

稀疏表示和支持向量机相融合的非理想环境人脸识别



吴庆洪 高晓东

辽宁科技大学电子与信息工程学院 辽宁 鞍山 114051

摘要 当前的人脸识别算法在理想环境下的识别正确率高,自适应能力强;但是在非理想环境下,人脸识别正确率急剧下降。为了提高人脸识别结果的稳定性,设计了稀疏表示和支持向量机相融合的非理想环境人脸识别算法。首先,提取非理想环境人脸的特征,并构建非理想环境人脸识别的特征字典;然后,采用特征字典对非理想环境人脸识别训练样本和测试样本进行处理,构建非理想环境人脸识别的学习样本;最后,采用支持向量机建立非理想环境人脸识别的分类器来对非理想环境人脸进行识别,并采用多个标准人脸数据库对所提非理想环境人脸识别算法进行测试。文中算法的非理想环境人脸识别正确率高,误识率和拒识率低,相对于其他人脸识别算法,其更适应环境的变化,对非理想环境人脸识别的整体效果更优,而且提高了非理想环境人脸识别的效率,具有十分明显的优越性。

关键词:稀疏表示;非理想环境;人脸识别;光照变化;鲁棒性

中图法分类号 TP311

Face Recognition in Non-ideal Environment Based on Sparse Representation and Support Vector Machine

WU Qing-hong and GAO Xiao-dong

School of Electronic and Information Engineering, University of Science and Technology Liaoning, Anshan, Liaoning 114051, China

Abstract Currently face recognition algorithms have high recognition accuracy and strong adaptive ability in ideal environment, but in non-ideal environment, the accuracy of face recognition declines sharply. In order to improve the stability of face recognition results, a non-ideal environment face recognition algorithm based on sparse representation and support vector machine fusion is designed. Firstly, the feature dictionary of face recognition in non-ideal environment is constructed, then the training samples and test samples of face recognition in non-ideal environment are processed by feature dictionary, and the learning samples of face recognition in non-ideal environment are constructed. Finally, the classifier of face recognition in non-ideal environment is established by using support vector machine, and face recognition in non-ideal environment is processed. A number of standard face databases are used to test the non-ideal environment face recognition algorithm. The non-ideal environment face recognition accuracy of this algorithm is high, the false recognition rate and rejection rate of non-ideal environment face recognition are low. Compared with other face recognition algorithms, it is more adaptable to environmental changes, and the overall recognition effect of non-ideal environment face is better. It improves the efficiency of face recognition in non-ideal environment and has obvious advantages.

Keywords Sparse representation, Imperfect environment, Face recognition, Illumination change, Robustness

1 引言

随着多媒体技术、摄像设备的不断发展,每天会出现大量的图像,而人脸是一种十分重要的图像。与其他身体部位相比,人脸具有唯一性、不随年龄变化、可不接触性等优点。人脸识别在公共安全、实时监测管理、视频控制、银行身份认证等领域得到了广泛的应用,而且取得了不错的应用效果^[1-3]。目前,对于理想条件的人脸图像,其识别准确性很高,识别效果理想。然而在实际应用中,人脸图像采集受到外界条件、工作人员以及采集设备自身性能的影响和干扰,采集到的图像

可能会出现光照不均匀、包含一定量的噪声、人脸部分被遮挡等情况,这些人脸图像被称为“非理想环境人脸”。非理想环境下人脸识别的效果很差,而且结果极不稳定,因此其仍然是人们关注的焦点^[4-6]。

针对非理想环境人脸识别问题,各国学者和专家进行了一系列的研究。一些发达国家(如英国、美国等)的研究起步比较早,发展速度相当快,人脸识别正确率比较高;而国内的研究虽然起步比较晚,但是由于国家投入的人力、物力以及财力比较大,因此同样获得了比较成功的研究结果^[7-8]。相对于理想环境人脸识别问题,由于干扰因素的存在,非理想环境人

到稿日期:2019-05-14 返修日期:2020-04-17 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:科技部国家科技支撑计划项目(2014BAF05B00)

This work was supported by the National Key Technology Research and Development Program of the Ministry of Science and Technology of China (2014BAF05B00).

