

# 一种基于个人身份认证的正面人脸识别算法

陶 亮<sup>1),2)</sup> 庄镇泉<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(中国科学技术大学电子科学与技术系,合肥 230026)

<sup>2)</sup>(安徽大学电子工程与信息科学系,合肥 230039)

**摘 要** 利用小波分解提取人脸特征技术和支持向量机(SVM)分类模型,提出了一种基于个人身份认证的正面人脸识别算法(或称为人脸认证方法)。针对  $M$  个用户的人脸认证算法包括二个阶段:(1)训练阶段:使用小波分解方法对人脸训练集中的人脸图象进行特征提取,并用所提取的人脸特征向量训练  $M$  个 SVM(对应  $M$  个用户);(2)认证阶段:先由待认证者所声称的用户身份(姓名或密码等)确定对应的一训练好的 SVM,然后用这一 SVM 对小波分解方法提取的待认证人的脸像特征向量进行分类,分类结果将显示待认证人所声称的身份是否真实。利用 ORL 人脸图象库对该算法的实验测试结果,以及与径向基函数神经网络作为分类器时的实验结果比较表明了该算法性能的优越性。

**关键词** 计算机图象处理(520·6040) 人脸验证 人脸识别 支持向量机 小波分解 ORL 人脸图象库

**中图法分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2003)08-0860-06

## An Effective Approach for Frontal Face Verification

TAO Liang<sup>1),2)</sup>, ZHUANG Zhen-quan<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(Dept. of Electronic Science and Technology, University of Science and Technology of China, Hefei 230026)

<sup>2)</sup>(Dept. of Electronic Engineering and Information Science, Anhui University, Hefei 230039)

**Abstract** This paper presents an effective algorithm for frontal face verification based on the wavelet decomposition technique and Support Vector Machines (SVMs). The process of the proposed method for face verification of  $M$  clients consists of two stages. (1) Training stage: by the wavelet decomposition, extracting the appropriate features from the facial images in the prepared training database of faces, training  $M$  SVMs for the  $M$  clients by the extracted facial feature vectors. (2) Verification stage: selecting a trained SVM from the  $M$  SVMs based on the identity claim (such as a name or a password) of an unknown person and using the trained SVM to classify the facial feature vector extracted from the facial image of the unknown person by the wavelet decomposition, and the classification result will show whether or not the identity claim of the unknown person is valid. The ORL database of faces is selected to test and evaluate the proposed algorithm. The results of the test are encouraging and the SVMs in the proposed algorithm are shown to perform very well in classification capability when compared to the traditional radial-basis function networks applied as classifiers in the algorithm.

**Keywords** Computer image processing, Face verification, Face recognition, Support vector machines, Wavelet decomposition, ORL database of faces

## 0 引 言

人脸识别技术有着十分广泛的应用前景,可以应用在多种不同的安全领域,如楼宇进出的安全控

制、重要场所中的安全检测和监控、智能卡中的身份认证等。人脸识别分为人脸鉴别(face identification)和人脸认证(face verification)两类。其中,人脸认证又可称为基于个人身份认证的人脸识别,是指人脸识别系统先按照待识别者所声称的身份(如通过输入姓

基金项目:安徽省自然科学基金项目(01042210);教育部优秀青年教师资助计划项目(教人司[2002]40号);

