

基于神经网络的在线英文 Pitman 速记发声字的识别

郑 铭^{1,2}, 池哲儒², 王晓萍¹

(1. 浙江大学 光电信息工程学系 浙江 杭州 310027; 2. 香港理工大学 多媒体及信号处理中心 香港 九龙 红磡)

摘 要: 介绍了一种对英文 Pitman 速记发声字进行在线分割识别的新方法. 该方法在预处理速记手写体的基础上, 采用 BP 神经网络对发声字分割中可能出现的过分割进行检测和纠正, 对音素记号、非音素记号和单个音素记号进行分类和识别, 并实现了基于单个笔划识别结果的整体单词识别. 通过对 68 个常用英文单词的测试, 验证了该方法的平均识别正确率达到 89.6%.

关键词: 神经网络; 速记; 手写体识别

中图分类号: TP391.43

文献标识码: A

文章编号: 1008-973X(2003)05-0532-05

Segmentation and recognition of handwritten Pitman shorthand outlines using neural networks

ZHU Ming^{1,2}, CHI Zhe-ru², WANG Xiao-ping¹

(1. Department of Optics & Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China

2. Centre for Multimedia Signal Processing, The Hong Kong Polytechnic Univ, Hong Kong)

Abstract Presents a novel approach for segmentation and recognition of on-line vocalized outlines of Pitman shorthand. The approach is to use a trained neural network for the segmentation of the vocalized outlines for the detection of over-segmentation; and to use another trained neural network for the recognition of Pitman shorthand consonant signs; while the word recognition was based on the estimation of the overall confidence on the stroke classification. Experimental results on a test set containing 68 most frequently used English words showed that on average, the approach can achieve an accuracy rate of 89.6%.

Key words neural networks; shorthand; handwriting recognition.

Pitman 速记提供了一套用于记录英文发音音素的记号^[1,2], 该记号分为两类: 辅音记号和元音记号. 在记录时, 按照出现前后次序, 第一笔连笔写下单词中的辅音记号, 然后在相应位置记录元音记号 (通常是点、短线或是短折线). Pitman 速记有两种记录方式: 简缩字和发声字. 其中发声字占 50%~70%^[3]. Pitman 速记提供了 27 个辅音记号, 如图 1 所示. 为了使用者书写方便, 本系统不考虑笔划的粗细区别, 大部分的记号都同时表示两种辅音音素. 此

外区分了 8 种不同写法的圆圈以提高识别率. 综上, 本系统中一共出现了 25 种不同的辅音音素记号.

由于先进的电子计算机技术的出现, 使得利用手写板进行在线速记手写输入变得越来越简单和便利. 自动的在线手写体速记识别工作将会给计算机高速数据输入带来行之有效的办法. Pitman 速记识别方法结构框图如图 2 所示. Leedham 等人^[3,4]提出了对速记的识别, 同时指出识别成功率对识别过程中笔划的分割错误和分类错误都很敏感, 并给出

收稿日期: 2002-08-08.

基金项目: 香港理工大学研究基金资助项目 (A408).

作者简介: 郑铭 (1978-), 男, 安徽无为, 硕士, 从事手写识别和智能人机交互研究.

联系人: 王晓萍, 女, 副教授, E-mail: xpwang@zjuem.zju.edu.cn

T I	F (th (
D I	V (TH (
P \	M (R+vowel /
B \	N (H /or/
K -	SH (S,Z
G -	ZH (
CH /	vowel+R (S+vowel)
J /	L (Z+vowel)
W ✓	Y ✓	

