

基于聚集离散性与可分性的雷达信号特征评价

邓延丽^{1*}, 金炜东¹, 李家会¹, 刘欣²

(1. 西南交通大学 电气工程学院, 成都 610031; 2. 95538 部队, 成都 611431)

(* 通信作者电子邮箱 dylllovebeijing@163.com)

摘 要: 雷达辐射源信号脉内特征的好坏是决定雷达信号能否有效地加以区分的基础。为了定量地进行特征优劣的评价, 提出了一种利用模糊度与贴近度来评估雷达信号脉内特征分布聚集离散性的方法。该方法首先对雷达信号脉内特征的空间分布进行分析; 然后用模糊度的大小度量脉内特征的类内聚集性, 用贴近度的大小度量脉内特征的类外分散性; 并针对分类特征空间分布的重叠状态, 采用类内类间距离和线性判别准则, 提出了雷达辐射源信号脉内特征线性可分性指标。通过时频原子法提取 5 类雷达信号的两个脉内特征进行仿真实验, 结果表明提出的方法和可分性指标是可行的。这为在雷达辐射源信号识别中定量地评价脉内特征提供了新的思路和途径。

关键词: 脉内特征; 模糊度; 贴近度; 类内距离; 类间距离; 特征评价

中图分类号: TN20 **文献标志码:** A

Feature evaluation of radar signal based on aggregation, discreteness and divisibility

DENG Yanli^{1*}, JIN Weidong¹, LI Jiahui¹, LIU Xin²

(1. School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu Sichuan 610031, China;

2. 95538 Troops, Chengdu Sichuan 611431, China)

Abstract: Quality of intrapulse feature about radar signals has proved to be a significant foundation to decide whether the signals can be differentiated effectively. For evaluating the quality quantitatively, a method adopting fuzziness and close-degree to evaluate intrapulse feature aggregation and discreteness of signals was proposed in this paper. Space distribution of intrapulse feature about radar signals was analyzed with this method, while intrapulse feature aggregation was evaluated by fuzziness and intrapulse feature discreteness was evaluated by close-degree. And for the overlapping states of feature space distribution, a linear separable measure of intrapulse feature about radar signals was put forward by within-class distance, between-class distance and linear discriminated criterion. The simulation results, based on the experiments of two intrapulse features extracted via time-frequency atom approach about five kinds of radar signal, show that the method and measure proposed in the paper are effective and feasible. It provides a new idea and approach for quantitatively evaluating features of the radar emitter signal.

Key words: intrapulse feature; ambiguity; closeness; within-class distance; between-class distance; feature evaluation

0 引言

在现代的电子战环境中, 仅仅依靠传统的五特征参数(载频(Carrier Frequency, CF)、脉冲到达时间(Time Of Arrival, TOA)、脉冲幅度(Pulse Amplitude, PA)、脉冲宽度(Pulse Width, PW)、脉冲到达方向(Direction Of Arrival, DOA))进行雷达辐射源信号的分选识别, 已显得无能为力。如何有效增选新特征, 以弥补常规五特征参数对辐射源信号分选识别能力的不足, 已变得尤为重要。随着复杂体制雷达(如脉内调频、相位编码、频率捷变、PRI 捷变等)大量涌现, 各种雷达辐射源信号脉内特征分析方法层出不穷^[1-7], 如小波变换^[1]、时域瞬时自相关法^[2]、时频原子法^[3]、谱相关法^[4]、包络法^[5-6]及相对无模糊相位重构法^[7]等, 显然在实际应用中无法一一采用。为科学、定量地比较各种方法提取出的特征之间的差异, 构造最优的识别系统, 必须进行特征评估。

通过特征评估可以更好地了解雷达辐射源信号的结构特性。结构特性差异程度的高低是决定雷达辐射源信号能否有效地加以区分和分类器设计复杂程度的内在基础。并且, 通过特征评估还可以适当选择分类方法, 使分类器的复杂度与待识别问题相匹配, 提高识别系统的实时性。可见, 对雷达辐射源信号脉内特征进行评估是非常有必要的。本文主要从特征的聚集离散性和可分性角度出发, 提出了利用模糊度与贴近度分析特征的聚集离散性, 根据类内类间距离和线性判别函数提出了特征可分性指标。实验仿真结果表明, 本文提出的方法和可分性指标是可行的。

