

基于改进 ENN 算法的多生物特征 融合的身份验证¹⁾

刘红毅¹ 王蕴红² 谭铁牛²

¹(西北大学数学系 西安 710069)

²(中国科学院自动化研究所模式识别国家重点实验室 北京 100080)

(E-mail: {hyliu, wangyh, tnt}@nlpr.ia.ac.cn)

摘 要 基于多生物特征的身份鉴别技术已受到越来越多的重视. 单个生物特征有其固有的局限性, 通过融合不同的生物特征可以提高身份鉴别系统的验证性能和鲁棒性. 该文融合了声纹和指纹特征, 提出了一种改进的 ENN 方法, 并与 K-NN、传统 ENN 方法进行了比较. 改进的 ENN 将认证率提高了大约 2%. 同时, 又在不同的数据集上比较了改进的 ENN 方法和基于 Bayes 理论的融合系统, 分析并评价了两种方法的适用范围和优缺点. 实验结果证明了此方法的有效性.

关键词 生物特征, 数据融合, 身份鉴别

中图分类号 TP391

Multi-Modal Data Fusion for Person Authentication Based on Improved ENN

LIU Hong-Yi¹ WANG Yun-Hong² TAN Tie-Niu²

¹(*Maths Department, Northwest University, Xi'an 710069*)

²(*National Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080*)

(E-mail: {hyliu, wangyh, tnt}@nlpr.ia.ac.cn)

Abstract People have paid more attention to biometrics based personal authentication recently. A single modality has its limitation in performance, such as universality and accuracy. The use of multiple modalities can get higher accuracy and wider universality. An improved ENN (Nearest-Neighbor with class Exemplars) method is proposed in this paper to fuse fingerprint and voiceprint. Compared with the traditional ENN and KNN (K-Nearest-Neighbor), the proposed method obtains further improvement of verification rates. The proposed method is also compared with the Bayesian fusion method. Performance of these two types of systems is given. Experimental results verify the validity of the proposed algorithm.

Key words Biometrics, data fusion, personal verification

1) 国家自然科学基金(60332010)、国家“863”计划(2001AA114180)、国家杰出青年基金(69825705)和中国科学院方向性创新基金资助

Supported by National Natural Science Foundation of P. R. China(60332010), National “863” High-Tech R & D Program of P. R. China(2001AA114180), National Natural Science Foundation for Outstanding Young Scientist of P. R. China(69825705), and Chinese Academy of Sciences

收稿日期 2002-11-06 收修改稿日期 2003-07-14

Received November 6, 2002; in revised form July 14, 2003

1 引言

随着信息技术的发展,身份识别近几年受到了越来越多的重视.传统的身份识别方法(如密码、身份证等)由于其自身的局限性(易丢失、易被伪造、易被破解等)已不能满足当代社会的需要.因此,以生物特征识别为主的身份鉴别技术得到了广泛而深入地研究和应用.

生物特征识别是利用人体固有的生理特征和行为特征来识别人,目前较常用来进行身份鉴别的生物特征包括:脸像、虹膜、指纹、声纹、步态、视网膜、签名等.这些生物特征与传统身份识别中的标识物相比,具有稳定性、不易被伪造等优点.近几年国际上已有许多研究者致力于这方面的工作^[1~18],他们的研究表明利用生物特征进行识别确实提高了识别系统的认证率.不过,单个生物特征有其固有的局限性,如声纹会随着人身体健康状况的变化而变化,有的人指纹特征难以提取,脸像会由于化妆、表情的变化而变化等等.而且,每种生物特征所能达到的身份鉴别准确率是有限的.通过多生物特征融合的方法,可使我们在提高准确率和扩大应用范围两方面提高生物特征身份鉴别系统的性能,使之更接近实用.因此,将多个生物特征结合起来进行认证就非常迫切和必要^[9,10].

国际上许多学者已致力于多生物特征的身份验证问题的研究. Brunelli 和 Falavigna 于 1995 年提出了利用超基函数网络融合声纹和视觉特征的方法,取得了较好的识别效果^[6]. 该方法实现的难点在于需要准确构建正负样本集、选择若干映射参数,在小样本情况下有很多困难. Duc 等提出利用监督学习并结合 Bayes 理论的方法融合声纹与脸像的身份验证结果,在 M2VTS 的 37 个人的每个人的 4 个样本上进行实验,其中取每个人的 3 个样本作为训练集,第 4 个样本作为测试集,达到了 99.5% 的正确率^[7]. Jain 等人于 1998 年提出将指纹与人脸识别的结果融合^[8],1999 年从理论上证明了多生物特征的融合可提高认证率^[12],2000 年提出确定每个用户的特定参数的方法将指纹、脸像和手形的识别结果融合^[9],2001 年对多生物特征识别作了概述^[13,14]. Verlinde 等于 1997 年提出用 K-NN 方法融合声纹和视觉特征^[11],取得了较好的结果. Kittler 等人提出了融合理论框架并将其分为 3 层,同时比较了加法准则和乘法准则等算法在融合中的优缺点^[15].

声纹和指纹是身份鉴别中比较常用的两种生物特征,而且都更易于提取.因此,本文选取指纹和声纹特征进行融合.在传统 K-NN 方法的基础上,提出了改进的 ENN 方法,并与 K-NN、传统 ENN 方法进行了比较,实验结果证明了此方法的有效性.与传统 ENN 相比,改进的 ENN 将认证率进一步提高了 2%.我们在不同的数据集上比较了基于改进的 ENN 方法和 Bayes 理论的融合系统,分析并评价了两种方法的适用范围和优缺点.

