

一种利用强度信息的雷达 HRRP 自动目标识别方法

陈 凤, 杜 兰, 刘宏伟, 保 铮, 侯庆禹
(西安电子科技大学, 雷达信号处理重点实验室, 陕西西安 710071)

摘 要: 针对雷达高分辨距离像(HRRP)的幅度敏感性, 现有 HRRP 雷达自动目标识别(RATR)方法一般简单地能量归一化. 本文借鉴切空间距离的思想, 提出一种利用 HRRP 回波强度信息提高识别精度的方法, 实测数据仿真试验证明与传统方法相比, 该方法可提高识别率约 5 个百分点.

关键词: 高分辨距离像; 强度敏感性; 雷达自动目标识别

中图分类号: TN957.52 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2009)03-0459-05

Radar HRRP Automatic Target Recognition Using Amplitude Information

CHEN Feng, DU Lan, LIU Hongwei, BAO Zheng, HOU Qing-yu
(National Lab. of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

Abstract: Radar high resolution range profile (HRRP) is sensitive to amplitude scale, which is overcome through simply normalizing the amplitude scale to unit energy by most available HRRP radar automatic target recognition (RATR) approaches. In light of the tangent distance, we propose two algorithms to improve HRRP recognition performance using amplitude information. Experiments based on measured data shows our algorithms have a larger average recognition rate than that of the regular method by about 5 percentage points.

Key words: high resolution range profile(HRRP); amplitude scale sensitivity; radar automatic target recognition

1 引言

宽带雷达获取的 HRRP 中包含了目标较精细的结构特征, 提供了目标散射点沿距离方向的分布情况, 是 RATR 研究领域的热点. 不同于一般的模式分类问题, 利用 HRRP 对目标进行分类或识别的难点在于如何克服其姿态、平移和强度三方面的敏感性^[1,6], 进而找到姿态、平移和强度三维联合优化的分类判别函数. 所谓姿态敏感性, 是由于 HRRP 是目标散射点回波在雷达射线上投影的向量和, 不仅散射点模型随目标姿态角缓变, 而且同一距离单元内散射点向量和的幅度、相位随姿态角变化而变化. 姿态敏感性是由散射点模型决定的, 只能在一定程度上(至多在散射点模型保持不变的方位角范围内)松弛这种敏感性, 提取具有一定姿态稳定性的特征作为姿态模板. 强度敏感性是由于 HRRP 的强度是雷达发射功率、目标距离、目标处的雷达天线增益、电波传播、雷达高频系统损耗和雷达接收机增益等的函数^[4,6], 不同雷达、甚至不同批次的 HRRP 在强度上具有不同的尺度标准; 在目标识别问题中, 常用的解决方法是存储大量的强度不同的模板, 在识别时寻找最优

的匹配模板. 但对于雷达 HRRP 目标识别问题, 由于 HRRP 样本的方位敏感性, 已经不得不存储大量的姿态模板了, 如果再存储强度模板, 运算量和存储量太大. 现有方法一般在一定测度准则下作强度归一化^[1,6], 也可对强度进行标定后识别, 但实际标定起来困难较大, 不易实现. 平移敏感性是由 HRRP 在距离窗中的移动引起的, HRRP 可用距离窗从回波数据中取出的包含目标在内且有一定余度的一段向量表示, 由于余度的存在, 即使有小的平移都会使 HRRP 有明显的区别. 对于平移敏感性传统的 HRRP 识别方法都需要关于平移作一维搜索^[1,6]. 当然, 也可寻找具有不变性的特征(例如, 具有平移不变性的高阶谱特征^[1,6]). 需要指出的是, 传统上对强度和平移敏感性的优化过程都是脱离开分类函数的两个单独的一维优化, 通常找到的是具有一定分辨能力的次优解. 若能设法找到具有强度和平移不变性的测度准则, 则有可能针对具体的分类函数联合优化强度和平移, 寻找最优的强度因子和平移因子, 从而找到更好的分类界限, 提高识别性能. 数字图像识别中的切距离给了我们很好的启示.