微软亚洲研究院与中国科学技术大学合作研究项目

收稿日期:2002-10-16;改回日期:2003-03-17

名、身份密码等形式), 查找出已存储的该身份人的人脸信息, 然后按照某一决策或匹配方法, 将这一信息与待识别者的人脸信息进行比对和核实, 从而判定待识别者身份的真实性。因为人脸非常相似, 提取人脸图象的识别特征与选择一个好的分类器是解决人脸识别问题的两个关键。典型的人脸特征提取方法有特征脸法<sup>[1,2]</sup>、模板匹配法, 傅立叶变换<sup>[3,4]</sup>以及小波分解法<sup>[1]</sup>等; 常用于人脸识别的分类器有神经网络分类器<sup>[5]</sup>、最近邻分类器<sup>[6]</sup>与 Fisher 线性分类器等。各种人脸特征提取方法与分类器组合而成的人脸识别系统在计算复杂性与识别性能方面也各有千秋。利用小波分解来提取人脸特征具有特征量较少和对人脸表情变化不太敏感的优点<sup>[1,3]</sup>; 支持向量机 (Support Vector Machine, 简称 SVM)<sup>[6,7]</sup>是由 AT&T 贝尔实验室的 Vapnik 及其研究小组, 于 20 世纪 90 年代中期提出的一种新的学习技术, 用于对神经网络、多项式或径向基函数分类器进行学习和训练。SVM 作为分类器具有很高的推广 (generalization) 性能<sup>[8]</sup>, 无需先验知识, SVM 的研究近年来受到越来越多的重视。鉴于小波分解提取人脸特征的优点以及支持向量机的卓越分类性能, 提出了基于二者结合的正面人脸认证算法。

## 1 人脸特征提取

人脸特征提取是人脸识别的第 1 步, 其目标是用最少的特征量来表征人脸, 同时要求特征量最大程度地保持不同人脸的可区分能力。研究表明, 不同的人脸特征提取法对人脸识别的性能影响是很大的。这里对人脸特征的提取主要分为以下两步, 即人眼的定位与人脸图象的归一化、基于小波分解的人脸特征提取。

### 1.1 人眼的定位与人脸图象的归一化

人眼的定位是为了实现人脸图象的几何归一化。尽管人脸是非刚性的, 同一人脸因表情变化会差异很大, 但同一人的两眼眼距相对而言变化却是小的, 因此双眼的位置及眼距自然成为人脸图象几何归一化的依据。文献[9]中, 针对复杂背景下静态正面人脸灰度图象, 曾提出了一种很有效的人眼自动定位方法。该方法首先基于人脸几何特征先验知识, 建立了人眼位置的判定准则; 其次对分割阈值范围进行粗估计, 然后采用分割阈值递增法, 并结合人眼位置判定准则判定分割图象中双眼黑块是否出

现; 最后利用二维相关系数作为双眼对称相似性测度, 检验检测出的双眼的真实性。图 1 给出了人眼定位的一个例子。



(a) 有复杂背景的人脸图象



(b) 人眼的定位



(c) 人像的几何归一化

图 1 人眼的定位与人脸图象几何归一化

对大小不同的人脸或存在不同倾斜程度的正面人脸图象进行几何归一化处理是非常必要的。其主要步骤为旋转人脸图象, 使两眼中心连线保持水平; 以两眼中心距  $d$  为参照距离, 以两眼中心连线中点为参照中心, 沿中心的左、右、上、下方向距离分别为  $d$ 、 $d$ 、 $0.5d$ 、 $1.5d$  切割出大小为  $2d \times 2d$  的人脸图象 (图 2); 再将该图象放大或缩小到  $64 \times 64$  pixels (图 1(c))。经过如此变换, 不仅在一定程度上获得了人脸表示的几何不变性, 且基本消除了头发和背景的干扰。

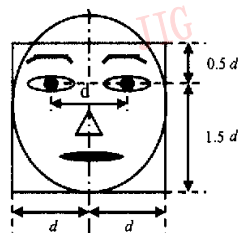


图 2 人脸图象剪切比例示意图

人脸图象经过几何归一化处理后, 还需利用直方图均衡技术对人脸图象进行灰度拉伸, 改善图象对比度, 以部份地消除光照强度的影响。经上述处理后的人脸图象称为“归一化标准像”。

### 1.2 基于小波分解的人脸特征提取

之所以选择小波分解来提取人脸特征, 是因为

人脸图象经适当层次的小波分解后得到的低频子带图象有以下特点<sup>[1,4]</sup>:经  $k$  层小波分解后的低频子带图象像素点数比原图象降底了  $4^k$  倍;小波分解后适当大小的低频子带人脸图象对表情变化不敏感;小波分解后适当大小的低频子带图象尽管失去了高频成份,但却保持了充分地区分不同人脸的能力。