1 模糊度的特征评价

模糊数学的发展为特征分类性能评估提供了一种新的思路, 它是利用模糊集合的模糊程度来评价所采用的特征优劣的表现。

模糊数学中, 常用的隶属函数为 S 型函数和 π 型函数。

收稿日期: 2013-01-21; 修回日期: 2013-03-01。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60971103)。

作者简介: 邓延丽(1985-), 女, 四川内江人, 博士研究生, 主要研究方向: 雷达辐射源信号处理; 金炜东(1959-), 男, 安徽桐城人, 教授, 博士生导师, 博士, 主要研究方向: 智能信息处理、系统仿真、优化理论与优化控制; 李家会(1978-), 女, 四川绵阳人, 博士研究生, 主要研究方向: 高铁安全性评估。

查阅大量资料,文献[8]中作者有笔误,该论文已做修正。Zadeh 定义的标准 S 型函数为:

$$U_s(x_i; a, b, c) = \begin{cases} 0, & x_i \leq a \\ 2\left(\frac{x_i - a}{c - a}\right)^2, & a < x_i \leq b \\ 1 - 2\left(\frac{x_i - c}{c - a}\right)^2, & b < x_i \leq c \\ 1, & x_i \geq c \end{cases} \quad (1)$$

标准 π 型函数的定义为:

$$U_\pi(x_i; a, c, a') = \begin{cases} U_s(x_i; a, b, c), & x_i \leq c \\ 1 - U_s(x_i; c, b', a'), & x_i > c \end{cases} \quad (2)$$

参数设置为: $c = (\mathbf{x})_{av}, b' = c + \max\{ |(\mathbf{x})_{av} - (\mathbf{x})_{\max}|, |(\mathbf{x})_{av} - (\mathbf{x})_{\min}| \}, b = 2c - b', a = 2b - c, a' = 2b' - c$ 。其中: \mathbf{x} 代表所有数据点, $(\mathbf{x})_{av}$ 代表所用数据的平均值, $(\mathbf{x})_{\max}$ 代表所用数据的最大值, $(\mathbf{x})_{\min}$ 代表所用数据的最小值。

模糊度是衡量模糊集合的模糊程度的指标。不同的模糊集其模糊程度是不一样的。精确集合是不模糊的,标志它的模糊程度为零;而对某模糊集合的隶属函数为 0.5 时,此时该模糊集合最为模糊,标志其模糊程度最大,令取值为 1。若模糊集合远离 0.5,其模糊程度越小;反之越靠近 0.5,模糊程度越大。模糊度定义^[9-10]如下:

$$\gamma(A) = \frac{2}{n^{1/k}} d(A, \bar{A}) \quad (3)$$

其中: n 为所分析数据点数, $d(A, \bar{A})$ 是 A 与 \bar{A} 之间的距离,而 \bar{A} 只包含 A 中隶属度大于 0.5 的支持点。式中的 k 是为了使 $\gamma(A)$ 的值在 0 到 1 之间, k 的值可以不同。该论文采用广义汉明距离,则 $k=1$,有

$$d(A, \bar{A}) = \sum_{i=1}^n |u_A(x_i) - u_{\bar{A}}(x_i)| \quad (4)$$

模糊度的性质如下:

1) 如果所有的数据点 $x_i (i=1, 2, \dots, n)$ 有 $u_A(x_i) = 0$ 或 $u_A(x_i) = 1$, 即为确定集,则 $\gamma(A)$ 取其最小值,此时模糊程度最小。

2) 如果所有的数据点 $x_i (i=1, 2, \dots, n)$ 有 $u_A(x_i) = 0.5$, 则 $\gamma(A)$ 取其最大值为 1,此时模糊程度最大。

对模糊集合 A 和 B , 哈明贴近度公式如下^[10]:

$$d_H(A, B) = 1 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |u_A(x_i) - u_B(x_i)| \quad (5)$$