在数字图像识别中, 当图像发生某种变化(平移、旋

转、笔划粗细、大小等仿射变化)时,所有这些变化后的图像构成图像空间中的 K 维流形,如果变化只取决于一个参数(比如横向平移的参数就是平移的距离),那么图像变化的轨迹就是一条曲线,如果变化有 k 个自由度(比如二维空间中的刚体运动有 3 个自由度),那么所有经变化得到的图像构成图像空间中的 k 维流形. 考虑图像 P 的流形和图像 E 间的距离,由于流形通常是非线性的,用变化流形在图像处的切空间 R 来近似表示流形,从而求解图像流形和图像间距离. 切空间距离^[12,3](简称切距离)定义为切空间 R 和图像 E 最小距离. 若理想地认为强度变换后的距离像只是相当于原距离像方向信息不变,强度乘以一个非负实数的强度因子,经不同强度变换得到的高分辨率距离像的流形就是强度因子的一次函数,因而,不需要用流形在该处的切空间来近似流形,可直接求解流形和图像的距离.

切距离分类本质上是一种可变形模板匹配分类,以平移变换为例,计算变化流形的在模板点的切空间与样本点间的最小距离,相当于存储了大量平移量不同的模板,将由同一图像平移而来的一类模板与样本间的最小距离作为所有这些模板与样本的共同切距离. 我们将这种思想推广到 HRRP 识别中,避免建立大量的强度样本,并以最大相关系数(MCC)^[1,5,6]分类器和自适应高斯分类器(AGC)^[5,6]为例**,搜索最优强度因子并联合平移搜索,使测试样本和模板的强度尺度尽可能匹配,各距离单元散射点更好的匹配对齐,从而改善识别性能.

本文具体内容安排如下:第 2 部分介绍切空间距离的计算方法;第 3 部分考虑基于最大相关系数分类器的强度、平移匹配问题;第 4 部分自适应高斯分类器的强度、平移匹配问题;第 5 部分针对 AGC,讨论距离像分方位帧内模板的强度、平移匹配问题;第 6 部分是实验;最后是结论.

2 切空间距离

1993 年 Simard 等提出了切空间距离度量方法^[2,3]. 切距离的核心思想就是尽量使距离度量方法保持对于一些变换的不敏感性,即具有变换不变性质. 假设模式 μ 的某一组合变换为 $t(\mu, a)$, a 对应 L 维变换参数(如对应平移变换中的位移距离、旋转变换中的旋转角度等组合),则模式 x 和模式 μ 之间对这些变换保持不变的距离应为:

$$D(x, \mu) = \min_a \|t(\mu, a) - x\| \quad (1)$$

然而要将变换 $t(\mu, a)$ 精确表达出来是相当困难的,即使能够表达出来,计算量也是巨大的. 考虑到这两点,切空间距离方法用变化空间在原模式点处的切平面对变化空间进行近似. 即切线模型 $t(\mu, a) \approx \mu + T_a \cdot T$

为切平面. 图像 x 和模式 μ 之间的切距离 $DT(x, \mu)$ 定义为: $DT(x, \mu) = \min_a \|\mu + \sum_{l=1}^L a_l \cdot T_l - x\|^2$, 其中 $\|\cdot\|$ 表示一种度量,本文中称为基础度量以区别于切空间距离,切向量 $T_l(\mu)$, $l = 1, 2, \dots, L$ 可以通过计算原始图像与其变换之间的差别得出: $T_l = t(\mu, a_l) - \mu$.

实际上,若不考虑噪声、机械损耗以及各种环境因素对雷达回波强度的影响,距离像的强度是雷达发射功率、目标距离、目标处的雷达天线增益、电波传播、雷达高频系统损耗和雷达接收机增益等的函数,我们认为 HRRP 的方向不变,但强度是线性变化的. 即

$$x = a \cdot \bar{x} \quad (2)$$

其中 $\bar{x}$ 是能量归一化距离像,因而,无须切空间近似,利用(1)式可得具有强度不变性得切距离

$$DT(x, \mu) = \min_a \|a \cdot \bar{x}_{train} - \bar{x}_{test}\|^2 \quad (3)$$

3 最大相关系数分类器(MCC)强度、平移匹配

最大相关系数分类器也叫做最小欧式距离分类器,就是按照最大相关系数或者最小欧式距离的准则来判定样本的类别. 传统上,利用滑动相关包络对齐法求解最佳平移因子,强度简单地能量归一化. 下面从切距离的角度出发,考虑欧式距离测度距离对应的强度、平移不变度量,并称为强度和联合匹配最大相关系数法(ASMCC). 样本 x 与归一化模板 $\bar{\mu}$ 的切距离为

$$d_{ik\tau} = (a \cdot \bar{\mu} - x)^T (a \cdot \bar{\mu} - x) = a^2 - 2a \bar{\mu}_{ik\tau}^T x + x^T x \quad (4)$$

