

文章编号:1001-5078(2007)05-0481-04

基于 PCA 和 BP 神经网络算法的车牌字符识别

闫雪梅,王晓华,夏兴高

(北京理工大学信息科学技术学院电子工程系,北京 100081)

摘要:文章采用了双重 PCA 算法链接 BP 神经网络的方法对车牌字符进行识别。先由主成分分析法对原始样本数据进行分类,然后由 BP 神经网络法对拒识样本进行识别。研究结果表明,与传统的单一识别方法相比,提高了识别正确率,减少了训练时间。

关键词:主成分分析(PCA);BP 神经网络;字符识别

中图分类号:TP751 文献标识码:A

License Plate Character Recognition Based on PCA and BP Neural Network

YAN Xue-mei, Wang Xiao-hua, XIA Xing-gao

(Department of Electronic Engineering, School of Information Science and Technology,
Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: In this paper, double PCA combined with BP neural network is used. Firstly the principal component analysis is used to classify the sample data and then the BP neural network is used to recognize the unrecognized samples. The study result indicates that the new method improves the precision of recognition and reduces the training time.

Key words: principal component analysis (PCA); BP neural network; character recognition

BP 神经网络是目前应用较多的一种目标分类器。利用其对目标进行分类,若前端输入太多的样本特征量,则会降低网络的训练速度与效率,严重时会导致网络陷入局部极小值,所以要对输入的样本进行预处理。主成分分析方法是一种常用的统计分析方法,主要用于进行数据压缩或减少数据的维数。它是对一组相关的变量进行线性变换,得到一组维数不变但彼此互不相关的变量,亦即一组主成分。由于各主成分是不相关的,因此可以认为它们是一组独立变量,尽可能完整地保留原始变量的信息,且彼此间不相关,以达到简化数据的目的。将该方法结合 BP 神经网络用于车牌字符识别,既提高了分类精度,又减少了训练时间^[1-3]。

1 主成分分析及 BP 神经网络算法原理^[4-5]

1.1 PCA 方法的识别原理

设本征图像数为 M ,在训练阶段,将每幅训练图像 Γ_{ki} (第 k 类目标的第 i 幅训练图像)投影到本征图像集空间,可得到一个 M 维的位置矢量 Ω_{ki} :

$$\Omega_{ki} = U^T (\Gamma_{ki} - \psi) \quad k=1,2,\dots,N_c; i=1,2,\dots,N_k \quad (1)$$

其中, U 是特征向量矩阵; ψ 是样本均值; N_c 是目标类别的数目; N_k 表示 k 类目标的训练图像数。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60472110)。

作者简介:闫雪梅(1966-),女,讲师,研究方向为图像处理与模式识别。E-mail:xmyanxmyan@sina.com

收稿日期:2007-04-04;修订日期:2007-04-09

用平均表示法描述本征图像空间中的目标类别:

$$\Omega_k = \frac{1}{N_k} \sum_{i=1}^{N_k} \Omega_{ki} \quad k = 1, 2, \dots, N_c \quad (2)$$

将本征图像空间中任何两类目标之间的最大距离定义为距离阈值 θ_c , 表示最大许可距离。

$$\theta_c = \max \{ \| \Omega_j - \Omega_k \| \} \quad j, k = 1, 2, \dots, N_c \quad (3)$$

将一幅待识别图像 Γ 投影到本征图像空间, 得到矢量 Ω :

$$\Omega = U^T (\Gamma - \Psi) \quad (4)$$

在本征图像空间中, Ω 到各类目标的距离定义为:

$$\varepsilon_k = \| \Omega - \Omega_k \| \quad k = 1, 2, \dots, N_c \quad (5)$$

为了区分目标图像和非目标图像, 计算原始图像 Γ 到其从本征图像空间重建的图像 Γ_f 之间的距离为:

$$\varepsilon = \| \Gamma - \Gamma_f \| \quad (6)$$

其中, $\Gamma_f = U \cdot \Omega + \Psi$, 用 ε 同距离阈值 θ_c 比较:

- (1) 若 $\varepsilon \geq \theta_c$, 则认为输入图像不是目标图像;
- (2) 若 $\varepsilon < \theta_c$, 且 $\forall k, \varepsilon_k \geq \theta_c, k = 1, 2, \dots, N_c$, 则认为输入图像中包含一个未知目标;
- (3) 若 $\varepsilon < \theta_c$, 且令 $\varepsilon_k = \min_k \{ \varepsilon_k \}, \varepsilon_k < \theta_c, k = 1, 2, \dots, N_c$, 则认为输入图像中包含 k 目标。