2 基于声纹和指纹的身份验证系统

2.1 基于指纹的身份验证

用指纹来进行身份认证时,系统提取细节点(端点和分叉点)并用细节点的集合构造模板.特征提取过程中,采用 Gabor 滤波器进行图像增强,二值化并细化后,采用纹路跟踪方法去除虚假特征,最后得到的特征用位置、方向及纹路特征来表示.特征匹配采用了基于误差扩散的指纹匹配方法,得到的匹配结果就是两个指纹模板,也就是两个指纹的匹配度.算法的具体细节请参见文献^[16].

2.2 基于声纹的身份验证

说话人子系统提取 12 阶 MFCC(Mel 频率倒谱系数)参数和 1 维时域能量以构成一个 13 维特征. 在此基础上, 对每帧特征向量进行一、二阶差分, 最后得到的特征维数是 39 维. 训练过程中, 根据以上的特征向量为每个人统计得到其发音的声学特点, 即说话人正模型(我们采用高斯混合模型来描述这一分布). 由于验证系统的要求, 还为每个说话人训练了一个反模型, 直观上理解, 反模型表征的是与目标说话人“不相似”的发音特征. 反模型的训练采用 Cohort 方法, 即在已知用户集中选取部分与目标说话人“不相似”的用户和部分与目标说话人“相似”的用户的语料训练该目标说话人的反模型. 验证过程中, 将测试样本代入目标说话人的正、反两个统计模型分别计算其概率距离, 然后再进行比较, 得到的差值就是最终的匹配值. 具体算法参见文献[17].

2.3 融合系统

身份认证系统所要解决的问题可以描述为: 在一特定的样本集里, 用户声称他属于其中的某一个身份, 系统通过比较匹配值与事先给定的门限作出决策, 接受或拒绝(H_1 : 是这个人; H_0 : 不是这个人). 决策存在着两种可能的错误: 错误接受率 FAR(false accept rata), 即假冒者(impostor)被接受; 错误拒绝率 FRR(false reject rate), 即具有真正身份的人(client)被拒绝^[8,11].

基于多生物特征融合的身份认证系统综合考虑不同生物特征的识别结果, 目的是得到更可靠、全面、准确的认证结果. 其系统框图如图 1 所示, 不同的生物特征验证系统将其身份识别的结果信度(匹配值)的形式平行地输入到融合系统, 匹配值用 s 表示, $s \in [0, 1]$. 融合系统对接受到的匹配值依据一定的融合算法进行结合, 给出一个二类决策^[8]: 接受或拒绝.

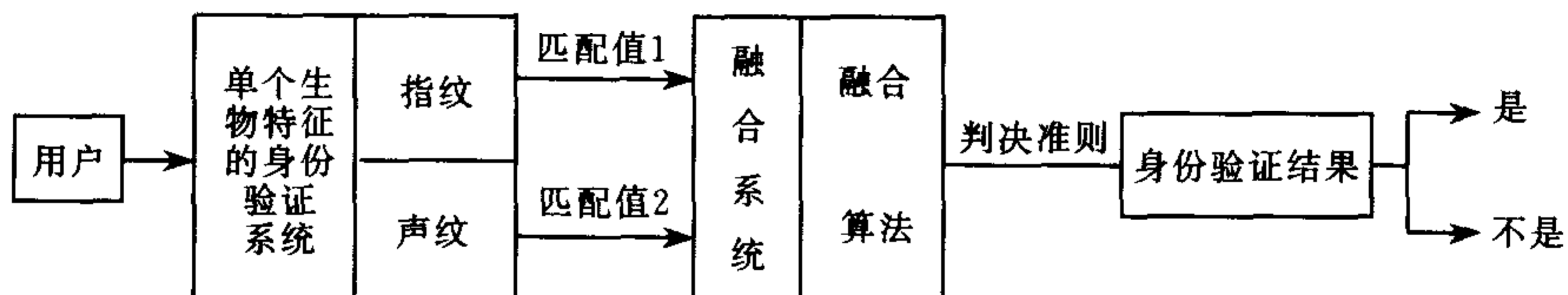


图 1 身份验证融合系统的框图

Fig.1 Framework of multi-modal verification systems

3 融合算法

融合系统中的算法实际上是一类特殊的分类器, 其目的是通过结合不同的生物特征来提高身份鉴别系统的认证率. 以下我们从 K-NN 方法入手, 寻找较好的融合算法.

3.1 K-NN 方法

K-近邻(K-nearest-neighbor)方法是一个不需要特定训练集的简单方法, 它是通过判断测试样本周围 K 个参考样本的类别来确定此样本类别的. 在验证时, 仅需要给出样本的参考点集, 在其中考虑测试样本的 K 个近邻大部分属于哪一类, 则此样本就属于哪一类^[11].

设 k 是事先设定的参数(近邻数目), 一般取奇数. 设 k_1 是测试样本点 k 个近邻中属于 client 类的数目, k_2 是其中属于 impostor 类的数目($k_1 + k_2 = k$), 决策准则是

$$k_1 - k_2 \begin{cases} > 0 & H_1 \\ \leq 0 & H_0 \end{cases}$$

K-NN 方法实际上是通过比较测试样本点与所有参考样本点的欧氏距离而进行决策的. 此算法易于实现, 但最大的缺点就是运算量和存贮量大, 需要计算和存贮每一个测试样本点与每个参考样本点之间的距离. 解决此问题的方法之一就是减少参考样本的数目来减小计算量与存贮量^[11]. 同时, 从实验结果(4.2)可见, K-NN 方法的另一主要缺点就是其 FRR 与 FAR 之间很不平衡, FAR 远小于 FRR. 产生这一结果的主要原因是参考样本集中, client 类的参考样本数目远远少于 impostor 类的参考样本数目, 因而两类边界处分布了更多的 impostor 类样本. 此现象可通过聚类方法来减少原有的参考样本数来消除, 亦即减少 impostor 类相对于 client 类的数目^[11].

