

# 基于局部 Gabor 二值映射和 SVM 的性别分类

孙 鹤, 吕宝粮

(上海交通大学计算机科学与工程系, 上海 200240)

**摘 要:** 基于多角度人脸图像的性别分类是计算机视觉领域的一项具有挑战性的研究课题。为了提高多角度人脸性别分类的准确率, 提出一种新的局部 Gabor 二值映射模式特征提取方法。该方法结合了局部二值模式、图像空间信息以及 Gabor 小波变换的幅值信息, 对图像噪声、光照变化和人脸角度变化均具有一定的鲁棒性。在中科院 CAS-PEAL 人脸数据库上进行的实验表明, 在所有 9 种不同角度的人脸图像中, 该方法取得了 95% 的最高平均准确率。

**关键词:** Gabor 滤波器; 二值映射模式; 性别分类; 支持向量机

## Gender Classification Based on Local Gabor Binary Mapping and Support Vector Machine

SUN He, LV Bao-liang

(Department of Computer Science and Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240)

**【Abstract】** Multi-view gender classification, which is based on facial images, is one of the most challenging problems for computer vision researchers. This paper proposes a novel approach, Local Gabor Binary Mapping Pattern(LGBMP), to improve the correct classification rate for multi-view gender classification. The proposed approach which combines local binary pattern histogram, spatial information and the magnitude part of Gabor filter is robust to noise and local image transformations caused by variations of illumination and pose. Experimental results on the CAS-PEAL face database show that the proposed LGBMP achieves the highest correct classification rate of 95% on all of the 9 face poses.

**【Key words】** Gabor filter; binary mapping pattern; gender classification; Support Vector Machine(SVM)

### 1 概述

脸部信息作为人类最主要的生物特征之一, 包含了大量的有用信息, 这些信息可以辅助进行性别的判断、年龄的估计以及身份的识别。基于人脸图像的性别分类是计算机视觉、机器学习和模式识别领域近几年来倍受关注的一个问题。像许多模式识别问题一样, 解决性别分类问题的关键仍在于如何进行特征提取和分类器的选择。

在解决基于人脸图像的性别分类问题上, 传统的特征提取方法主要有 3 种。(1)将人脸图像中每个像素的灰度值直接作为特征<sup>[1]</sup>。这种特征提取起来十分简单, 但是当训练样本的光照环境不同于测试样本时, 它的效果比较差。(2)将人脸图像中的每个像素通过一个投影函数映射到另一个维数更低的子空间中, 形成新的特征。如主成分分析(PCA)、独立成分分析(ICA)以及线性判别分析(LDA)等。这类特征对于多角度的人脸图像不够鲁棒, 效果不佳。(3)类似小波变换的面部图像检测特征, 此类特征主要包括局部二值模式(LBP)特征<sup>[2]</sup>和 Gabor 小波变换特征<sup>[3]</sup>。这类特征对不同的环境光照和多角度的人脸图像均具有一定的稳定性。

文献[4]提出了一种新的图像纹理描述方法——局部 Gabor 变换直方图序列(Local Gabor Binary Pattern Histogram Sequence, LGBPHS)。这种方法组合了局部二值模式(LBP)和 Gabor 小波变换的幅值部分, 并成功地应用于人脸识别, 其在 FERET 人脸数据库上的性能超过了原始的基于 LBP 特征的方法。简单地说, LGBPHS 是一种结合了图像局部纹理强度分布的多分辨率的空间直方图序列。由于 Gabor 变换、LBP

及空间区域直方图的采用使得该方法对光照变化、表情变化和姿态变化均具有良好的鲁棒性。但是利用这种方法提取的特征向量维数非常大, 是原始 LBP 特征维数的 40 倍左右。由于特征维数太高(100 000 维以上), 这种特征不仅需要很多存储空间, 同时也很容易引起维数灾难。因此它并不适用于需要有监督学习的模式分类问题, 也难于应用到性别分类中。为了解决 LGBPHS 方法存在的上述问题, 本文提出了一种新的特征提取方法, 称作局部 Gabor 二值映射模式(Local Gabor Binary Mapping Pattern, LGBMP)。该方法采用一种类似 LDA 的子空间映射方式, 将 LGBPHS 特征映射到一个低于原始 LBP 特征维数的特征子空间, 形成 LGBMP 特征向量后再使用 SVM 分类器对性别进行分类。笔者在 CAS-PEAL 人脸数据库上比较了多种不同的特征提取方法, 包括像素灰度值特征、Gabor 小波特征以及 LBP 特征。实验结果表明, 本文提出的方法在各个角度的人脸图像中的分类准确率均高于其他方法, 其平均分类准确率为 95%, 同时 LGBMP 特征向量的维数也低于其他方法。