根据上述模糊度和哈明贴近度的定义,则可评估雷达信号脉内特征优劣。评估的基本步骤是:根据数据样本选择合理的隶属度函数,构造相应的模糊集,在利用它们的模糊程度评价特征。若用 \mathbf{x}_{jq} 表示第 j 类中得第 q 个特征的样本值, $(\mathbf{x}_{jq})_{av}$ 为样本值的平均值, $(\mathbf{x}_{jq})_{\max}$ 为样本值的最大值, $(\mathbf{x}_{jq})_{\min}$ 为样本值的最小值。根据式(2)的标准 π 函数定义隶属度分析第 j 类的第 q 个特征,然后计算出对应于第 j 类第 q 个特征的模糊度。通过上述定义知道,若模糊度较小,说明该类特征模糊程度小,此特征的值分布较集中;反之,如果模糊度较大,表明该类特征模糊程度大,此特征值分布较分散。因此,可用模糊度作为衡量这个特征聚集能力的指标。贴近度则作为衡量两个特征之间的模糊程度。若贴近度的值远离 0.5,说明该两个特征的模糊程度小;反之越靠近 0.5,说明该两个特征的模糊程度大。当贴近度等于 0.5,则表明两个特征的模糊程度达到最大值。为了阐述清晰,易于理解。以特征为一维为例。评价雷达辐射源信号脉内特征聚集离散性具体步骤如下:

1) 选择隶属度函数。本文选择标准 π 型函数。

2) 计算第 j 类信号中的第 q 个特征的 π 型隶属度,隶属函数中的相关参数设置如上所述。

3) 采用广义汉明距离,则 $k=1$ 。根据式(3),计算第 j 类信号中第 q 个特征的模糊度。因此,根据模糊度的值则可判断出第 j 类信号中第 q 个特征的聚集程度。其中: \bar{A} 只包含 A 中隶属度大于 0.5 的支持点,说明当由步骤 2) 计算出的隶属度值 $u_A(x_i)$ 大于 0.5,则 $u_{\bar{A}}(x_i) = 1$;若步骤 2) 计算出的隶属度值 $u_A(x_i)$ 小于 0.5,则 $u_{\bar{A}}(x_i) = 0$ 。

4) 由式(5)计算第 j 类信号和第 i 类信号中分别对应特征构成模糊集合的贴近度。即可根据贴近度,判断出哪个特征对两分类信号的贡献大,则该特征更好。

2 类内类间的特征评价

通过上述的模糊度和贴近度来评价雷达信号脉内特征的聚集离散性,单从一种方法中得出的结果说服力不强,可信度很低。不同的方法之间往往有互补性,对它们进行融合可以降低判断错误率并提高结果的置信度。下面利用类内类间距离的方法来评价特征的聚集离散性。

类内类间距离定义,如参考文献[11]。在此,当特征维数为一维时,则第 j 类不同调制类型的雷达信号的第 q 个特征的类内距离 C_{jq} 定义为:

$$C_{jq} = \left[\frac{1}{M} \sum_{q=1}^M \|\mathbf{x}_q - E(\mathbf{x}_q)\|^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (6)$$

其中: M 是第 j 类不同调制类型的雷达信号的第 q 个特征的样本数, \mathbf{x}_q 是第 j 类不同调制类型的雷达信号第 q 个特征的样本值, $E(\mathbf{x}_q)$ 是 \mathbf{x}_q 的期望值。于是,可得到第 j 类不同调制类型的雷达信号中的每个特征的类内距离 C_{jq} 。

第 k 类和第 j 类不同调制类型的雷达信号中的第 q 个特征类间距离可定义为:

$$D_{kj}^q = \|E(\mathbf{x}_k^q) - E(\mathbf{x}_j^q)\| \quad (7)$$

根据式(6),计算得出的类内距离便知第 j 类雷达信号中提取出的每个特征的聚集程度;同样由式(7)得出的类间距离便知,哪个特征对两分类的贡献更大。

3 特征可分性评价

通过从雷达信号脉内特征聚集离散性出发,采用上述两个角度对特征进行了评估。下面从雷达信号脉内特征可分性出发,利用线性可分性指标进行特征评估。

3.1 两类特征的距离判别

线性判别函数 W_1 和 W_2 ^[12] 如式(8):

$$\begin{cases} w_1 = a_1 x + b_1 \\ w_2 = a_2 x + b_2 \end{cases} \quad (8)$$

其中: $a_1 = S^{-1} \bar{\mathbf{x}}^{(1)}, b_1 = 0.5(\bar{\mathbf{x}}^{(1)})^T S^{-1}(\bar{\mathbf{x}}^{(1)})$, $a_2 = S^{-1} \bar{\mathbf{x}}^{(2)}, b_2 = 0.5(\bar{\mathbf{x}}^{(2)})^T S^{-1}(\bar{\mathbf{x}}^{(2)})$, $\bar{\mathbf{x}}^{(1)}$ 和 $\bar{\mathbf{x}}^{(2)}$ 分别表示两个特征的均值, S 表示两个特征的无偏估计协方差。