其中, i, k, τ 分别表示模板类别号、帧序号和平移因子, $i = 1, 2, \dots, C, k = 1, 2, \dots, L_i, \tau = 0, 1, \dots, d, d$ 是最大平移位移. 令 $\partial d_{ik\tau} / \partial a = 2a \bar{\mu}_{ik\tau}^T - 2 \bar{\mu}_{ik\tau}^T x = 0$, 则有

$$a^* = \bar{\mu}_{ik\tau}^T x / \bar{\mu}_{ik\tau}^T \bar{\mu}_{ik\tau} = \bar{\mu}_{ik\tau}^T x \quad (5)$$

由于平移因子是 $0 \sim d$ 的离散值,直接可得

$$\begin{aligned} \tau^* &= \arg \min_{\tau} d_{ik\tau} \\ &= \arg \min_{\tau} (a^2 \bar{\mu}_{ik\tau}^T \bar{\mu}_{ik\tau} - 2a \bar{\mu}_{ik\tau}^T x + x^T x) \\ &= \arg \max_{\tau} \bar{\mu}_{ik\tau}^T x \end{aligned} \quad (6)$$

$$\text{故, } d_{ASMCC} = x^T x - (\bar{\mu}_{ik\tau^*}^T x)^2 = \|x\|^2 (1 - \bar{\rho}_{ik\tau^*}) \quad (7)$$

* 在数字识别中,将图像 P 的流形和图像 E 的距离定义为单边切距离,图像 P 的流形和图像 E 的流行间的距离定义为双边切距离. 一般地,对于模式识别中常用的距离度量而言,双边切距离相对于单边切距离识别精度有少量提高,但是,计算量却成倍增加. 在本文中,只考虑单边切距离.

** 一般地,在模式分类中用来计算切距离的基础距离度量具有四个性质:非负性、对称性、自反性、三角不等式性. 但在 HRRP 识别中常用的 AGC 距离度量实际上是测试样本的后验概率的负对数函数,它是非对称的. 需要特别指出的是,这里我们不对单独的测试样本做变换,只考虑训练样本的经强度变换而形成的流行的切空间与待测样本的最小距离.

从式(6)可见, 最佳平移因子 τ^* 的确定实际上是与强度因子无关的, 无论是否找到了强度最优因子, 我们总是能首先找到最佳平移因子, 继而一步就可搜索到最佳强度因子. 从式(7)可见, 切距离确定的类别实际上与传统 MCC 确定的类别是一致的.

4 自适应高斯分类器

传统的自适应高斯分类器, 其识别步骤如下(算法 1)^[5, 6]:

步骤 1: 训练数据和测试数据强度归一化.

步骤 2: 计算等角域分帧的平移匹配后的平均距离像和方差像, 并按方位顺序存放为 $\{\mu_{ik}, c_{ik} | i = 1, 2, \dots, C, k = 1, 2, \dots, K\}$, 其中 C 是目标数目, K 是各目标帧数,

$$\mu_{ik} = [\mu(1), \mu(2), \dots, \mu(L)]^T \quad (8a)$$

$$c_{ik} = [\sigma^2(1), \sigma^2(2), \dots, \sigma^2(L)]^T \quad (8b)$$

$\mu(n), \sigma^2(n), n = 1, 2, \dots, L$ 为第 n 个距离单元的均值和方差.

步骤 3: 设与相应方位的模板平移匹配后的测试样本为 z , 将其归一化为 $\bar{z}$, 计算距离 $d_{ik} = \sum_{n=1}^N \ln \sigma_{ik}^2(n) + \sum_{n=1}^N [\bar{z}(n) - \mu_{ik}(n)]^2 / \sigma_{ik}^2(n), i = 1, 2, \dots, C, k = 1, 2, \dots, K$, 最后是联合方位匹配和类别判决, 若 $j = \arg \min_i (\min_k d_{ik}), i = 1, 2, \dots, C, k = 1, 2, \dots, K$, 则测试距离像样本 z 属于目标 T_j .