### 2 局部 Gabor 二值映射模式特征的提取方法

本文提出的 LGBMP 特征的提取方法主要包括以下 4 个步骤: (1)将输入的人脸图像根据手工标定的眼睛位置裁剪出

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(60473040)

**作者简介:** 孙 鹤(1983 - ), 男, 硕士研究生, 主研方向: 模式识别; 吕宝粮, 教授、博士、博士生导师

**收稿日期:** 2008-05-20 **E-mail:** blu@cs.sjtu.edu.cn

人脸区域,并对此区域进行几何矫正和直方图均衡化;(2)利用40个不同尺度、不同方向的Gabor滤波器在处理后的脸区域上进行卷积,保留每个卷积结果的幅值部分,从而形成40个Gabor幅值图谱<sup>[4]</sup>;(3)对每个Gabor幅值图谱采用 $LBP_{8,1}^{u,2}$ 编码格式<sup>[2]</sup>进行LBP编码,形成局部Gabor二值模式(LGBP)图像。将每一幅LGBP图像划分成多个互不重叠的且具有相同大小的矩形区域,对每个区域计算直方图序列<sup>[4]</sup>;(4)将每个区域的直方图序列通过一个子空间映射函数,映射成一个数值,把全部这些数值组合起来形成最终的人脸特征向量。

### 2.1 局部 Gabor 二值模式特征

LGBP 是一种结合了 Gabor 小波幅值部分和 LBP 直方图序列的特征提取方法,它由以下 2 个步骤组成。

(1)使用多尺度、多方向的Gabor滤波器分解输入的人脸图像。本文使用的Gabor滤波器如下式所示<sup>[5]</sup>:

$$\Psi_{u,v}(z) = \frac{\|k_{u,v}\|^2}{\sigma^2} e^{-(\|k_{u,v}\|^2/2\sigma^2)} \left[ e^{ik_u z} - e^{-\sigma^2/2} \right] \quad (1)$$

其中, $u$ 和 $v$ 分别表示Gabor滤波器的方向和尺度; $z=(x,y)^T$ 表示图像中坐标为 $(x,y)$ 的点; $\|\cdot\|$ 表示范数运算符;向量 $k_{u,v} = \begin{pmatrix} k_v \cos \phi_u \\ k_v \sin \phi_u \end{pmatrix}$ ,  $k_v = \frac{k_{\max}}{\lambda^v}$ ,  $\phi_u = u \frac{\pi}{8}$ ;  $\lambda$ 是Gabor小波在频域空间上的间隔因子。

人脸图像通过 Gabor 滤波器的卷积后只保留幅值部分,从而形成了 Gabor 幅值图谱。令  $I(x,y)$  表示人脸图像,则 Gabor 幅值图谱可以表示为

$$G(x,y,u,v) = |I(x,y) \otimes \Psi_{u,v}(z)| \quad (2)$$

其中, $\otimes$ 表示卷积运算; $|\cdot|$ 表示模运算。本文所采用的 Gabor 滤波器具有 5 个不同的尺度  $v \in \{0,1,\dots,4\}$  和 8 个不同的方向  $u \in \{0,1,\dots,7\}$ 。从而对每幅人脸图像,可以得到  $5 \times 8 = 40$  个 Gabor 幅值图谱。

(2)采用LBP算子对Gabor幅值图谱进行编码。LBP算子刻画了局部图像纹理的空间结构,进一步加强了Gabor幅值图谱的纹理信息,从而收集了更多的人脸局部特征信息。原始的LBP算子<sup>[6]</sup>对图像中每个像素点的灰度值 $f_c$ 周围的 $3 \times 3$ 邻域进行采样,每个采样点的灰度值 $f_p$ 与中心点的灰度值 $f_c$ 做下列二值符号运算:

$$\text{Sign}(f_p - f_c) = \begin{cases} 1 & f_p > f_c \\ 0 & f_p < f_c \end{cases} \quad (3)$$

