

改进最优聚类中心雷达目标识别法

董韵涵, 杨万麟

(电子科技大学电子工程学院 成都 610054)

【摘要】最优聚类中心法是一种有效的雷达目标一维距离像识别方法,但当训练数据较少时,该方法的识别性能急剧下降。其原因是该算法在利用少量数据进行训练时易产生“病态”矩阵,“病态”矩阵直接参与运算,导致错误识别结果。因此,该文提出了一种改进最优聚类中心法,主要思想是把“病态”矩阵进行“良态”化处理后参与运算,以得到正确的识别结果,从而使该算法在训练数据较少时仍能保持较高识别率。仿真实验结果表明该方法的有效性。

关键词 雷达目标识别; 最优聚类中心; 最优变换; “病态”矩阵
中图分类号 TN957 **文献标识码** A

Recognition of Radar Target Based on Improved Optimal Cluster Centers

DONG Yun-han, YANG Wan-lin

(School of Electronic Engineering, UEST of China Chengdu 610054)

Abstract Approach based on optimal cluster centers is an effective approach to radar target recognition. But its performance degrades rapidly when only a few training data are available, because badly-conditioned matrixes are generated with a few training data during the training process, and mistake appears when badly-conditioned matrixes directly participate in calculation. An improved approach based on optimal cluster centers is proposed in this paper. It solves the above problem by transforming badly-conditioned matrixes to well-conditioned matrixes, so accurate recognition results are obtained. It ensures high recognition rate when just a few training data are available. The simulation results show the efficiency of the proposed approach.

Key words radar target recognition; optimal cluster centers; optimal transformation; badly-conditioned matrixes

雷达目标识别是根据雷达目标回波所提供的有关信息,对目标的类别、属性等作出某种判决。一维距离像反映了目标的几何形状和结构特征,可以提供大量识别所需的特征信息。但一维距离像敏感于目标姿态角的变化,在不同的目标姿态角下同一目标的一维距离像可以完全不同。因此,采用恰当的特征提取和分类方法是基于一维距离像的雷达目标识别成功的关键。H J Li 等直接采用一维距离像作为特征矢量来识别空中目标^[1], R A Mitchell 等使用从一维距离像中抽取稳健的统计特征识别飞机目标^[2], L M Novak 等利用特征空间法识别雷达目标^[3],均取得了良好的识别效果。最优聚类中心法是一种有效的雷达目标一维距离像识别方法。该方法利用在最小平方距离准则下的最优变换增大同类目标特征的聚合性,减少同类目标之间的差异,通过在子像空间选定一组最优聚类中心来增大异类目标特征的可分离性,加大异类目标之间的差异,从而提高雷达目标识别率。但该方法有一不足之处:当训练数据数量较少时,识别率急剧下降。本文针对这个问题提出一种改进最优聚类中心法,使该算法在只有少量数据参与训练时仍能保持较高识别率。

1 最优聚类中心法^[4]

对 g 类目标的训练一维距离像, \mathbf{x}_{ij} (n 维列矢量)表示第 i 类目标的第 j 个训练姿态角的一维距离像 ($1 \leq i \leq g; 1 \leq j \leq N_i; N = \sum_{i=1}^g N_i$; 其中 g 为目标类别数, N_i 为第 i 类目标的训练样本数, N 为训练样本总数), 设 \mathbf{u}_i (M 维列矢量, $1 \leq i \leq g$) 为第 i 类目标在子像空间中对应的最优聚类中心, 则最优变换矩阵为:

$$\mathbf{A}_{iq} = \mathbf{C}_{vw} \mathbf{C}_{ww}^{-1} \quad (1)$$

收稿日期: 2003-09-08

作者简介: 董韵涵(1981-), 女, 硕士生, 主要从事为雷达目标识别及其软件开发方面的研究。

一维距离像 \mathbf{x}_{ij} 经最优变换后形成的子像 \mathbf{y}_{ij} (M 维列矢量)为:

$$\mathbf{y}_{ij} = \mathbf{A}_{lq}(\mathbf{x}_{ij} - \bar{\mathbf{x}}) + \bar{\mathbf{u}} \quad (2)$$