3.2 传统 ENN 方法

通过以上对 K-NN 方法的分析可见, 问题的关键是减少 impostor 类相对于 client 类的参考样本个数. 传统的 ENN(nearest-neighbor with class exemplars)方法正是从此点出发的. 其基本思想是通过聚类, 将所有的参考样本点聚为两类, impostor 为一类, client 为一类, 类的中心大致反映了类的特性, 所以可以这两类的中心作为新的参考样本点, 然后再采用 K-NN 方法的思想, 比较测试样本与此两点的距离, 距离哪一类的中心点近就属于哪一类. 聚类后, 将 K-NN 算法中寻找 K 个近邻转换为寻找两类中心, 在训练集(参考样本集)中, 样本的类别是已知的, 所以找到 impostor 类和 client 类的中心是相对简单容易的, 此时再比较此两点与测试样本点的距离, 大大减少了计算量.

3.3 改进 ENN 算法

与 K-NN 方法类似, 传统 ENN 也是通过比较二维数据 $I=(s_1, s_2)$ 与两类中心的距离而进行决策的. 我们统计此二维数据(指纹和声纹信度)的分布, 发现有这样的规律: 声纹和指纹的 client 类的信度值都大于其相应的 impostor 类的信度值. 表现在图上(图 2)就是 client 类和 impostor 类的分布在横坐标和纵坐标上有共同的特点, 即在两个坐标上 client 类的值都较大, 而 impostor 类的值都较小. 图 2 中横坐标表示指纹的信度, 纵坐标表示声纹的信度, 深色的点代表 impostor 类, 浅色的点代表 client 类. 为此, 我们考虑能否在不影响其原有分布规律的情况下用一维数据表示两类分布, 即用数据到原点的距离作为新的信度. 图 3 是经过降维后两类样本的分布, 横坐标表示转换后的一维信度, 纵坐标表示信度值出现的频率. 从图中可看到, impostor 类的信度值小于 client 类的信度值. 图 3 相对于图 2, 并未改变数据间的分布规律, 从而说明了降维的合理性.