其中 $f_c$ 是中心像素的灰度值, $f_p(p=0,1,\dots,7)$ 是中心像素的 $3 \times 3$ 邻域内 8 个像素点的灰度值。通过对中心像素点邻域内的 8 个采样点赋予不同的权值系数,用下式计算它的LBP值:

$$LBP(f_c) = \sum_{p=0}^7 \text{Sign}(f_p - f_c) \cdot 2^p \quad (4)$$

再通过对每个Gabor幅值图谱使用LBP算子生成LGBP图像。同时将每幅LGBP图像划分成 $K \times K$ 个互不重叠的矩形区域 $R_0, R_1, \dots, R_{m-1}$ (其中 $m=K \times K$ ),在每个矩形区域中统计直方图,形成一个直方图级数为 $L$ 的序列。一幅LGBP图像中的第 $j$ 个矩形区域的直方图序列 $H$ 可表示为

$$H_{u,v,j} = \{h_{u,v,0,j}, h_{u,v,1,j}, \dots, h_{u,v,L-1,j}\} \quad (5)$$

其中,

$$h_{u,v,i,j} = \sum_{x,y} I(f(x,y) = i) \cdot I((x,y) \in R_j) \quad (6)$$

$f(x,y)$ 表示 LGBP 图像上 $(x,y)$ 坐标处的像素值; $i=0,1,\dots,L-1$ ; $j=0,1,\dots,m-1$ 且函数 $I$ 可表示为

$$I(A) = \begin{cases} 1 & A \text{ is true} \\ 0 & A \text{ is false} \end{cases} \quad (7)$$

最后将所有LGBP图像的全部区域直方图序列组合起来形成LGBP特征向量。本文使用 $LBP_{8,1}^{u,2}$ 算子,它的直方图级数 $L=59$ <sup>[2]</sup>,同时采用的Gabor滤波器具有5个不同的尺度和8个不同的方向,所以LGBP特征向量可表示为

$$V = \{H_{0,0,0}, \dots, H_{0,0,m-1}, H_{0,1,0}, \dots, H_{0,1,m-1}, \dots, H_{7,4,m-1}\} \quad (8)$$

### 2.2 LGBP 的子空间映射

正如本文第 1 节所述,式(8)中的特征向量维数是原始 LGBP 特征的 40 倍。为了解决这个维数灾难问题,本文提出了 LGBMP 特征。该方法试图寻找一个特征子空间,将 LGBP 图像中每个区域的多维直方图序列投影到一维上去,即把直方图序列映射成一个数值,从而使得 LGBMP 特征向量的维数不仅远远低于 LGBP 特征向量的维数,而且比原始的 LBP 特征向量的维数还要低。下面说明如何选取特征子空间映射函数。

假设用于训练的人脸图像中男性图像有 $p$ 张,女性图像有 $q$ 张。对于训练样本图像的每个直方图序列 $H_{u,v,j}$ ,用 $X_{u,v,j}^i$  ( $i=1,2,\dots,p$ )和 $Y_{u,v,j}^i$  ( $i=1,2,\dots,q$ )来分别表示男性和女性训练样本图像的直方图序列。根据这 2 个直方图序列向量

$$X_{u,v,j} = \left( \sum_{i=1}^p X_{u,v,j}^i \right)^T, Y_{u,v,j} = \left( \sum_{i=1}^q Y_{u,v,j}^i \right)^T$$

用下式求出直方图序列 $H_{u,v,j}$ 的投影方向:

$$D_{u,v,j} = \left( \frac{X_{u,v,j}}{p} - \frac{Y_{u,v,j}}{q} \right) \left/ \left\| \frac{X_{u,v,j}}{p} - \frac{Y_{u,v,j}}{q} \right\| \right. \quad (9)$$

得到投影方向 $D_{u,v,j}$ ,可以利用公式 $\text{value}_{u,v,j} = H_{u,v,j} D_{u,v,j}^T$ 将直方图序列 $H_{u,v,j}$ 映射成一个数值。这样LGBMP特征向量可以表示成如下形式:

$$V^{\text{new}} = \{\text{value}_{0,0,0}, \dots, \text{value}_{0,0,m-1}, \text{value}_{0,1,0}, \dots, \text{value}_{0,1,m-1}, \dots, \text{value}_{7,4,m-1}\} \quad (10)$$

根据式(8)、式(10)以及原始的 LBP 特征计算方法,可以算出 3 种不同特征的维数。LGBP 特征向量的维数是  $5 \times 8 \times 59 \times m = 2360m$ ; LGBMP 特征向量的维数是  $5 \times 8 \times m = 40m$ ; 原始的 LBP 特征向量的维数是  $59 \times m = 59m$ , 这里  $m$  是矩形区域数。由此可见 LGBMP 特征向量的维数最低。