通信作者:吴庆洪(aswqh@163.com)

脸识别无法得到比较完整的人脸信息。由于非理想环境人脸识别属于模式识别的多分类研究范畴,因此首先要提取可以描述人脸类别的特征信息。人脸图像增强算法常被用来消除干扰因素对非理想环境人脸识别特征提取的不利影响。例如,直方图均衡图算法根据人脸图像的灰度级别对人脸图像质量进行改善,但是其增强后的人脸图像不自然,同时会丢失许多重要信息^[9-11]。Retinex 算法是一种基于恒温理论的图像处理技术,可以在不破坏原始图像信息的基础上提高图像的清晰度,丰富图像的细节信息,为非理想环境人脸预处理提供了一种新的技术。当前已有很多人脸特征表示方法,它们可以提取人脸的不同特征,当前特征可以划分为:线性特征、非线性特征、全局特征、局部特征以及混合特征。人脸特征提取方法主要有主成分分析算法、核主成分分析算法、二维主成分分析算法、局部线性嵌入算法、曲波变换算法等,每一种人脸特征提取方法都有各自的适用范围,且它们的通用性都比较差,对环境变化的鲁棒性不强^[12-14]。稀疏表示算法是一种新型的特征提取和表示算法,可以从空间范围内对人脸图像特征进行分析和提取,对环境变化具有较强的鲁棒性,因此十分适用于非理想环境人脸识别的特征提取。人脸识别除了要进行特征提取外,还有一个十分关键的步骤——分类器的构建。当前主要采用 K 最近邻算法、各种类型的神经网络算法进行非理想环境人脸设计。K 最近邻算法根据特征集合之间的欧氏距离度量人脸图像之间的相似度,确定人脸图像所属类别。该算法的人脸识别速度与特征数量密切相关,当特征数量比较多时,人脸识别速度慢、效率低,且识别正确率比较低。神经网络的人脸识别正确率要高于 K 最近邻算法的识别正确率,但其识别结果极不稳定,经常出现拟合现象,而且人脸识别效率与训练样本中的人脸数量直接相关,训练样本较大时人脸识别效果好,反之人脸识别效果差^[15-17]。

为了提高非理想环境下人脸识别的正确率,本文设计了稀疏表示和支持向量机相融合的非理想环境人脸识别算法,并采用多个人脸数据库对所提非理想环境人脸识别算法进行测试,结果验证了该算法对人脸识别的有效性和优越性。

2 稀疏表示和支持向量机相融合的非理想环境人脸识别算法

2.1 非理想环境人脸的预处理

在非理想环境下采集的原始人脸图像比较模糊,清晰度不够,为此,本文引入 Retinex 算法对原始人脸图像进行增强处理。与其他增强算法不同,Retinex 算法认为一幅人脸图像的颜色、对比度主要由照射光和反射光确定,与光源强度和光照变化没有关系,因此对外界环境变化具有较强的鲁棒性。Retinex 算法的工作原理如图 1 所示^[18]。

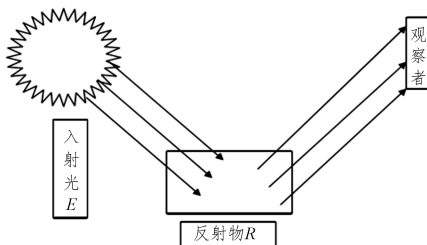


图 1 Retinex 算法的工作原理

Fig. 1 Work principle of Retinex algorithm

一个非理想环境下的原始人脸 ($I(x, y)$) 的数学模型可以描述为:

$$I(x, y) = L(x, y) \times R(x, y) \quad (1)$$

其中, $R(x, y)$ 为人脸的反射光信息, $L(x, y)$ 为照射光信息。

为了减少了式(1)的计算量,加快人脸图像预处理的速度,对其进行如下变换:

$$\lg I(x, y) = \lg L(x, y) + \lg R(x, y) \quad (2)$$

由于 $R(x, y)$ 和 $L(x, y)$ 包含的信息不一样,信号的变化频率差异性明显,因此基于 Retinex 理论,第 i 个颜色分量的人脸输出为:

$$\begin{aligned} R_i(x, y) &= \lg[I_i(x, y)/L_i(x, y)] \\ &= \lg I_i(x, y) - \lg[F(x, y) * I_i(x, y)] \end{aligned} \quad (3)$$