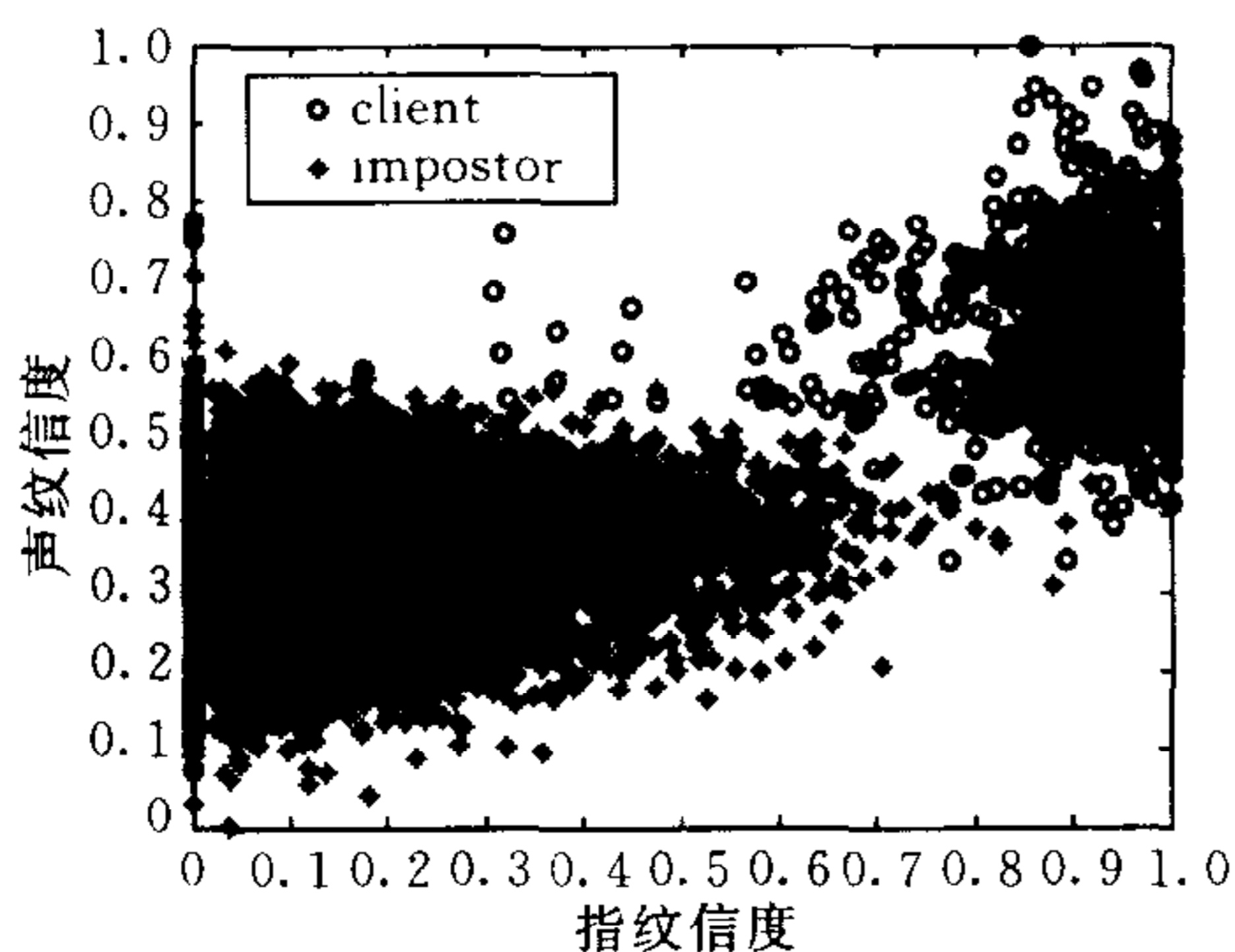


图 2 传统 ENN 中两类样本的分布
Fig. 2 Distribution of two types samples in traditional ENN

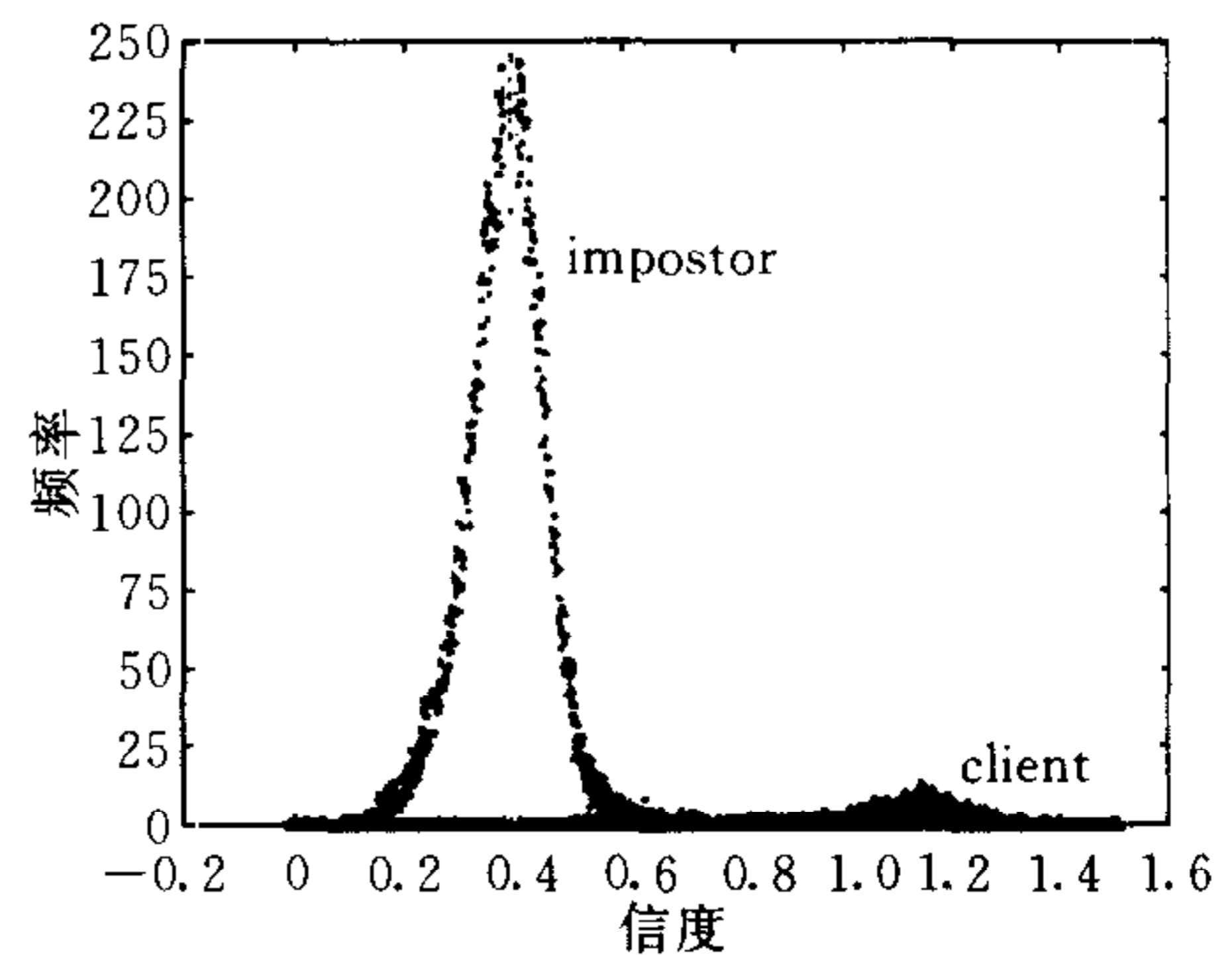


图 3 改进 ENN 中两类样本分布
Fig. 3 Distribution of two types samples in improved ENN

在上述基础上,我们对传统 ENN 方法进行改进,充分利用输入融合中心的二维数据(指纹和声纹信度)的分布规律,在不影响其原有分布规律的情况下,对其进行合理降维,把二维数据转化为一维,即在融合中心用 I 的二范数来表示样本的信度.从图 3 可以看出,impostor 类的信度值比较的集中在 0.4 附近,而 client 类的信度值大部分集中在 1.2 附近.同时,实验结果也证明了此时的两类样本分布(图 3)比原来的两类样本分布(图 2)更集中(一维数据的类内离散度 0.3372 小于二维数据的类内离散度 0.6655),易于分类.正因为这样,我们对现在的一维数据再采用 ENN 方法,将所有参考样本点聚为两类,impostor 为一类,client 为一类,并将这两类的中心作为参考样本点,考虑测试样本点与两类参考样本中心点的距离,距离哪一类近就与此同类.与传统 ENN 方法相比,此方法的改进之处在于在不改变数据分布规律的情况下,对输入融合中心的二维数据(指纹和声纹信度)进行合理的降维处理,减少了计算量和存贮量,同时在两类中心更加明显的情况下,提高了融合系统的验证率.

