

基于 RS 的 GMDH 神经网络在空袭目标识别中的应用

马 飞, 曹泽阳, 任晓东
(空军工程大学 导弹学院, 陕西 三原 713800)

摘 要:针对目标属性识别的特点,建立了基于粗糙集(Rough Sets, RS)的数据分组处理(Group Method of Data Handling, GMDH)神经网络分类模型。该模型较好地解决了采用高维数据集训练神经网络效率低,神经网络结构规模较大的问题。同时为了提高高维数据集的属性约简效率,改进了集合近似质量属性约简算法。最后,通过与 BP(Back - Propagation, BP)神经网络分类能力的仿真对比,结果表明,基于粗糙集的数据分组处理神经网络分类模型分类能力优于 BP 神经网络模型,满足现代防空作战对目标属性识别的需求,基于快速求核和集合近似质量的属性约简算法快速有效。

关键词:粗糙集;神经网络;成组数据处理;约简

DOI:10.3969/j.issn.1009-3516.2010.01.008

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2010)01-0031-05

在现代空战尤其是防空作战中,误伤己(友)方飞机的事情时有发生,目标属性识别是现代防空作战中关键的问题^[1],也是防空武器群指挥控制系统中情报预测与决策的重要功能之一^[2]。但是在现代防空作战中电子对抗日益激烈,战场环境也越来越复杂,可靠的敌我识别受到了很大的挑战^[3]。可靠的属性识别的任务复杂而且难度较大,所涉及的因素较多,处理过程实时性很强,可以采用进一步发展目标识别技术设备或在防空指控系统中嵌入有效的属性识别模型增加目标属性识别的可靠性来解决该问题。成组数据处理的神经网络算法是一种具有自组织特性的前馈神经网络模型,该网络抗噪能力强,适合于小样本数据集训练^[4]。但是在 GMDH 网络结构中,神经元的输出变量是输入变量的二次多项式,因此整个 GMDH 网络的输入变量每向前递进一层,使得多项式的次数递增 2 阶,最终整个网络可以形成 $2k$ 阶多项式。那么作为网络的输入神经元数越少则网络结构越简单,训练效率越高^[5]。所以本文将粗糙集理论应用于 GMDH 神经网络分类模型的建立,该方法提高了目标识别的效率,并满足目标识别精度的要求。

1 基于 RS 的 GMDH 神经网络模型

建立基于 RS 的 GMDH 神经网络模型包含 4 个步骤:①建立决策表; D_1 属性约简,求新决策表 D_2 ;②对新决策表 D_2 或者其真子集 D' ,进行 GMDH 网络训练,得到分类器;③使用分类器分类,并评价分类结果。该模型对数据分类的关键在于数据表的属性约简以及网络训练的效率,其流程见图 1。

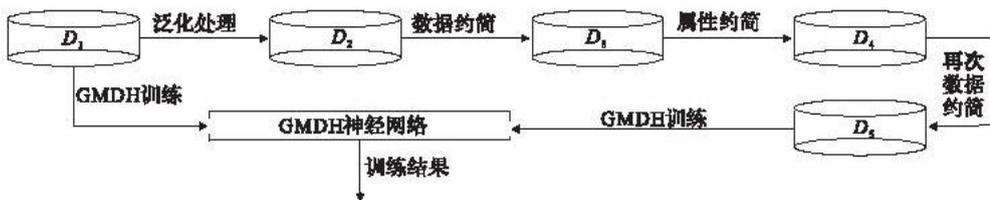


图 1 基于 RS 的 GMDH 神经网络流程图

Fig. 1 GMDH neural networks flow chart based on RS

* 收稿日期:2009-06-10

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60773209)

作者简介:马飞(1979-),男,河南郑州人,博士生,主要从事信息化防空作战研究;E-mail:morphine110@gmail.com
曹泽阳(1967-),男,辽宁盘锦人,教授,博士生导师,主要从事防空作战决策、仿真研究。

1.1 粗糙集属性约简算法

属性约简为不含多余属性并能保证分类正确的最小条件属性集合,约简前的分类近似质量与约简后的分类近似质量应该是相同的。在文中采用基于快速求核和集合近似质量的属性约简算法对决策表进行约简^[6-7]。算法如下:

算法主要分 2 个步骤 3 个算子,算子 A 为步骤 1,算子 B、算子 C 为步骤 2。描述如下:

A. 属性核算子

输入:决策表 $S = (U, C \cup \{d\}, V, f)$, 输出:属性核 C' , 即 $\text{Core}(C)$ 。

① $C' = \emptyset$; ② 将所有冲突样本 $C\text{Set}$ 放入; ③ for each $c \in C$; ④ $L = U/C - \{c\}$; ⑤ if ($\exists X \in L \wedge \exists x, y \in X (f(x, D) \neq f(y, D) \wedge (x \notin C\text{Set} \vee y \notin C\text{Set}))$) // 是否出现新的冲突样本,若出现则为关键属性; ⑥ $C' = C' \cup \{c\}$; ⑦ end if exit for loop 并输出 C' 。

B. 约简算子

输入:决策表 $S = (U, C \cup \{d\}, V, f)$, 输出:经过约简的决策表 $S = (U, P \cup \{d\}, V, f)$ 。

① 初始化, $P = C$, Found = false, 并计算近似质量 $\alpha = \alpha_P(U/d)$ // Found 表示是否找到约简; ② While ($|P| > 1 \wedge \text{Found} = \text{false}$); ③ for each $c \in (C - C')$ 计算 $\alpha_{P-\{c\}}(U/d)$; ④ $f(\alpha_{P-\{c\}}(U/d) = \alpha)$ Found = false; ⑤ $P = P - \{c\}$; ⑥ exit for loop; ⑦ else Found = true; ⑧ end if exit loop return P 。

C. 计算近似质量算子

输入: $U/d = \{X_1, X_2, \dots, X_l\}$, $U/C = \{R_1, R_2, \dots, R_k\}$, 输出:近似质量 $\alpha_C(U/d)$ 。

① $U/d = \{X_1, X_2, \dots, X_l\}$, $U/C = \{R_1, R_2, \dots, R_k\}$; ② $l = |U/d|, k = |U/C|$; ③ for ($i = 0; i < l; i++$); ④ for ($j = 0; j < k; j++$); ⑤ if ($X_i \supseteq R_j$); ⑥ $\underline{C}(X_i) = \underline{C}(X_i) \cup R_j$; ⑦ 计算 $\alpha_C(U/d) = \frac{1}{|U|} \sum_{i=1}^l |\underline{C}(X_i)|$ 。

1.2 GMDH 神经网络学习算法

用 GMDH 网络进行分类必须根据样本通过网络自组织的形式建立网络模型,步骤如下^[8-9]:

1) 数据预处理,包括数据规范化和除去数据中的静止直流成分。习惯上对已有的输入-输出数据,在训练神经网络前先进行下列变换:

$$\begin{aligned} u_i^* &= \frac{u_i - \bar{u}}{\sigma_u} \\ y_i^* &= \frac{y_i - \bar{y}}{\sigma_y} \end{aligned} \quad (1)$$

式中: u_i, y_i 为第 i 组输入-输出试验数据对; \bar{u}, \bar{y} 为 u_i 和 y_i 的平均值; σ_u, σ_y 为 u_i 和 y_i 的标准偏差。

2) 网络的输入信号数。对于分类需要用到 n 个过去输出值,根据需要, n 的值可以通过计算相关系数确定。

3) 将实验数据分成训练数据组、检验数据组和测试数据组。

4) 建立输入神经元层,神经元数与输入信号数 i 有关。对每一个输入信号都有一个神经元与之对应,因此相应的神经元数为 C_i^2 。

5) 将神经元权值的初始值设为 0。

6) 将训练数据组作用于输入层的每一个神经元。在时刻 k 取 $y_{k-l} (l = 1, 2, \dots)$ 作为输入信号, y_k 为期望输出,计算每一神经元的输出误差并修正其权值和均方误差和,当均方误差和大于上一循环计算值时,训练停止。

7) 根据外准则,在检验数据组选择数据,计算每一神经元的最小偏差。根据差值确定阈值,选择偏差小于阈值的神经元作为下一层神经元。

8) 当本层最小偏差大于前一层神经元的最小偏差或本层仅有一个神经元时,停止训练过程。

9) 利用评价数据组检查训练好的网络性能。

2 实例分析

战争中要求对目标的识别结果分为友 (friend)、假设友 (assumed friend)、不明 (unknown)、殊友 (special friend) 和敌 (hostile) 等 5 种^[1], 可分别用 0, 1, 2, 3, 4 标识。 C_1, C_2, \dots, C_{13} 分别代表飞行目标点迹信息、IFF 应答、空中走廊信息、雷达回波、飞行高度、速度、反射距离等 13 个特征属性, 形成一个 14 维的模型。学习样本 $N = 240$, 变量数 $m = 14$ 。经过 NaiveScaler 方法离散化、泛化和属性约简后形成一个样本数 $N = 240$, 变量个数 $m = 11$ 的决策表。基于快速求核和集合近似质量的属性约简算法对决策表约简结果见表 1。

