

基于主成分分析与 BP 神经网络的识别方法研究 *

李军梅,胡以华,陶小红

(电子工程学院 航天信息对抗教研室,安徽 合肥 230037)

摘要:利用 BP 神经网络对红外目标进行识别之前,若不对原始样本数据进行预处理与特征提取,一方面使识别结果准确性降低,另一方面使 BP 神经网络的结构复杂化,采用主成分分析法可解决这个问题。主成分分析法能较好地提取表征样本的少数几个主分量,由该方法的特点可知,这几个主分量彼此不相关,非常符合特征优化的要求。研究结果表明,用该方法处理后的结果数据输入 BP 神经网络,提高了识别正确率,减少了训练时间,同时也简化了网络结构。将两种常见的模式识别方法结合用于红外目标识别:先由主成分分析法对原始样本数据进行精简处理,然后再由 BP 神经网络法进行分类识别,与传统的单一识别方法相比,准确度得到提高,计算量大为减少。

关键词:神经网络; 主成分分析; 目标识别

中图分类号:TP391 文献标识码:A 文章编号:1007-2276(2005)06-0719-05

Recognition method based on principal component analysis and back-propagation neural network*

LI Jun-mei,HU Yi-hua,TAO Xiao-hong

(Astronautic Information Countermeasure's Staff Room,Electronic and Engineering Institute ,Hefei 230037,China)

Abstract: Before the infrared target is recognized by BP neural network,the recognition precision will be low and the structure of BP neural network will become complex if samples' data is not preprocessed and features are not extracted. In the paper, the principal component analysis is used to solve these problems. This method can extract main factors that explain the targets' sample and these factors are not relative each other which can well satisfy the features optimization. The study result indicates that while the processed data is put into the neural networks,the precision of recognition is improved, the training time is reduced,and the structure of neural networks becomes simple. The innovation of the paper is two common methods are combined to recognize the infrared target. Firstly the principal component analysis is used to process the sample data,then the BP neural network is used to recognize the target. Compared with the traditional simple method,it improves the precision, furthermore reduces the calculation.

Key words: Neural network; Principal component analysis; Target recognition

收稿日期:2005-01-24; 修订日期:2005-02-03

* 基金项目:国防预研项目(41322020102,41101010506)

作者简介:李军梅(1976-),女,安徽六安人,工程师,研究方向为空间信息处理。

0 引言

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,严重时会导致网络不收敛,所以要对输入的样本进行预处理。

主成分分析法是一种数据压缩的常用方法,是研究多个变量间相关性的一种多元统计方法。通过少数几个主分量(即原始变量的线性组合)解释多变量的方差,即导出少数几个主分量,使它们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 神经网络用于目标的识别,既提高了分类精度、减少了训练时间,又简化了网络结构^[1-3]。

1 理论与算法

1.1 主成分分析法

主成分分析法从可观测的显式变量中提取信息,组成不可直接观测的隐含变量。它采用的主要原则是使方差最大,尽可能多地保留原变量所包含的信息,同时又用尽可能少的主成分替代原有变量,从而使问题变得简单。主要是基于正交变换的思想,保留有显著贡献的特征向量。即每一个特征向量和一个方差对应,而这个方差又由对应的特征值表示^[4]。任取一个特征向量,如果它所对应的特征值在整个数据集上代表着一个显著的方差值,则称其为这个数据集的一个主成分。

主成分分析方法的原理^[5,6]:

设 X_1, X_2, \dots, X_p 为某实际问题所涉及的 p 个随机变量,记 $X=(X_1, X_2, \dots, X_p)^T$, Σ 为 X 的协方差矩阵, Σ 的特征值及相应的正交单位化特征向量分别为 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$ 及 e_1, e_2, \dots, e_p , 则 X 的第 i 个主成分为: $Y_i = e_i^T X = e_{i1}X_1 + e_{i2}X_2 + \dots + e_{ip}X_p$, $i=1, 2, \dots, p$ 。贡献率指某个主成分提取的信息占总信息的份额,如第 k 个主成分 Y_k 的贡献率为 $\lambda_k / \sum_{i=1}^p \lambda_i$, 第一主成分的贡献率最大,表明 $Y_1 = e_1^T X$ 综合原始变量 X_1, X_2, \dots, X_p 所含信息的能力最强。前 m 个主成分的贡献率之和 $\sum_{i=1}^m$