这样,两个特征总体 G_1, G_2 的距离判别法则为:

$$\begin{cases} x \in G_1, & W_1 \geq W_2 \\ x \in G_2, & W_1 < W_2 \end{cases} \quad (9)$$

3.2 误判率的交叉确认估计

n_1, n_2 分别表示两类训练样本数。误判率的交叉确认估计是每次剔除样本中的一个样品,利用其余容量为 $n_1 + n_2 - 1$ 的训练样本建立判别准则,再用所建立的判别准则对删除的那个样品作判别。对训练样本中的每个样品作上述分析,以其误判的比例作为误判概率的估计。具体步骤如下:

1) 从总体 G_1 的容量为 n_1 的训练样本开始,剔除其中的

一个样品,用剩余的容量为 $n_1 - 1$ 的训练样本和总体 G_2 的容量为 n_2 的训练样本建立判别函数。

2) 用建立的判别函数对删除的那个样品作判别。

3) 重复步骤 1) ~ 2), 直到 G_1 的训练样本中的 n_1 个样品依次被删除, 又进行判别, 其误判样品个数记为 n_{12} 。

4) 对总体 G_2 的训练样本重复步骤 1), 2), 3), 并记其误判样品个数为 n_{21} 。以 $a = (n_{12}/n_1 + n_{21}/n_2)/2$ 作为误判率的估计。

该误判率可作为特征线性可分性指标, 当误判率为 0, 表明该特征能将两类信号线性分开; 若误判率大于零, 表明该特征无法将两类信号线性分开, 误判率越大, 说明利用该特征将两类信号线性分开程度越小。建立非线性判别函数, 通过错误率可作为特征非线性可分性指标。由于篇幅限制, 在此不再讨论。

3.3 类内类间距离可分性指标

第 k 类与第 j 类不同调制类型的雷达信号的特征的分离度可定义为:

$$S_{kj} = C_{kj} + C_{ji} - D_{kj}^q \quad (10)$$

在同一坐标下, 若 $S_{kj} > 0$, 表明得到的第 k 类与第 j 类不同调制类型的雷达信号的特征数据有重叠部分, S_{kj} 越大, 说明得到不同调制类型的雷达信号的特征数据重叠越严重; 若 $S_{kj} < 0$, 说明得到的第 k 类与第 j 类不同调制类型的雷达信号的特征数据无重叠部分, 即特征数据完全可以分离; 若 $S_{kj} = 0$, 说明得到的第 k 类与第 j 类不同调制类型的雷达信号的特征数据无重叠部分, 即特征数据恰好完全可以分离。因此, 评价不同调制类型的雷达信号的最佳特征, 使得 $S_{kj} < 0$, 若 S_{kj} 越小, 说明两分类特征相隔越远。

4 实验仿真

通过分析二相相移键控 (Binary Phase Shift Keying, BPSK)、二相频移键控 (Binary Frequency Shift Keying, BFSK)、线性调频 (Linear Frequency Modulation, LFM)、连续波 (Continuous Wave, CW) 和非线性调频 (Nonlinear Frequency Modulation, NLFM) 5 种不同调制类型的雷达信号, 采用时频原子脉内特征提取算法^[3], 提取出识别 5 种调制信号的 2 个特征。相关参数设置如下: 采样频率为 100 MHz, 载频 10 MHz, 采用 7 位 Barker 码的 BPSK 脉宽为 1 μ s, LFM 脉宽为 10 μ s, 带宽 10 MHz, 采用编码为 7 位巴克码的 FSK 脉宽为 1 μ s, 终止频率为 25 MHz, CW 的脉冲宽度为 10 μ s, NLFM 采用正弦调频, 调频率为 1 MHz。提取出的两个特征分别为 Gabor 首原子相似比特征 (以下简称特征 G) 和 Chirplet 首原子相似比特征 (以下简称特征 C)。在信噪比 2 dB ~ 10 dB 下, 每隔 2 dB, 每种调制的雷达信号提取 40 个样本, 得到每种调制雷达信号样本共 200 个。LFM 和 CW 雷达信号的特征分布如图 1 所示。