1.2 BP 神经网络算法

神经网络是一种黑箱建模工具, 由大量神经元广泛互联而成, 具有较强的适应和学习能力, 是一个真正的多输入多输出系统。BP 算法是非循环多级网络的训练算法, 其学习过程由正向传播和反向传播组成, 输入值经过非线性变换从输入层经隐单元逐层处理, 并传向输出层, 每一层神经元的状态将影响到下一层神经元状态, 如果在输出层不能得到期望的输出, 则转入反向传播, 通过修改各神经元权值, 使误差信号最小。图 1 给出了三层 BP 神经网络的结构图。

2 基于主成分分析及 BP 神经网络算法的车牌字符识别

2.1 双重 PCA 方法识别的结构

本文中车牌字符包括字母和数字共 32 类。在每一类字库中取出 n 张图像作为训练样本, 这些图像都已经归一化为 16×32 的二值黑白图像。

首先使用一重 PCA 方法识别字库。经过实验测定, 使用特征空间的所有特征向量来制作匹配模板的时候, 识别率只有 78%, 而如果选择主成分来识别, 那么一重 PCA 方法的识别率就可以达到 87%, 有明显的改善。选择主成分的经验是一般选择一半左右的训练样本数目, 这样均方误差比较合适。对所有识别错误的字符进行统计, 一重 PCA 方法对已知字符识别误识统计如表 1 所示。

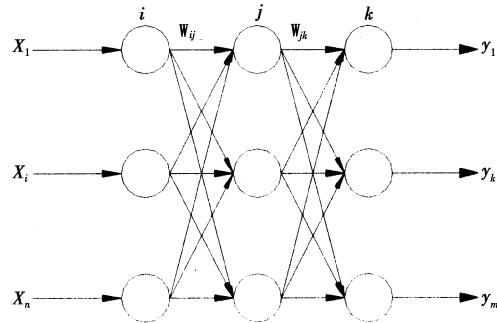


图 1 三层 BP 神经网络结构图

表 1 已知字符识别误识统计表

字符	字符总数	误识的数目	误识率	被误识为的字符
0	81	24	0.2963	B,C,D,G
1	75	0	0	/
2	79	0	0	/
3	61	2	0.0328	1
4	34	4	0.1176	1,A
5	73	12	0.1644	3,9,B,L,S
6	63	4	0.0635	1,3,5,A
7	54	8	0.1481	1,2,3,A
8	55	23	0.4182	0,5,9,B,D,G,L
9	80	1	0.0125	8
A	72	8	0.1111	1,4
B	17	4	0.2353	0,D
C	15	2	0.1333	0
D	11	5	0.4545	0
E	7	1	0.1429	B
F	4	1	0.2500	E
G	13	3	0.2308	0,B
H	5	1	0.2000	P
J	5	0	0	/
K	6	0	0	/
L	15	0	0	/
M	15	1	0.0667	0

字符	字符总数	误识的数目	误识率	被误识为的字符
N	8	0	0	/
P	12	3	0.2500	L,R
R	5	1	0.2000	P
S	6	1	0.1667	B
T	3	0	0	/
U	2	2	1.0000	0
V	2	2	1.0000	7
W	3	0	0	/
X	7	0	0	/
Z	2	0	0	/

由表 1 数据可知,一重 PCA 方法对已知字符进行识别,其中样本总数为 890,正确识别字符数为 777,总识别率为 87.30%。

根据显示不同字符可能对应的真实字符识别误识统计如表 2 所示。

表 2 识别字符误识统计表

识别结果	可能的真实字符
0	0,8,B,C,D,G,M,U
1	1,3,4,6,A
2	2,7
3	3,5,6,7
4	4,A
5	5,6,8
7	7,V
9	5,8,9
A	4,6,7,A
B	0,5,8,B,E,G,S
C	0,C
D	0,8,B,D
E	E,F
G	0,G
L	5,8,L,P
P	P,H,R
R	R,P
S	5,S

这样第一重 PCA 实际上是作为分类的作用,首先把 PCA 主程序识别出来的字符进行分类,如果不是表 2 第一列的字符,那么就作为最后的识别结果输出。如果是其中的某一类字符,那么要继续用 PCA 方法。

比如第一重 PCA 识别出来是 S,那么有两种可能,第一种是真正的 S,而另外一种情况就是 5 被误识为了 S,那么就要重新建立特征空间,专门来区分这两种情况。使用二重 PCA 方法对已知字符识别误识统计如表 3 所示。