$\lambda_i / \sum_{i=1}^p \lambda_i$ 称为 Y_1, Y_2, \dots, Y_m 累计贡献率。实际应用中,

通常选取 $m < p$, 使前 m 个主成分的累计贡献率达到较高的比例(如 80%~90%), 这样用前 m 个主成分 Y_1, Y_2, \dots, Y_m 代替原始变量 X_1, X_2, \dots, X_p , 不但使变量维数降低,而且也不会损失原始变量中太多的信息。

1.2 BP 神经网络

BP 神经网络是由大量的具有非线性映射能力的神经元组成的前馈分层网络结构,网络信息分布存储于神经元的权重中,使网络具有很高的容错性和鲁棒性。BP 学习算法称为反向传输算法,基本思想是通过网络误差函数的极小值来调整权重分布使神经网络收敛于稳定状态,从而使网络在接受未知输入时也会给出适当的输出^[5,7]。

BP 神经网络分为三层,输入层的神经元数是根据前端输入的特征数目决定的,输出层神经元数为目标类别数,若训练样本属于第 j 类,要求其输出为:

$$t = (0, \dots, \overset{j-1}{0}, \overset{j}{1}, \overset{j+1}{0}, \dots, \overset{M}{0})^T$$

隐含层神经元数为:

$$n_1 = \sqrt{n+m} + a \quad (1)$$

式中 m 为输出神经元数; n 为输入神经元数; a 为 1~10 之间的常数。

1.3 结合 BP 神经网络进行目标识别步骤

(1) 求取原始样本特征数据的协方差矩阵,进一步求出样本协方差矩阵的特征值和对应的特征向量,特征值按降序排列,选取较大的特征根 N 个,定下对应的特征向量 T ;

(2) 由第一步求出的特征向量 T 与原始样本数据相乘得主成分 T_ZCF1;

(3) 将第二步得到的 T_ZCF1 作为 BP 神经网络的训练样本,进入 BP 神经网络的输入层进行训练;

(4) 另取未知目标的样本数据,将其与第一步得到的特征向量 T 相乘,得主成分 T_ZCF2;

(5) 将主成分 T_ZCF2 输入第三步训练完毕的网络进行分类识别,得出未知目标的类别。

2 实例运用

实验涉及四类目标,分别为航母、舰船、机场、港

口。样本数据来源于一个图像数据库,库中有 40 幅红外传感器分辨率 28 m、卫星高度为 600 km 条件下得出的四类目标红外图片。图 1 给出了此数据库中的部分红外图像,每类目标各两幅图像,在此成像条件下,航母与舰船被认为是小目标,而机场与港口被认为是大目标。从这 40 个样本图片中提取了 18 个几何特征与灰度特征,分别为目标面积、椭圆长轴长、椭圆短轴长、椭圆偏心率、定向角、紧凑度、等效直径、质心横坐标,质心纵坐标、最小外接矩形左上起点 X 坐标、最小外接矩形左上起点 Y 坐标、矩形长、矩形宽、周长、长宽比、目标平均灰度、背景平均灰度、目标与背景灰度对比度^[8]。图 1 中(a)、(c)、(e)、(g)分别为航母、舰船、机场和港口的第一幅红外图像,(b)、(d)、(f)、(h)为第二幅红外图像。