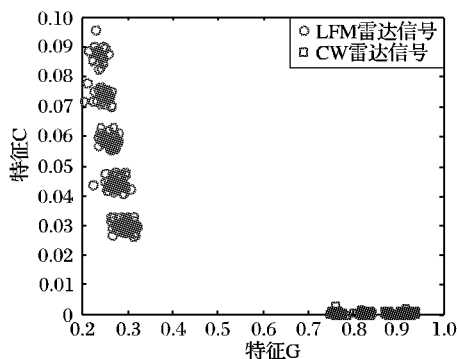


图1 LFM 和 CW 雷达信号的特征分布

从图 1 中看出: CW 雷达信号的特征 G 分布较发散, 而特征 C 分布非常集中; 同样, LFM 雷达信号的特征 G 分布较发散, 而特征 C 分布较集中。两类信号的特征 G 和特征 C 都无重叠部分。利用模糊度、贴近度、类内类间距离和线性可分性进行特征评估, 结果如表 1 ~ 3 所示。

表1 LFM 和 CW 提取出特征模糊度和贴近度

指标	特征 G	特征 C
模糊度 (LFM)	0.247 54	0.190 960
模糊度 (CW)	0.295 07	0.051 277
贴近度	0.126 80	0.263 900

表2 LFM 和 CW 提取出特征类内距离和类间距离

指标	特征 G	特征 C
类内距离 (LFM)	0.025 519	0.019 290 0
类内距离 (CW)	0.060 514	0.000 467 1
类间距离	0.590 700	0.050 906 0

表3 LFM 和 CW 提取出特征可分性指标

指标	特征 G	特征 C
误判率 (LFM, CW)	0	0
可分性指标	-0.504 41	-0.031 148

从表 1 中可以看出, LFM 特征 C 的模糊度小于 LFM 特征 G 的模糊度, 说明 LFM 特征 C 分布更为集中; 同理可得, CW 的特征 C 分布更为集中。从贴近度看, 两类信号的特征 G 的贴近度比特征 C 的贴近度值更加远离 0.5, 说明特征 G 对分类贡献更大。这与分析结果一致。综上所述, 根据模糊度和贴近度, 虽然特征 G 分布较发散但更利于区分两信号, 则判断出特征 G 对区分 LFM 和 CW 雷达信号时, 更加优于特征 C。

从表 2 中看出, LFM 的特征 C 类内距离小于 LFM 特征 G 的类内距离, 说明 LFM 的特征 C 分布更为集中; 同理可得, CW 的特征 C 分布更为集中。从类间距离看, 特征 G 的值远大于特征 C 的值, 说明特征 G 对两类信号的分类能力贡献更大。根据上述分析, 虽然特征 G 分布更发散, 但更利于分类。综上所述, 采用类内类间距离, 虽然特征 G 分布较发散但更利于分类, 则判断出特征 G 对区分 LFM 和 CW 雷达信号时, 更加优于特征 C。

从表 3 中看出, 利用线性判别函数, 利用特征 G 和特征 C 区分两类信号的误差率都为 0, 说明分别利用两个特征都可以把 LFM 和 CW 完全分开, 此时从能分开和不能分开角度看, 特征 G 和特征 C 地位等同。从可分性指标分析, 特征 G 和特征 C 的值都为负数, 说明两特征都能把两类信号分开, 但特征 G 负得越多, 说明两类信号在此特征上, 分隔得越远。在实际应用中, 说明该特征鲁棒性越强。综上所述, 特征 G 对区分 LFM 和 CW 信号时, 更优于特征 C。

由于多种方法的互补性, 采用多种方法融合可以降低错误的判断率, 提高结果的可信度。从表 1 ~ 3 得出, 特征 G 区分 LFM 和 CW 雷达信号是, 更加优于特征 C。

图 1 特征分布简单, 两类信号完全分开, 通过三种方法得出特征评估结果一致。再分析当两类信号有部分重叠时, 各种方法的判断结果。相关参数设置同上, LFM 和 NLFM 两种雷达信号提取出的特征分布如图 2 所示。