4 实验结果及分析

4.1 实验数据

考虑两个生物特征指纹与声纹,文中信度数据来自 44 个人的 24 个样本.在此,我们把数据分成 D1 和 D2 两种形式,分别对应大训练集小测试集和小训练集大测试集.其中 D1:44 个人的前 20 个样本作为训练集,后 4 个作为测试集;D2:44 个人的后 4 个作为训练集,前 20 个作为测试集.我们采用“留一法”在 D1 中进行实验:每个人依次被标记为 impostor,其他 43 个人被认为是 client,每个人在自己的身份下进入,被标记为 impostor 的人试图在其他 43 个人的身份下进入,重复 20 次,这样就构成了 $44 \times 43 \times 20$ 次认证.同样的测试方法适用于 D2.

4.2 实验结果及分析

表 1 总结了在数据集 D1 上用 K-NN、传统 ENN 和改进 ENN 融合声纹和指纹特征得到的实验结果,并比较了各种方法下的 FAR 和 FRR 值.

表 1 验证结果的比较
Table 1 Comparison of verification results

方法	FAR(%)	FRR(%)	计算量
1-NN	0.092	6.25	最大
传统 ENN	0.436	2.27	较大
改进 ENN	0.092	2.27	最小

表中的 1-NN 表示用 K-NN 方法($K=1$)融合的结果.如前所述,由于在所有的参考样本点中,impostor 的数目远远多于 client 的数目,即在两类的边界处 client 的测试点周围分布了较多的 impostor 样本.因而这种方法产生的 FAR 和 FRR 之间有很大的不平衡(FAR 较小,FRR 较大).与此同时,1-NN 方法的计算量和存贮量都很大.

通过聚类后,在大大减少了 impostor 类的参考样本数的同时,client 类的参考样本也有所减少,测试样本周围 impostor 和 client 类的分布相对平衡,减小了运算量和存贮量.从而用传统 ENN 方法的 FAR 和 FRR 之间较 1-NN 趋于平衡,FRR 减小了许多,当然,由于 cli-

ent 类的减少, 不可避免使得 FAR 有所增大.

表中所列改进 ENN 方法的结果同传统的 ENN 算法类似, 聚类使得两类样本参考数目有所减少, 所以没有 K-NN 算法中的 FAR 和 FRR 之间存在很大的不平衡, 在 FRR 减小的同时, 又减少了计算量和存贮量; 经过降维后样本分布的集中使得聚类后可分性增强, 所以与传统 ENN 算法相比, 改进 ENN 算法的 FAR 明显减小, 验证率提高.

我们又在不同的门限下比较了改进 ENN 和传统 ENN 融合系统的验证性能, 从图 4 的 ROC 曲线可见, 基于改进 ENN 系统的验证率高于传统 ENN 系统的验证率. 这主要是由于降维使得样本的分布更加集中. 同时, 在两者的 FRR 变化范围相同的情况下, 改进 ENN 融合系统的 FAR 比传统 ENN 融合系统的 FAR 降低了大约 0.2%.

