

竞争监督学习法在集成型识别 系统中的应用¹⁾

费 越 汪力新 戴汝为

(中国科学院自动化研究所 北京 100080)

摘 要 在集成方法中,神经网络集成方法对研制集成型模式识别系统是有效的.但是,单个子分类器和集成网络的性能对集成系统的整体识别效果都有影响.因此,要进一步提高系统性能也必须改进子分类器和集成网络.文中采用竞争监督学习法,构造一个网络集成系统,用于手写数字字符识别.实验证明,该方法的确能够改进系统的收敛速度和泛化能力.

关键词 集成,竞争监督学习.

COMPETITIVE SUPERVISED LEARNING ALGORITHM AND APPLICATION IN INTEGRATED RECOGNITION SYSTEM

FEI Yue WANG Lixin DAI Ruwei

(Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

Abstract In pattern recognition application, integration of artificial neural networks has been recognized as a powerful tool, but the performance of the sub-classifiers has effect on the performance of the whole integration system. In this paper, we apply the proposed algorithm—Competitive Supervised Learning Algorithm to the integrated recognition neural network system. Experimental results have confirmed that the proposed algorithm improves learning and generalization of the system.

Key words Integration, competitive supervised learning

1 引言

目前,已经有多种方法用于集成,如投票法^[2](voting),融合法^[3](fusion)和网络法^[4](network)等.其中,网络法是在90年代初提出的从定性到定量的综合集成方法论^[5-7]的

1) 国家自然科学基金资助课题.

指导下应运而生的,为如何在集成系统中引入人的作用提供了启发性的思路.

在模式识别中,模式的种类繁多,单靠计算机自身的识别能力往往是无功完成的,这就需要发挥人本身的模式识别能力,因而采用监督学习的方式优于无监督学习的方式.然而,如何使机器能够充分应用这种宏观层次上的指导,如何更好地将计算机擅于精确处理(定量处理)信息和人擅于不精确处理(定性处理)信息的特点结合起来,充分发挥各自的优势,这一问题仍有待于进一步深入探讨.此外,无论采用什么方法进行集成,系统的性能归根结底还是取决于各子分类器的性能;倘若子分类器的性能不佳,即使采用很好的集成方法也很难达到预期的效果.因此,改进子分类器的识别效果也是集成系统中不可忽视的重要环节,我们在探讨不同的集成方法时,也应改进单个分类器的识别能力.

在目前采用的众多神经网络模型中,多层前向网络(MLP)的BP模型已经成为神经网络的重要模型之一.然而,BP算法存在着收敛速度慢和泛化能力较差的问题,无论从单个识别系统,还是对于集成网络来说,这些缺陷都与神经网络的传统结构有关.用于模式识别的神经网络,输出层的每个节点一般代表一个确定的类别,不同的节点代表不同的类别.这种作法所带来的问题是:即使属于相同的类别,样本经常是千差万别的,它们分布在样本空间的不同区域,有时还是不连通的.倘若一个类别仅由一个节点表示,使得同一类样本难以划分到一起,即使划分成一类,也会与其它类别区域发生交叠,如果只分为一类,很有可能引起识别率降低.

基于以上考虑,本文以手写数字字符识别为例,采用作者提出的有子类的竞争监督学习算法^[1],构造一个字符识别集成系统.实验证明,该方法提高了各个子分类器和集成网络的识别能力,获得了更高的识别率.这种方法不仅仅适用于字符识别领域,同样也适用于模式识别的其它领域.本文首先简要介绍了竞争式MIP网络和竞争式学习算法,然后给出采用这种网络进行集成的实验结果和结论.

2 有子类的竞争式MLP网络

一般来说,对用于字符识别的MLP网络,输入层代表的意义是字符的特征,隐层代表的意义是将输入层所提供的信息给出网络的内部表示,输出层则将这些内部表示区分开来.各层之间的权值连接是固定的,学习的过程就是寻求合适的权值,使之能够有效地识别输入的特征.从实际识别的角度来考虑,对于同一类数字,有多种写法,比如“8”这个数字,有的人习惯写成封顶的,有的人却习惯写成开口的,因而对于同一特征抽取方式采用同样的权值将它们归为一类是比较困难.倘若一个类别由两个(或多个)节点表示,却可较容易地解决这一问题.在网络的输出层将一个类别由多个节点表示也可视为在一类中又细分为多个子类.基于以上考虑,我们提出带有子类的MLP网络,并采用竞争监督学习法进行训练^[1].以分成两个子类的竞争式网络为例,其结构如图1所示.这种网络的结构与普通的MLP网络类似,主要不同在于其输出分为 $N(N \geq 2)$ 部分,最终输出为所有子类的最大值.