图 1 Pitman速记的基本笔划

Fig. 1 Consonant strokes of Pitman shorthand

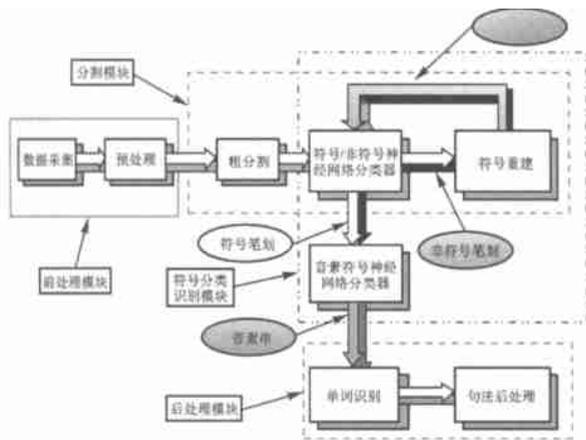


图 2 Pitman速记识别方法的结构框图

Fig. 2 Block diagram of approach

建议^[4]: 第一,要求书写者的记录质量达到可以辨识的水平;第二,需要高正确率的分割和识别的处理。

1 系统综述

1.1 数据采集和预处理

用手写板获得原始数据——笔尖轨迹的 $x - y$ 坐标值序列后,需进行两个方面的预处理: 第一,去除冗余点,合并低信息含量点;第二,平滑笔划曲线,去除抖动的影响。本系统使用了一个三阶均匀 B-spline 插值算法来实现平滑。

1.2 分割

分割过程包括粗分割和基于 BP 神经网络过分割的纠正两个步骤,这将在第三节中讨论。

1.3 单个音素笔划识别

单个音素笔划的识别是通过 BP 神经网络实现的。每个笔划都被分类到 25 个可能的辅音音素记号中。此部分在第四节中详述。

2 预处理

2.1 去除冗余点

在书写过程中笔尖可能停留在某一点,由于采

用的手写板是等时间间隔采样的,因此会产生同一位置的冗余点。遍历原始数据坐标点序列,如果第 $i + 1$ 至第 $i + n$ 个点的坐标与第 i 个点的坐标位置都相同,则去除第 $i + 1$ 至第 $i + n$ 个点。

2.2 合并毗邻点

如果书写速度过于缓慢,在笔尖移动速度缓慢的地方,如笔划转角处会出现毗邻点的聚集。由于毗邻点太过接近,在对笔划进行特征采集时,角度方向等特征将会失去意义,需要将这些太过接近的点合并。如果从 $j + 1$ 至第 $j + m$ 个点处于一个半径为 r_0 的圆形区域内,并且 r_0 小于预设阈值 R_0 ,那么将以这个区域的中心点来取代这 m 个过于接近的点。

2.3 平滑笔划曲线

在高速的书写速度情况下采样点会过于稀疏,不能给特征提取提供足够信息。此外,书写中的抖动,会使笔划产生毛刺现象,因此有必要对笔划曲线进行平滑。在本系统中使用了三阶均匀 B-spline 插值算法来实现这个平滑过程^[5]。如图 3 所示:

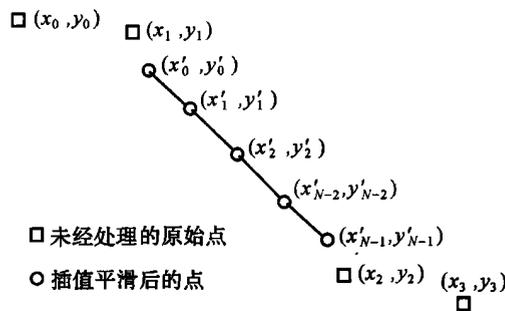


图 3 B-spline 插值平滑过程示意图

Fig. 3 Smooth the curve using interpolation

相邻的原始数据点 $P_1(x_1, y_1)$ $P_2(x_2, y_2)$ 由于距离大于预设阈值 R_1 ,需进行插值平滑处理。插值点的数目 N 是 P_1P_2 距离相对于设定的插值间距 R_2 的倍数 (取上整数) + 1,各插值点的坐标值通过公式 (3)、(4) 计算获得。如果 P_1P_2 距离小于 R_1 则不用插值,即 $N = 2$, P_1, P_2 的值用公式 (3)、(4) 计算出的坐标值替代,避免了过于稠密的插值。

$$N = \begin{cases} \frac{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}{R_2^2} & \text{当 } \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} > R_2 \text{ 时,} \\ 2 & \text{当 } \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \leq R_2 \text{ 时.} \end{cases} \quad (1)$$

