

一种基于 GLRAM 的掌纹识别改进算法

彭晏飞 张彬 林森

(辽宁工程技术大学电子与信息工程学院 辽宁 葫芦岛 125105)

摘要 在小样本情况下,传统的 2DPCA 算法采用的训练样本的平均值不一定是训练样本分布的中心,而矩阵广义低秩逼近 (GLRAM) 算法需要多次迭代求解左右投影变换矩阵,复杂度高。为了解决这些问题,利用基于样本中间值的 2DPCA 算法 (M2DPCA),通过协方差矩阵获得右变换矩阵,进一步对其投影特征矩阵降维获得左投影变换矩阵,提出一种改进的 GLRAM 算法的掌纹识别方法。在 PolyU 掌纹库上实验表明:改进的 GLRAM 算法在节省了大量训练时间的同时,取得了比 GLRAM 算法更好的重构效果和识别率。

关键词 掌纹识别 数据降维 中间值的二维主成分分析 (M2DPCA) 矩阵广义低秩逼近 (GLRAM)

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2015.10.036

IMPROVED GLRAM-BASED PALMPRINT RECOGNITION METHOD

Peng Yanfei Zhang Bin Lin Sen

(School of Electronics and Information Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, Liaoning, China)

Abstract Under the condition of small sample, the average of all training samples used in traditional two-dimensional principal component analysis (2DPCA) is not always the scatter centre of the samples. In addition, the generalised low rank approximation of matrix (GLRAM) algorithm has to iterate many times for seeking the solution of the left and right projection transformation matrix, resulting in high degree of complexity. In order to solve these problems, we get the right projection transform matrix by making use of sample median-based 2DPCA algorithm (M2DPCA) and through covariance matrix, and obtain the left projection transform matrix by further reducing the dimensionality of projection feature matrix of M2DPCA. Then the palmprint recognition algorithm of the generalised low rank approximation of matrix is proposed. Experiments on PolyU palmprint database indicate that while the improved GLRAM saves a lot of training time, it also gets better performance than GLRAM in image reconstruction and recognition rate.

Keywords Palmprint recognition Data dimensionality reduction Median two-dimensional principal component analysis (M2DPCA) Generalised low rank approximations of matrices (GLRAM)

0 引言

目前生物识别技术的迅速发展满足了人们对身份鉴别的准确性、安全性与实用性等方面的高要求。掌纹识别技术具有方便快捷、掌纹图像信息量比较大以及掌纹图像易采集等优点,所以越来越被广大用户关注和接受,与其他生物识别技术相比,掌纹识别具有更广阔的应用前景。目前,对掌纹图像感兴趣区域 (ROI) 进行编码、统计、关键结构描述表示以及降维得到子空间是特征提取的四类主要方法^[1]。其中,基于特征子空间的数据降维方法在掌纹识别技术中广泛应用。所谓特征子空间就是通过对掌纹图像 ROI 进行线性或非线性变换得到比原先维数更低的空间,即 $f:R^n \rightarrow R^m (n > m)$ 。目前运用在掌纹识别上的多为线性子空间方法,如主成分分析 PCA、Fisher 线性判别 FLD 以及二维主成分分析 2DPCA^[2]。

2003 年 Lu 等^[3]将 PCA 应用于掌纹识别。首先将掌纹图像按列连接为高维向量,并计算该向量的最大散度矩阵的特征值和特征向量,之后保留若干较大的特征值对应的特征向量构成

投影矩阵。这种方法破坏了图像本身的二维信息,导致识别率比较低。二维主成分分析^[4-6]就是在主成分分析的基础上建立起来的,Li 等^[6]提出了改进 2DPCA 的在线掌纹识别的算法,该算法直接利用掌纹图像 ROI 的总体散布矩阵得到特征子空间的向量,不需要事先将其转换为向量形式,这样有效提高算法的效率。Wu 等^[7]提出了用 Fisher 线性判别选择的方法,在特征提取的过程中选取最佳的投影方向,从而得到最佳特征子空间,有利于更详细描述不同掌纹图像的信息,因此能得到较高的识别率。后来为了提高对图像数据的压缩率,Ye 等^[8]提出了 GLRAM 算法作为对 2DPCA 算法的进一步扩展,对二维图像数据矩阵进行双边降维,来获得较好的数据压缩率,并给出迭代方法获取左右投影变换矩阵,有效地提高了识别率,但这也导致 GLRAM 算法的时间复杂度增加。最近,Zhao 等^[9]对 GLRAM 算法进行了改进,又提出了新的非迭代 GLRAM—NGLRAM 算法,这种算法利用 2DPCA 算法通过协方差矩阵获得右投影变换矩阵,