利用模糊度、贴近度、类内类间距离和线性可分性进行特征评估, 结果如表 4 ~ 6 所示。

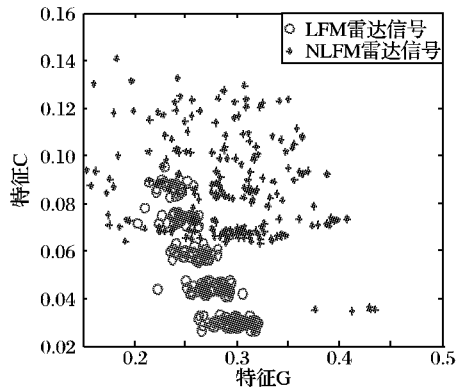


图2 LFM和NLFM雷达信号的特征分布

表4 LFM和NLFM提取去特征模糊度和贴近度

指标	特征 G	特征 C
模糊度 (LFM)	0.247 54	0.190 96
模糊度 (NLFM)	0.154 32	0.148 36
贴近度	0.563 92	0.569 91

表5 LFM和NLFM提出特征类内距离和类间距离

(LFM与NLFM)特征的类内和类间距离	特征 G	特征 C
类内距离 (LFM)	0.025 519	0.019 290
类内距离 (NLFM)	0.057 438	0.020 897
类间距离	0.019 760	0.035 295

表6 LFM和NLFM提取出特征可分性指标

指标	特征 G	特征 C
误判率 (LFM, NLFM)	0.367 500	0.252 500
可分性指标	0.063 196	0.004 892

分析思路同上,从表4中得出,特征C的贴近度值比特征G的贴近度值更远离0.5,说明特征C更利于分类。从表5中看出,LFM和NLFM的特征C分布更为集中,更利于信号的分类。说明特征C对区分LFM和NLFM雷达信号时,更有优势。从表6中看出,特征C的误判率更低,说明特征C线性可分两类信号程度更大。可分性指标都是正值,说明两类信号在两特征上都有重叠部分,且特征G的值大于特征C的值,表明两类信号在特征G上的重叠程度更为严重,则判断出特征C优于特征G。

从前面实验分析中得出,针对LFM和CW信号,特征G优于特征C;而针对LFM和NLFM信号是,特征C优于特征G。该结论与参考文献[13]的内容相一致(特征C是专为区分LFM和NLFM雷达信号的特征)。

下面是公共测试数据集中的香蕉测试数据,两输入代表两个特征,4900个样本,总共两类。特征分布如图3所示。

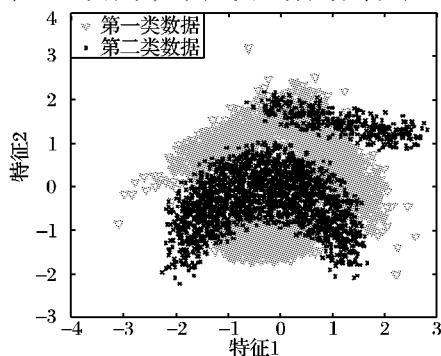


图3 香蕉测试数据的特征分布

分析同上,这里不再重复,得出特征2优于特征1。图1~3,误判率与可分性指标结果如表7所示。

从表7中看出:图1两特征误判率为0和可分性指标为负数,都说明两特征可完全线性分开两类信号;图2两特征误判率不为零和可分性指标为正值,都表明两特征不可线性分开两类信号;图3两特征误判率较大,说明两特征线性分开两类信号的程度小于图2时的情况。图3可分性指标为正值,且远远大于图2时的情况,说明图3两类数据的两特征重叠程度远超前于图2时的情况。

表7 图1~3误判率与可分性指标结果

指标	图片	特征 1	特征 2
误判率	图 1	0	0
	图 2	0.367 500	0.252 500
	图 3	0.489 590	0.435 100
可分性指标	图 1	-0.504 410	-0.031 148
	图 2	0.063 196	0.004 892
	图 3	1.887 000	1.831 500

