

基于支持向量机的浅地层探地雷达目标分类识别研究

张春城, 周正欧

(电子科技大学电子工程学院 704 教研室, 四川成都 610054)

摘 要: 对于探地雷达用于探测地雷情况下的目标识别, 从实用性上说只需识别地雷或非地雷两类目标即可, 而通常的支持向量机正是用于两类分类. 本文结合浅地层探地雷达数据的特点, 提出了一种基于支持向量机的浅地层探地雷达目标分类识别方法, 并分析了时域、傅立叶谱、及离散小波变换三种特征数据用于所提方法时的效果. 通过对实测数据进行处理, 结果表明三种特征数据用于所提方法都能取得较好的效果.

关键词: 探地雷达; 支持向量机; 目标识别; 地雷

中图分类号: TN955.1 文献标识码: A 文章编号: 0372-2112(2005)06-1091-04

Research on Ground Penetrating Radar Target Identification Based on Support Vector Machines in Shallow Subsurface Application

ZHANG Chun cheng, ZHOU Zheng ou

(College of Electronic Engineering University of Electronics Science and Technology of China, Chengdu, Sichuan 610054, China)

Abstract: Ground penetrating radar (GPR) is an effective tool to detect mine. Ground penetrating radar target identification needs to distinguish mine and non mine only, and support vector machines (SVM) can be used to two class classification problem in practice. This paper analyzed the characteristic of shallow subsurface GPR data, proposed a method of GPR target identification based on support vector machines, and processed measurement data by using the proposed method in time sample, Fourier spectra, and discrete wavelet transform as feature data. The results of processing measurement data show this method is effective.

Key words: ground penetrating radar; support vector machines; target identification; mine

1 引言

目前世界上还有很多过去战争中埋下的地雷, 而且近年每年均有近两百万个新的地雷被埋下, 这些地雷绝大多数都分布在发展中国家^[1]. 在和平时期, 地雷清除工作仍然是一项重要的工作, 而探地雷达就是清除地雷的一种重要工具. 探地雷达在探测地雷尤其是反个人雷这类浅地层目标时, 虚警概率很高^[2], 浪费了大量时间在清除非地雷目标上, 减缓了地雷清除的速度. 通过目标识别, 可分辨地雷与非地雷, 从而减少虚警, 节约地雷清除的时间. 近年对探地雷达目标识别方面的研究较多^[3,4], 但总的看来, 在这方面的研究还远不够, 尤其是各种方法在实用性方面需加强. 支持向量机是贝尔实验室的 V Vapnik 在九十年代中期提出的一种统计学习方法^[5], 已在音频分类, 纹理分类等方面得到了成功应用^[6,7]. 对于探地雷达探测地雷, 从实用性上说只需识别地雷或非地雷两类目标即可, 而通常的支持向量机正是用于两类分类, 因此本文将支持向量机应用于探地雷达目标分类识别. 本文结合浅地层探地雷达数据的特点, 提出了一种基于支持向量机的浅地层探地雷达目标分类识别方法, 并分析了

时域、傅立叶谱及离散小波变换三种特征数据用于所提方法的效果. 通过对实测数据进行处理, 结果表明三种特征数据用于所提方法都能取得较好的效果.

2 探地雷达数据形式及几种可用于地雷目标识别的特征数据简介

探地雷达数据有 A scan, B scan, G scan 三种形式^[8], G scan 由一系列 B scan 组成, 而 B scan 由一系列 A scan 组成. 在探地雷达目标分类识别应用中, 选取特征数据时主要考虑特征数据满足以下条件的情况^[9]: (1) 时移不变性; (2) 时间尺度不变性; (3) 对多次反射不敏感; (4) 对噪声不敏感. 可用作探地雷达目标分类识别的特征数据有时域、傅立叶谱, 及离散小波变换等^[9]. 时域特征数据即探地雷达 A scan 数据, 探地雷达原始数据直接可作为时域特征数据集. 傅立叶谱特征数据是将时域数据作傅立叶变换, 把变换后的数据的模平方作为特征数据, 将原始数据作傅立叶变换, 变换后的数据的模平方数据即傅立叶谱特征数据集. 离散小波变换特征数据是将时域数据作离散小波变换后的数据, 原始数据作离散小波变换后的数据即小波变换特征数据集.