图 3 为一脸像的小波分解例子,1 层和 2 层小

波分解中所产生的最左上角子块图象即为低频子带图象,其他子块为沿水平或垂直方向的高频子带图象,文献[3]已在实验中证明,低频子带图象最适合用于人脸识别,而高频子带图象用于识别的效果很差.在图 4 中,同一人不同表情的两幅脸像,经 2 层小波分解后的低频子带图象看起来很相似,因此低频子带人脸图象对表情变化不敏感。



图 3 脸像的小波分解示例

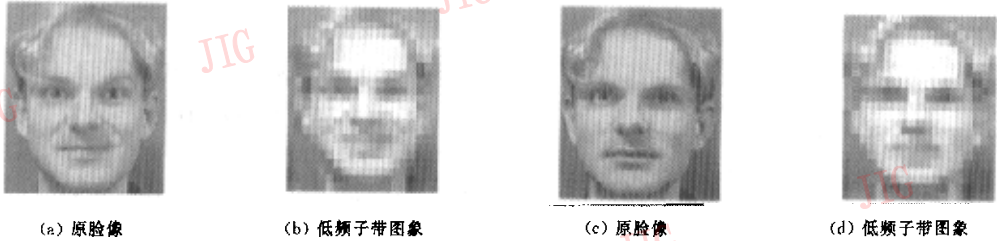


图 4 同一人不同表情的两幅脸像,经 2 层小波分解后的低频子带图象

综上所述,人脸特征提取步骤如下:

(1) 选择 Daubechies 小波族中 db4 小波对大小为  $64 \times 64$  的归一化标准脸像进行 2 层小波分解,分别得到大小为  $32 \times 32$  低频子带图象  $I_1$  和  $16 \times 16$  低频子带图象  $I_2$ ;

(2) 将  $I_2$  图象矩阵按列(或行)顺序排成向量,并归一化为  $V_1$ (维数:  $256 \times 1$ );

(3) 将  $I_1$  图象经水平方向灰度积分投影,得到向量  $V_h$ (维数:  $32 \times 1$ );将  $I_1$  图象均分为上下两块,然后分别求两块图象的垂直方向灰度的积分投影,得到向量  $V_{v1}$ (维数:  $32 \times 1$ ) 和  $V_{v2}$ (维数:  $32 \times 1$ );将  $V_h, V_{v1}$  和  $V_{v2}$  组合成新的向量,并归一化为  $V_2$ (维数:  $96 \times 1$ );

(4) 最后将  $V_1$  和  $V_2$  组合成新的向量  $x$ (维数:  $352 \times 1$ ),作为人脸特征向量。

## 2 两分类支持向量机

支持向量机是统计学习理论面向实用的核心内

容. 两分类支持向量机<sup>[6,7]</sup>的基本思想是:首先将输入样本空间非线性变换到另一个空间(特征空间),然后在这个新的空间中求取样本的最优线性分类面(使两类样本的分类间隔最大),而这种非线性变换是通过定义适当的内积函数(或称为核函数)实现的.上述那些与最优分类面最近的两类样本被称为支持向量(Support Vector, 简称 SV)。

设两类可分样本集为  $(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n$ ,  $x_i = [x_i^{(1)}, x_i^{(2)}, \dots, x_i^{(d)}]^T, x_i \in R^d, y_i \in \{+1, -1\}$  是类标记. 最优分类面函数设为

$$g(x_i) = \sum_{j=1}^n a_j^{op} y_j K(x_i, x_j) + b^{op}, i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

其中,  $b^{op}$  为分类阈值,  $K(x_i, y_j)$  是一内积函数,这里选下列径向基函数(RBF)作为内积函数,由此得到的支持向量机是一种径向基函数分类器

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|_2^2}{\sigma^2}\right) \quad (2)$$

最优分类面函数是通过下列函数  $Q(a)$  的最优化解  $a_i^{op}, i = 1, 2, \dots, n$  来确定的<sup>[6,7]</sup>

$$\text{Min}Q(\mathbf{a}) = \sum_{i=1}^n a_i + 0.5 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_i a_j y_i y_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (3)$$

$$\text{Subject to } \sum_{i=1}^n y_i a_i = 0, c \geq a_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n$$

其中,  $\mathbf{a} = [a_1, a_2, \dots, a_n]^T$ ,  $c$  为某一正常数. 由于式(3)是一个不等式约束下的二次函数极值问题, 并存在唯一解, 因此最优化的过程实际上是使分类间隔最大.