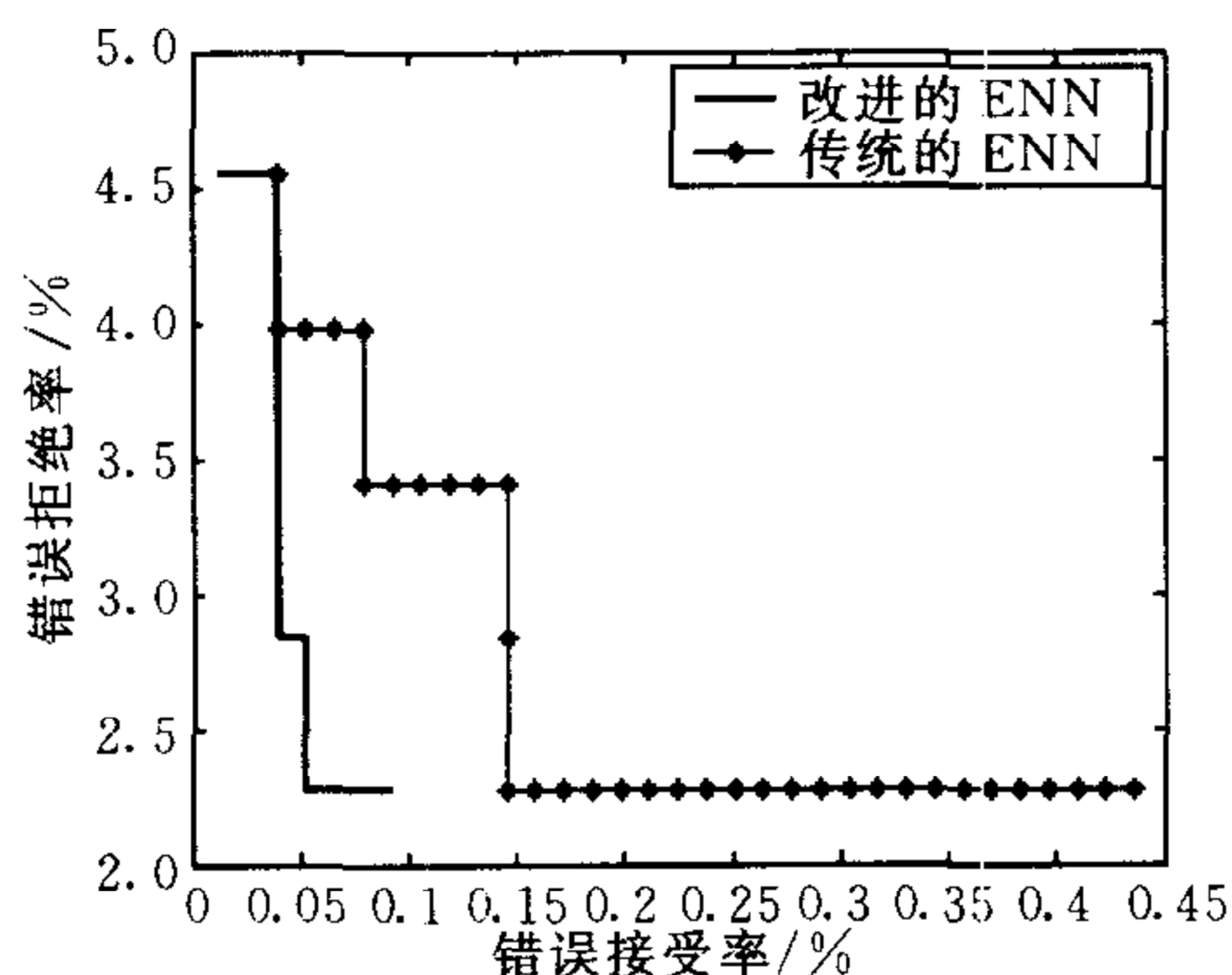


图 4 改进的 ENN 与传统 ENN 融合结果的比较

Fig. 4. Comparison of fusion results using traditional ENN and improved ENN

Bayes 理论是一个较常用的融合算法, 它主要是正确估计先验概率和类概率密度函数, 同时这也是限制其实际应用的一个难点. 因为在实际中, 我们很难正确估计测试样本属于 impostor 类和 client 类的先验概率, 正确估计两类的类概率密度函数又需要很大的训练集. 而 ENN 方法却可以应用于未知先验概率和不需很大训练集, 这也正是我们研究 ENN 算法的意义所在.

由此, 我们在数据集 D1 下用“留一法”比较了基于改进 ENN 和基于最小错误率的 Bayes 理论的融合系统. 实验结果(图 5)表明, 融合系统的认证性能优于任何一种基于单一特征系统的认证性能. 改进 ENN 融合系统的 FAR 远远小于基于 Bayes 理论融合系统的 FAR, 但其 FRR 又大于基于 Bayes 理论融合系统的 FRR. 可以看到, Bayes 理论的 FAR 变化范围较大, 这说明 Bayes 理论对门限的依赖性大, 亦即验证率受先验概率的影响较大. 而 ENN 方法却可以在不需要估计先验概率和类概率密度函数的情况下, 得到较低的 FAR, 这也正是实际应用中身份验证系统所要求的.

由于实际的身份鉴别系统的训练集较小, 我们又在小训练集大测试集 D2 下再次比较两种方法, 实验结果(图 6)和在 D1 下的结果是一致的. 改进的 ENN 融合系统的 FAR 远远小于基于 Bayes 理论融合系统的 FAR, 但其 FRR 又大于基于 Bayes 理论融合系统的 FRR. 这表明, 在小训练集下, 改进 ENN 方法仍可达到身份鉴别系统的要求, 取得较小的 FAR.