其中, $*$ 表示卷积运算。 $F(x, y)$ 的定义如下:

$$F(x, y) = K \cdot e^{-(x^2 + y^2)/\sigma^2} \quad (4)$$

其中, σ 表示尺度因子。 K 是一个满足如下条件的常数:

$$\iint F(x, y) dx dy = 1 \quad (5)$$

图 2 给出了一些非理想环境下的原始人脸图像,采用 Retinex 算法对其进行增强预处理操作后的结果如图 3 所示。通过分析可以发现,预处理后的人脸图像的清晰度明显提升,人脸图像质量得到了较为显著的改善。



图 2 非理想环境下的原始人脸图像

Fig. 2 Primitive face images in imperfect environments



图 3 经 Retinex 算法处理后的人脸图像

Fig. 3 Face images processed by Retinex algorithm

2.2 利用稀疏表示构建特征向量

要对经 Retinex 算法处理后的人脸进行分类识别,就要提取能够描述人脸图像类别的特征。首先对人脸进行分块操作,然后采用稀疏表示算法提取每一子块人脸的特征,从而得到人脸识别的分类特征集合。

Step1 对人脸子块 B_b 进行采样操作,把所有采样结果组合在一起,得到一个向量 $v_b \in \mathbf{R}^d$ ($d = m \times n$),所有采样结果的向量组成该子块的特征向量,这样就可以对人脸图像进行稀疏表示。对于全部的人脸图像训练样本,它们的同一个人脸子块组成的特征字典具体为:

$$A_b = [v_{1,1}, v_{1,2}, \dots, v_{1,n_1}, v_{2,1}, \dots, v_{2,n_2}, \dots, v_{k,1}, \dots, v_{k,n_k}] \in \mathbf{R}^{d \times N} \quad (6)$$

其中, $v_{i,j}$ 为第 i 类中第 j 幅人脸的子块 B_b 的稀疏表示特征, N 表示人脸图像训练样本的数量, k 表示人脸类数, d 表示特征的维数。

设 y_b 表示人脸图像测试样本 y 中子块 B_b 的特征向量,对稀疏表达式进行求解,具体为:

$$\min \|x\|_0 \quad \text{s. t. } y_b = A_b x \quad (7)$$

其中, $\|\cdot\|_0$ 表示 L_0 范数^[19]。

直接对式(8)进行求解过程十分复杂,很难找到最解,因

此将其转换为求解 l_1 范数,具体为:

$$\min \|x\|_1 \quad \text{s. t. } \mathbf{y}_b = \mathbf{A}_b x \quad (8)$$

当得到解 x 后,对于第 i 类人脸计算解的残差:

$$r_i(\mathbf{y}_b) = \|\mathbf{y}_b - \mathbf{A}_b \boldsymbol{\delta}_i(x)\|_2 \quad (9)$$

其中, $\boldsymbol{\delta}_i(x) \in \mathbf{R}^N$ 表示 x 衍生的向量。

这样就可以根据训练样本特征,得到测试人脸近似特征向量。将特征向量以及相应的人脸类别进行标记,组合人脸识别的训练样本和测试样本集合,其特征向量作为分类器的输入,而人脸类别作为分类器的输出。

2.3 支持向量机的人脸分类和识别

相对于其他机器学习算法,如 RBF 神经网络、BP 神经网络,支持向量机对训练样本数量要求低,分类性能很好,不会出现“维数灾”等缺陷,因此本文采用支持向量机进行人脸分类和识别。支持向量机的分类原理如图 4 所示。可以看出,对于两类别的人脸,支持向量机就是要找到一个分类平面,使两类别的人脸特征与分类平面相隔尽可能大,从而将人脸进行有效分类^[20]。