采用这种网络结构学习的关键是如何划分子类.倘若人为聚类,比如将训练样本集划分成几部分,这无异于将训练样本集缩小,起不到划分子类的效果.在我们提出竞争监督学习训练算法中,将输出的每一类由原来的一个节点增加至采用 N 个节点表示一类,通

过神经网络的竞争监督训练过程在原来的一类中学习成 N 个子类. 采用该算法时, 网络的各部分权值基于 BP 算法^[8]进行修改, 但在隐层到输入层对于每一子类的权值修改不是同步的, 而是根据代表每一子类的输出节点对样本的识别效果而定. 在一次学习中, 对同一输入样本而言, 由于各子类节点的连接权值不同, 代表每个子类的输出也不同, 选取本次学习中输出峰值较大的子类进行权值修改, 认为该样本属于这一子类. 这样, 通过竞争监督学习过程, 从隐层到输出层的权值就分为 N 种, 分别代表 N 个不同的子类. 算法详见文献[1].

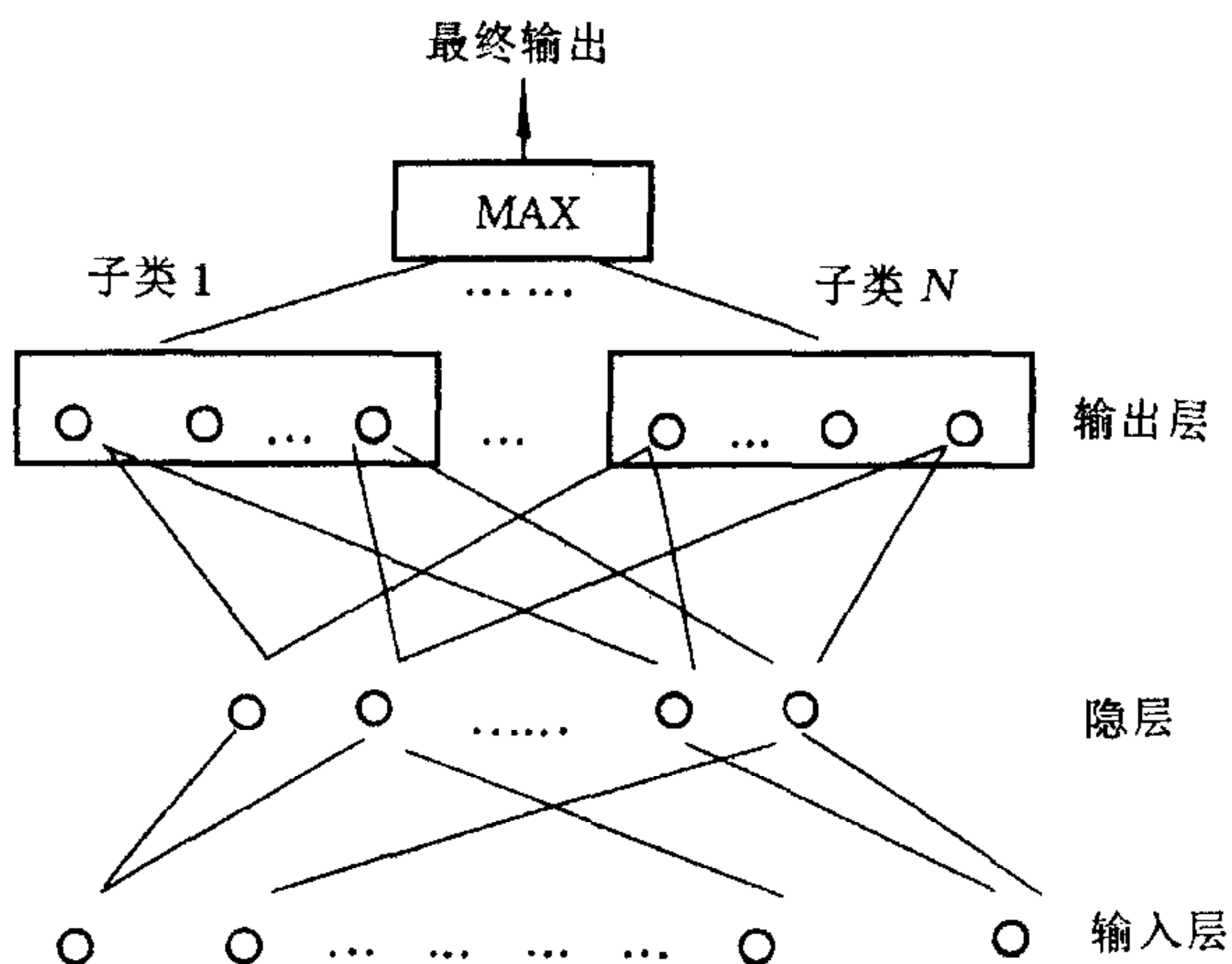


图1 有子类的竞争式 MLP 网络结构示意图

竞争式网络的训练过程采用修改的 BP 算法, 不仅没有增加计算的复杂度, 反而改进了收敛性, 用于集成系统也取得了较满意的效果. 在采用监督学习的训练过程中, 人的作用实际是更为宏观的调控, 从而使网络能够更加充分地发挥自身的潜力.

3 自由手写体数字识别实验

为了证实本文所提出的有子类的竞争式网络的有效性, 本文采用网络集成法^[4], 构造了一个网络集成系统, 其中三个单分类器和集成网络均为竞争式 MLP 网络. 采用该集成系统对自由手写体数字进行识别实验及结果分析, 并对比采用一般 BP 算法分类器的实验结果. 在各个采用竞争学习算法构造的分类器中, 输出层采用 2×10 ($N=2$) 个节点, 每 10 个为一组分别代表 10 个数字. 最后的输出是比较两个子类的输出, 取数值较大者作为网络的最终输出.

3.1 样本库

本文所采用的样本库是由中国科学院自动化研究所建立的, 其中所采用的训练集和测试集的样本是无关的.