3 支持向量机基本原理简介

支持向量机是一种基于结构风险最小化原理的统计学习方法,基本思想可用图1的两维情况说明^[5,10].图中实心点和空心点代表两类样本, H 为分类线, H_1 、 H_2 分别为过各类中离分类线最近的样本且平行于分类线的直线,它们之间的距离叫做分类间隔.所谓最优分类线就是要求分类线不但能将两类正确分开,而且使分类间隔最大.

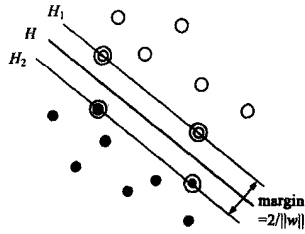


图1 最优超平面

对线性不可分的情况,可通过非线性变换转化为某个高维空间中的线性问题,在高维空间求最优超平面,满足 Mercer 条件的核函数可实现这种变换,常用的核函数有多项式函数,高斯径向基函数等.

4 所提基于支持向量机的探地雷目标分类识别方法

将用于训练的浅地层探地雷特征数据集 (x_1, x_2, \dots, x_N) 分为两类,一类为地雷目标数据,一类为非地雷目标数据,并给每一个特征数据注上相应的标签 (y_1, y_2, \dots, y_N) . 其中 x_i 代表第 i 个特征数据,为行向量 y_i 为其相应的标签, $y_i \in (1, -1)$, 1 表示其为地雷目标类数据, -1 表示其为非地雷目标类数据.

用这两类数据训练支持向量机,训练的过程可看作下述数学式表达的过程^[9].

$$\begin{aligned} \max_{\alpha} W(\alpha) &= \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i \cdot x_j \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \quad (1) \\ & C \geq \alpha_i \geq 0, i = 1, \dots, N \end{aligned}$$

解出 α 后再利用下式可确定最优超平面.

$$w = \sum_i \alpha_i y_i x_i \quad (2)$$

通过训练除得到 α 外,还可得偏置值 b 等参数.

训练完成后测试支持向量机. 对于一个测试输入 x_i , 通过式(3)运算得一个符号值(+1或-1),该符号值代表了训练好的支持向量机对测试输入 x_i 的分类.

$$f(x) = \text{sgn} \left[\sum_{i \in \text{支撑向量}} y_i \alpha_i K(x_i, x_j) - b \right] \quad (3)$$

将该符号值与 x_i 本身所属的类进行比较,可知支持向量机对测试输入 x_i 的分类是否正确. 在测试取得较高正确率的情况下确定出相关参数以用于对待分类数据的处理.

训练测试好的支持向量机后,就可对待分类的数据进行处理. 在这一步,不以一个孤立的特征数据列作为分类标准,而以多个相邻的特征数据列为单位作为分类标准(根据实测数据的参数确定相应特征数据列的多少). 因为一个目标不会仅反映在单个特征数据列中,而是反映在一系列相邻的特征数据列中. 当分类单位内的多个特征数据列都被分类为地

雷目标数据时,则判定该目标为地雷目标,否则判为非地雷目标,本文中当一个分类单位内60%以上的特征数据列被判为地雷目标时,则判定目标为地雷目标.

$$f = \begin{cases} 1, & \text{目标为地雷; 一个分类单位内 } 60\% \\ & \text{以上特征数据被分类到地雷类} \\ -1, & \text{目标为非地雷; 一个分类单位内 } 60\% \\ & \text{以上特征数据被分类到非地雷类} \end{cases} \quad (4)$$

这样做的优点在于,与单个特征数据列作为分类标准相比,其准确性要高得多,同时兼顾到了将地雷目标判为非地雷目标的代价很大这一特点.

在实际中,当在某一定区域内探测地雷时,对于该区域来说,一般情况下地雷的种类是有限的,并可通过一定手段先了解地雷的种类,同时该区域的介质也是大致相同的. 这样,可用同一部雷达采集包括这些种类地雷的各类数据,及包括小石头等常见的非地雷目标的数据,用这些数据训练和测试好的支持向量机. 在实际探测时即可用训练和测试好的支持向量机对采集到的探地雷数据进行分类识别,因此所提方法具有较强的实用性.