表 3 二重 PCA 字符识别误识统计表

字符	字符总数	误识的数目	误识率
0	81	8	0.0988
1	75	0	0
2	79	0	0
3	61	2	0.0328
4	34	3	0.0882
5	73	2	0.0274
6	63	0	0
7	54	1	0.0185
8	55	9	0.1636
9	80	1	0.0125
A	72	0	0
B	17	2	0.1176
C	15	3	0.2000
D	11	3	0.2727
E	7	0	0
F	4	0	0
G	13	0	0
H	5	0	0
J	5	0	0
K	6	0	0
L	15	0	0
M	15	0	0
N	8	0	0
P	12	0	0
R	5	0	0
S	6	0	0
T	3	0	0
U	2	2	1.0000
V	2	2	1.0000
W	3	0	0
X	7	0	0
Z	2	0	0

由表 3 数据可知,二重 PCA 方法对已知字符识别,其中样本总数为 890,正确识别字符数为 852,总

识别率为 95.73%。

2.2 PCA 拒识网络与 BP 神经网络的链接

这种多重 PCA 方法对固定的集可以不断训练下去,最后达到很高的识别率。但是,重复训练比较耗费资源,这是多重 PCA 的不足之处。于是我们使用 PCA 拒识网络链接 BP 神经网络进行识别。首先通过建立阈值门限,利用 PCA 进行识别,将易误识的字符直接拒绝辨识,然后把拒绝辨识的字符送入神经网络,利用神经网络的高精度来识别那些拒绝辨识的字符。经过测试,选择阈值 0.8 时,拒识率为 22.02%,再将那些被拒识的字符送入神经网络进一步识别。

2.3 测试结果

使用 PCA 拒识网络链接 BP 神经网络进行识别,测试结果如表 4 所示。

表 4 字符识别结果

字符	字符总数	误识数目	误识率
0	81	17	0.2099
1	75	1	0.0133
2	79	1	0.0127
3	61	1	0.0164
4	34	0	0
5	73	6	0.0822
6	63	1	0.0159
7	54	5	0.0926
8	55	11	0.2000
9	80	2	0.0250
A	72	9	0.1250
B	17	1	0.0588
C	15	0	0
D	11	4	0.3636
E	7	0	0
F	4	0	0
G	13	0	0
H	5	0	0
J	5	0	0
K	6	0	0
L	15	0	0
M	15	0	0
N	8	0	0
P	12	1	0.0833

字符	字符总数	误识数目	误识率
R	5	1	0.2000
S	6	0	0
T	3	0	0
U	2	0	0
V	2	1	0.5000
W	3	0	0
X	7	0	0
Z	2	0	0

由表 4 数据可知,利用神经网络对拒绝辨识的字符进行识别,识别率为 93.03%。故对全部字符的总识别率是选择阈值为 0.8 时的二重 PCA 方法的识别率 $1 - 22.02\% = 77.98\%$,加上对拒识字符进行识别的识别率 $22.02\% \times 93.03\% = 20.49\%$,即 $77.98\% + 22.02\% \times 93.03\% = 98.47\%$ 。利用上述方法对已知样本进行识别,虽然个别字符的识别率有较明显的下降(如字符“0”和“8”),但总识别率比单用二重 PCA 的方法提高了 2.74%。

3 结 论

本文采用了双重 PCA 算法链接 BP 神经网络的方法对车牌字符进行识别。研究结果表明,先由主成分分析法对原始样本数据进行分类,然后再由 BP 神经网络法对拒识样本进行识别,与传统的单一识别方法相比,提高了识别正确率,减少了训练时间。

参考文献:

- [1] 梁宾桥,王继宗,梁晓颖.高性能混凝土强度预测的神经网络—主成分分析[J].计算机工程与应用,2004,18:192~195.
- [2] 杨海澜,蔡艳,陈庚军.主成分分析结合神经网络技术在焊接质量控制中的应用[J].焊接学报,2003,24(4):55~58.
- [3] 吴逸飞.模式识别——原理、方法及应用[M].北京:清华大学出版社,2003.
- [4] 李军梅,胡以华,陶小红.基于主成分分析与 BP 神经网络的识别方法研究[J].红外与激光工程,2005,34(6):719~723.
- [5] 万国红,王敏.基于神经网络的车牌识别技术研究[J].计算机工程与应用,2002,6:204~205,226.