3.2 识别实验

本文采用三种不同的特征, 分别用所提出的竞争式算法和 BP 算法进行手写数字识别实验比较. 采用竞争式算法构成的三种分类器分别称为 C1, C2 和 C3, 采用传统 BP 算法构成的分类器称为 C1', C2' 和 C3'.

3.2.1 分类器 C1, C1'

1) 预处理

样本经平滑后, 归一化成 24×36 点阵. 这里采用 Unger 提出的平滑算法^[4].

2) 特征抽取

分类器 1 的特征抽取分为两部分, 分别是轮廓特征和点特征. 轮廓特征是首先提取左轮廓特征 $LP(k)$ 和右轮廓特征 $RP(k)$, 并由式 $W(k) = RP(k) - LP(k)$ 导出宽度特征, 选

取 $LP(k)$ 和 $W(k)$ 作为输入特征. 然后对它们分别进行采样(每隔三点采一次)和滤波处理, 最后形成24维特征, 作为网络输入的第一部分. 点特征形成的36维特征, 作为网络输入的第二部分, 其中细化算法采用 SPTA(save point thinning algorithm).

3) 网络结构

输入为60维, 采用10个隐层节点, 用6 000个样本训练.

3.2.2 分类器 C2, C2'

1) 预处理

将样本经平滑后归一化成 32×32 点阵.

2) 特征抽取

将所得的点阵进行细化, 再将整个点阵划分为 8×8 个子区域, 分别统计每一个子区域的点数, 形成64维特征, 作为网络的输入.

3) 网络结构

输入维数64, 隐层节点数为15, 用10 000个样本训练.

3.2.3 分类器 C3, C3'

1) 预处理

样本归一化成 30×50 点阵.

2) 特征抽取

首先进行轮廓跟踪, 得到轮廓后再进行平滑, 然后将点阵分成 3×5 个子区域, 对每个子区域分别按水平、垂直、主对角、次对角四个方向提取方向特征, 再对形成的特征进行采样、滤波后形成60维特征, 作为网络的输入.

3) 网络结构

输入特征为60, 隐层节点数为10, 用6 000个样本训练.