收稿日期:2014-05-09。国家自然科学基金项目(61172144)。彭晏飞,副教授,主研领域:图形图像处理,模式识别。张彬,硕士生。林森,博士。

进一步对其投影特征矩阵降维获得左投影变换矩阵,从而节省了大量的训练时间,并取得了与 GLRAM 算法相近的重构效果和识别率。

从统计学的相关知识来分析,针对一组样本训练集只有当样本的数量足够大时,才能保证这组数据的均值就是它的分布中心,当样本很少的时候,只有通过计算它的中心值。然而,掌纹识别是明显的小样本事件,所以可以通过直接计算样本的中间值作为训练集的中心,从而得到最佳的投影变换矩阵。本文提出一种改进的 GLRAM 算法,直接利用 M2DPCA 算法^[10]求解右投影变换矩阵,最后通过在 PolyU 掌纹库上的实验验证该算法的有效性。

1 2DPCA 和 M2DPCA 算法

1.1 2DPCA 算法

2DPCA 是在 PCA 的基础上改进的算法,在构造特征子空间的过程中用到的特征值以及对应的特征向量是直接通过训练集中所有掌纹图像构造的协方差矩阵得到的。该方法的具体过程简述如下:

对一个总样本数为 N 的掌纹图像训练集 $A_i (i = 1, 2, \dots, N)$, 每个样本的分辨率都是 $r \times c$, 那么整个训练集的均值可以计算得到: $\bar{A} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A_i$, 对于样本训练集的协方差矩阵, 可以通过式(1)构造得到:

$$G = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (A_i - \bar{A})^T (A_i - \bar{A}) \quad (1)$$

然后计算 G 的特征值以及对应的特征向量, 并对得到的特征值进行降序排列, 投影矩阵 X 就是由前 d 个最大的特征值 ($\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_k$) 所对应的特征向量 ($\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_k$) 组合构成。即:

$$X = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_k) \quad (2)$$

则掌纹样本图像 A_i 的特征矩阵 $Y_i \in \mathcal{R}^{r \times k}$ 可以表示为:

$$Y_i = A_i X \quad (3)$$

2DPCA 和 PCA 区别在于构造协方差矩阵时, PCA 要先将掌纹图像的二维矩阵按列转变为一维向量, 而 2DPCA 不需要。

1.2 M2DPCA 算法

在 2DPCA 算法中, 从式(1)可以看出, 协方差矩阵是利用整个掌纹图像训练集的均值得到的, 而协方差矩阵是求投影矩阵的关键, 所以均值能否正确表示整个样本的分布中心对整个算法的性能有很大的影响。并且掌纹识别技术的识别效率很大程度上取决于掌纹图像的采集效果, 然而在掌纹图像采集过程中往往受到很多因素的影响, 比如人手掌的收缩性, 光照的明暗程度等, 这些因素很大程度上影响到样本集, 产生了一些边缘样本。由于掌纹识别过程中用到的训练集本身是很小的, 而且还有一些不可避免的边缘样本, 这时用整个掌纹图像训练集的均值作为样本的分布中心显然不是最佳的。为了最佳表示样本的分布中心, 协方差矩阵计算式(1)中的均值可以用中间值来代替。这样可以得到 M2DPCA 的新协方差矩阵构造形式:

$$G = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (A_i - m)^T (A_i - m) \quad (4)$$

式中, m 为训练样本集 A_i 的中间向量。

然后取 G 的前 d 个最大特征值对应的标准正交特征向量 $\zeta_1, \zeta_2, \dots, \zeta_k$ 构成最优投影矩阵 $P = [\zeta_1, \zeta_2, \dots, \zeta_k]$ 。则对已知

的掌纹图像训练集 A_i , 其特征矩阵表示为:

$$Y = A_i P \quad (5)$$

M2DPCA 是在 2DPCA 基础上改进得到的算法, 前者在构造协方差矩阵的时候用的是样本的中间值, 而后者是用的均值。M2DPCA 在很大程度上克服了掌纹图像样本的均值不能很好表示样本分布中心的问题。

