_{i=1}^n y_i = 1$ 。

2.3 改进算法的流程

基于聚类分析的原理,将提出的对象特征点进行归类,去除无关的对象特征点。一般地,聚类分为自动和手动。本文研究采用手动的方式设定符合的阈值,以此选取符合特征的极值点进行聚类,以提高匹配效率。改进算法的原理流程图如图 4 所示^[18]。

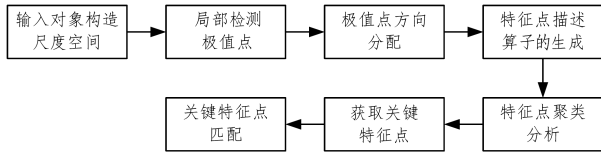


图4 改进算法的原理流程图

Fig.4 Schematic flow chart of improved algorithm

SIFT改进算法既保留了传统算法的优点,又能够降低时间复杂度,提高图像匹配率。改进算法对关键点的特征信息进行了改变:传统算法中关键点的3个重要属性是位置、方向及尺寸;改进算法在此基础上增加了一个属性索引,索引的作用是将同方向的对象划分为同一类。传统算法中,关键点的方向通常将 360° 范围划分为8组,以每 45° 作为一组特征,如图5所示,利用箭头的长短表示关键点尺度的大小。而改进算法在原算法的基础上,根据箭头长短从大到小建立索引机制,并按照逆时针的方向设置相应的索引值,避免在数据匹配时由于索引不同造成匹配误差^[19]。

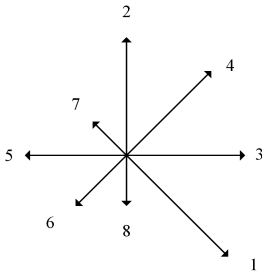


图5 关键点方向

Fig.5 Key directions

加入索引的原理是根据关键点方向的不同进行分类,减少匹配识别的循环过程,加快匹配速率。加入索引的目的是加快新关键点加入后提取特征的运算速率,并有效提高分类效率^[20]。

除了建立索引方向分类外,该算法还建立了关键点描述子优化,完成关键点的构造后,会形成新的特征向量。原特征向量的大小是 $4 \times 4 \times 128$ 维;经过优化后,关键点的方向有8个,特征向量维度最终降为 $4 \times 4 \times 16$,这些方向的对象可以进行并行计算,极大地提高了运算效率^[21-22]。

3 实验及结果分析

本节对原始算法及改进算法的效果进行对比分析。实验所用处理器的配置如下:型号为 Intel (R) Core (TM) i5-4210U,默认主频为 CPU @ 1.70 GHz,睿频能够达到 2.40 GHz。利用 MATLAB 软件进行仿真。

3.1 原 SIFT 算法的匹配效果

原 SIFT 算法的匹配需要经过 5 个步骤。

1)建立图像的尺度空间,利用算法检测该图像的极值点,从而得到尺度不变性。2)对步骤1)得到的特征点进行筛选和精确定位,去除与主要特征无关的点,得出所需的相关特征点。3)提取特征描述符,对每个特征点赋予相应的方向值。步骤1)~步骤3)的过程图如图6所示。

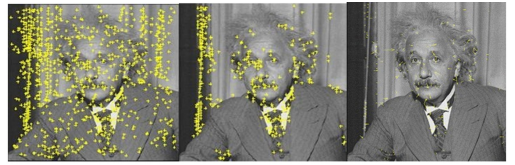


图6 SIFT算法的匹配过程图

Fig.6 Diagrams of matching process of SIFT algorithm

4)得到特征描述子,由上述过程中的特征描述符找到对应点。以一个特征点为中心,将该点周围 16×16 的阈值作为采样窗口,两个点之间通过高斯加权处理形成8个直方图,最终得到 $128(4 \times 4 \times 8)$ 维特征描述子。生成特征描述子的原理如图7所示。