上述算法中, 针对高分辨距离像强度敏感性的操作是简单的能量归一化, 平移匹配通常是使得平移后的模板与测试样本相关系数最大, 这实际上就是最小欧式距离分类器的最佳配准平移因子, 因此, 在传统 AGC 方法中, 强度、平移只是粗糙地配准. 我们从切距离的角度出发, 考虑 AGC 基础度量对应的强度、平移不变度量, 称为强度、平移联合自适应高斯法 (ASAGC), 以期能够得到最佳的强度、平移匹配因子, 进而提高识别精度, 引入强度因子和平移因子, AGC 距离如下式

$$\begin{aligned} d_{ik\tau} &= \ln |a^2 \bar{c}_{ik\tau}| + (\mathbf{x} - a \bar{\mu}_{ik\tau})^T \left(\frac{1}{a^2} \sum_{k\tau}^{-1} \right) (\mathbf{x} - a \bar{\mu}_{ik\tau}) \\ &= 2N \ln a + \ln |\bar{c}_{ik\tau}| + \frac{1}{a^2} \mathbf{x}^T \sum_{k\tau}^{-1} \mathbf{x} \\ &\quad - \frac{2}{a} \mathbf{x}^T \sum_{k\tau}^{-1} \bar{\mu}_{ik\tau} + \bar{\mu}_{ik\tau}^T \sum_{k\tau}^{-1} \bar{\mu}_{ik\tau} \end{aligned} \quad (9)$$

其中 N 为 HRRP 的长度, $\bar{\mu}_{ik\tau} = \bar{\mu}_{ik\tau} / |\mu_{ik\tau}|, \bar{c}_{ik\tau} = c_{ik\tau} / |\mu_{ik\tau}|^2, \sum_{k\tau} = \text{diag}(\bar{c}_{ik\tau})$ 是以归一化方差像元素为对角线元素的对角矩阵. 最佳平移匹配因子及其快速算法如下

$$\begin{aligned} \tau^* &= \arg \min_{\tau} \min_{k\tau} = \arg \min_{\tau} \left\{ \frac{1}{a^2} \text{IFFT} \left[\text{FFT}(\mathbf{x}^* \mathbf{x}) \text{FFT} \left(\sum_{k\tau}^{-1} \right) \right] \right. \\ &\quad \left. - \frac{2}{a} \text{IFFT} \left[\text{FFT}(\mathbf{x}) \text{FFT} \left(\sum_{k\tau}^{-1} \bar{\mu}_{ik\tau} \right) \right] \right\} \end{aligned} \quad (10)$$

对式(9)关于 a 求导, 并令之为零

$$\frac{\partial d_{ik\tau}}{\partial a} = \frac{2N}{a} - \frac{2}{a^3} \mathbf{x}^T \sum_{k\tau}^{-1} \mathbf{x} + \frac{2}{a^2} \mathbf{x}^T \sum_{k\tau}^{-1} \bar{\mu}_{ik\tau} = 0 \quad (11)$$

又因为 $a > 0$, 则

$$a^* = \left[-\mathbf{x}^T \sum_{k\tau}^{-1} \bar{\mu}_{ik\tau} + \sqrt{(\mathbf{x}^T \sum_{k\tau}^{-1} \bar{\mu}_{ik\tau})^2 + 4N \mathbf{x}^T \sum_{k\tau}^{-1} \mathbf{x}} \right] \bigg/ 2N \quad (12)$$

观察式(10), 最佳平移因子是关于强度因子的函数, 同样由式(12)可知, 最佳强度因子是平移因子的函数, 因而, 对于 AGC 而言, 最佳平移因子和最佳强度因子相互关联, 直接确定其中的一个是困难的. 我们设计一种迭代方法来搜索最佳强度和平移因子, 算法如下(算法 2):

步骤 1: 给定强度因子初值 a_0 , 平移因子的初值 τ_0 , 令 $t = 0$

步骤 2: 根据式(9)计算 AGC 距离 $d_{ik\tau_t}$,

步骤 3: 将 a_t 代入式(10)计算 τ_{t+1} , 将 τ_{t+1} 代入式(12)计算 a_{t+1}

步骤 4: 根据式(9)计算 AGC 距离 $d_{ik\tau_{t+1}}$, 若 $d_{ik\tau_{t+1}} < d_{ik\tau_t}$, 则 $t = t + 1$, 返回步骤三; 否则, 得到最佳强度因子 a_t 和最佳平移匹配因子 τ_t , 及 $d_{ASAGC} = d_{ik\tau_t}$.