2 GLRAM 算法

矩阵的广义低秩逼近 (GLRAM) 也是一种基于图像子空间表示的方法, 若 $A_i \in \mathcal{R}^{r \times c} (i = 1, 2, \dots, N)$ 表示掌纹训练集中分辨率为 $r \times c$ 的图像, 该算法的最终目的就是要找到两个正交变换矩阵 $L \in \mathcal{R}^{r \times l_1}, R \in \mathcal{R}^{c \times l_2}$ 和一组 $M_i \in \mathcal{R}^{l_1 \times l_2}$ 使 $L \times M_i \times R^T$ 尽可能的逼近 A_i , 也就是使极小值问题:

$$\min_{\substack{L \in \mathcal{R}^{r \times l_1}, L^T L = I_{l_1} \\ R \in \mathcal{R}^{c \times l_2}, R^T R = I_{l_2} \\ M_i \in \mathcal{R}^{l_1 \times l_2}}} \sum_{i=1}^N \|A_i - L M_i R^T\|_F^2 \quad (6)$$

成立。上式极小值问题可以等价于解决极大值问题:

$$\max_{\substack{L \in \mathcal{R}^{r \times l_1}, L^T L = I_{l_1} \\ R \in \mathcal{R}^{c \times l_2}, R^T R = I_{l_2}}} \sum_{i=1}^N \|L^T A_i R\|_F^2 \quad (7)$$

由矩阵理论求解可得 L 和 R :

(1) 先通过式(8)得到矩阵 M_L :

$$M_L = \sum_{i=1}^N A_i R R^T A_i^T \quad (8)$$

(2) 再通过式(9)得到矩阵 M_R :

$$M_R = \sum_{i=1}^N A_i L L^T A_i^T \quad (9)$$

最终, L, R 分别由 M_L 和 M_R 前 l_1, l_2 个最大特征值对应的特征向量构成。

具体算法描述如下:

Input 数据集 $\{A_i\}_{i=1}^N, r$ 和 c

Output 左变换矩阵 L 和右变换矩阵 R , 降维后的数据 $\{M_i\}_{i=1}^N$

步骤一 设定 L 的初始值 L_0 , 令 $t = 1$;

步骤二 当所有结果未收敛, 开始迭代:

(1) 计算右变换矩阵, 首先根据 $M_R = \sum_{i=1}^N A_i L L^T A_i^T$ 求得 M_R , 然后计算 M_R 的特征值, 将特征值按照降序排列, 取前 l_1 个特征值对应特征向量构成 R_t ;

(2) 计算左变换矩阵, 首先根据 $M_L = \sum_{i=1}^N A_i R R^T A_i^T$ 求得 M_L , 然后计算 M_L 的特征值, 将特征值按照降序排列, 取前 l_2 个特征值对应特征向量构成 L_t ;

(3) 令 $t = t + 1$;

(4) 迭代结束;

步骤三 令 $L = L_{t-1}, R = R_{t-1}, M_i = L^T A_i R$ 。

引入一个衡量重构效果的物理量, 即重构误差的平方根 RMSER (Root Mean Square Reconstruction Error):

$$RE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|A_i - L^T M_i R\|_F^2} \quad (10)$$

上述算法的收敛条件一般设定为:

$$\frac{RE_{t-1} - RE_t}{RE_{t-1}} \leq 10^{-6} \quad (11)$$

RE_{t-1}, RE_t 分别为算法的第 $t-1$ 次和 t 次迭代的重构误差。

3 改进的 GLRAM 算法

传统 M2DPCA 算法采取单边降维的方法,它的优点是解析解,但是降维后得到的投影特征矩阵的维数仍然较大,对数据的压缩率较小,并且需要较大存储空间。GLRAM 采取双边降维的方法,相对于 M2DPCA 有较好的重构效果和较高的识别率,节省了大量的存储空间。但它没有解析解,需要采用迭代的方法来获得左右投影变换矩阵,相应算法的训练复杂度很大,大大增加了算法的时间。

为了解决这些问题,本文提出了一种改进的 GLRAM 算法:思想就是利用 M2DPCA 算法获得右变换投影变换矩阵 R ,然后继续降维获得左变换投影变换矩阵 L 。