式中

$$\bar{\mathbf{x}} = \frac{1}{N_1 + N_2 + \cdots + N_g} \sum_{i=1}^g \sum_{j=1}^{N_i} \mathbf{x}_{ij} \quad (3)$$

$$\bar{\mathbf{u}} = \frac{1}{N_1 + N_2 + \cdots + N_g} \sum_{i=1}^g N_i \mathbf{u}_i \quad (4)$$

$$\mathbf{C}_{vw} = \sum_{i=1}^g \sum_{j=1}^{N_i} (\mathbf{u}_i - \bar{\mathbf{u}})(\mathbf{x}_{ij} - \bar{\mathbf{x}})^T \quad (5)$$

$$\mathbf{C}_{ww} = \sum_{i=1}^g \sum_{j=1}^{N_i} (\mathbf{x}_{ij} - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{x}_{ij} - \bar{\mathbf{x}})^T \quad (6)$$

最优聚类中心选择步骤如下: (1) $\mathbf{u}_1 = [1 \ 0 \ 0 \ \cdots \ 0]^T$; (2) $\mathbf{u}_2 = [a_2 \ b_2 \ 0 \ \cdots \ 0]^T$, 其中 a_2, b_2 由条件 $\|\mathbf{u}_2\|=1, \langle \mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2 \rangle = -\frac{1}{g-1}$ 确定, $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 为矢量内积; (3) $\mathbf{u}_3 = [a_3 \ b_3 \ c_3 \ 0 \ \cdots \ 0]^T$, 其中 a_3, b_3, c_3 由条件 $\|\mathbf{u}_3\|=1, \langle \mathbf{u}_1, \mathbf{u}_3 \rangle = -\frac{1}{g-1}$ 和 $\langle \mathbf{u}_2, \mathbf{u}_3 \rangle = -\frac{1}{g-1}$ 确定; (4) 重复以上过程, 直到求得 $\mathbf{u}_{g-1} = [a_{g-1} \ b_{g-1} \ \cdots \ d_{g-1}]^T$; (5) 由 $\sum_{i=1}^g \mathbf{u}_i = 0$ 计算 \mathbf{u}_g 。

2 改进最优聚类中心法

当有大量数据参与训练时, 上述方法有较高识别率, 但当只有少量数据参与训练时, 识别率急剧下降。其原因是当训练数据较少时, 式(6)计算出的 \mathbf{C}_{ww} 易为“病态”矩阵, 若仍按式(1)中的方法对其进行逆矩阵运算会得出错误的变换矩阵 \mathbf{A}_{lq} 。为避免这种错误, 应测试 \mathbf{C}_{ww} 的“健康”状况, 若为“良态”矩阵, 则仍按式(1)进行训练, 若为“病态”矩阵, 则对其进行“良态”化处理, 再按式(1)进行训练。

条件数是测试矩阵“健康”状况的一个指标^[5]。非奇异矩阵 \mathbf{X} 的条件数为:

$$\text{cond}(\mathbf{X})_v = \|\mathbf{X}^{-1}\|_v \|\mathbf{X}\|_v \quad v = 1, 2 \text{ 或 } \infty$$

当 \mathbf{X} 的条件数相对的大即 $\text{cond}(\mathbf{X}) \gg 1$ 时, 也就是当它的倒数(即逆条件数)达到运算环境的浮点数精度时, \mathbf{X} 是“病态”矩阵。在双精度运算中, 浮点数精度为 10^{-12} ^[6]。因此, 把逆条件数($v=1$ 时)作为测试矩阵“健康”状况的指标, 并以 10^{-12} 为阈值。由(6)式计算出 \mathbf{C}_{ww} 后, 计算其逆条件数, 按下式判断其“健康”状况:

$$\mathbf{C}_{ww} \text{ 为 } \begin{cases} \text{“良态”矩阵: 逆条件数} \geq 10^{-12} \\ \text{“病态”矩阵: 逆条件数} < 10^{-12} \end{cases}$$

若 \mathbf{C}_{ww} 为“良态”矩阵, 就按原方法进行训练; 若 \mathbf{C}_{ww} 为“病态”矩阵, 则进行以下“良态”化转换^[7]:

$\mathbf{C}_{ww}' = \mathbf{C}_{ww} + \lambda \mathbf{E}$, 再把 \mathbf{C}_{ww}' 代入式(1)计算出 \mathbf{A}_{lq} , 其中 λ 为不等于 \mathbf{C}_{ww} 特征值的随机数, \mathbf{E} 为和 \mathbf{C}_{ww} 大小相同的单位矩阵。可以证明, 经过“良态”化处理后, λ 的值不会影响方法的识别性能。

证明 对 \mathbf{C}_{ww} 进行特征值分解: $\mathbf{C}_{ww} = \mathbf{U}^T \mathbf{A} \mathbf{U}$, 式中 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} \lambda_1 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \lambda_n \end{pmatrix}$; $\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_n (\lambda_1 > \lambda_2 > \cdots > \lambda_n)$