虽然不容易从理论上证明此算法收敛且收敛值就是真实值. 但是不难看出算法保证每一步迭代 $d_{ik\tau}$ 是减小的, 若初值落在包含最小值在内的一小块凸区域内且基础度量函数在这块区域上是凸函数时, 则算法必定能找到全局最优解. 如何选取适合的初值是避免陷入局部最小值的关键. 最大相关系数法确定的平移因子, 以及由此根据式(12)确定的强度因子成为了良好的选择. 遍取平移因子域的离散值结合式(12)根据式(9)求得全局最小值 d_{true} , 与算法 1 进行比较, 计算偏差量 $\sum |d_{ASAGC} - d_{true}| / d_{true} \approx 0$ 另外, 本文后面识别试验中此算法迭代不到 3 次即可收敛到真实值, 这也证明最大相关系数法确定的最佳平移因子与 AGC 准则确定的平移因子是很接近的, 将包含它俩的凸区域对应的切距离函数近似看成是凸函数也是合理的.

5 方位帧内的强度、平移匹配问题

以上关于强度、平移失配问题的讨论是集中在在线测试阶段测试样本与训练样本的强度、平移尺度不一致, 可想而知, 还存在另一类失配问题, 即离线分方位帧训练样本时的强度、平移尺度失配问题, 当训练样本来源于雷达在不同时段录取的不同批次数据适当的匹配方法已很重要了, 更别说不同雷达录取的同一目标距离像的强度和平移尺度的匹配了. 平移匹配可以使用 ISAR 中已很成熟的包络对齐技术, 通过运动补偿将实际运动目标转换成只有转动的转台目标. 当然, 简单地按能量准则强度归一化是一种解决强度敏感性的

办法,显然这种归一化相当粗糙地对帧内距离像的强度进行了加权,无疑会改变各距离单元的真实分布.对 AGC 这种基础距离度量,若根据距离最小的原则迭代地调整帧内距离像的强度因子和平移因子,则有可能使帧内样本的强度和平移更好匹配,从而提高识别性能.

类似式(9),假设帧内样本强度因子为,帧归一化平均像、归一化方差像为 $\bar{\mu}_{ik\tau}, \bar{c}_{ik\tau}$

$$d_{ik\tau} = \ln |\bar{c}_{ik\tau}| + (bx - \bar{\mu}_{ik\tau})^T \sum_{ik\tau}^{-1} (bx - \bar{\mu}_{ik\tau}) \quad (13)$$

关于 b 求导数并令为 0 得到

$$b^* = \left[x^T \sum_{ik\tau}^{-1} \bar{\mu}_{ik\tau} \right] / (x^T \sum_{ik\tau}^{-1} x) \quad (14)$$

设计算法 3 获得方位帧模板:

- 步骤 1: 帧内模板强度能量归一化并包络对齐,
- 步骤 2: 计算平均距离像 $\mu_{ik\tau}$ 和方差像 $c_{ik\tau}$ 并能量归一化为 $\bar{\mu}_{ik\tau} = \mu_{ik\tau} / |\mu_{ik\tau}|$ 和 $\bar{c}_{ik\tau} = c_{ik\tau} / |\mu_{ik\tau}|^2$, $||$ 表示模值, $b_0 = 1, t = 0$
- 步骤 3: 令 $a = 1$, 根据式(6)或式(10)计算 τ_{t+1} , 将 τ_{t+1} 代入式(14)计算 b_{t+1}
- 步骤 4: 若 $b_{t+1} = 1$, 则停止, 否则 $x = b_{t+1}x, t = t + 1$, 返回步骤 2.