具体地讲:首先,对于一组给定的掌纹图像的数据矩阵 $A_i (i = 1, 2, \dots, N)$,利用 M2DPCA 算法,得出右投影变换矩阵 $R \in \mathcal{R}^{c \times l_2}$,然后对 A_i 进行线性压缩,得到压缩后的数据矩阵:

$$B_i = A_i R \quad (12)$$

再寻求左投影变换矩阵 $L \in \mathcal{R}^{r \times l_1}$,对投影特征矩阵 B_i 进一步进行降维,得到最终压缩后的矩阵:

$$M_i = L^T B_i \quad (13)$$

则 B_i 重构后的数据矩阵可以表示为:

$$\tilde{B}_i^L = L M_i \quad (14)$$

因此能够通过最小重构误差求得 L ,即求解:

$$\min_{L \in \mathcal{R}^{r \times l_1}, L^T L = I_{l_1}} \sum_{i=1}^N \|B_i - \tilde{B}_i^L\|_F^2 \quad (15)$$

由于:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^N \|B_i - \tilde{B}_i^L\|_F^2 &= \sum_{i=1}^N \|B_i - L M_i\|_F^2 \\ &= \sum_{i=1}^N \text{trace}((B_i - L M_i)(B_i - L M_i)^T) \\ &= \sum_{i=1}^N \text{trace}(B_i B_i^T + L M_i M_i^T L^T - B_i M_i^T L^T - L M_i B_i^T) \\ &= \sum_{i=1}^N \|B_i\|_F^2 - \sum_{i=1}^N \|L^T B_i\|_F^2 \end{aligned} \quad (16)$$

式子 $\sum_{i=1}^N \|B_i\|_F^2$ 是一个确定值,于是式(6)的极小值问题就等价于求解极大值问题:

$$\max_{L \in \mathcal{R}^{r \times l_1}, L^T L = I_{l_1}} \text{trace}(L^T (\sum_{i=1}^N B_i B_i^T) L)$$

根据文献[11], $L \in \mathcal{R}^{r \times l_1}$ 是由矩阵 $M_L = \sum_{i=1}^N B_i B_i^T =$

$\sum_{i=1}^N A_i R R^T A_i^T$ 的前 l_1 最大的特征值所对应的单位正交特征向量按列组成的矩阵,这样就可以根据 L 和 R 得到掌纹图像样本训练集 A_i 的线性压缩矩阵 $M_i = L^T A_i R$ 以及重构掌纹图像矩阵 $\tilde{A}_i = L M_i R^T$ 。

改进的 GLRAM 具体算法如下:

Input 数据集 $\{A_i\}_{i=1}^N$, r 和 c

Output 左变换矩阵 L 和右变换矩阵 R ,降维后的数据矩

阵 $\{M_i\}_{i=1}^N$

步骤一 计算 $G = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (A_i - m)^T (A_i - m)$,其中 m 为训练样本集 A_i 的中间向量;

步骤二 令 R 为 G 的前 l_2 个最大特征值所对应的单位正交特征向量按列组成的矩阵;

步骤三 令 L 为 $M_L = \sum_{i=1}^N A_i R R^T A_i^T$ 的前 l_1 个最大特征值所对应的单位正交特征向量按列组成的矩阵;

步骤四 由左变换矩阵 L 和右变换矩阵 R 得出 $M_i = L^T A_i R$ 。

4 实验结果及分析

本文实验计算环境:Windows7 + Matlab2010a,计算机的 CPU:英特尔 Core i3 - 380M 2.53 GHz,2 GB 内存。采用的数据库是香港理工大学的 PolyU 掌纹库:有 392 个人的掌纹图像,每人 10 张,每张掌纹图像的分辨率为 384×284 。

首先从 PolyU 掌纹库中随机选取 60 个人的掌纹样本图像,每人 6 张,其中每个人的前 3 张组成样本训练集,后 3 张组成样本测试集。由于这 360 张掌纹样本图像是原始的图像,并没有进行处理。所以在进行特征提取前,首先对样本集进行预处理,提取感兴趣区域(ROI)。本文利用文献[12]中的方法,进行分割和归一化处理,得到分辨率为 128×128 的掌纹样本图像。