为 \mathbf{C}_{ww} 的特征值; $\mathbf{U} = [\mathbf{U}_1 \ \mathbf{U}_2 \ \cdots \ \mathbf{U}_n]$, $\mathbf{U}_i (1 \leq i \leq n)$ 为 \mathbf{C}_{ww} 对应于 $\lambda_i (1 \leq i \leq n)$ 的特征向量, 则:

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_{ww}' &= \mathbf{C}_{ww} + \lambda \mathbf{E} = \mathbf{U}^T \mathbf{A} \mathbf{U} + \lambda \mathbf{E} = \mathbf{U}^T \mathbf{A} \mathbf{U} + \lambda \mathbf{U}^T \mathbf{U} = \\ &= \mathbf{U}^T \mathbf{A} \mathbf{U} + \mathbf{U}^T \lambda \mathbf{U} = \mathbf{U}^T (\mathbf{A} + \lambda \mathbf{E}) \mathbf{U} = \\ &= \mathbf{U}^T \begin{pmatrix} \lambda_1 + \lambda & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \lambda_n + \lambda \end{pmatrix} \mathbf{U} \end{aligned}$$

可见, \mathbf{C}_{ww}' 和 \mathbf{C}_{ww} 的特征向量相同, 对应特征值的排列顺序不变, 所以 λ 的值不影响方法的识别性能。

3 识别方法及仿真实验

3.1 识别方法

对 g 类目标, 确定子像维数 M , 依照上述选择步骤在子像空间为每类目标选择一个最优聚类中心。结合训练数据集, 由改进最优聚类中心法计算最优变换矩阵 A_{10} 。各目标训练姿态角的一维距离像按式(2)变换得到子像, 每类目标的训练子像平均作为库目标的特征矢量, g 类目标总的特征矢量库为 $\{\bar{y}_1, \bar{y}_2, \bar{y}_3, \dots, \bar{y}_g\}$, 输入一维距离像 x_i , 按式(2)变换得到子像 y_i , 计算其与库特征矢量之间的欧氏距离

$$d_k = \|y_i - \bar{y}_k\|, \quad k=1, 2, 3, \dots, g$$

则该输入目标判为第 i 类, $i = \arg \min_{\{k\}} \{d_k\}$ 。

3.2 仿真实验

设计3种点目标: “|”字型、“V”字型和“干”字型。雷达发射脉冲的带宽为150 MHz(距离分辨率为1 m, 雷达径向取样间隔为0.5 m), 目标设置为均匀散射点目标, “|”目标的散射点数为5, 其余两种目标的散射点数均为9。在目标姿态角为 $1^\circ \sim 60^\circ$ 范围内分别按以下3种方式进行训练: (1) 以 15° 为间隔均匀划分模区, 每模区按隔2取1的方式划分训练集, 则每模区有15个训练数据; (2) 以 15° 为间隔均匀划分模区, 每模区按隔3取1的方式划分训练集, 则每模区有12个训练数据; (3) 以 20° 为间隔均匀划分模区, 每模区按隔3取1的方式划分训练集, 则每模区有15个训练数据。

用所有姿态角的一维距离像作为测试数据。子像维数取2维, 按以上方法选择3个最优聚类中心。实验结果如下。

3.2.1 实验1

重复10次上述实验以观察随机数 λ 对识别率的影响, 图1描述了测试结果, 可以看出 λ 的随机性对识别率的影响甚微, 可忽略。实验结果与理论证明一致。

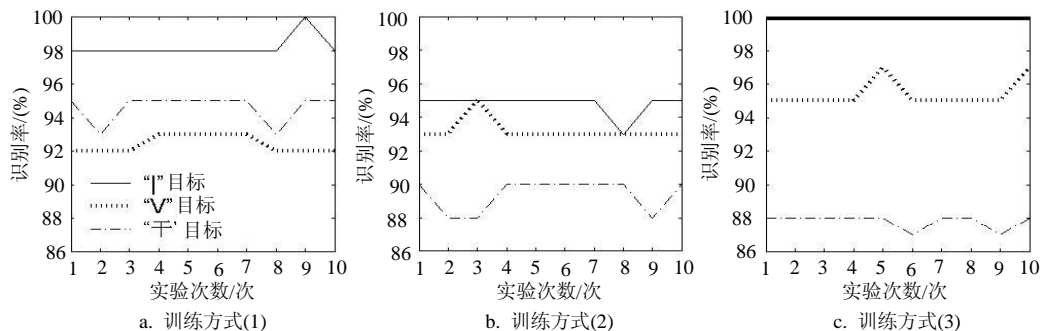


图1 λ 的随机性对识别率的影响

3.2.2 实验2

表1和表2分别列出了最优聚类中心法和本文方法对同样数据集的识别结果。可以看出, 前种方法对3种目标的识别率非常低, 尤其对较复杂的后两种目标, 随着训练数据的减少识别率急剧下降, 几乎无效; 而改进方法对3种目标均有较高识别率。