## 3 实验与分析

为了评测本文所提出的特征提取方法,笔者在中科院 CAS-PEAL 人脸数据库上进行了相关实验。同时还在同一个数据集上测试了其他 3 种特征提取方法,包括图像灰度值特征<sup>[1]</sup>、Gabor小波特征<sup>[3]</sup>和局部二值模式特征<sup>[2]</sup>。对所有方法提取出的特征向量均采用 LibSVM(2.84 版)提供的 SVM 分类器进行性别分类。在对比实验中,采用  $LBP_{8,1}^{u,2}$ <sup>[2]</sup> 作为局部二值模式算子,并将图像划分成  $K \times K$  个相同大小且互不重叠的矩形区域(即 2.2 节的  $m=K \times K$ )。

### 3.1 实验数据的选择

CAS-PEAL 是一个规模比较大且被广泛应用的人脸数据库。笔者从这个数据库中选取了 14 384 幅人脸图像,总共包含了 9 种不同的人脸角度。对于每种人脸角度,选取了相同数量的训练样本,其中男性和女性各 200 幅。实验数据集的具体组成如表 1 所示。训练数据集有 3 600 个样本,测试数据集有 10 784 个样本,总共包含 9 个数据集,每个子集的名字由字母和数字组成。“PD”、“PM”和“PU”分别表示俯视、平视和仰视;“00”、“15”和“30”分别表示正脸、侧脸 15°和侧

脸 30°。根据每幅原始人脸图像的眼睛位置，将人脸区域提取出来，再进行几何矫正和灰度直方图均衡化后归一到 130×150 像素。

表 1 实验数据集的组成

数据子集	男性样本数	女性样本数	总体样本数	训练样本数	测试样本数
PD00	445	595	1 040	200×2	640
PD15	846	1 032	1 878	200×2	1 478
PD30	846	1 032	1 878	200×2	1 478
PM00	445	595	1 040	200×2	640
PM15	844	1 032	1 876	200×2	1 476
PM30	844	1 032	1 876	200×2	1 476
PU00	445	595	1 040	200×2	640
PU15	846	1 032	1 878	200×2	1 478
PU30	846	1 032	1 878	200×2	1 478
总计	6 407	7 977	14 384	3 600	10 784

### 3.2 实验结果比较

首先为了考察人脸图像上矩形区域的划分个数对 LGBMP 特征的影响，分别对  $K=7, 8, 9, 10$  4 种情况，在 9 个数据子集上做了测试。在实验中，所有特征提取方法均使用以高斯径向基函数(Gaussian Radial Basis Function, RBF)为核函数的 SVM 分类器。实验结果如图 2 所示。