然后计算插值需要的 Δt

$$\Delta t = \frac{1.0}{N - 1}. \quad (2)$$

最后根据式 (3)和式 (4)计算 N 个插值点的坐标值

$$x'_q = x'(q\Delta t) = \frac{1}{6} \times [(q\Delta t)^3 \quad (q\Delta t)^2 \quad q\Delta t \quad 1] \times \begin{bmatrix} -1 & 3 & -3 & 1 \\ 3 & -6 & 3 & 0 \\ -3 & 0 & 3 & 0 \\ 1 & 4 & 1 & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} x_0 \\ x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$y'_q = y'(q\Delta t) = \frac{1}{6} \times [(q\Delta t)^3 \quad (q\Delta t)^2 \quad q\Delta t \quad 1] \times \begin{bmatrix} -1 & 3 & -3 & 1 \\ 3 & -6 & 3 & 0 \\ -3 & 0 & 3 & 0 \\ 1 & 4 & 1 & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} y_0 \\ y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: $q = \{0, 1, \dots, N-1\}$.

这 N 个点连成的曲线就是逼近曲线 P_1P_2 的 B-spline 曲线. 对于速记符号的平滑处理, 从首个原始数据点开始依次取相邻的四点进行插值计算, 并进行平滑处理, 直至最后四个点.

以英文单词 wide 的 Pitman 速记的处理为例:

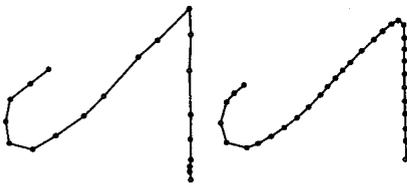


图 4 单词 wide 速记符号预处理前后的比较

Fig. 4 Compare of curves before and after pre-processing

左边是快速书写的 wide, 右边是经过预处理的笔划曲线, 显然, 经过处理后, 获得的点分布更均匀, 给特征提取提供了更可靠的信息.

3 分割

3.1 粗分割

对原始数据进行预处理后, 可以获得轨迹点坐标序列. 由这些点的坐标序列可以计算出每个点的切线方向 Q_i , 曲率 $c(i)$, 以及任意两个点之间的轨迹距离 $l(i, j)$ 和绝对距离 $d(i, j)$. 计算公式表示如下:

$$Q_i = \tan^{-1} \left[\frac{y(i+1) - y(i)}{x(i+1) - x(i)} \right], \quad (5)$$

$$c(i) = Q_{i+1} - Q_{i-1}. \quad (6)$$

$$l(i, j) = \sum_{k=i}^j \sqrt{[x(k) - x(k-1)]^2 + [y(k) - y(k-1)]^2}. \quad (7)$$

$$d(i, j) = \sqrt{[x(i) - x(j)]^2 + [y(i) - y(j)]^2}. \quad (8)$$

粗分割时, 搜索潜在分割点将一笔写成的发声字分

割. 确定潜在分割点的规则如下:

1) 折点 折点是指和其前一个点相比切线方向发生突然变化的点, 即两点的切线方向差大于某个阈值时, 后一个点被定义为折点.

如果 $|Q_i - Q_{i-1}| > R_2$, 则称点 i 为折点.

2) 交点 交点主要位于笔划中有圆圈时的情况. 如果 $l(i, j) > R_3$ 并且 $d(i, j) < R_4$, 那么称第 i 个点和第 j 个点为一对交点. R_3, R_4 均为设定的阈值.

3) 峰值 谷值点 如果 $x(i) > x(i-1) > x(i-2)$ 且 $x(i) > x(i+1) > x(i+2)$ 或 $y(i) > y(i-1) > y(i-2)$ 且 $y(i) > y(i+1) > y(i+2)$, 称 i 点为峰值 谷值点.