表 1 约简结果表

Tab. 1 Reducion outcome

序号	约简结果	支持度	属性长度
1	$\{F_7, F_8, F_9, F_{10}, F_{11}, F_{13}, F_{14}, F_{15}, F_{17}, F_{18}, F_{19}\}$	100	11
2	$\{F_7, F_8, F_9, F_{10}, F_{11}, F_{13}, F_{14}, F_{15}, F_{17}, F_{18}, F_{19}\}$	100	11

为了对比 BP 神经网络分类能力, 设定 GMDH 神经网络的外准则模式为精度准则模式, 其精度最小均方误差为 $7E - 3$, 选用的神经元结构类型为 $z_k = w_0\theta_1 + w_1u_i + w_3u_iu_j + w_4u_i^2 + w_5u_j^2 + w_6u_i^3 + w_7u_iu_j^2 + w_8u_i^2u_j + w_9u_j^3, y_k = 1/(1 + \exp(-z_k))$, 其中 u_i, u_j 为神经元输入, y_k 为神经元输出, Z_k 为中间量, $w_l (l = 0, 1, \dots, 9)$ 为权系数, θ_1 为常量 (一般取 1)^[10]。GMDH 分类结果如图 2、图 3 所示。

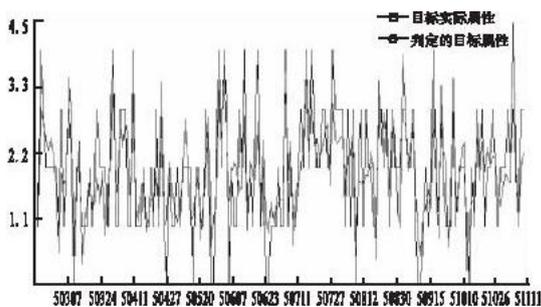


图 2 约简 1 的 GMDH 算法分类图
Fig. 2 GMDH algorithm classification outcome of reduction 1

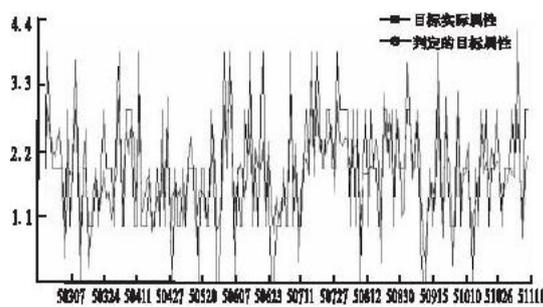


图 3 约简 2 的 GMDH 算法分类图
Fig. 3 GMDH algorithm classification outcome of reduction 2

从图 2、图 3 可以看出 GMDH 网络分类精度较高。为了更好地对比出基于 RS 的 GMDH 神经网络在时效上的优点, 分别对原始数据表和决策表分别作了分类, 其结果见图 4、图 5。

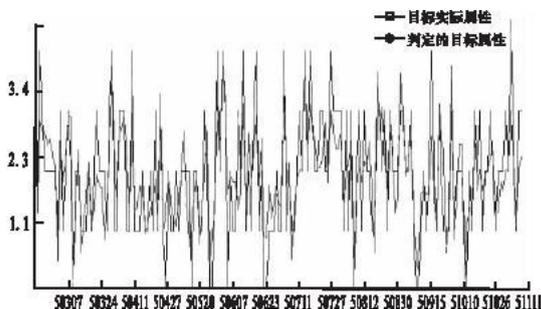


图 4 原始数据 GMDH 算法分类
Fig. 4 GMDH algorithm classification outcome of original data

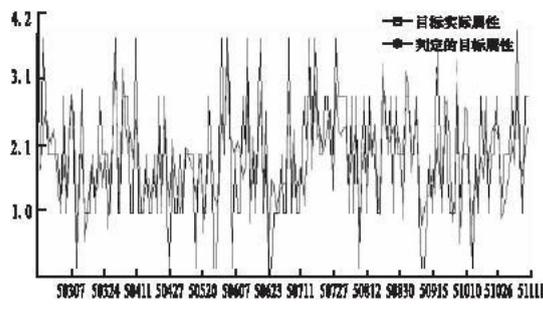


图 5 决策表 GMDH 算法分类图
Fig. 5 GMDH algorithm classification outcome of decision table