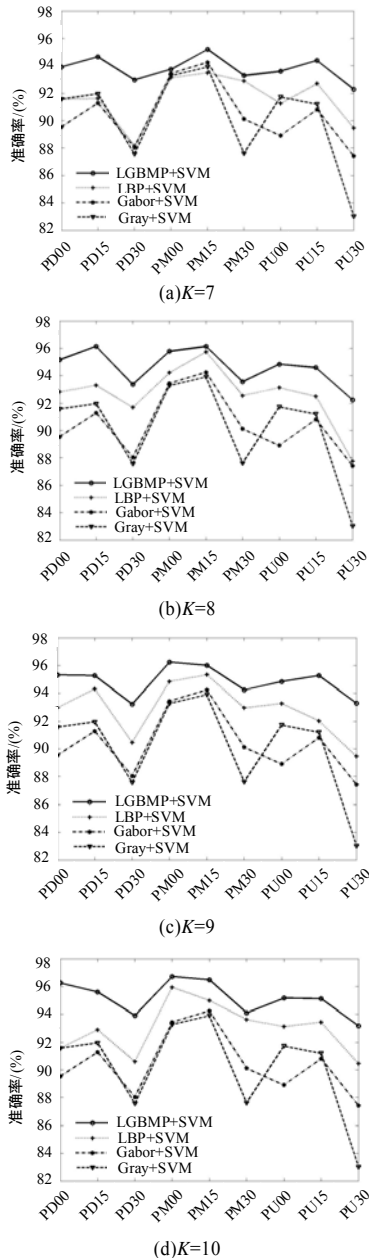


图 2 4 种特征提取方法的分类准确率比较

LGBMP 特征在 9 个数据子集上的分类准确率均高于其他 3 种特征提取方法。并且随着矩形区域划分个数的增加，准确率缓慢上升。

其次为了考察 LGBMP 特征在人脸性别分类问题上的稳定性，采用了 SVM 分类器中 3 种不同的核函数：线性核函数，多项式核函数和 RBF 核函数。在本实验中，将 9 个数据子集组合在一起，形成一个多角度的人脸图像测试集并在此集合上针对不同的  $K \times K$  区域来统计分类准确率。从图 3 可以看出，虽然使用的核函数不同，但是 LGBMP 特征的准确率均高于其他 3 种特征提取方法，而且使用 SVM 分类器的 RBF 核函数进行性别分类的准确率要高于使用其他 2 种核函数。当  $K=10$ ，核函数为 RBF 时，LGBMP 特征的分类准确率达到 95%。

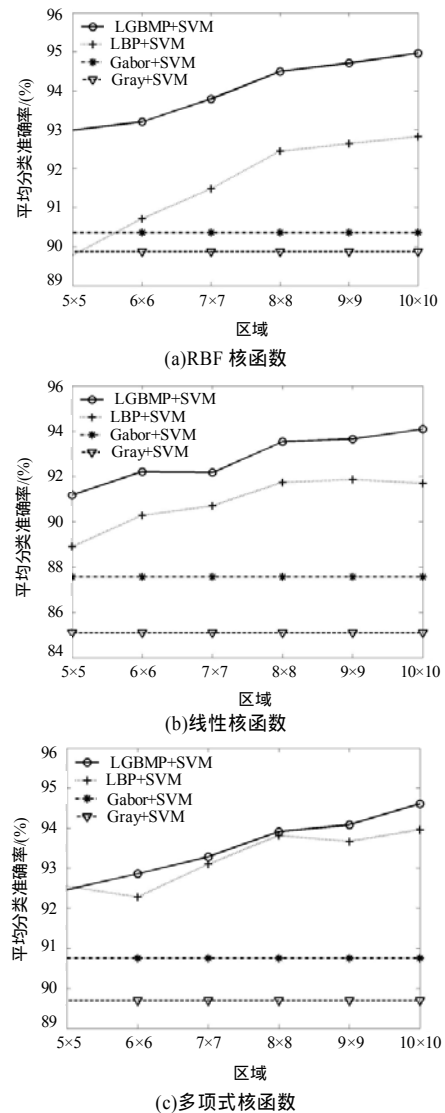


图 3 使用 3 种不同的 SVM 核函数的分类准确率比较

最后从特征向量的维数上比较 4 种特征提取方法。本文提出的 LGBMP 特征其维数在 2 000 维左右；使用图像灰度值为特征的维数是 19 500 维；Gabor 小波特征的维数是 46 800 维<sup>[2]</sup>；原始的 LBP 特征的维数是 2 900 维左右。由此可见本文提出的 LGBMP 特征向量的维数是最低的，从而节省了特征向量的存储空间，减少了后期分类器的计算时间。

通过上述实验结果可以看出，LGBMP 特征对于多角度人脸图像的性别分类问题具有良好的稳定性。随着在人脸图

像上划分的矩形区域个数不断增加, 平均分类准确率也在缓慢上升。同其他方法相比, LGBMP 特征不仅具有最低的特征向量维数, 而且在所有 9 种角度的测试数据集上达到了 95% 的分类平均准确率。

#### 4 结束语

本文提出了一种新的特征提取方法——LGBMP。通过对不同方法实验结果的比较, 可以看出 LGBMP 特征对于多角度的人脸性别分类问题是十分有效的, 并且具有良好的鲁棒性。在 CAS-PEAL 人脸数据库上的实验表明, 本文提出的特征方法不仅降低了特征向量的维数, 而且获得了最高的分类准确率。

目前, 笔者只利用了多尺度、多方向 Gabor 滤波器的幅值部分。进一步的工作将集中在如何加入 Gabor 滤波器的相位部分。同时, 将探索更多的直方图序列映射函数来进一步提高分类的准确率。

#### 参考文献

- [1] Moghaddam B, Yang Ming-Hsuan. Learning Gender with Support Faces[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 707-711.