根据 Kuhn-Tucker 条件, 式(3)的优化问题解需满足

$$a_i^{\text{op}} \left( y_i \left( \sum_{j=1}^n a_j^{\text{op}} y_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + b^{\text{op}} \right) - 1 \right) = 0 \quad (4)$$

其中,  $i = 1, 2, \dots, n$ . 对多数样本,  $a_i^{\text{op}}$  将为 0, 而与取值不为 0 的  $a_i^{\text{op}}$  (记为  $a_i^{*v}$ ,  $i = 1, 2, \dots, s$ ) 对应的能使

$$y_i \left( \sum_{j=1}^n a_j^{\text{op}} y_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + b^{\text{op}} \right) - 1 = 0 \quad (5)$$

成立的那些样本即为支持向量:  $\mathbf{x}_i^{*v}$  ( $i = 1, 2, \dots, s$ ), 它们通常只是全体样本中的很少一部份, 即  $s$  远小于  $n$ .

于是, 只要将任一支持向量  $\mathbf{x}_i^{*v}$  及对应的类别标记  $y_i^{*v}$  代入式(5), 即可求出分类阈值  $b^{\text{op}}$

$$\begin{aligned} b_i^{\text{op}} &= y_i^{*v} - \sum_{j=1}^n a_j^{\text{op}} y_j K(\mathbf{x}_i^{*v}, \mathbf{x}_j) \\ &= y_i^{*v} - \sum_{j=1}^s a_j^{*v} y_j^{*v} K(\mathbf{x}_i^{*v}, \mathbf{x}_j^{*v}) \end{aligned} \quad (6)$$

最后得到支持向量机的最优分类函数为

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}) &= \text{sign}\{g(\mathbf{x})\} \\ &= \text{sign}\left\{\sum_{j=1}^n a_j^{\text{op}} y_j K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_j) + b^{\text{op}}\right\} \\ &= \text{sign}\left\{\sum_{i=1}^s a_i^{*v} y_i^{*v} K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i^{*v}) + b^{\text{op}}\right\} \end{aligned} \quad (7)$$

上式中  $\text{sign}()$  为符号函数. 支持向量机与传统的径向基函数(RBF)神经网络的基本区别在于: 支持向量机中每一个基函数的中心对应于一个支持向量, 支持向量以及网络的权值  $a_i^{*v}$ ,  $y_i^{*v}$ 、阈值  $b^{\text{op}}$  都是由最优优化算法来确定的.

### 3 正面人脸认证算法

人脸认证算法包含两个阶段: 训练阶段和认证阶段(图 5). 训练阶段主要是为了建立针对  $M$  个用户的基于支持向量机的人脸认证模型, 其主要步骤为: 对人脸图象训练集中的人脸图象进行人眼定位及归一化; 利用小波分解提取人脸特征向量, 建立人脸特征向量训练集; 由人脸特征向量训练集建立  $M$  个用户的支持向量机分类模型(共  $M$  个 SVM). 认证阶段的主要步骤为: 首先由待认证者所声称的身份(姓名、口令或密码等)确定所要使用的支持向量机分类模型, 同时对待认证者的人脸图象进行人眼定位及归一化; 利用小波分解提取人脸特征向量, 将该向量输入到所确定的支持向量机模型进行分类, 以确定待认证人所声称的身份真实与否.