设定 BP 网络学习率为 0.3, 网络最大训练数为 17 000 次, 最小均方误差为 $7E - 3$, 最小梯度为 $1E - 8$, 隐层的传递函数为双曲正切函数 $\text{tansig}(n)$, 输出层为线性函数为 $\text{purelin}(n)$, 分类结果见图 6、图 7。从图 6、图 7 可以看到 BP 网络分类精度不是很高。

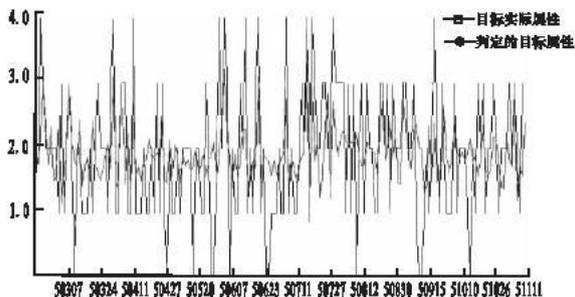


图6 约简1的BP算法分类图

Fig. 6 BP algorithm classification outcome of reduction 1

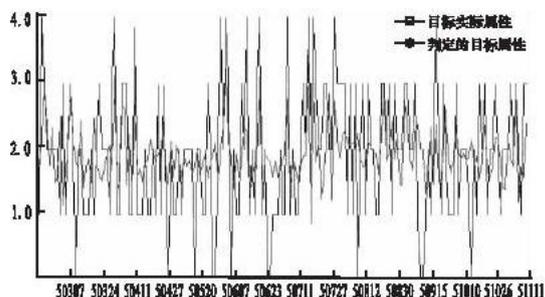


图7 约简2的BP算法分类图

Fig. 7 BP algorithm classification outcome of reduction 2

为了比较详细地描述分类精度,文中采用以下4种方式计算误差,计算公式为^[7]:

$$\begin{aligned}
 \text{PESS} &= \sum_{i=1}^n [x(p_i) - \overline{x(p_i)}]^2 \\
 \text{MAPE} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|x(p_i) - \overline{x(p_i)}|}{x(p_i)} \\
 \text{AEV} &= \sum_{i=1}^n [E(|x(p_i) - \overline{x(p_i)}|^2) - (E(|x(p_i) - \overline{x(p_i)}|))^2] \\
 R - S &= \frac{\text{cov}^2(X, Y)}{D(X)D(Y)}
 \end{aligned} \tag{2}$$

式中: $x(p_i)$ 为 p_i 批次目标的实际值; $\overline{x(p_i)}$ 为 p_i 批次目标识别的结果; $D(X)$ 、 $D(Y)$ 分别为样本 X 、 Y 的方差; $\text{cov}^2(X, Y)$ 为 X 与 Y 的协方差。从表2可以看出采用原始数据作为GMDH神经网络输入,预测精度较采用粗集约简1作为输入高一些,如MAPE误差高出1.40%,而耗时多516s,网络的结构也比较复杂。而采用粗集约简1分别作为BP和GMDH神经网络的输入,同样是MAPE误差,BP网络误差较GMDH多11.99%。另外粗糙集的2个约简对于预测精度也有少许的不同,约简1好于约简2,但约简2的耗时较少,总体评价相差不多。

表2 实验结果表

Fig. 2 Experiment outcome

网络模型	PESS	MAPE(%)	AEV	R - S	耗时/s	网络层数	活动神经元数
约简1的BP模型	0.896 9	40.31	0.868 7	0.101 3	134	3	-
约简2的BP模型	0.908 2	40.56	0.899 3	0.100 7	130	3	-
约简1的GMDH模型	0.420 4	28.32	0.411 6	0.588 4	243	7	2 540
约简2的GMDH模型	0.441 8	28.64	0.432 5	0.567 5	227	7	1 990
原始数据GMDH模型	0.395 9	26.92	0.387 7	0.612 3	759	9	9 630
决策表GMDH模型	0.478 9	29.63	0.470 2	0.529 8	561	9	8 830