6 实验

选用航天部二院的 ISAR 实验雷达实测飞机数据. 雷达和飞机的参数如表 1 所示. 三类飞机的飞行轨迹在地平面上的投影如图 1 所示, 图中给出了雷达的相对位置. 训练数据和测试数据在不同的数据段内选取, 其中, Yark-42 的第 2、5 段, An-26 的第 5、6 段, 奖状的第 6、7 段数据作为训练数据, 训练数据段基本上包含了测试数据段内各种方位角的情况, 其它各段数据作为测试数据, 间隔 16 个 HRRPs 抽取 5200 个 HRRPs 作为一次独立试验的测试样本, 共可获得 16 个互不交叠的测试集. 表 2 是识别实验结果, 建立训练模板时采取 4 种不同的帧内匹配原则: 1、包络对齐, 由于此实测数据是在飞机连续飞行时录取的, 近似认为同一帧内幅度基本不变, 具有大小相同的强度因子, 直接求平均像和方差像; 2、包络对齐+ 强度归一化, 包络对齐后, 帧内 HRRP 能量归一化, 然后求平均像和方差像; 3、包络对齐+ 强度迭代, 算法 3 步骤三选用式(6); 4、最优对齐+ 强度迭代, 算法 3 步骤三选用式(10). 试验中算法 3 在 5 次迭代时已收敛. 为了比较方便, 将第 1 种模板的平均像和方差像进行归一化, $\bar{\mu}_{ik\tau} = \mu_{ik\tau} / |\mu_{ik\tau}|, \bar{c}_{ik\tau} = c_{ik\tau} / |\mu_{ik\tau}|^2$.

测试样本时也采用了 4 种不同的匹配原则: 1. 相关对齐+ 强度归一化, 测试样本

与归一化平均像根据式(6)相关对齐, 并将测试样本能量归一化; 2. 最优对齐+ 强度归一化, 测试样本与归一化平均像根据式(11)最优对齐, 并将测试样本能量归一化; 3. 相关对齐+ 强度匹配, 测试样本与归一化平均像根据式(6)相关对齐, 根据式(12)计算最佳强度因子, 代入式(9)计算切距离; 4. 最优对齐+ 强度匹配, 算法 2. 为了比较方便, 测试时先将样本能量归一化.

表 2 中给出的是 16 次独立试验识别率的均值和标准差, 可见, 与 2 种强度归一化测试样本匹配方式相比, 强度匹配的测试样本匹配方式能提高 2 个以上百分点的识别率, 所得最高识别率比传统 AGC(算法 1) 提高约 5 个百分点, 表中用倾斜黑体标出. 用“*”标记的分别是 4 种方法模板的最高识别率, 前 3 种采用包络对齐的模板最佳的测试匹配方式是相关对齐+ 强度匹配, 采用最优对齐+ 强度迭代模板的最佳测试匹配方式是最优匹配+ 强度匹配, 可见, 只有当训练和测试匹配方式一致时才可能获得好的识别性能. 本实验采用原始 HRRP 作为识别特征, 若用幂变换或 Box-Cox 变换对 HRRP 进行预处理, 识别率会有进一步提高.

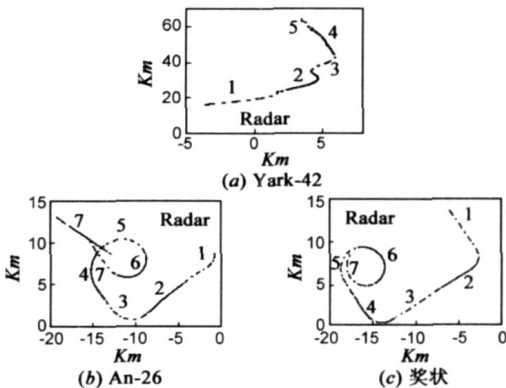


图 1 飞行轨迹

表 1 ISAR 实验飞机和测试参数

雷达参数	中心频率		
	脉冲重复频率		400Hz
	Dechirp 后采样频率		10MHz
	信号带宽		400MHz
飞机类型	机长(m)	机宽(m)	机高(m)
Yark 42	36. 38	34. 88	9. 83
An 26	23. 80	29. 20	9. 83
奖状	14. 40	15. 90	