依据以上规则, 可得到一定数目的潜在分割点. 固定阈值的使用会引入伪分割点, 应用以下先验知识可以消除这些伪分割点: 第一, 任何两个分割点之间的轨迹距离都大于阈值 R_5 . 这是由笔划的最短长度决定的; 第二, 在一对交点中间不存在分割点. 一对交点表示一个圆圈的出现, 圆圈是一个记号, 不应该被分割; 第三, 整个发声字的起始点和结束点都是分割点.

3.2 过分割的检测以及纠正——相邻段的合并

有曲线或有“钩子”的辅音音素记号, 常会引入过分割现象. 一个辅音音素记号可能被曲线或“钩子”中的折点或者峰值 谷值点分为两段. 有圆圈的记号也会被分为两段. 英文单词 administrator 的 Pitman 速记如图 5 所示. 粗分割过程中得到 5 个分割点, 即 $P_0 \sim P_4$. 由于错误的分割点 P_2 的出现, 由三个辅音音素记号组成的整个辅音记号被分为四段, 其中第二个辅音 m 被分成了两段. 为了解决过分割的问题, 利用神经网络训练一个分类器, 用以鉴别一个分割小段是完整的笔划还是一个过分割的部分笔划.

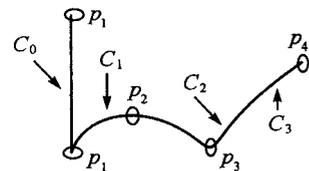


图 5 英文单词 administrator 的辅音音素

Fig. 5 Outlines of Pitman word 'administrator'

笔划重建: 假设一个速记单词的辅音记号被分为了 n 个小段, 那么最多有 2^n 种可能的组合. 利用一个神经网络来给这些组合进行分类, 将它们分为音素记号或者非音素记号. 根据辅音音素记号结构较为简单的特点, 仅仅考虑相邻的两个小段的组合情况, 在这种条件下, 一个单词的记号最多有 $m = F$

(n)种可能的组合情况,或称之为 $m = F(n)$ 条路径.

$F(n)$ 是 Fibonacci 数列:

$$F(0) = F(1) = 1,$$

$$F(n) = F(n-1) + F(n-2).$$

仍然以单词 administrator 为例,用 $C_0 \sim C_3$ 来分别表示被五个分割点分成的四个小段,这四个小段有五种可能的组合路径:

4个辅音音素: $C_0 - C_1 - C_2 - C_3$ 路径 1

3个辅音音素: $C_0 - C_1 - (C_2, C_3)$ 路径 2

$C_0 - (C_1, C_2) - C_3$ 路径 3

$(C_0, C_1) - C_2 - C_3$ 路径 4

2个辅音音素: $(C_0, C_1) - (C_2, C_3)$ 路径 5

每种组合都由音素记号/非音素记号神经网络来确定是否是一个音素记号. (C_1, C_2) 组合被分类为音素记号,而 (C_2, C_3) 组合和 (C_0, C_1) 组合会被划分到非音素记号类.因此,路径 2、4 和 5 都被淘汰.路径 1 和路径 4 被认为全部是由辅音音素记号组成的路径而被保留.神经网络所使用的特征以及训练的情况将在第四节中进行论述.

4 特征提取和神经网络的训练

系统使用了两个 BP 神经网络,分别进行音素记号/非音素记号分类和单个音素记号识别.

4.1 特征提取

从每一个分割出来的小段(不管是音素记号还是两个相邻的小段的组合)提取了 24 个特征值,构成一个 24 维的向量,作为神经网络的输入值.这 24 个特征值是:

$F_{1\alpha}$ $d(s, e)$ 相对于 $l(s, e)$ 的比值, s 和 e 分别是小段的起始点和结束点.

$F_{1\beta}, F_{2\alpha}$ 矢量 se 方向角度的正弦和余弦值(为了区别相位,使用正弦和余弦两个特征值).