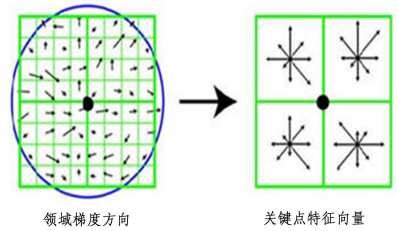


图7 生成特征描述子的过程

Fig.7 Process of generating feature descriptors

5)提取目标对象的主要特征后将其生成特征向量,利用欧氏距离计算原数据库与匹配数据图像特征向量的相似度。

本文首先使用传统 SIFT 算法对简单书本进行匹配,如图8所示。可以看出,两边的无关书籍对中间匹配书籍的结果造成了干扰。



图8 传统 SIFT 算法的书籍识别匹配效果图

Fig.8 Book recognition and matching effect diagram of traditional SIFT algorithm

然后利用人脸数据集验证其匹配结果,如图9所示。可以看出,旁边差异性较大的人脸会对正常匹配人脸产生很大干扰。



图9 传统 SIFT 算法的人脸识别匹配效果图

Fig.9 Face recognition and matching effect diagram of traditional SIFT algorithm

3.2 基于聚类分析的 SIFT 改进算法的匹配效果

SIFT 改进算法加入聚类过程如下: 1) 检测原数据库中图像的特征点数和需要匹配图像的特征点数, 由于待匹配的图像肯定比原数据库的图像少, 因此得到的特征点也应该比原数据库图像少。2) 利用距离算法计算两个特征向量并对其进行匹配运算, 如果需要匹配的图像中的特征点与数据集中的原有特征点恰好达到了匹配条件, 则将该匹配点删除; 接着进行下一组特征点的匹配循环, 并依据特征点的删除相应地减少下一次循环的次数。3) 根据本文设计的原理将其分为 8 个方向聚类, 得到 8 组数据。数据样本关键点描述子可以用 $S_i = (s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{i128})$ 表示, 需要匹配的检测样本关键点描述子可用 $R_i = (r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{i128})$ 表示。这两个描述子之间的相似性距离计算公式如下:

$$d(R_i, S_i) = \sqrt{\sum_{j=1}^{128} (r_{ij} - s_{ij})^2} \quad (13)$$

改进后的算法对原数据样本关键点描述子进行聚类, 最终关键点描述子被分为 8 组, 用 $T_i = (t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{i16})$ 表示; 需要匹配的检测样本关键点描述子也被分为 8 组, 用 $H_i = (h_{i1}, h_{i2}, \dots, h_{i16})$ 表示。改进后的相似性距离计算公式为:

$$d(T_i, H_i) = \sqrt{\sum_{j=1}^{16} (t_{ij} - h_{ij})^2} \quad (14)$$

改进前后算法的匹配原理如图 10 和图 11 所示。

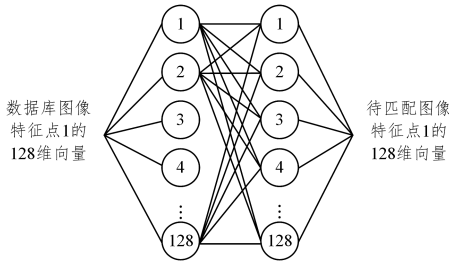


图 10 传统 SIFT 算法的匹配原理

Fig. 10 Schematic of traditional SIFT algorithm matching

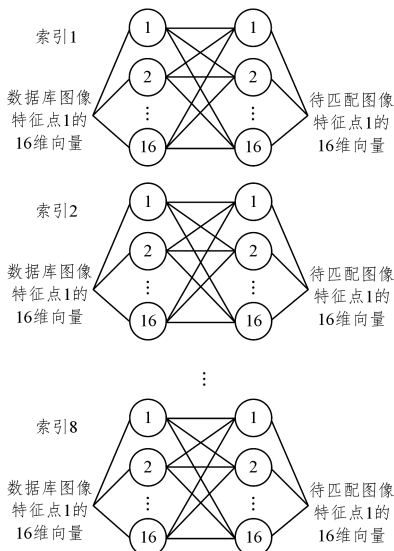


图 11 改进 SIFT 算法的匹配原理

Fig. 11 Schematic of improved SIFT algorithm matching

利用改进后的 SIFT 算法处理图片, 并且特征点之间设置可视化, 然后将其与原有结果对比, 可以看出两侧的无关书

籍对结果的干扰基本被消除, 图像匹配点的连接更加完整, 如图 12 所示。



图 12 改进 SIFT 算法的书籍识别匹配效果

Fig. 12 Book recognition matching effect of improved SIFT algorithm

下面进行人脸识别实验, 将人脸数据库放入改进算法中进行匹配, 此时相较原来的数据库, 图像的背景更加复杂。最终实验结果如图 13 所示, 改进 SIFT 算法能够得到两个正确匹配的人脸图像, 基本不受其他错误匹配图像的干扰。

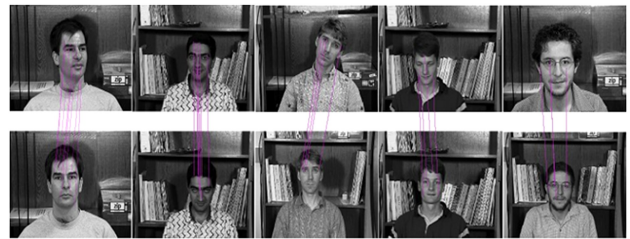


图 13 改进 SIFT 算法的人脸识别匹配效果

Fig. 13 Effect of improved SIFT algorithm for face recognition and matching

在保持匹配点相同的情况下, 比较传统算法和改进算法的匹配时间。从表 1 可以发现, 改进算法较原算法大大降低了错误匹配率, 且匹配时间大大缩短, 匹配效率有所提高。

表 1 改进算法前后的数据对比

Table 1 Comparison of data before and after improving algorithm

特征点数	匹配点数	算法	误匹配数	匹配时间/s
620	100	原算法	1	3.003
		改进算法	1	1.054
1788	100	原算法	0	5.431
		改进算法	0	2.406
2022	100	原算法	0	7.206
		改进算法	0	3.221

为了体现所提算法的有效性, 采用几个常用库以及常用方法进行对比。利用的常用库有 CASPEAL-R1, CFP, Multi-PIE; 常用算法有 SIFT, CFCNN, TCDCN。相关对比结果如表 2 所列。

表 2 不同算法在常用库上的识别准确率对比

Table 2 Accuracy comparison of recognition results of different algorithms on common libraries

	CASPEAL-R1	CFP	Multi-PIE
SIFT	91.53	90.77	91.03
CFCNN	93.54	92.28	94.16
TCDCN	93.89	94.24	94.82
聚类 SIFT	94.68	96.30	95.40

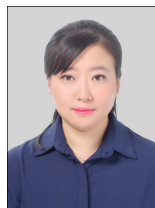
(单位: %)

结束语 本文主要研究人脸检测识别, 提出了基于聚类

分析的 SIFT 算法。经过实验对比得出,经过聚类后的人脸匹配准确率比原始 SIFT 算法的准确率高。对 SIFT 算法进行改进的主要原理是:通过对关键点描述子方向进行聚类,减少大量的无关点,并相应地在图片信息处理中去除了大量的背景信息,从而使得图像匹配率更高。另外,在对关键点进行聚类之后,可以对多个方向的关键点进行并行运算,大大减少了计算时间并降低了计算复杂度。该项技术的研究大大提高了复杂环境中的人脸识别准确率,给人们的生产和生活带来了便利。