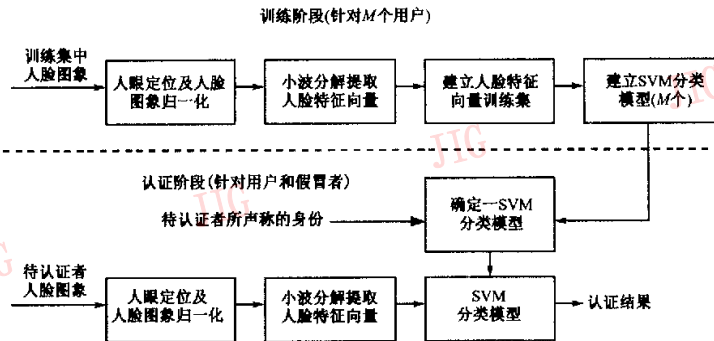


图 5 本文所提出的人脸认证算法框图

## 4 实验

### 4.1 人脸图象库描述与实验设计

选择国际上人脸识别领域常用的英国剑桥大学

ORL 人脸图象库, 来测试和评价人脸认证算法的性能. 该图象库由 40 人的准正面灰度脸像组成, 所有图象的精度为  $112 \times 92$ , 像素灰度级为 256, 每人有 10 张不同的脸像(拍摄时间跨度从 1992 年至 1994 年之间), 背景黑暗, 脸部有表情变化、部分人带眼

镜,在图象中的脸部的光照、大小及朝向也有一定的变化范围,个别脸部图象甚至有轻微变形(如上下拉长),该图象库共有 400 张人脸图象.图 6 给出了其

中 1 人的 10 张脸像及其归一化标准脸像(用人眼定位算法<sup>[9]</sup>对 400 张人脸图象进行人眼定位,全部成功).



图 6 ORL 人脸图象库中 1 人的 10 张脸像及其归一化标准脸像

将 ORL 人脸图象库中 40 人分为用户 30 人,假冒者 10 人.训练集由用户 30 人中每人 4 张脸像组成,共 120 张.用户 30 人中剩余的每人 6 张脸像用作测试,这 180 张用户脸像与假冒者 10 人的 100 张脸像组成了测试集(共 280 张脸像).人脸认证系统包含 30 个独立的两分类支持向量机对应于 30 个用户,即每一两分类支持向量机可分出一个用户.测试前每一两分类支持向量机需用训练集样本进行训练.

4.2 径向基函数中不同的  $\sigma^2$  参数值下 SVM 分类性能

表 1 为不同的参数值下 SVM 分类性能比较,其中“SV 平均个数”是指对应于用户的 30 个两分类支持向量机中平均每个两分类支持向量机的支持向量个数;“错分类总个数”是指对应于用户的 30 个两分类支持向量机对测试集中 280 张脸像错误分类的总个数,错分类总个数为“误拒绝总个数”和“误接受总个数”之和;“误拒绝总个数”是指将指定用户的脸像错分的总个数;“误接受总个数”是指将非指定用户或假冒者的脸像错分为指定用户脸像的总个数,“总错误率”为错分类总个数除以 280 的百分比.由表 1 可看出,当  $\sigma^2=0.09$  时,SVM 分类总错误率最小,性能最佳.

表 1 不同的参数值下 SVM 分类性能

$\sigma^2$	0.05	0.07	0.09	0.11	0.13
SV 平均个数	36.03	31.5	28.63	27.40	26.43
错分类总个数	7	5	3	4	6
误拒绝总个数	7	5	3	2	2
误接受总个数	0	0	0	2	4
总错误率(%)	2.50	1.79	1.07	1.43	2.14

4.3 与径向基函数神经网络分类性能的比较

在此使用的径向基函数(RBF)神经网络分类器结构与 SVM 结构完全一致,所不同的是径向基函数(神经元)个数、基函数中心以及学习算法不一样.文献[10]提出的 RBF 神经网络学习算法是一种比

标准 RBF 神经网络学习算法更为有效的学习算法,该算法基于正交最小二乘原理,通过迭代的方法每次生成一个径向基函数(神经元),如此反复,不断增加神经元个数,直至达到允许的学习(训练)误差或达到最大的训练步数(等于训练样本个数).Matlab 神经网络工具箱中使用的最有效的 RBF 神经网络学习算法就是文献[10]提出的学习算法.因此选用该算法作比较具有一定的典型性.表 2 为不同的参数值下 RBF 神经网络分类性能,其中“RBF 平均个数”是指对应于用户的 30 个(两分类)RBF 神经网络分类器中平均每个分类器的径向基函数(RBF)个数,“错分类总个数”、“误拒绝总个数”、“误接受总个数”和“总错误率”与表 1 中定义类似.