$F_{3\alpha} \sim F_{3\gamma}$ 此段上所有点的切线方向角度的平均值、最大值和最小值.

$F_{6\alpha} \sim F_{6\gamma}$ 此小段上所有点的曲率的平均值、最大值和最小值.

$F_{9\alpha}, F_{10\alpha}$ 所有点切线方向角度和曲率的统计标准方差.

$F_{11\alpha}, F_{12\alpha}$ 所有点 $x - y$ 坐标的统计标准方差.

$F_{13\alpha} \sim F_{16\alpha}$ 切线方向朝向左 $[\pi/2, 3\pi/2]$ 、右 $[0, \pi]$ 或者 $[3\pi/2, 2\pi]$ 、上 $[0, \pi)$ 、下 $[c, 2\pi)$ 的点的数目与所有点数目的比率.

$F_{17\alpha}$ 整个笔划的高度与宽度的比率.

$F_{18\alpha} \sim F_{23\alpha}$ 将整个小段根据点数均匀分为 6 段

之后每段的起始点到结束点的矢量方向.

以上 24 个特征值都分别归一化到 $[0, 1]$ 区间内.

4.2 神经网络分类器的训练

BP 神经网络是手写体识别的有效并且简单的方法之一^[6,7],已在模式识别的问题中得到了广泛的应用,例如汉字笔划的分类识别^[8].

4.2.1 音素记号/非音素记号分类神经网络 每个小段都被这个神经网络分类器归为音素记号或是非音素记号.在训练这个神经网络时,一共使用了 3 250 组样本,其中一半是 25 个基本辅音音素记号的笔划,另外一半是由这 25 个音素记号组成的 236 种可能在书写时出现的组合.用同样方法构成另外 3 250 组样本作为测试用数据.

音素记号/非音素记号分类神经网络有三层,输入层 24 个节点,对应于 24 维的特征向量;输出层 2 个节点,对应于音素记号和非音素记号两种可能的结果;还有一个为含有 50 个隐节点的隐层.表 1 中给出了音素记号/非音素记号分类神经网络的识别正确率统计数据.

4.2.2 单个音素记号的分类神经网络 单个音素记号的分类神经网络使用了一个含有 30 个隐节点的隐层.在输入层上使用了同样的 24 个特征值作为网络输入.输出层有 25 个节点,对应于 25 个辅音音素记号笔划类(第一节中所述的 25 个辅音音素记号).在训练这个神经网络时使用了 1 625 组样本,每个音素记号笔划都有 65 个样本.另外 1 625 组样本用来测试训练结果.表 2 给出了单个音素记号分类神经网络的识别正确率和混淆情况的统计数据.

5 单词速记的识别

如 3.2 节关于笔划重建中组合路径的讨论,一个单词的记号最多有 $m = F(n)$ 个可能组合路径.在淘汰了部分过分割的路径后,仍然可能存在多于一个的路径.综合每个笔划在经过单个音素记号分类神经网络的置信度以及笔划长度限制的条件,可以对这些路径进行排序,选择排列顺序最高的路径作为识别的结果.排列的依据有以下两条:第一,设 $P(i)$ 为通过单个音素记号分类神经网络将 i 小段(或是组合)划分为第 i 个辅音音素记号的置信度. $P(i)$ 的值越大,表示这个小段(或者组合)是第 i 个辅音音素的可能性越大.定义整个路径的置信度如下:

$$p(\text{path}) = m \prod_{i=1}^m P(i).$$

式中: m 表示总的分段数. 第二, 定义 $sl(i)$ 为第 i 个笔划 (或者相邻两个小段的组合) 的长度. $sl(i)$ ($i=1, 2, \dots, m$) 对于其平均值 \overline{sl} 的偏差定义为

$$nsd(\text{path}) = \frac{1}{sl} \sqrt{\sum_{i=1}^m (sl(i) - \overline{sl})^2} / m, \quad (10)$$