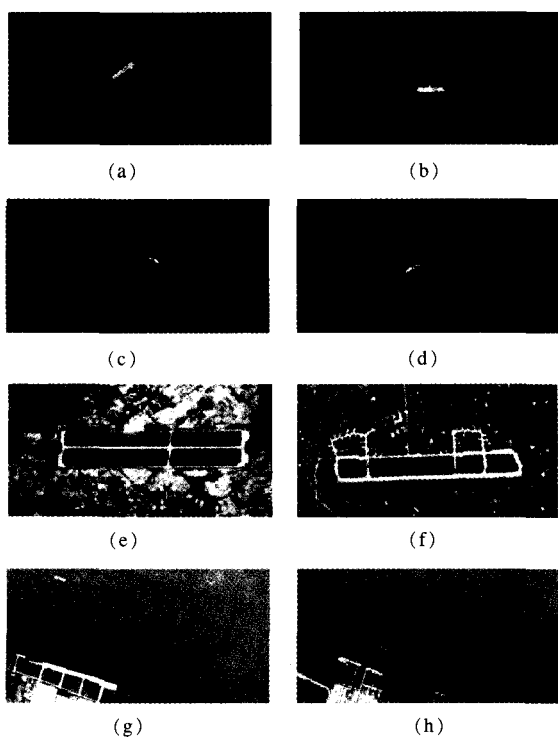


图 1 航母、舰船、机场、港口部分红外图像

Fig.1 IR images of the flattops, fleets, aerodromes and ports

2.1 PCA 对原始样本进行预处理

利用主成分分析法由原始样本数据得出特征根(从大到小):12.8960、2.8244、0.8995、0.6996、0.2938、0.1602、0.1433、0.0531、0.0097、0.0082、0.0059、0.0032、0.0011、0.0009、0.0007、0.0003、0.0001、0.0001,取前 4 个较大的特征根:12.8960、2.8244、0.8995、0.6996,累计贡献率为 96.22%,这 4 个特征根对应的特征向量

如表 1 所示。

表 1 前 4 个特征根对应的特征向量

Tab.1 Eigenvectors of four big eigenvalues

Eigenvalues	λ_1	λ_2	λ_3	λ_4
	-0.2637	-0.1723	0.0752	0.0700
	-0.2746	-0.0723	0.0596	0.0550
	-0.2739	-0.0944	0.0511	-0.0325
	-0.1282	0.0618	-0.7560	0.6085
	0.2001	-0.3883	-0.0188	0.0354
	0.1766	0.3148	-0.3706	-0.4270
	-0.2681	-0.1454	0.0208	-0.0363
	-0.2743	-0.0924	0.0043	-0.0317
Eigenvectors of the eigenvalues	-0.2471	0.2377	-0.0105	-0.1251
	0.2220	-0.2533	-0.1384	-0.2896
	-0.0748	0.5562	-0.0298	-0.1340
	-0.2765	-0.0578	0.0394	0.0186
	0.2728	-0.1134	0.0553	0.0088
	-0.2765	-0.0300	0.0353	0.0246
	0.1949	-0.1646	0.3875	0.5355
	0.2216	0.2362	-0.2355	-0.1701
	-0.2378	0.2866	0.0297	0.0274
	0.2415	-0.2462	-0.2145	-0.0026

上述特征向量与原始样本数据相乘得精简后的样本数据(主成分)如表 2 所示。表中前 10 个样本为航母目标,样本 11~20 为舰船目标,样本 21~30 为机场目标,样本 31~40 为港口目标。

2.2 BP 神经网络对预处理后的样本进行训练及检验

由于前面取了 4 个主成分,所以后端神经网络的输入层定为 4 个神经元;由于前端对四类目标进行分类,所以输出层神经元为 4,隐含层神经元根据公式(1)取 5,输入层输入为表 2 中数据,当前端输入为航母样本数据时,输出为:1 0 0 0,输入为舰船样本数据时,输出为:0 1 0 0,输入为机场样本数据时,输出为:0 0 1 0,输入为港口样本数据时,输出为:0 0 0 1。