表 2 不同的参数值下 RBF 神经网络分类性能

$\sigma^2$	0.2403	0.3003	0.3603	0.4203	0.4803
RBF 平均个数	108.47	109.53	110.53	110.47	111.17
错分类总个数	10	8	8	8	11
误拒绝总个数	10	6	6	5	6
误接受总个数	0	2	2	3	5
总错误率(%)	3.57	2.86	2.86	2.86	3.93

比较表 1 和表 2 可看出:SVM 分类性能优于 RBF 神经网络分类性能,从而证实了 SVM 的推广性能的确比 RBF 神经网络好,且由于表 2 中 RBF 平均个数远大于表 1 中 SV 平均个数,因此 SVM 分类时间复杂度小于 RBF 神经网络分类时间复杂度.以上实验均利用 Matlab 6.1 编程,运行于 Pentium II 450 PC,每幅脸像的测试从人眼定位到 SVM 分类的平均时间小于 5s.

5 结 语

基于小波分解提取人脸特征技术和支持向量机

(SVM)分类模型,提出了一种新的正面人脸认证算法.利用ORL人脸图象库对该算法的实验测试结果,以及与径向基函数神经网络作为分类器时的实验结果比较,表明了该算法性能的优越性.传统的分类器学习方法是基于使得学习或训练误差最小这样一个基本思想,而SVM的基本思想是:首先通过将输入样本空间非线性变换到另一个空间,然后在这个新空间中求取最优线性分类面,而这种非线性变换是通过定义适当的内积函数实现的.这种新的学习机制是SVM分类器在实验中取得较好性能一个重要原因.但是作为分类器的支持向量机,其推广性能取决于核函数及其参数的选择,目前对核函数及其参数的选择仍是经验性的或实验性的,在理论上尚无直接选择法,因此,核函数及其参数的最佳选择是一个值得继续探讨的问题.

**致 谢** 本文审稿人对稿件提出了宝贵的评价和修改意见,作者在此深表感谢!作者在此也特别鸣谢“安徽省高等学校拔尖人才计划”对本文研究工作的支持!

#### 参 考 文 献

- 1 Li B, Liu Y H. When eigenfaces are combined with wavelets[J]. Knowledge-based Systems, 2002, 15(6):343~347.
- 2 Turk M, Penland A. Eigenfaces for recognition[J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1):71~86.
- 3 Lai J H, Yuen P C, Feng J C *et al.* Face recognition using holistic Fourier invariant features [J]. Pattern Recognition, 2001, 34(1):95~109.

- 4 赖剑煌, 颜鑫弘, 邓东卓. 完善频谱人脸识别的分类器设计[J]. 中国图象图形学报, 2002, 7A(5):466~471.
- 5 周志华, 皇甫杰, 张宏江等. 基于神经网络集成的多视角人脸识别[J]. 计算机研究与发展, 2001, 38(10):1204~1210.
- 6 边肇祺, 张学工, 阎平凡等. 模式识别(第2版)[M]. 北京:清华大学出版社, 2000.
- 7 Cortes C, Vapnik V. Support vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3):273~297.
- 8 Haykin S. Neural networks, a comprehensive foundation(2<sup>nd</sup> ed)[M]. New Jersey, Prentice-Hall, 1998.
- 9 陶亮, 庄镇泉. 复杂背景下人眼自动定位[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2003, 15(1):38~42.
- 10 Chen S, Cowan C F N, Grant P M. Orthogonal least squares learning algorithm for radial basis function networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1991, 2(2):302~309.



**陶 亮** 1963年生,教授,1988年获安徽大学电路与系统专业硕士学位,1998年赴加拿大温莎大学访问研修一年,现为中国科技大学在职博士生.主要研究方向为信号与图象处理、模式识别技术.发表论文40余篇.



**庄镇泉** 1938年生,1960年毕业于浙江大学电机系,现为中国科学技术大学电子科学与技术系教授、博士生导师,智能信息处理研究所所长.主要研究方向为智能信息处理、多媒体技术、生物特征识别技术.

## 通 告

为适应我国信息化建设需要,扩大作者学术交流渠道,本刊已加入《中国学术期刊(光盘版)》、“中国期刊网”和“万方数据资源系统数字化期刊群”.作者著作权使用费与本刊稿酬一次性付给.如作者不同意将文章编入这些数据库,请在来稿时声明,本刊将做适当处理.