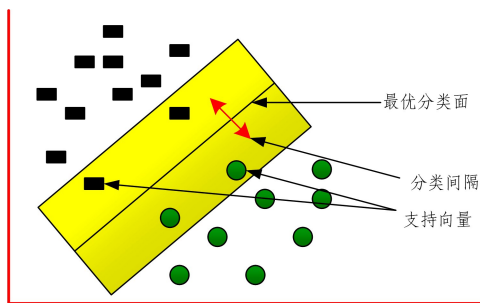


图 4 支持向量机的工作原理

Fig. 4 Work principle of support vector machine

设非理想环境下的人脸图像识别训练样本集合为 $\{x_i, y_i\}$, $x_i \in \mathbf{R}^n$, $i=1, 2, \dots, l$, x_i 表示非理想环境下的人脸特征向量, y_i 表示非理想环境下的人脸类别,那么支持向量机的分类平面可以表示为:

$$\mathbf{y} = \boldsymbol{\omega}^T \Phi(x) + b \quad (10)$$

其中, $\boldsymbol{\omega}$ 为权向量; b 为偏移向量。

要找到最优支持向量机的分类平面,必须找到权向量和偏移向量的值。但是对于式(10)来说,无法直接对权向量和偏移向量的值进行求解,因此引入非负的松弛因子 ξ_i 对其进行变换:

$$\min J(\mathbf{w}, \boldsymbol{\xi}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + c \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (11)$$

$$\text{s. t. } \mathbf{y}_i (\mathbf{w} \cdot \Phi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0, i=1, 2, \dots, n$$

其中, C 为惩罚参数,主要用于平衡人脸识别的错误率和识别效率间的关系。

对于式(11),采用 Lagrange 乘子 (α_i) 进行解决,具体为:

$$\max W(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \alpha_i \alpha_j x_i \cdot x_j \quad (12)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \\ C \geq \alpha_i \geq 0 \end{cases}$$

根据式(12)可以得到 Lagrange 乘子值,进而可以计算得到权向量 $\boldsymbol{\omega}$:

$$\boldsymbol{\omega} = \sum \alpha_i y_i \Phi(x_i) \cdot \Phi(x) \quad (13)$$

基于支持向量机的非理想环境下的人脸图像识别决策函数为:

$$f(x) = \text{sgn}(\alpha_i y_i \Phi(x_i) \cdot \Phi(x) + b) \quad (14)$$

由于式(14)的时间复杂度相当高,为了降低计算支持向量机的时间复杂度,引入核函数 $k(x, x_i) = \Phi(x) \cdot \Phi(x_i)$,将式(14)变为:

$$f(x) = \text{sgn}(\alpha_i y_i k(x, x_i) + b) \quad (15)$$

利用不同的核函数,可以建立不同类型的非理想环境下的人脸图像识别分类器。由于径向基函数的应用范围广、通用性强,因此非理想环境下的人脸图像识别选择径向基函数作为支持向量机的核函数。

$$k(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (16)$$

单一支持向量机只能进行两个类别的人脸识别,而理想环境下的人脸图像类型很多,因此基于“一对多”方式设计理想环境下的人脸图像分类器,如图 5 所示。

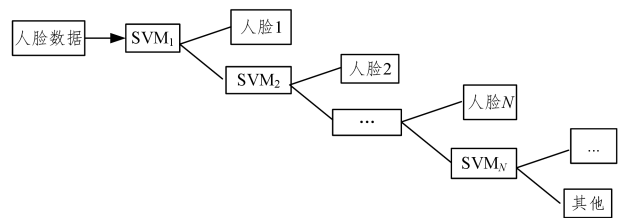


图 5 理想环境下人脸图像识别分类器的结构

Fig. 5 Structure of face image recognition classifier in ideal environment

3 人脸识别算法性能的仿真测试

3.1 实验环境

为了分析稀疏表示和支持向量机相融合的非理想环境人脸识别算法的有效性,在表 1 所列的实验环境下进行仿真测试,人脸识别算法采用 VC 2010 工具箱进行编程实现。

表 1 人脸识别仿真实验的环境设置

Table 1 Environment setting for face recognition simulation experiments

参数名	值
CPU	Intel 奔腾 G4560
RAM	金士顿 DDR4 16GB
操作系统	Win10
支持向量机核函数宽度	200.50
支持向量机惩罚参数	1.75