其中

$$\overline{sl} = \sum_{i=1}^m sl(i) / m; \quad (11)$$

定义 $nsdc(\text{path})$ 为

$$nsdc(\text{path}) = \begin{cases} nsd(\text{path}) & \text{if } nsd(\text{path}) < 1, \\ 1 & \text{if } nsd(\text{path}) \geq 1. \end{cases} \quad (12)$$

根据实验结果可以做出如下假设: 正确分割单词速记的辅音记号的长度偏差小于 1. 0; 另外, 根据 Pitman 速记的基本规则, 可以假设所有笔划的长度基本是均匀的, 因此, $nsdc(\text{path})$ 的值越小, 分割正确的可能性越大.

候选路径根据 $p(\text{path})$ 和 $nsdc(\text{path})$ 的综合来排列顺序, 计算方法如下:

$$w(\text{path}) = P(\text{path}) \times (1 - nsdc(\text{path})). \quad (13)$$

w 的值越大表示这条路径的置信度越高. 选择具有最大的 w 值的路径作为排列最前的识别结果. 识别结果用 $S_{01} \sim S_{25}$ 的序列来表示. 其中, $S_{01} \sim S_{17}$ 分别表示一个或者多个辅音音素记号, 而 $S_{18} \sim S_{25}$ 同为圆圈, 表示速记单词中出现辅音 s . 根据这个辅

音音素的序列可以通过后续工作匹配出速记符号所记录的英文单词.

6 实验结果

用来训练和测试音素记号 / 非音素记号分类神经网络, 以及单个音素记号分类神经网络的数据由 5 个不同的作者使用同样的设备书写. 音素记号 / 非音素记号分类神经网络和单个音素记号分类神经网络的实验结果分别在表 1 和表 2 中给出. 在表 2 中, $S_{18} \sim S_{25}$ 表示了 8 种不同书写方式的圆圈——音素 s , 在后续步骤中 $S_{18} \sim S_{25}$ 都将被归为一个类来表示辅音音素 s . 由表 2 可得, 单个音素记号分类神经网络对于训练数据的平均正确率为 99. 82%; 对于试验数据的平均正确率为 99. 38%. 由表 1 表 2 可见, 两个分类神经网络都有很高的正确率.

表 1 音素记号 / 非音素记号分类神经网络正确率

Tab. 1 Correction rate of stroke / non-stroke neural network classifier

分类目标	训练数据 / %	试验数据 / %
笔划	99. 26	98. 22
非笔划	99. 69	96. 55
平均值	99. 48	97. 38

表 2 单个音素记号分类神经网络正确率

Tab. 2 Correction rate of neural network classifier for single stroke

音素记号	训练数据正确率 / %	训练数据混淆情况	试验数据正确率 / %	试验数据混淆情况
S_{01}	100		98. 46	1. 54% 错分为 S_{02}
S_{02}	100		100	
S_{03}	98. 46	1. 54% 错分为 S_{05}	100	
S_{04}	100		98. 46	1. 54% 错分为 S_{10}
S_{05}	100		98. 46	1. 54% 错分为 S_{02}
S_{06}	98. 46	1. 54% 错分为 S_{07}	100	
S_{07}	100		98. 46	1. 54% 错分为 S_{01}
S_{08}	96. 92	1. 54% 错分为 S_{09}	98. 46	1. 54% 错分为 S_{14}
S_{09}	100		96. 92	3. 08% 错分为 S_{11}
S_{10}	100		100	
S_{11}	100		98. 46	1. 54% 错分为 S_{09}
S_{12}	100		100	
S_{13}	100		100	
S_{14}	100		100	
S_{15}	100		100	
S_{16}	100		100	
S_{17}	100		96. 92	3. 08% 错分为 S_{13}
$S_{18} \sim S_{25}$	100		100	

(下转第 550 页)

的架构、实时数据库平台的选择以及功能开发进行了初步的探讨,随着对厂级监控信息系统的不断了解和认识,SIS建设也将在实践中不断地完善.目前,许多电厂已经意识到 SIS建设对于实现电厂管控一体化的重要性,都在着手进行数据库平台的搭建和 SIS功能的完善,使得电厂的运行可靠性和经济效益得以提高,从而增强电厂的综合竞争力.