以图2为例,特征G和特征C的误判率与可分性指标随特征样本的增加而变化的曲线如图4~5所示。

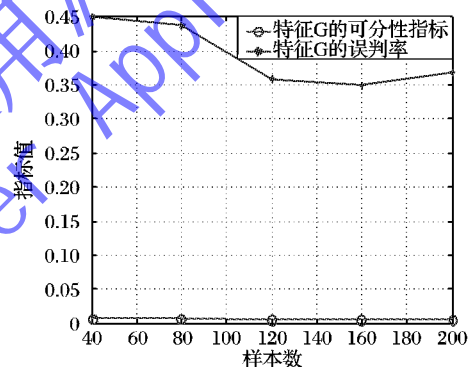


图4 特征G随样本增加指标变化曲线(图2数据)

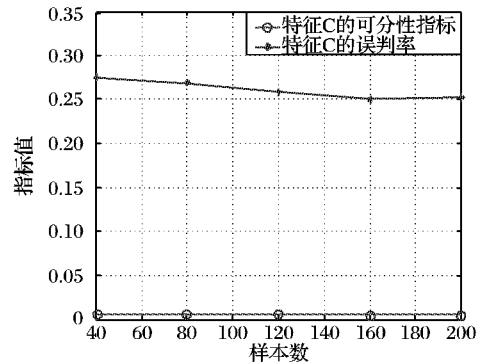


图5 特征C随样本增加指标变化曲线(图2数据)

从图4~5中可看出,两特征的可分性指标值随着样本数目的增加几乎不变,说明可分性指标受特征样本数目影响非常小。在利用可分性指标评价特征时,可以不用考虑样本数目的大小。两特征的误判率随样本数目的增加有所波动:当样本数目较少时,误判率较大;随着样本数目的增加,误判率有所减小。表明特征样本数目对误判率有所影响。所以,在利用误判率评价特征时,要适当选择样本数目,不能使样本数目过少,以免影响后续的判断结果。

5 结语

本文提出了利用模糊度和贴近度方法进行了雷达信号脉
(下转第1963页)

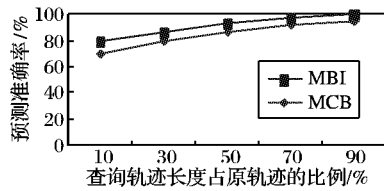


图5 查询轨迹长度比例对算法预测准确度的影响

除了有效性对算法很重要之外,算法的高效性,即查询的响应时间也是衡量算法的一个标准。表1列出了底层网格划分对两种算法预测阶段所用平均时间的影响。从表中可以看出,网格划分越大,所需预测时间越长,这是因为网格越多,建立马尔可夫链所需时间越长。MBI方法始终比MCB方法快2到3倍,在保证较高准确度的同时,展现了较高的查询效率。

表1 MBI和MCB的平均预测时间对比

网格划分	MBI 预测时间	MCB 预测时间
20	0.05	0.13
30	0.22	0.58
40	0.48	1.21
50	0.82	2.12

4 结语

本文基于马尔可夫模型,提出了MBI方法来对移动对象进行轨迹预测。MBI先利用转移概率来量化两个相邻位置的相关性,构造了原始的马尔可夫模型;又把历史轨迹分解成若干个子轨迹,利用子轨迹重新计算转移概率,来获得更高准确度的马尔可夫模型;最后定义了改进的贝叶斯推理公式,来求解最终的预测结果。实验结果表明,MBI方法与现有方法相比,有更高的预测准确率以及更短的查询响应时间,尤其是当历史轨迹数目较少,不足以覆盖每个路口时,MBI方法仍然能够保证较高的预测精度。

在对移动对象进行轨迹预测时,如何能够保护好用户的隐私将是本文未来研究的方向。

参考文献:

- [1] 乔少杰,彭京,李天瑞,等.基于CTBN的移动对象不确定轨迹预测算法[J].电子科技大学学报,2012,41(5):759-763.
- [2] 郭黎敏,丁治明,胡泽林,等.基于路网的不确定性轨迹预测[J].计算机研究与发展,2010,47(1):104-112.
- [3] 赵越,刘衍珩,余雪岗,等.基于模式挖掘与匹配的移动轨迹预测方法[J].吉林大学学报:工学版,2008,38(5):1125-1130.
- [4] WEI L Y, ZHENG Y, PENG W. Constructing popular routes from uncertain trajectories [C]// Proceedings of the 18th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: ACM Press, 2012: 195-203.
- [5] MARMASSE N, SCHMANDT C. A user-centered location model [J]. Personal and Ubiquitous Computing, 2002, 6(5): 318-321.
- [6] ASHBROOK D, STARNER T. Using GPS to learn significant locations and predict movement across multiple users [J]. Personal Ubiquitous Computing, 2003, 7(5): 275-286.
- [7] TIESYTE D, JENSEN C S. Similarity-based prediction of travel times for vehicles traveling on known routes [C]// Proceedings of the 16th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems. New York: ACM Press, 2008: 1-10.
- [8] ZIEBART B D, MAAS A L, DEY A K, et al. Navigate like a cab: probabilistic reasoning from observed context-aware behavior [C]// Proceedings of the 10th International Conference on Ubiquitous Computing. New York: ACM Press, 2008: 322-331.
- [9] HORVITZ E, KRUMM J. Some help on the way: opportunistic routing under uncertainty [C]// Proceedings of the 14th International Conference on Ubiquitous Computing. New York: ACM Press, 2012: 371-380.
- [10] 彭曲,丁治明,郭黎敏.基于马尔可夫链的轨迹预测[J].计算机科学,2010,37(8):189-193.
- [11] 徐怀野,丁治明,刘奎恩,等.受限路网中基于全局学习机制的在线轨迹预测[J].计算机科学,2012,39(8):169-172.
- [12] YUAN J, ZHENG Y, XIE X, et al. Driving with knowledge from the physical world [C]// Proceedings of the 17th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: ACM Press, 2011: 316-324.

(上接第1949页)

内特征评价,并提出了雷达信号脉内特征可分性指标。实验结果表明,所提出的方法和指标是可行的。通过大量的仿真实验,得出多个角度综合评估雷达信号脉内特征,反映雷达信号的结构特征更为全面,这为了解雷达辐射源信号的结构特性以及降低分类器的复杂度提供了有价值的参考。当特征维数为多维时,如何计算该特征模糊度;若某个信号中有多个特征,如何通过得到的单个特征来表征整个信号的模糊度;简单地对单个特征的加权平均得出整个信号的模糊度是否合理,或是找出其他方法解决此问题,可作为下一步研究内容。

参考文献:

- [1] 余志斌.基于脉内特征的雷达辐射源信号识别研究[D].成都:西南交通大学,2010.
- [2] 普运伟,金炜东,胡来招.基于瞬时频率二次特征提取的辐射源信号分类[J].西南交通大学学报,2007,42(3):373-379.
- [3] 朱明,普运伟,金炜东,等.基于时频原子方法的雷达辐射源信号特征提取[J].电波科学学报,2007,22(3):458-462.
- [4] 张庆荣,单佩均.雷达信号脉内特征分析的谱相关法[J].电子对抗,1993,19(4):1-6.
- [5] LEE J P Y. A multi-channel digital receiver for intrapulse analysis

and direction-finding [C]// Proceedings of 1999 IEEE Pacific Rim Conference on Communications, Computers and Signal Processing. Piscataway: IEEE, 1999: 589-592.

- [6] ZHOU Y F, LEE J P Y. A MDL approach for determining the number of emitters using intra-pulse information [C]// Proceedings of 1999 IEEE Pacific Rim Conference on Communications, Computers and Signal Processing. Piscataway: IEEE, 1999: 548-551.
- [7] 黄知涛,周一宇,姜文利.基于相对无模糊相位重构的自动脉内调制特性分析[J].通信学报,2003,24(4):153-160.
- [8] 冯德军.弹道中段目标雷达识别与评估研究[D].长沙:国防科学技术大学,2006.
- [9] 孟庭芳,齐春耕.对于模糊集合模糊度的探讨[J].郑州学院学报,1989,10(3):14-20.
- [10] 赵沁平.模糊集合的模糊度与贴适度[J].数学的实践与认识,1982(1):44-49.
- [11] 齐敏,李大建,郝重阳.模式识别导论[M].北京:清华大学出版社,2009.
- [12] 范金城,梅长林.数据分析[M].北京:科学出版社,2010.
- [13] 程吉祥.基于时频原子方法的雷达辐射源信号识别[D].成都:西南交通大学,2011.