3.3 实验结果及分析

将各分类器均用10 000个样本进行测试, 所得的结果见表1、表2和表3.

表1 C1和 C1'分类器实验结果

分类器	误差阈值	迭代次数	对测试样本的识别率
BP 网络 C1'	<0.14	315	90.82%
竞争式网络 C1	<0.08	315	93.68%

表2 C2和 C2'分类器实验结果

分类器	误差阈值	迭代次数	对测试样本的识别率
BP 网络 C2'	<0.20	25	92.79%
竞争式网络 C2	<0.09	25	94.11%

表3 C3和 C3'分类器实验结果

分类器	误差阈值	迭代次数	对测试样本的识别率
BP 网络 C3'	<0.15	20	94.79%
竞争式网络 C3	<0.045	20	96.21%

由上表可见, 不考虑拒识, 采用三种不同的特征, 竞争式网络对测试样本的识别率比BP网络分别提高了2.86%, 1.32%和1.42%, 并且误差下降速度快. 这就证明了竞争式网络能够提高网络的学习速度.

以 C1和 C1'为例, 图2给出两种网络在不同迭代次数(n)时的误差(e)曲线. 由图可见,

竞争式算法提高了网络的收敛速度.

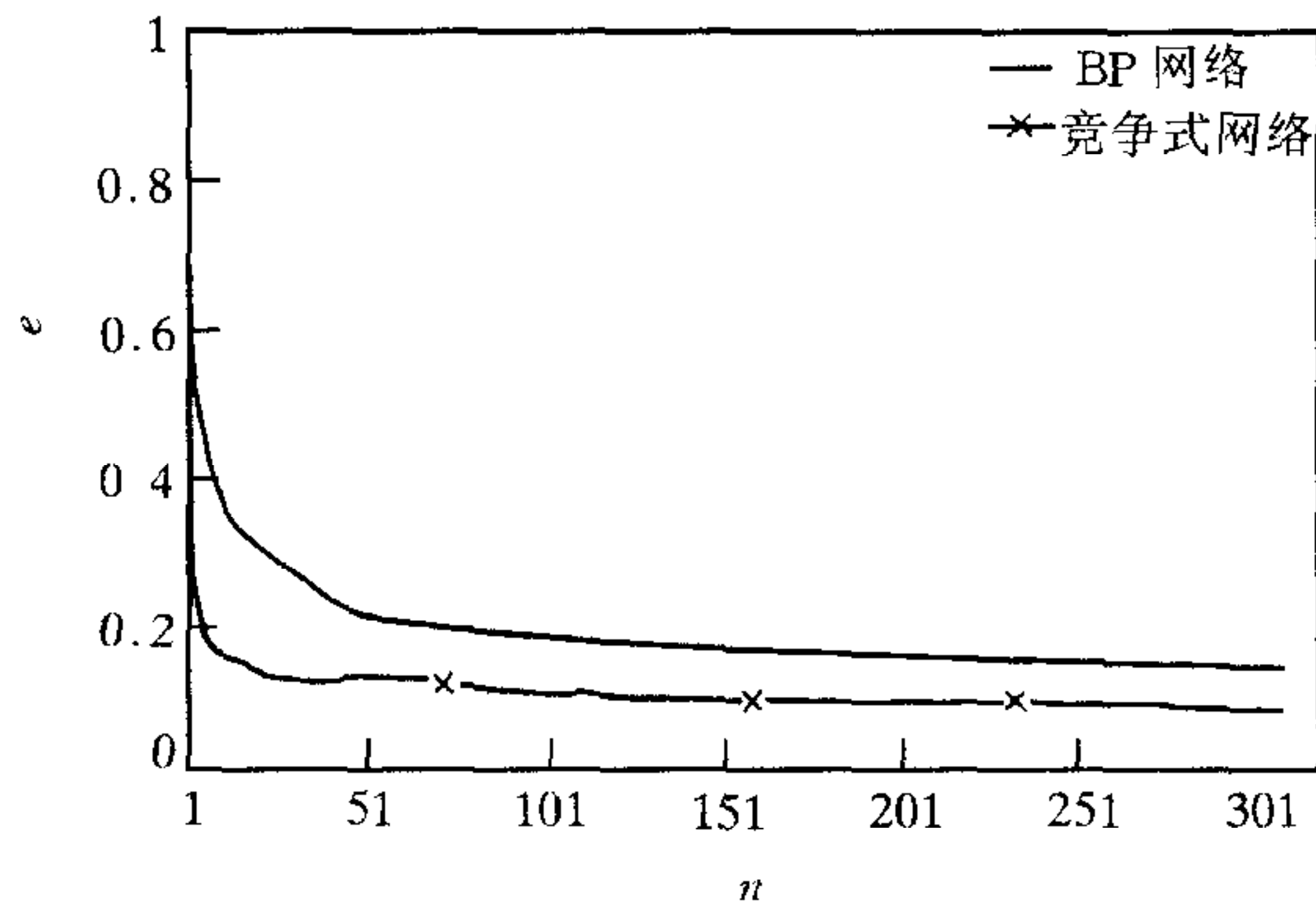


图2 BP网络和竞争式网络的学习曲线

4 集成实验及结果分析

本文采用三个分类器(C1,C2,C3均为有子类的竞争式网络)进行集成,集成网络也采取竞争式网络,网络结构如图3所示. C1—C3产生的60维输出作为集成网络的输入,网络的隐层节点数为10. 作为比较,另外采用一般的MLP网络对C1',C2'和C3'产生的30维输出进行集成,隐层节点数为10. 采用4 000个样本进行训练,另外6 000个样本进行测试,结果见表4.

在本文中,误差公式均采用

$$E = \frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^n |y_i - y_i^e| \right)^2,$$

其中 y_i, y_i^e 分别为实际输出和期望输出. 拒识公式采用

$$\max < \frac{1}{4} (\text{Sum} + r),$$

其中 Sum 为各个节点的输出之和,

$r = \text{Sum} - \max - \text{submax}$, max 和 submax 分别为输出值的最大和次大值.

由表4可见,在相同迭代次数下竞争式网络比BP网络的误差下降快48%,而识别率提高了0.85%. 不论是从单个分类器,还是从集成系统的实验结果来看,采用竞争监督学习法都有助于提高网络的学习速度和泛化能力.