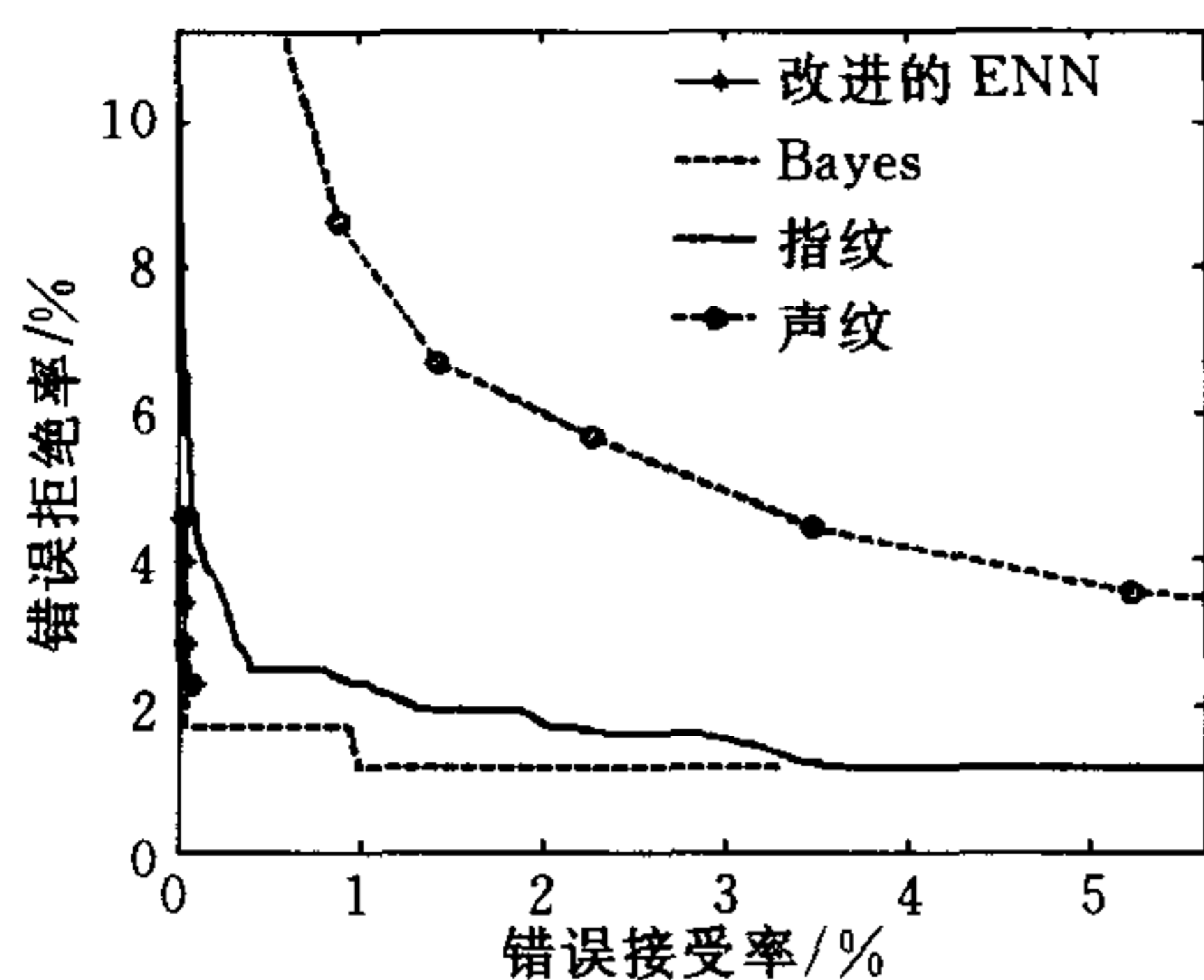


图 5 数据集 D1 下的 ENN 与 Bayes 的比较

Fig. 5 Comparison of ENN and Bayes in dataset D1

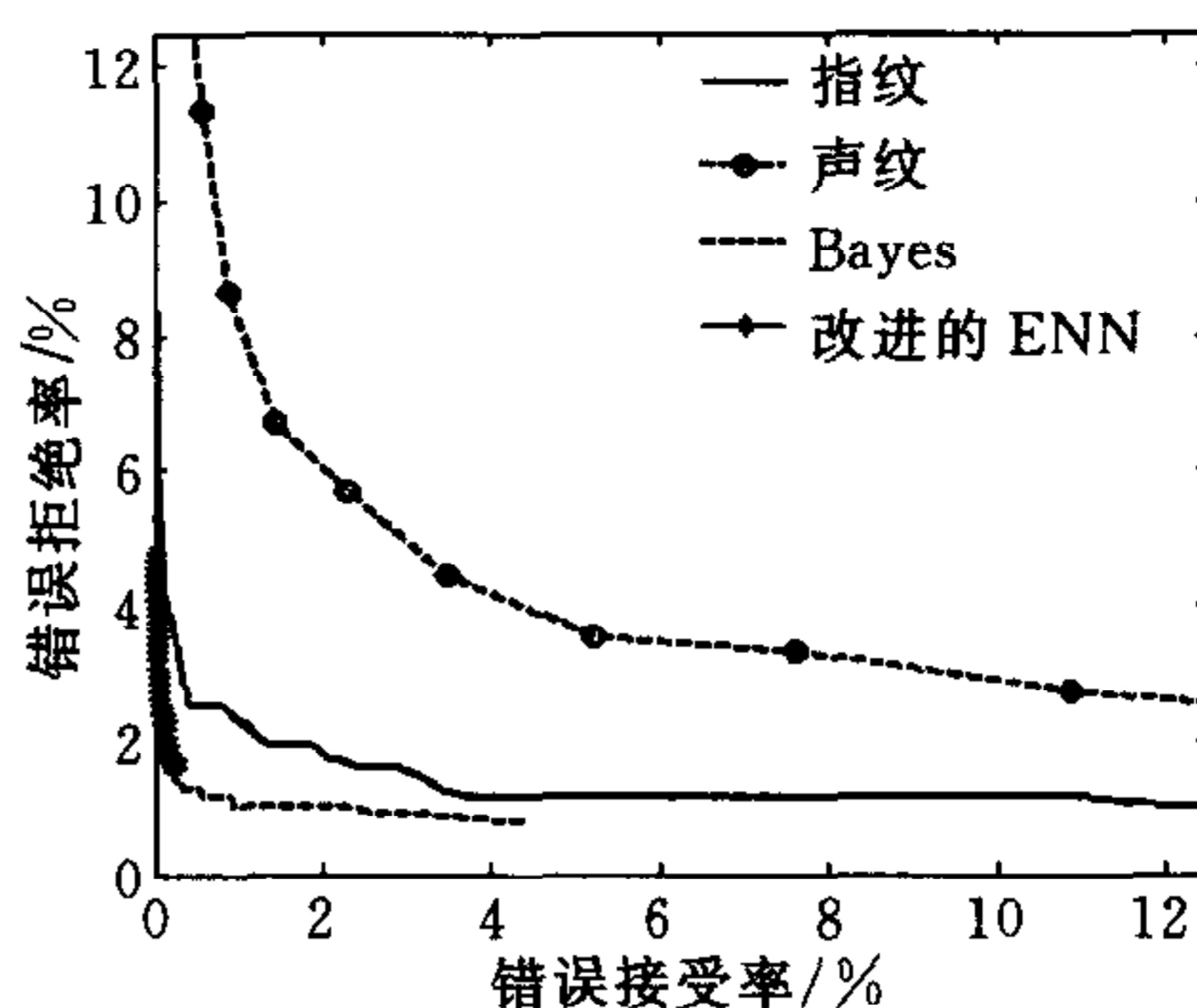


图 6 数据集 D2 下的 ENN 与 Bayes 的比较

Fig. 6 Comparison of ENN and Bayes in dataset D2

通过对上述两种数据集下实验结果的分析,看到,改进 ENN 方法无需特别的估计类概率密度函数,同时又克服了 Bayes 理论对先验概率的依赖,可以在不需要特定训练集的情况下,达到较低的 FAR,满足实际应用的需要.