表1 最优聚类中心法的识别结果

输入目标	识别率(1) /(%)	识别率(2) /(%)	识别率(3) /(%)
“ ”目标	60	75	75
“V”目标	58	45	58
“干”目标	52	48	33
平均	57	56	55

表2 改进最优聚类中心法的识别结果

输入目标	识别率(1) /(%)	识别率(2) /(%)	识别率(3) /(%)
“ ”目标	98	95	100
“V”目标	93	93	95
“干”目标	95	90	88
平均	95	93	94

(下转第192页)

4 结 论

综合稀疏阵的工程应用中,可能遇到各种稀布率的稀疏阵综合问题。应用穷举综合法综合小型稀疏阵或解决在阵列局部口径上的优化布阵问题时,方向图的计算运用FFT算法,这时,高效的枚举算法在综合过程中是必需的。本文分析了稀疏线阵综合问题后,对比分析了递归算法和二进制序列穷举法的有效性与稀布率和阵列口径变化的关系。从分析和仿真结果可以看出,二进制序列穷举法的计算量对稀布率不敏感,随阵列口径的变化几乎呈一固定的指数关系;递归算法的性能受稀布率影响显著,稀布率为0.5左右时有效性很差,其性能不如二进制序列穷举法;稀布率大于0.7或小于0.3时,递归算法的性能优于二进制序列穷举法。本文的分析和结论丰富了稀疏阵穷举综合法的内容,对枚举阵列结构的算法设计具有指导意义。

参 考 文 献

- [1] 李建新. 阵列多台阶稀疏技术[J]. 电子学报, 1999, 27(3): 79-80.
- [2] SKOLNIK M I, NEMHAUSER G, SHERMAN J W. Dynamic programming applied to unequally spaced arrays [J]. IEEE Trans. Antennas Propagat, 1964, AP-12(1): 35-43.
- [3] 姚 昆, 杨万麟. 最佳稀布直线阵列的分区动态规划法[J]. 电子学报, 1994, 22(2): 87-90.
- [4] HAUPT L. Thinned arrays using genetic algorithms[J]. IEEE Trans., 1994, AP-42(7):993-999.
- [5] 王玲玲, 方大纲. 运用遗传算法综合稀疏阵列[J]. 电子学报, 2003, 31(12A): 2 135-2 138.
- [6] MURINO V, TRUCCO A, REGAZZONI C S. Synthesis of unequally spaced arrays by simulated annealing[J]. IEEE Trans. Antennas Signal Processing, 1996, 44(1): 119-123.

编 辑 徐安玉

(上接第185页)

4 结 束 语

本文提出一种改进最优聚类中心雷达目标一维距离像识别方法,其主要改进之处是对“病态”矩阵进行“良态”化处理,解决了最优聚类中心法对此处理不当造成识别率急剧下降的问题,使该算法在训练数据较少时仍能保持较高识别率。仿真实验结果表明该方法的有效性。

参 考 文 献

- [1] LI H J, YANG S H. Using range profiles as features vectors to identify aerospace objects[J]. IEEE Trans. AP, 1993, 41(6): 261-268.
- [2] MITCHELL R A, WESTERKAMP J J. Robust statistical feature based aircraft identification[J]. IEEE Trans. on AES, 1999, 35(3): 1 077-1 083.
- [3] NOVAK L M, OWIRKA G J. Radar target recognition using an eigen-image approach[C]. IEEE International Radar Conference, 1994: 129-131.
- [4] 周代英, 沈晓峰, 杨万麟. 最优聚类中心雷达目标一维距离像识别[J]. 系统工程与电子技术, 2002, 24(4): 44-46.
- [5] 李庆扬, 王能超, 易大义. 数值分析[M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1986.
- [6] PRESS W H, TEUKOLSKY S A, VETTERLING W T, et al. The art of scientific computing (Second edition)[M]. New York, USA: Press Syndicate of the University of Cambridge, 1992.
- [7] 吴声钟. 线性代数内容、方法与练习[M]. 北京: 电子工业出版社, 1996.

编 辑 徐安玉