3.2 实验数据

为了使仿真实验结果具有通用性,选择标准人脸数据库 (Yale 数据库) 及在非自然条件下自采集的人脸数据集作为实验对象,部分人脸如图 6 所示,其中 Yale 数据库包括 5 个子集。选择文献[14]和文献[15]的人脸识别算法进行对比测试,来验证本文算法的人脸识别效果。对两种数据集中的人脸进行 5 次仿真测试,并采用识别率、识别时间作为指标对算法性能进行评价,每一种人脸数据的训练样本和测试样本的比例为 3:1。



(a) Yale 人脸



(b) 自采集人脸

图6 人脸识别的仿真实验对象

Fig. 6 Simulation experiment object of face recognition

3.3 实验结果与分析

Yale 人脸数据库上,各算法的识别率如图 7 所示。可以发现,本文算法的人脸识别正确率超过 90%,而文献[14]和文献[15]算法的人脸识别正确率低于 90%。本文算法降低了人脸识别的误识率和拒识率,提高了正确识别人脸的成功率,这主要是因为本文算法结合 Retinex 算法、稀疏表示算法和支持向量机,建立了理想的人脸识别分类器。该实验结果初步验证了本文算法的可行性和优越性。

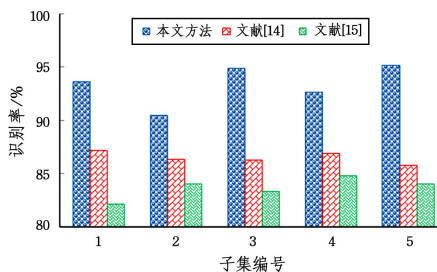


图7 Yale 数据库上的人脸识别结果

Fig. 7 Face recognition results of Yale database

各算法对自采集人脸的识别率如图 8 所示。可以清楚地看出,对于故意遮挡、光照变化强的人脸。

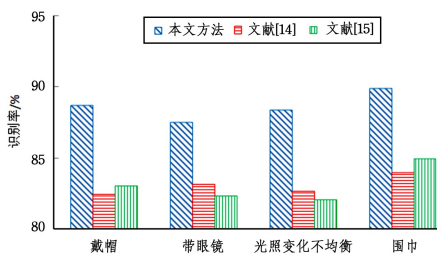


图8 对自采集人脸的识别结果

Fig. 8 Recognition results of self-collected faces

人脸识别率低于 85%。这主要是因为本文对人脸图像进行了增强处理,而且通过稀疏表示算法进行采样和特征提取,抑制了外界条件对人脸识别的干扰,对非理想环境下的人脸识别具有更强的鲁棒性。

表 2 统计了人脸识别的平均时间。可以看出,本文算法对 Yale 数据库人脸或者自采集人脸的平均识别时间都明显短于文献[14]和文献[15]算法的人脸识别时间。这是因为本文算法引入稀疏表示算法提取特征,减少了人脸特征向量的维数,有效降低了人脸识别分类器的结构,大幅度降低了人脸识别的时间复杂度,可适用于一些实时性要求比较高的人脸识别领域。

表2 人脸识别的平均时间比较

Table 2 Average time comparison of face recognition

(单位:ms)

算法	Yale 数据库的人脸	自采集人脸
文献[14]算法	2.588	4.930
文献[15]算法	2.670	4.670
本文算法	2.140	3.170

结束语 针对当前人脸识别算法在非理想环境下的识别误差大、效率低、鲁棒性差的难题,以改善人脸识别效果为目标,设计了稀疏表示和支持向量机相融合的非理想环境人脸识别算法。通过具体的识别实验可以得到如下结论:

(1)采用 Retinex 算法对非理想环境人脸图像进行预处理,可以有效增强非理想环境人脸图像质量,便于后继的人脸特征提取;

(2)采用稀疏表示提取非理想环境人脸的特征,可以很好地描述人脸图像类别信息,提升了非理想环境下人脸识别的正确率;

(3)采用支持向量机建立非理想环境人脸识别分类器,较好地弥补了当前非理想环境人脸识别分类器设计的缺陷,能够对所有类型的人脸图像进行准确分类,降低了非理想环境人脸识别的误识率和拒识率;