表 2 不同模板帧内和测试样本匹配方式下的识别率

模板帧内匹配方式 测试样本匹配方式	匹配方式			
	包络对齐	包络对齐+ 强度归一化	包络对齐+ 强度迭代	最优对齐+ 强度迭代
相关对齐+ 强度归一化	87. 04 ± 0. 18	88. 46 ± 0. 22	87. 03 ± 0. 34	80. 41 ± 0. 33
最优对齐+ 强度归一化	86. 96 ± 0. 19	88. 92 ± 0. 15	87. 80 ± 0. 26	81. 88 ± 0. 35
相关对齐+ 强度匹配	90. 65 ± 0. 21*	90. 65 ± 0. 23*	92. 57 ± 0. 24*	91. 67 ± 0. 27
最优对齐+ 强度匹配	90. 57 ± 0. 16	90. 35 ± 0. 31	91. 88 ± 0. 33	93. 17 ± 0. 29*

7 结论

本文借鉴切空间距离获得不变量的思想, 联合解决雷达 HRRP 识别中的强度和平移敏感性问题: 分析推导出基于 MCC 准则的强度、平移联合匹配与传统的相关对齐、强度归一是一致的; 而对于 AGC 这种测度, 基于切空间思想的联合强度、平移匹配原则可同时应用于模板帧内匹配和测试匹配, 文中设计迭代算法 2 和 3 使模板帧内、模板与测试样本强度、平移联合匹配, 识别率比传统的 AGC 提高约 5%.

参考文献:

- [1] Du Lan, Liu Hongwei, Zheng Bao, Mengdao Xing. Radar HRRP target recognition based on higher order spectra [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2005, 53(7): 2359–2368.
- [2] Simard PY, LeCun Y, Denker J. Efficient pattern recognition using a new transformation distance [A]. Advances in Neural Information Processing Systems [C]. Morgan Kaufman, San Mateo, CA, 1993. 50–58.
- [3] Simard PY, LeCun Y, Denker J, et al. Transformation invariance in pattern recognition tangent distance and tangent propagation [A]. Lecture Notes in Computer Science 1524 [C]. Springer, Heidelberg, 1998. 239–274.
- [4] 丁鹭飞, 耿富录. 雷达原理 [M]. 西安电子科技大学出版社, 2002. 128 141, 153–163.
Ding Lufei, Gen Fulu. Radar Principle [M]. Xidian University Press, 2002. 128 141, 156–163. (in Chinese)
- [5] 陈凤, 杜兰, 保铮, 刘宏伟. 雷达高分辨距离像自动目标识别方法的改进, 电子信息与学报, 2007, 29(6): 1450–1454.

Chen Feng, Du Lan, Bao Zheng, Liu Hongwei. Improvement on Radar automatic target recognition using HRRPs [J]. Journal of Electronic & information technology, 2007, 29(6): 1450–1454. (in Chinese)

[6] 杜兰. 雷达高分辨距离像目标识别方法研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2007

Du Lan. Study on radar HRRP target recognition [D]. Xi'an: Xidian University, 2007.

作者简介:

陈 凤 女, 1981 年 1 月出生于山西省朔州市, 于 2004 年 3 获西安电子科技大学电子信息工程专业学士学位, 现为西安电子科技大学雷达信号处理重点实验室在读博士研究生, 主要研究兴趣: 雷达目标识别. Email: chenfeng6120@163.com

杜 兰 女, 1980 年 3 月出生于陕西省宝鸡市, 分别于 2001 年和 2007 年获西安电子科技大学电子工程专业和信号与信息处理专业学士和博士学位, 主要研究兴趣: 雷达目标识别、雷达成像 (SAR/ISAR) 和雷达信号处理理论.

刘宏伟 男, 1971 年 3 月出生于河南省孟津县, 教授, 博士生导师 1992 年毕业于大连理工大学, 获学士学位, 分别于 1995 年和 1999 年获西安电子科技大学硕士和博士学位, 现就职于西安电子科技大学雷达信号处理重点实验室, 研究方向: 雷达信号处理与检测、阵列信号处理、雷达目标识别.

保 铮 男, 1927 年 12 月出生于江苏省南通市, 1953 年毕业于中国人民解放军通讯工程学院, 现为中国科学院院士、IEEE 高级会员、中国电子学会会士, 研究方向为雷达信号处理与检测.

侯庆禹 男, 1981 年生, 西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室博士研究生. 主要研究方向为雷达目标识别和雷达信号处理.