3 结论

对比BP和GMDH神经网络的目标属性识别结果,最后可以得到2个结论:①直接将原始数据作为网络输入可提高识别能力,但是耗时高,代价大;采用粗糙集约简结果作为网络输入在不影响识别精度的前提下,可以较大提高识别的效率;②数据在预处理阶段容易造成信息失真,选择较好的离散化和泛化方法至关重要,这也对从事数据挖掘和智能信息处理的专业人员提出了一个问题,即如何把计算机的强大数据处理能力与专家意见、业务需要紧密结合起来。

实验表明该方法对于空袭目标属性识别切实有效,同时也可当分类器来使用,具有一定的理论意义和应用前景。

参考文献:

- [1] 马飞,华继学,白冬婴. GMDH 神经网络在空袭目标识别中的应用[J]. 微计算机信息,2008,24(19):258-260.
MA Fei, HUA Jixue, BAI Dongying. Application of GMDH Neural Network in Air Attack Target Recognition [J]. Microcomputerinformation,2008,24(19):258-260. (in Chinese)
- [2] Edward Waltz. Information Warfare Principle and Operation [M]. Boston: Artech House,1998.
- [3] 刘志杰. 防空作战空袭目标识别辅助决策研究[D]. 西安:空军工程大学,2005.
LIU Zhijie. Study on Assistant Decision for Air-attack Targets Recognition in Antiaircraft Battle [D]. Xi'an: Air Force Engineering University, 2005. (in Chinese)
- [4] 吴耿锋,彭虎,储阅春,等. 具有混沌特征的 GMDH 网络在降雨量预测中的应用[J]. 小型微型计算机系统,2000,21(2):24-26.
WU Gengfeng, PENG Hu, CHU Yuechun, et al. Prediction of the Precipitation with Neural Network-GMDH [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2000,21(2):24-26. (in Chinese)
- [5] Kordik P, Naplora P, Snorek M, et al. Modified GMDH Method and Models Quality Evaluation by Visualization [J]. Control Systems and Computer,2003(2):68-75.
- [6] 胡寿松. 粗糙决策理论与应用[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2006.
HU Shousong. Rough Decision-making Theory and Application [M]. Beijing: Press of Beijing University of Aeronautics and Astronautics,2006. (in Chinese)
- [7] 马飞. 基于粗糙集的 GMDH 神经网络技术及其在股市预测中的应用[D]. 西安:空军工程大学,2007.
MA Fei. Study on the Technique of GMDH Neural Network Based on Rough Sets and Its Application in Stock Index Prediction [D]. Xi'an: Air Force Engineering University, 2007. (in Chinese)
- [8] Nikolaev N Y. Polynomial Harmonic GMDH Learning Networks for Time Series Modeling [J]. Neural Networks,2003, 16: 1527-1540.
- [9] Fujimoto K. Applying GMDH Algorithm to Extract Rules From Examples [J]. SAMA,2003, 43(10): 1311-1319.
- [10] Zaychenko Yu P. The Fuzzy CMDH and Its Application to the Tasks of the ME Indexes Forecasting [J]. SAMA,2003, 43(10): 1321-1329.

(编辑:徐楠楠)

Application of GMDH Neural Network to Air Attack Target Identification Based on Rough Sets

MA Fei, CAO Ze-yang, REN Xiao-dong

(Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan 713800, Shaanxi, China)

Abstract: In the modern aerial defense fight, target attributes recognition is related to many factors, recognition process is complex, which calls for high time efficiency. A group method of data handling neural networks classification model is set up based on rough sets, aimed at characteristics of target attributes recognition. By using the model a lot of problems are solved, such as the low efficiency while high dimension data sets are used to train the neural networks and the neural networks configuration scale is great. Meanwhile, in order to boost the attributes reduction efficiency of high dimension data sets, the set approximate quality reduction algorithm is improved. Finally, in contrast with the simulation result of BP neural networks, the result shows that the classification quality of group method of data handling neural networks classification model based on rough sets is better than that of BP neural networks model, which satisfies the requirement for target attributes recognition in modern aerial defense fight, the attributes reduction algorithm based on speediness seeking core and set approximate quality is rapid and efficient.

Key words: rough sets; neural networks; group method of data handling; reduction