5 对实测数据的处理结果与分析

为验证所提方法的正确性,作者对实测数据进行了处理,实测数据来自国外人道主义反雷联合研究中心,系比利时皇家军事学院超宽带探地雷实验室采集所得. 用于处理的数据共有6组. 每组数据为一个 G scan, 每个 G scan 包含 50 个 B scan, 每个 B scan 包含 50 个 A scan, 每个 A scan 包含 500 个数据采样点. 相邻两个 A scan 之间相距 1cm, 相邻两个 B scan 之间也相距 1cm. 目标有 PMN 地雷、VS/50 地雷和石头. 介质为沙. 该 6 组数据分别命名为 $P-2-s$, $P-5-s$, $V-2-s$, $V-5-s$, $S-2-s$, $S-5-s$. 文件名是目标,埋地深度及介质的简写. 如 $P-2-s$ 表示目标为 PMN 地雷,埋地 2 厘米深,介质为沙,以此类推. 对于本文给定的上述文件,对时域特征数据(即 A scan 数据),每组特征数据为 500×2500 的二维矩阵;对傅立叶谱特征数据,每组特征数据为 500×2500 的二维矩阵;对小波变换特征数据,每组特征数据为 250×1250 的二维矩阵.

实验 1:

该实验先从每组特征数据中选取一部分数据用于训练与测试,再用训练与测试好后的支持向量机对每组数据中未用于训练与测试的数据进行分类识别处理.

对时域特征数据,从每组地雷目标特征数据中依次取 600 列相邻的数据,从每组非地雷目标特征数据中依次取 1800 列相邻数据进行训练,以保持训练时地雷目标与非地雷目标数据间的平衡. 对傅立叶谱特征数据,特征数据列的选取与时域特征数据列数选取相同. 对小波变换特征数据,则从每组地雷目标特征数据中依次取 300 列相邻的数据,从每组非地雷目标特征数据中依次取 900 列相邻数据进行训练,以保持训练时地雷目标与非地雷目标数据间的平衡. 用特征数据对支持向量机进行训练时,本文用的是高斯径向基函数类支持向量机. 再从地雷目标与非地雷目标两类数据中

各选取 100 个相邻列的未用于训练的特征数据进行测试, 本文中在测试正确率达 96% 以上时所确定的参数为: 径向基核函数中的 $\alpha = 0.5$, 惩罚系数为 2.

对每组特征数据中未用于训练与测试的数据进行识别处理, 并将每组未用于训练与测试的数据各自作为一个分类单元, 实验结果见表 1.

实验 2:

该实验从 p_5_s, v_5_s, s_5_s 三个文件所得的特征数据中选取一部分数据用于训练与测试, 再用训练与测试好的支持向量机对 p_2_s, v_2_s, s_2_s 三个文件所得的特征数据进行分类识别处理.

对时域特征数据, 从 p_5_s, v_5_s 地雷目标特征数据中依次取 1000 列相邻的数据, 从 s_5_s 非地雷目标特征数据中依次取 2000 列相邻数据进行训练, 以保持训练时地雷目

标与非地雷目标数据间的平衡. 对傅立叶谱特征数据, 特征数据列数的选取与时域特征数据列数选取相同. 对小波变换特征数据, 从 p_5_s, v_5_s 地雷目标特征数据中依次取 500 列相邻的数据, 从 s_5_s 非地雷目标特征数据中依次取 1000 列相邻数据进行训练, 以保持训练时地雷目标与非地雷目标数据间的平衡. 测试后所确定的参数与实验一相同: 径向基核函数中的 $\alpha = 0.5$, 惩罚系数为 2.

对 p_2_s, v_2_s, s_2_s 三个文件所得的整个特征数据进行分类识别处理, 并将每组数据各自作为一个分类单元, 实验结果见表 1.

实验 3:

实验方法与实验 2 相同, 但用于训练的数据比实验 2 少, 为实验 2 的 30%. 所确定的参数与实验 2 相同, 实验结果见表 1.