(4)相对于当前经典的非理想环境人脸识别算法,本文算法花费的时间更少,提高了非理想环境人脸识别的效率,具有更高的实际应用价值。

非理想环境人脸识别涉及的内容相当多,如支持向量机参数会影响非理想环境的人脸识别结果,这是下一步要研究的内容。

参考文献

- [1] WEI D M, ZHANG L R, HU N N, et al. Hyperspectral face recognition algorithm combining spatial spectrum information and Gabor features [J]. Journal of Beijing University of Technology, 2017, 37(10): 1077-1083.
- [2] CUI Y F, LI K Y, HU Y, et al. Face Recognition by Joint Discriminant Low Rank Classification Dictionary and Sparse Error Dictionary Learning [J]. Chinese Journal of Image Graphics, 2017, 22(9): 1222-1229.
- [3] WU D, HU H, LI Y. Robust Face Recognition Based on Signifi-

- cance Difference Local Orientation Model and Deep Convolution Network [J]. Optoelectronic Laser, 2017, 28(8): 902-909.
- [4] YI T T, DONG C X. Three-dimensional face recognition method based on facial expression GEM and sparse cubic matrix [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2017, 2(2): 257-264.
- [5] SHOU Z Y, YANG X F. Face recognition algorithm combined with Gabor error dictionary and low rank representation [J]. Computer Science, 2017, 44(3): 296-299.
- [6] CHENG S H, LIU J. Face recognition under complex illumination based on multi-scale Weber face and gradient face [J]. Journal of Metrology, 2017, 38(1): 60-64.
- [7] YANG F F, WU X S, GU B Z. Sparse Representation Face Recognition Algorithms Based on Low Rank Subspace Projection and Gabor Features [J]. Computer Engineering and Science, 2017, 39(1): 131-137.
- [8] HU Z P, BAI F, WANG M, et al. Regular robust sparse representation face recognition algorithm with supervised low rank subspace restoration [J]. Signal Processing, 2016, 32(11): 1299-1307.
- [9] HE M, DA F P, DENG X. 3-D face recognition under partial occlusion of radial line [J]. Chinese Journal of Image and Graphics, 2018, 23(8): 1163-1170.
- [10] HUO Y H, FAN W Q. A Face Recognition Method under Complex Illumination Conditions in Coal Mines [J]. Advances in Laser and Photoelectronics, 2019, 56(1): 116-123.
- [11] XUE S, ZHU H, WANG J, et al. Iterative Label Propagation Recognition Algorithms for Low Resolution Face Images [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2018, 31(7): 602-611.
- [12] LI X X, LI J J, HE L, et al. Robust Face Recognition Method Based on Noise Spatial Structure Embedding and High Dimensional Gradient Direction Embedding [J]. Computer Science, 2018, 45(4): 285-290.
- [13] ZHAO Y L, YUAN Q D, MENG X P. Multi-pose face recognition algorithm based on sparse coding and machine learning [J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2018, 56(2): 340-346.
- [14] LI Y L, LIU Y C, XIAO Z T, et al. Fuzzy Face Image Identification Based on High Frequency Analysis of Key Marker Points [J]. Minicomputer System, 2018, 39(2): 386-392.
- [15] ZHANG D F, GAO N H, WANG R, et al. Face recognition algorithm based on block LBP fusion feature and SVM [J]. Sensors and Microsystems, 2019(5): 154-156, 160.
- [16] QIU Y M, LIAO H B, CHEN Q H. Face pose recognition based on Discriminant dictionary learning [J]. Journal of Wuhan University (Information Science Edition), 2018, 43(2): 275-281, 288.
- [17] WANG Y, SHEN X J, CHEN H P. Video Face Recognition Based on Modified Fisher Criteria and Multi-instance Learning [J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(12): 2179-2187.
- [18] MOU Q, WEI Y Y, LI J, et al. Research on improved Retinex low illumination image enhancement algorithm [J]. Journal of Harbin University of Engineering, 2018, 39(12): 2001-2010.
- [19] LI Y, ZHANG Y. Illumination robust face recognition method based on stochastic projection and weighted sparse representation of residual [J]. Computer Engineering and Science, 2018, 40(11): 2015-2022.
- [20] REN S B, LIAO X D. Software defect prediction based on cost-sensitive support vector machine [J]. Computer Engineering and Science, 2018, 40(10): 1787-1795.



WU Qing-hong, born in 1967, Ph.D, professor. His main research interests include pattern recognition, network communication and automation.