网络结构如图 2 所示。

另取 20 个样本作为检验样本数据,同理,首先用主成分分析法作预处理,得该检验样本的主成分值,如表 3 所示。

表 2 训练样本主成分值

Tab.2 Principal component value of the training samples

Sample	PC1($\times 10^3$)	PC2($\times 10^3$)	PC3($\times 10^3$)	PC4($\times 10^3$)
1	0.0367	0.0478	0.0446	0.0239
2	0.0355	0.0468	0.0440	0.0248
3	0.0356	0.0460	0.0424	0.0228
4	0.0352	0.0457	0.0417	0.0220
5	0.0360	0.0470	0.0432	0.0234
6	0.0357	0.0462	0.0419	0.0237
7	0.0322	0.0424	0.0370	0.0243
8	0.0324	0.0424	0.0384	0.0255
9	0.0327	0.0429	0.0380	0.0253
10	0.0314	0.0415	0.0381	0.0241
11	0.0399	0.0518	0.0420	0.0360
12	0.0400	0.0518	0.0423	0.0358
13	0.0388	0.0501	0.0398	0.0348
14	0.0386	0.0500	0.0389	0.0349
15	0.0386	0.0497	0.0398	0.0341
16	0.0380	0.0490	0.0380	0.0340
17	0.0296	0.0422	0.0393	0.0272
18	0.0322	0.0450	0.0422	0.0296
19	0.0287	0.0408	0.0372	0.0263
20	0.0286	0.0413	0.0380	0.0280
21	0.7816	0.8899	1.9979	3.4621
22	0.7624	0.8686	1.9548	3.3798
23	0.7853	0.8936	2.0041	3.4748
24	0.8131	0.9243	2.0769	3.5767
25	0.7830	0.8914	2.0040	3.4639
26	0.8105	0.9211	2.0693	3.5605
27	0.7919	0.9002	2.0246	3.4888
28	0.8331	0.9445	2.1314	3.6469
29	0.7888	0.8967	2.0174	3.4757
30	1.0957	1.2222	2.7347	4.5745
31	0.0219	0.0210	0.0513	0.1367
32	0.0220	0.0214	0.0503	0.1341
33	0.0213	0.0212	0.0501	0.1327
34	0.0228	0.0070	0.0572	0.1875
35	0.0211	0.0063	0.0558	0.1843
36	0.0221	0.0066	0.0560	0.1849
37	0.0180	0.0120	0.0410	0.1794
38	0.0174	0.0119	0.0389	0.1752
39	0.0169	0.0114	0.0391	0.1783
40	0.0205	0.0139	0.0292	0.1309

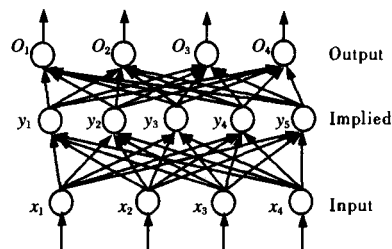


图 2 BP 网络结构图

Fig.2 Chart of BP Neural Network's structure

表 3 检验样本主成分

Tab.3 Principal component value of the testing samples

Sample	PC1($\times 10^3$)	PC2($\times 10^3$)	PC3($\times 10^3$)	PC4($\times 10^3$)
1	-0.0036	-0.0047	0.0051	0.0023
2	-0.0032	-0.0042	0.0043	0.0021
3	-0.0036	-0.0048	0.0048	0.0025
4	1.8816	1.3593	-0.5745	0.6891
5	-0.0034	-0.0045	0.0046	0.0024
6	-0.0032	-0.0044	0.0046	0.0031
7	-0.0031	-0.0043	0.0048	0.0026
8	-0.0030	-0.0042	0.0045	0.0025
9	-0.0034	-0.0047	0.0051	0.0030
10	-0.0032	-0.0045	0.0048	0.0029
11	0.0831	0.0944	-0.2111	-0.3620
12	0.0821	0.0932	0.2084	0.3578
13	0.0829	0.0942	0.2105	0.3614
14	0.1787	0.1970	0.4472	0.7234
15	0.1737	0.1916	0.4343	0.7039
16	0.0037	0.0024	0.0096	0.0150
17	0.0037	0.0023	0.0094	0.0150
18	0.0037	0.0023	0.0097	0.0151
19	0.0012	0.0009	0.0012	0.0211
20	0.0011	0.0008	0.0015	0.0212