表 1 处理实测数据的结果

特征数据	实验 1			实验 2			实验 3		
	数据文件	对每特征数据单元的识别率	分类结果	数据文件	对每特征数据单元的识别率	分类结果	数据文件	对每特征数据单元的识别率	分类结果
时域特征	p_2_s	89.4%	地雷	p_2_s	90.2%	地雷	p_2_s	79.1%	地雷
	p_5_s	100%	地雷						
	v_2_s	92.4%	地雷						
	v_5_s	86.6%	地雷	v_2_s	90.6%	地雷			
	s_2_s	98.8%	非地雷						
	s_5_s	96%	非地雷						
傅立叶谱特征	p_2_s	93%	地雷	p_2_s	93.2%	地雷	p_2_s	72.1%	地雷
	p_5_s	96.2%	地雷						
	v_2_s	93.6%	地雷						
	v_5_s	96.8%	地雷	v_2_s	95.7%	地雷			
	s_2_s	100%	非地雷						
	s_5_s	99.8%	非地雷						
小波变换特征	p_2_s	100%	地雷	p_2_s	90.9%	地雷	p_2_s	71.3%	地雷
	p_5_s	89.6%	地雷						
	v_2_s	92.5%	地雷						
	v_5_s	83.6%	地雷	v_2_s	91.8%	地雷			
	s_2_s	100%	非地雷						
	s_5_s	100%	非地雷						
			s_2_s	75.2%	非地雷	s_2_s	78.9%	非地雷	

从表 1 所示的结果知, 三个实验都得到了正确的分类结果. 从实验 1 的结果可看出, 时域、傅立叶谱及离散小波变换三种特征数据都取得了对单个特征数据列较高的识别率. 从实验 2 的结果可看出, 用目标埋于 5 厘米沙中的数据训练和测试好的支持向量机, 能正确分类目标埋于 2 厘米沙中的数据. 从实验 3 的结果可看出, 在用于训练的数据较少时, 所提方法仍能正确的分类待处理数据. 由此可见, 所提方法具有较强的实用性.

6 结论

通过探地雷目标识别可分辨地雷与非地雷, 减少虚警, 加快清除地雷的进度. 本文结合浅地层探地雷数据的特点, 提出了一种基于支持向量机的浅地层探地雷目标分类识别方法, 并分析了时域、傅立叶谱及离散小波变换三种特征数据用于所提方法时的效果. 通过对实测数据进行处

理, 结果表明所提方法具有较高的分类识别率, 且实用性较强.

参考文献:

[1] Bart Scheers. UltraWideband Ground Penetrating Radar with Application to the Detection of Anti Personnel Landmines [D]. Brussels, Belgium: Royal Military Academy, 2001.

[2] Andria van der Merwe, Inder J. Gupta. A novel signal processing technique for clutter reduction in GPR measurements of small, shallow land mines [J]. IEEE Trans, 2000, GRS 38(6): 2627- 2637.

[3] S. Delbø, P. Gamba, D. Roccatò. A fuzzy shell clustering approach to recognize hyperbolic signatures in subsurface radar images [J]. IEEE Trans, 2000, GRS 38(3): 1447- 1551.

[4] Naga R. Mudigonda, Ray Kacelenga, David Palmer. Detection and classification of landmine targets in ground penetrating radar images [A]. SPIE conference on Detection and Remediation Technologies for Mines

and Minelike Targets[C]. Orlando, USA: SPIE, 2002, 4742, 390-400.

- [5] Steve R Gunn. Support vector machines for classification and regression [EB/OL]. <http://www.cae.wisc.edu/~ece539/software/svmtoolbox/svm.pdf>, 1998.
- [6] Guodong Guo, Stan Z Li. Content-based audio classification and retrieval by support vector machines[J]. IEEE Trans, 2003, NN 14(1): 209-215.
- [7] Kwang In Kim, Keedul Jung, Se Hyun Park, et al. Support vector machines for texture classification[J]. IEEE Trans, 2002, PAMI 24(11): 1542-1550.
- [8] D J Daniels. Surface Penetrating Radar[M]. London UK: IEEE, 1996.
- [9] H Brunzell. Extraction of discriminant features from impulse radar data for classification of buried objects[A]. Proceedings of IGARSS '97 [C]. Singapore, August, 3- 8, 1997. 1285- 1287.
- [10] M A Hearst, S T Dumais, E Osman, et al. Support vector machines[J]. IEEE Intelligent Systems, 1998, 13(4): 18- 28.

作者简介:



张春城 男, 1976年1月生于四川省宜宾市, 现为电子科技大学博士生, 目前正在从事探地雷达信号处理方面的研究. E-mail: zhc@163.com



周正欧 男, 1940年7月生于四川省成都市, 现为电子科技大学教授, 博士生导师, 目前正在从事探地雷达等方面的研究. E-mail: zzo@uestc.edu.cn