经过预处理后分别用 GLRAM^[8]、NGLRAM^[9]、M2DPCA^[10] 和改进的 GLRAM 方法进行掌纹特征提取,然后使用基于欧氏距离的 1-NN^[13,14] 来分类,且使用十重交叉验证^[15] 来统计识别率。

4.1 掌纹图像的重构误差和识别率比较

本节通过一系列仿真实验比较 M2DPCA、GLRAM、NGLRAM 和改进 GLRAM 算法的掌纹图像重构误差和识别率。在实验过程中,GLRAM、NGLRAM 和改进 GLRAM 算法中的 l_1, l_2 取相同的值 d ,同时为了方便比较各种算法的性能,根据 M2DPCA 和 GLRAM、NGLRAM、改进 GLRAM 算法压缩率相等的原则选取 M2DPCA 的参数。重构误差实验结果如图 1 所示,图中 x 轴表示 d 的大小, y 轴表示训练集中图像重构误差的大小。从图中可以看出,随着 d 的增大,M2DPCA、GLRAM、NGLRAM 和改进 GLRAM 算法的重构误差呈现下降的趋势;在取相同的 d 值时改进 GLRAM 算法的重构误差比 GLRAM 和 NGLRAM 算法的小,而 M2DPCA 算法的重构误差较大,这主要是由于 M2DPCA 算法采用单边降维,对图像的压缩率影响较小。

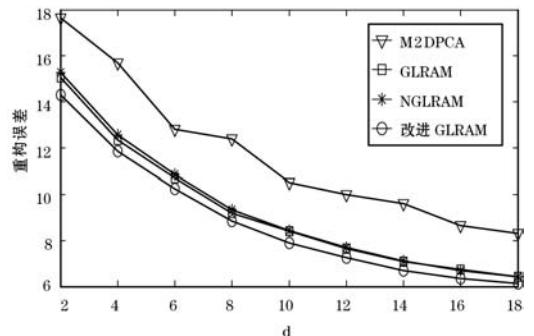


图 1 四种算法重构误差比较

掌纹识别率实验结果如图 2 所示,图中 x 轴表示 d 的大小, y 轴表示测试集中掌纹的识别率。从图中可以看出, M2DPCA、GLRAM、NGLRAM 和改进 GLRAM 算法的识别率随着 d 值的增大整体呈现增大的趋势;在取相同的 d 值时,改进的 GLRAM 算法识别率明显高于 NGLRAM 和 GLRAM 算法;M2DPCA 的识别率小于其他三种算法的识别率。

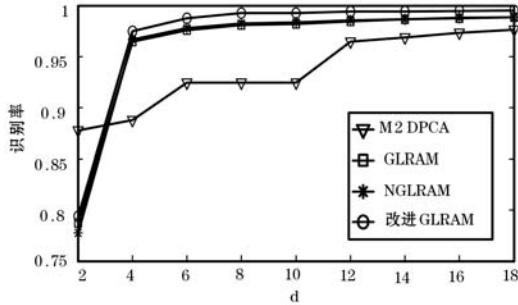


图 2 四种算法识别率比较

4.2 训练时间和测试时间比较

本节主要从训练时间和测试时间这两个方面对比 M2DPCA、GLRAM、NGLRAM 和改进 GLRAM 四种算法的性能。训练时间就是获得训练集投影变换矩阵的时间,测试时间就是对测试集进行识别分类所需的时间。在仿真实验中,由于对每种数据集使用了十重交叉验证来统计识别率,则可使用 10 次训练时间的平均时间作为训练时间,10 次检测时间的平均时间作为检测时间。

实验结果如图 3 所示,其中 x 轴表示 d 的大小, y 轴表示训练时间的大小,单位为秒。从图 3 可以很明显的看出,随着 d 的增大,四种算法的训练时间不断增加。在 d 取值相同时, GLRAM 算法的训练时间明显多于改进的 GLRAM 算法。这主要是由于改进 GLRAM 算法是在 M2DPCA 算法的基础上,对其投影特征矩阵进一步进行降维获得左变换矩阵,而 GLRAM 算法使用迭代的方法获得左右投影变换矩阵。同时,改进 GLRAM 算法时间复杂度大于 M2DPCA 的时间复杂度,所以训练时间比较长。