参考文献 (References):

- [1] 侯子良.再论火电厂厂级监控信息系统 [J].电力系统自动化,2002,26(15): 1- 3.
HOU Zi-liang. Study on the supervisory information system of power level in fossil fuel power plant [J].

Automation of Electric Power System, 2002, 26(15): 1- 3.

- [2] 许继刚,郑慧莉.电厂管理控制一体化信息系统的发展 [J].电力系统自动化,2001,25(7): 59- 63.
XU Ji-gang, ZHENG Hui-li. Development of integration system of management and control in power plant [J]. *Automation of Electric Power System*, 2001, 25 (7): 59- 63.
- [3] 陈世慧,张艳冰.火电厂实现厂级生产过程自动化的分析与探讨 [J].内蒙古电力技术,2002,20(1): 20- 22.
CHEN Shi-hui, ZHANG Yan-bing. Analysis and approach for realizing plant level production processing automation of power plant [J]. *Inner Mongolia Electric Power*, 2002, 20(1): 20- 22.

(上接第 536页)

表 3 常用英文单词速记识别的结果统计

Tab. 3 Report on recognition of most frequently used english words

正确率 %	单词数 (所占比例 %)
100	19(27.94)
95- 99.9	6(8.82)
90- 94.9	13(20.59)
85- 89.9	12(17.65)
80- 84.9	5(7.35)
75- 79.9	7(10.24)
< 75	5(7.35)

测试速记单词的识别,一个书写者书写了 68 个最常用英文单词的速记符号,每个单词重复书写了 20 次.表 3 给出了这个测试的正确率分布情况.平均正确率达到了 89.6%.

7 结 语

提高分割过程中的正确率对提高整个 Pitman 速记识别的正确率有着重要的作用.提高分割正确率的关键是纠正过分割这一频繁出现的分割错误.应用神经网络的分类功能可以很好地将过分割的笔划记号重建成正确的记号.此外,神经网络对单个音素记号的识别分类效果非常理想,并且实现简单,效率较高,基本解决了单个音素记号分类的问题.

参考文献 (References):

- [1] PITMAN I. *Pitman shorthand new course (new era edition)* [M]. London: Pitman Publishing, 1967.
- [2] PITMAN I. *The Pitman dictionary of english and shorthand* [M]. London: Pitman Publishing, 1973.
- [3] LEEDHAM C G, QIAO Y. On-line recognition of vocalized pitman shorthand outlines [A]. *Proceedings of IEEE Colloquium on Character Recognition and Applications* [C]. London, UK [s. n.], 1989. 10/1- 10/5.
- [4] LEEDHAM C G, DOWNTON A C. Automatic recognition and transcription of pitman's handwritten shorthand: An approach to shortforms [J]. *Pattern Recognition*, 1987, 20(3): 341- 348.
- [5] GERALD F. *Curves and surfaces for computer aided geometric design, a practical guide (Third edition)* [M]. Boston: Academic Press, 1993.
- [6] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning internal representations by error propagation [A]. *Parallel Distributed Processing Explorations in the Microstructure of Cognition, Vol. 1 Foundations* [C]. Cambridge, Massachusetts: MIT Press, 1986. 127 - 134.
- [7] ALEKSANDER I, MORTON H. *An introduction to neural computing (2nd edition)* [M]. Boston: International Thomson Computer Press, 1995.
- [8] 王国胤,施鸿宝.汉字识别的并行神经网络方法 [J].模式识别与人工智能,1996,9(1): 96- 101.
WANG Gou-yin, SHI Hong-bao. Chinese character recognition using parallel neural Networks [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 1996, 9(1): 96- 101.