(上接第 169 页)

#### 参考文献

- [1] Blaze M, Feigenbaum J, Lacy J. Decentralized Trust Management[C]//Proc. of the 1996 IEEE Symp. on Security and Privacy. Washington, USA: IEEE Computer Society Press, 1996: 164-173.
- [2] Li Ninghui, Winsborough W H, Mitchell J C. Distributed Credential Chain Discovery in Trust Management[C]//Proc. of the IEEE Symp. on Computing and Communications Security. New York, USA: ACM Press, 2001: 156-165.
- [3] Li Ninghui, Mitchell J C, Winsborough W H. Design of a Role-based Trust Management Framework[C]//Proc. of the IEEE Symp. on Security and Privacy. [S. l.]: IEEE Computer Society Press, 2002: 114-130.
- [4] Winsborough W H, Seamons K E, Jones V E. Automation Trust Negotiation[C]//Proc. of DARPA Information Survivability Conf. on Exposition. New York, USA: IEEE Press, 2000: 88-102.

(上接第 209 页)

对上述已经训练好的网络结构进行测试, 选出数据集中的 500 条作为测试数据, 测试结果如下: 正确数为 466 条, 准确率为 93.2%; 误报数为 18 条, 误报率为 3.6%; 漏报数为 16 条, 漏报率为 3.62%。其中, 准确率=检测结果正确数/样本总数; 误报率=误报数/样本总数; 漏报率=漏报数/样本总数。

#### 5 结束语

本文提出一种基于进化神经网络的入侵检测系统, 先对神经网络的连接权进行遗传优化, 再利用 BP 的强局部搜索能力进行搜索。实验结果表明, 该方法具有更高的准确率和

- [2] Lian Huicheng, Lu Baoliang. Multi-view Gender Classification Using Local Binary Patterns and Support Vector Machines[C]//Proc. of International Symposium on Neural Networks. [S. l.]: Springer-Verlag, 2006: 202-209.
- [3] Iga R, Izumi K, Hayashi H, et al. A Gender and Age Estimation System from Face Images[C]//Proc. of the 42nd SICE Annual Conference. [S. l.]: Addison-Wesley, 2003: 756-761.
- [4] Zhang Wenchao, Shan Shiguang, Gao Wen, et al. Local Gabor Binary Pattern Histogram Sequence(LGBPHS): A Novel Non-statistical Model for Face Representation and Recognition[C]//Proc. of the 10th International Conference on Computer Vision. [S. l.]: IEEE Computer Society, 2005: 786-791.
- [5] Liu Chengjun, Wechsler H. Gabor Feature Based Classification Using the Enhanced Fisher Linear Discriminate Model for Face Recognition[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(4): 467-476.
- [6] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multiresolution Gray-scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971-987.

- [5] Thompson M R, Essiari A, Mudumbai S. Certificate-based Authorization Policy in a PKI Environment[C]//Proc. of the ACM Trans. on Information and System Security. New York, USA: ACM Press, 2003: 566-588.
- [6] Yu T, Winslett M. A Unified Scheme for Resource Protection in Automated Trust Negotiation[C]//Proc. of the 2003 IEEE Symp. on Security and privacy. Washington, USA: IEEE Computer Society Press, 2003: 245-257.
- [7] Bacon J, Moody K, Yao W. Access Control and Trust in the Use of Widely Distributed Services[J]. Softw. Pract & Exper, 2003, 33(3): 375-394.
- [8] 廖振松, 金海, 李赤松, 等. 自动信任协商及其发展趋势[J]. 软件学报, 2006, 17(9): 1933-1948.
- [9] Nash J F. The Bargaining Problem[J]. Econometrica, 1950a, 2(18): 155-162.
- [10] Nash J F. Non-cooperative Games[J]. Econometrica, 1951, 2(54): 289-295.

更好的检测效果。下一步工作将继续在遗传算法的改进和网络结构的进化上作更深入的研究。

#### 参考文献

- [1] 蒋建春, 马恒太, 任党恩, 等. 网络安全入侵检测: 研究综述[J]. 软件学报, 2000, 11(11): 1460-1466.
- [2] 张文广, 周绍磊, 戴邵武, 等. 一种基于改进遗传算法的新型小波神经网络研究[J]. 计算机工程, 2006, 32(16): 198-200.
- [3] 镇方雄. 基于改进遗传算法的多层神经网络 BP 算法研究[D]. 武汉: 湖北大学, 2005.
- [4] 周开利, 康耀红. 神经网络模型及其 MATLAB 仿真程序设计[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.