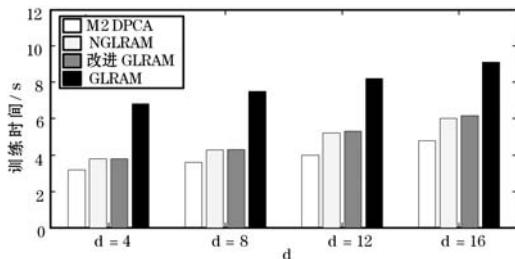


图 3 四种算法训练时间比较

由于四种算法是在相同压缩率情况下进行对比实验的,投影特征矩阵的维数大致相等,所以在 PolyU 掌纹库中,四种算法需要测试时间大致相同。

从以上实验可以得出,当选择合适的 d 时, M2DPCA、GLRAM、NGLRAM 和改进 GLRAM 四种算法都会取得较好的掌纹图像重构效果和识别率。但取相同 d 时,相比于 GLRAM 算法,改进 GLRAM 算法在取得更好的掌纹图像重构效果和识别率时,节省了大量的时间;由于改进的 GLRAM 很好地解决了掌纹图像的训练集的均值并不能很好表示样本分布中心的问题,所

以它的识别率高于 NGLRAM 算法;而与 M2DPCA 相比较,改进 GLRAM 算法因较大的压缩率,也取得了更好的图像重构效果和识别率。

5 结语

本文提出了一种 GLRAM 非迭代改进算法。在 PolyU 掌纹库上的实验结果表明:在取相同 d 值的情况下,改进 GLRAM 算法以较少的训练时间取得了比 GLRAM 算法更好的重构效果和识别率;对比 NGLRAM 算法,改进的算法具有更高的识别率;在相同压缩率的条件下,它的识别率也明显高于 M2DPCA 算法。另外,如何利用现有各自算法的优点,将它们进行有效的组合,使它们可以最大限度地提高掌纹识别的性能将是本文今后研究的方向。

参考文献

- [1] 岳峰,左旺孟,张大鹏. 掌纹识别算法综述[J]. 自动化学报, 2010(3):353-365.
- [2] 郭金玉. 基于子空间法的掌纹识别研究[D]. 沈阳:沈阳工业大学, 2009.
- [3] Guangming Lu, David Zhang, Kuanquan Wang. Palmprint recognition using eigenpalms features[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(9-10):1463-1467.
- [4] Jian Yang, David Zhang. Two-dimensional PCA: a new approach to appearance-based face representation and recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(1): 131-137.
- [5] 马猷,孙季丰. 基于不变量-2DPCA 的掌纹识别算法[J]. 计算机仿真, 2010(10):197-201.
- [6] 李强,袁正定,孙冬梅,等. 基于改进二维主成分分析的在线掌纹识别[J]. 电子学报, 2005, 33(10):1886-1889.
- [7] Xiangqian Wu, David Zhang, Kuanquan Wang. Fisherpalms based palmprint recognition[J]. Pattern Recognition. 2003, 24(15):2829-2838.
- [8] Jieping Ye. Generalized low rank approximations of matrices[J]. Machine Learning, 2005, 61(3):167-191.
- [9] 赵扬扬,周水生,武亚静. 一种用于人脸识别的非迭代 GLRAM 算法[J]. 西安电子科技大学学报:自然科学版, 2014, 41(2):177-184.
- [10] 韩晓翠. 一种改进的 2DPCA 人脸识别方法[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(25):185-187.
- [11] Golub G H, Van Loan C F. Matrix computations[M]. USA: The Johns Hopkins University Press, 2012.
- [12] Xiangqian Wu, Kuanquan Wang, David Zhang. Wavelet energy feature extraction and matching for palmprint recognition[J]. Journal of Computer Science and Technology, 2005, 20(5):411-418.
- [13] Yutang Jiang, Ping Guo. Face recognition by combining wavelet transform and K-Nearest neighbor[J]. Journal of Communication and Computer, 2005, 2:50-53.
- [14] Agarwal P K, Efrat A, Sankararaman S. Nearest-neighbor searching under uncertainty[C]//Proceedings of the 31st symposium on Principles of database Systems, 2012:225-236.
- [15] Braga-Neto U M, Dougherty E R. Is cross-validation valid for small-sample microarray classification[C]. Bioinformatics, 2004:374-380.