参 考 文 献

- [1] SHARMA S, KUMAR V. Performance evaluation of 2D face recognition techniques under image processing attacks [J]. *Modern Physics Letters B*, 2018, 32(19): 1850212.
- [2] YAN H, WANG P, YANG X L, et al. One Type of New AdaBoost Human Telling Method [J]. *Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science)*, 2019, 33(2): 106-110, 161.
- [3] SUN J G, LIU J, ZHAO L Y. Clustering algorithms research [J]. *Journal of Software*, 2008, 19(1): 48-61.
- [4] ROSSION B. Humans are visual experts at unfamiliar face recognition [J]. *Trends in Cognitive Sciences*, 2018, 22(6): 471-472.
- [5] WANG F F, ZHANG B H, CHAI S C, et al. Community detection in complex networks using proximate support vector clustering [J]. *Modern Physics Letters B*, 2018, 32(7): 1850101.
- [6] BAY H, TUYTELAARS T, GOOL L. SURF: speeded up robust features [M] // *Computer Vision - ECCV 2006*, 2006.
- [7] REN Y, GU C C. Hand gesture recognition based on HOG characters and SVM [J]. *Bulletin of Science and Technology*, 2011, 27(2): 211-214.
- [8] WU Y Z, SUN H H. SIFT feature matching algorithm based on global information [J]. *Editorial Office of Optics and Precision*, 2009, 17(2): 439-444.
- [9] YANG Q J, XIAO X M. Improved SIFT algorithm based on Canny feature points [J]. *Computer Engineering and Design*, 2011, 32(7): 2428-2431, 2458.
- [10] PAN J J, YANG X, XIE X, et al. SIFT: a method for background subtraction in maximum likelihood fit [J]. *Physics*, 2009, 20(2/3): 121-131.
- [11] GAO J, HUANG X H, PENG G, et al. Color-based SIFT feature point detection and matching [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2007, 43(34): 10-12, 15.
- [12] MOKHAYERI F, GRANGER E, BILODEAU G A. Domain-specific face synthesis for video face recognition from a single sample per person [J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2019, 14(3): 757-772.
- [13] HU M, LIU C P, CUI Z M, et al. Clustering difference image kernel density estimation for foreground object detection [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2009, 14(10): 2126-2131.
- [14] LIU S, LIN K Z, SUN X D, et al. Scale-invariant feature transform based on clustering in face recognition [J]. *Journal of Harbin University of Science and Technology*, 2014, 19(1): 31-35.
- [15] YANG X F, LIU P. Face recognition based on clustering optimization algorithm for active model [J]. *Computer Simulation*, 2012, 29(1): 238-241.
- [16] HE G H, PAN Y J, WU F. Colorful human face detection based on skin color features and dynamic clustering [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2004, 31(11): 47-50.
- [17] MA H J, ZHANG D T, FENG J, et al. Three-dimensional facial feature points matching based on K-means clustering of relative angle context distribution and support vector machine [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2011, 16(5): 850-856.
- [18] ZHOU T, ZHANG Y N, YUAN H J, et al. Sequence targets classification algorithm based on ensemble improvement SVM and clustering analysis [J]. *Computer Science*, 2009, 36(1): 148-152.
- [19] HO H T, CHELLAPPA R. Pose-invariant face recognition using Markov random fields [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(4): 1573-1584.
- [20] DING C X, TAO D C. Pose-invariant face recognition with homography-based normalization [J]. *Pattern Recognition*, 2017, 66: 144-152.
- [21] SU Y, GAO X B, YIN X C. Fast alignment for sparse representation based face recognition [J]. *Pattern Recognition*, 2017, 68: 211-221.
- [22] MA H, SUN W C, SHI J H, et al. A Low-Resolution of Face Recognition Method Based on Curvelet Transform [J]. *Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science)*, 2018, 32(11): 162-168.



GAO Yu-tong, born in 1982, Ph.D candidate. Her research interests include image processing and multimedia communication.