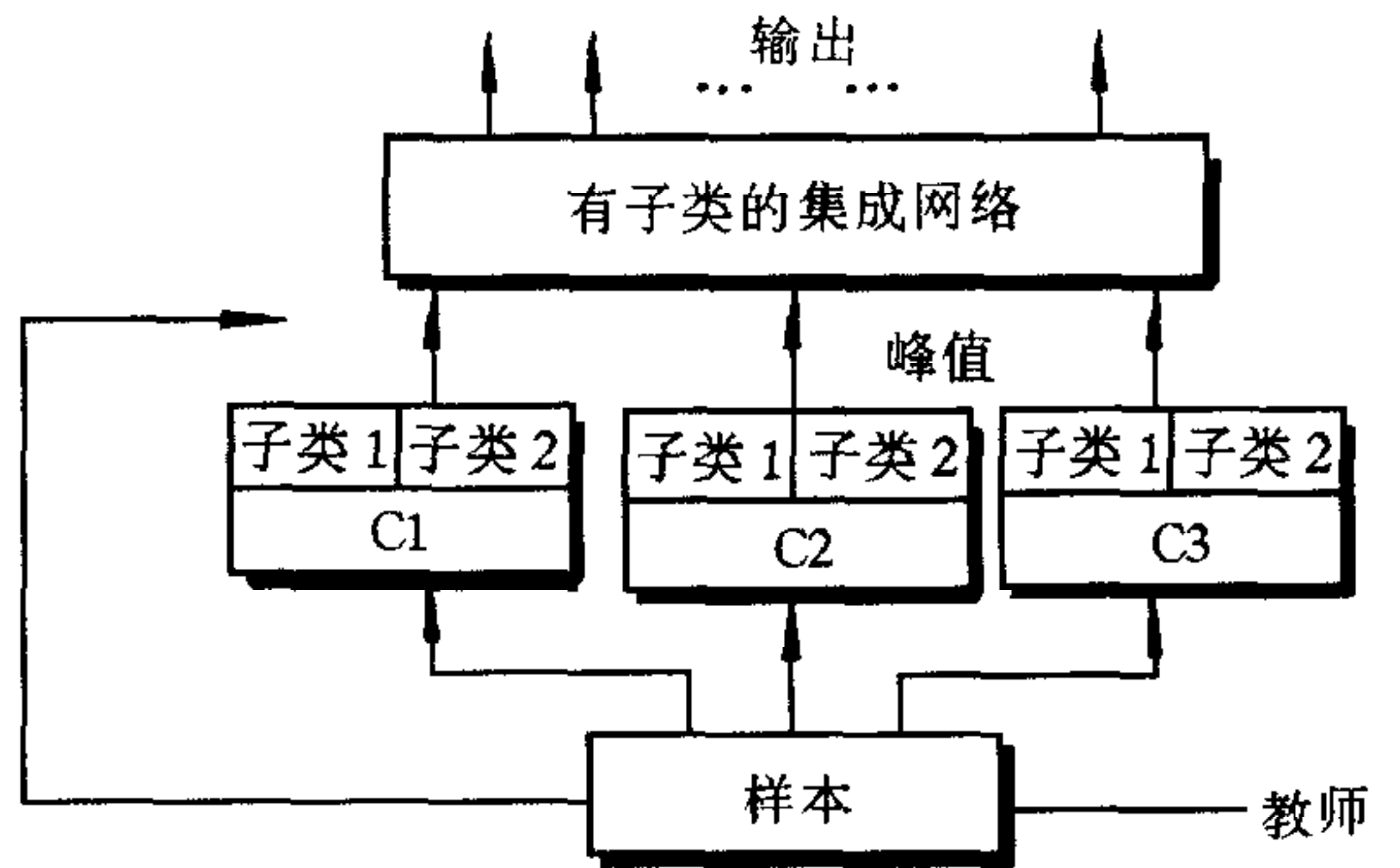


图3 对三个分类器的识别结果进行集成的示意图

表4 网络集成实验结果

集成网络	迭代次数	误差	识别率	拒识率
BP网络集成	50	<0.05	96.32%	2.77%
竞争式网络集成	35	<0.02	97.17%	1.83%

5 结论

在本文中,我们采用了一种新的网络学习方法构造集成型字符识别系统,这种方法采用有子类的竞争式网络结构,用监督学习进行训练. 采用这种网络集成比用一般的BP网

络集成具有更快的学习速度和更强的泛化能力,提高了各个子分类器的识别能力,进而提高集成系统的识别能力.一般来说,采用监督学习,是为了使网络有目的地进行学习,倘若这种监督信号过强,有可能使网络达不到预期的训练效果.因而,从人机结合的角度来看,人应该更为宏观地去指导计算机进行学习,充分发挥网络自身的潜力,这正是竞争监督学习的意义所在.这种方法不仅适用于字符识别,也可以推广至其它模式识别领域.

参 考 文 献

- 1 汪力新,费越,戴汝为.基于人机结合的竞争监督学习.模式识别与人工智能,1997,10(3):186—195
- 2 Suen C Y *et al.* Computer recognition of unconstrained handwritten numerals. In:Proceeding of the IEEE,1992,80(7):1162—1180
- 3 Dho Sung-Bae. Neural-network classifiers for recognizing totally unconstrained handwritten numerals. *IEEE Trans. Neural Networks*, 1997,8(1):43—53
- 4 郝红卫,戴汝为.人机结合的集成方法及其在字符识别中的应用.模式识别与人工智能,1996,9(1):10—20
- 5 钱学森,于景元,戴汝为.一个科学新领域——开放的复杂巨系统及其方法论.自然杂志,1990,13(1):3—10
- 6 戴汝为.从定性到定量的综合集成技术.模式识别与人工智能,1991,4(1):5—10
- 7 戴汝为,王珏,田捷.智能系统的综合集成.杭州:浙江科学技术出版社,1995
- 8 包约翰.自适应模式识别与神经网络(中译本).北京:科学出版社,1992
- 9 Xu L *et al.* Method of combing multiple classifiers and their application to handwriting recognition. *IEEE Trans. Syst., Man & Cybern.*, 1992,22(3):418—435

费越 1975年生.1995年毕业于华中理工大学自动控制工程系.现在为中科院自动化所硕博连读研究生,主要研究方向是模式识别与人工智能.

汪力新,戴汝为 简介见本刊第24卷第6期.