5 结论

基于多生物特征的身份鉴别是一项非常有应用前景的技术,它结合了所有各种特征的优点,因而总体认证率有所提高.本文提出了改进的 ENN 方法,并将其用于多生物特征的身份验证系统,并和 1-NN、传统的 ENN 进行了比较,又在不同数据集上与 Bayes 融合理论作了比较.实验结果证明了改进 ENN 方法的有效性和可行性.

经过改进 ENN 融合后,减少了因 1-NN 方法所产生的两种错误间的很大的不平衡及大量的计算量和存贮量,同时又提高了系统的验证性能,与传统 ENN 相比,改进 ENN 将认证率提高了大约 2%.通过和 Bayes 理论比较,我们认为,在先验知识不够充足的情况下,要得到较小的 FAR,可以考虑用改进的 ENN 方法.

当然,针对不同的生物特征、不同的应用背景以及不同的分类器性能,需要不同的融合策略.在这一领域,还有许多更为深入的工作,这将是我们的下一步的主要研究内容.

References

- 1 Jain A K, Bolle R M, Pankanti S Eds. Biometrics: Personal Identification in a Networked Society. Norwell, MA: Kluwer, 1999
- 2 Zhao W, Chellappa R, Rosenfeld A, Phillips P J. Face recognition: A literature survey. Technical Reports of Computer Vision Laboratory of Maryland, 2000
- 3 Doddington G D, Przybocki M A, Martin A F, Reynolds D A. The NIST speaker recognition evaluation-overview, methodology, systems, results, and perspective. *Speech Communication*, 2000, **31**(2): 225~254
- 4 Said H E S, Tan T N, Baker K D. Personal identification based on handwriting. *Pattern Recognition*, 2000, **33**(1): 149~159
- 5 Wang L, Hu W M, Tan T N. A new attempt to gait-based human identification. In: Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), Rochester, New York: 2002
- 6 Brunelli R, Falavigna D. Person identification using multiple cues. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Ma-*

- chine Intelligence*, 1995, 17(10):955~966
- 7 Duc B, Bigun E S, Bigun J, Maitre G, Fischer S. Fusion of audio and video information for multi-modal person authentication. *Pattern Recognition Letters*, 1997, 18(4): 835~843
 - 8 Hong L, Jain A K. Integration faces and fingerprints for personal identification. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(12): 1295~1300
 - 9 Jain A K, Ross A. Learning user-specific parameters in a multibiometric system. In: Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), Rochester, New York; 2002
 - 10 Ben-Yacoub S, Abdeljaoued Y, Mayoraz E. Fusion of face and speech data for person identity verification. Dalle Molle Institute for Perceptual Artificial Intelligence (IDIAP), 1999
 - 11 Verlinde P, Chollet G. Combining vocal and visual cues in identity verification system using K-NN based classifiers. In: Proceedings of the IEEE Workshop on Multimedia Signal Processing, Los Angeles, CA, USA; 1998
 - 12 Hong L, Jain A K, Pankanti S. Can multibiometrics improve performance? In: Proceedings autoID'99, Summit, NJ; 1999. 59~64
 - 13 Jain A K, Duin R P W, Mao J. Statistical pattern recognition: A review. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(1): 4~37
 - 14 Prabhakar S, Jain A K. Decision level fusion in fingerprint verification. *Pattern Recognition*, 2002, 35(4): 861~874
 - 15 Kittler J, Hatef M, Duin R P W, Matas J. On combining classifiers. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(3): 226~239
 - 16 Hao Y. Recognition and processing of fingerprint images [Master dissertation]. Beijing: Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, 2002 (in Chinese)
 - 17 Liu Y. Research on identity verification system based on voiceprint and semanteme [Master dissertation]. Beijing: Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, 2002 (in Chinese)
 - 18 Mario D, Maltoni D, Cappelli R, Wayman J, Jain A K. FVC2000: Fingerprint Verification Competition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(3): 402~412

刘红毅 1997 年和 2003 年分别获得西北大学计算数学理学学士和硕士学位。

(LIU Hong-Yi Receive her bachelor and master degree from Northwest University in 1997 and 2003, respectively.)

王蕴红 1998 年获博士学位, 2000 年起至今为中国科学院自动化研究所副研究员, 主要研究方向为生物特征识别。

(WANG Yun-Hong Received her Ph. D. degree from Nanjing University of Science and Technology in 1998. Since 2000, she has been an associate professor in Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, China. Her research interests include biometrics.)

谭铁牛 研究员、博士生导师, 1986 年和 1989 年分别获英国伦敦大学帝国学院硕士与博士学位, 主要从事图象处理、计算机视觉和模式识别等相关领域的研究工作。

(TAN Tie-Niu Professor, received his master (in 1986) and Ph. D. (in 1989) degrees from Imperial College of Science, Technology and Medicine, London, UK. His research interests include the image process, visual surveillance, and pattern recognition.)