将上表数据输入 BP 神经网络进行分类识别,识别结果全部正确。

表 4 第一条记录为 BP 神经网络直接训练未经过主成分分析法处理的样本数据,再用未处理的检验样本检验识别的结果。第二条记录为将训练样本与检验利用主成分分析法处理后再输入 BP 神经网络进行训练、检验识别的结果。

可见,原始样本数据经过主成分分析法精简处理,

然后再由BP神经网络进行分类识别,不仅提高了目标识别正确率,同时还减少了识别时间。

表4 识别结果比较

Tab.4 Comparison of recognition results

The data's feature of BP neural network	Recognition precision of BP neural network classifier	Reconition time of BP neural network classifier
The data is not processed by the principal analysis	90%	6.5940
The data is processed by the principal analysis	100%	0.0470

3 结束语

在有关BP神经网络红外目标识别问题中,利用主成分分析法对样本集预先进行优化,减少输入样本维数,同时大大简化了网络结构,识别正确率得到提高,网络的学习时间缩短,这是解决红外目标识别问题的一个很好的尝试,也是BP神经网络应用于分类识别的一个有益补充。

参考文献:

[1] WU Xin-sheng, XIE Yi-min, LIU Huan-bin. Application of principal components analysis in artificial neural network modeling of chemical process[J]. Computers and Applied Chemistry (吴新生, 谢益民, 刘焕彬. 主成分分析法用于化工过程人工神经网络建模. 计算机与应用化学), 1999, 16(3): 219-221.

- [2] LIANG Bin-qiao, WANG Ji-zong, LIANG Xiao-ying. Principle component analysis and neural networks for strength forecast of high performance concrete[J]. Computer Engineering and Application (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. 计算机工程与应用), 2004, (18): 192-195.
- [3] YANG Hai-lan, CAI Yan, CHEN Geng-jun. Principal component analysis based artificial neural networks for arcwelding quality control[J]. Transactions of the China Welding Institution (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. 焊接学报), 2003, 24(4): 55-58.
- [4] LI Yue, LV Ke-hong. The application of the principal components analysis (PCA) to debris recognition[J]. Journal of National University of Defense Technology (李岳, 吕克洪. 主成分分析在铁谱磨粒识别中的应用研究. 国防科技大学学报), 2004, 26(1): 89-94.
- [5] FAN Jin-cheng, MEI Chang-lin. Data Analysis [M]. Beijing: Science Press (范金城, 梅长林. 数据分析. 北京: 科学出版社), 2002.
- [6] WANG Xue-ren, WANG Song-gui. Static Analysis of Practical Multivariate [M]. Shanghai: Science and Technology Publishing House of Shanghai (王学仁, 王松桂. 实用多元统计分析. 上海: 上海科学技术出版社), 1990.
- [7] Marquess J P; WU Yi-fei. Pattern Recognition Concepts, Methods and Application [M]. Beijing: Tsinghua University Press (Marquess J P; 吴逸飞. 模式识别——原理、方法及应用. 北京: 清华大学出版社), 2003.
- [8] WEN Pei-zhi, SHI Ze-lin, YU Hai-bin. Automatic detection method of IR small target in complex sea background[J]. Infrared and Laser Engineering (温佩芝, 史泽林, 于海斌. 复杂海面背景红外小目标自动检测方法. 红外与激光工程), 2003, 32(6): 590-593.

书讯

《熵与信息光学》简介

《熵与信息光学》由美籍华人杨振寰教授著, 哈尔滨工业大学陈历学教授、宋瑛林教授等人翻译, 《红外与激光工程》编辑部编辑, 天津科学技术出版社出版。内容包括: 信息传输导论; 衍射与信号分析; 光学空间信道与编码原理; 熵与信息; 伏魔师与熵耗散; 观测和信息; 像恢复与信息; 信息传播的量子效应; 光学相干理论; 光学小波变换; 光学模式识别; 光学计算和纤维光学通信。

全书共计20余万字, 314页, 定价46元。有需求者请与《红外与激光工程》编辑部联系, 电话: (022) 23009840。