

基于灰度共生矩阵的特征构建及超折射滤除

王萍,张媛,李聪,徐考基

(天津大学电气与自动化工程学院,天津 300072)

摘要:超折射回波会严重干扰对天气雷达图像中强对流回波的识别。文中从分析超折射回波及强对流回波在雷达反射率图中的分布特点入手,在区域分割的基础上,生成各区域的灰度共生矩阵,将灰度共生矩阵中的元素划分成两个子集,分别用以构建出两个新的特征,即平缓度/跳变性,它们在超折射回波和强对流回波样本之间呈现出显著性差异,配合使用径向速度特征,站在尽量不损失强对流的角度形成能够克服特征缺值的分类决策树。测试结果表明:文中方法较目前业务上普遍使用的模糊逻辑分布式超折射地物识别法,对超折射的滤除率及对强对流云团的保有率更高,特别是文中方法在将对超折射和强对流的识别准确率从96.8%提高到97.9%的前提下,对强对流的滤除率从3.91%降低到0.21%。

关键词:灰度共生矩阵;平缓度特征;跳变性特征;超折射滤除;显著性差异

中图分类号:TP391.41

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2014)08-0001-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2014.08.001

Feature Construction and AP Clutter Filtering Based on Gray Level Co-occurrence Matrix

WANG Ping, ZHANG Yuan, LI Cong, XU Kao-ji

(Institute of Electrical Engineering and Automation, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: AP clutter can interfere with strong convection echo's identification of weather radar image. It starts with AP clutter and strong convection echo's distribution characteristics in the radar reflectivity image. On the basis of region division, generate Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM). GLCM elements are divided into two subsets, which build two new gentle/jumping feature. These features show significant differences between AP clutter and strong convection echo. Taking into account without loss strong convection, form classification decision tree under using radial velocity characters and gentle/jumping feature. The results show that AP clutter filtering rate and strong convective cloud clusters retention rate is higher than fuzzy logical algorithm to detect AP clutter in business. Under the premise of recognition accuracy of AP clutter and strong convection echo is raised from 96.8% to 97.9%, strong convective cloud clusters filtering rate is lowered from 3.91% to 0.21%.

Key words: gray level co-occurrence matrix; gentle feature; jumping feature; AP clutter filtering; significant difference

0 引言

多普勒天气雷达利用云雨目标物对电磁波的后向散射来发现气象目标物,以实现灾害性天气的监测与临近预报,但多普勒雷达同样能探测到非气象目标物。这些非气象目标物^[1]包括雷达波正常传播情况下的地物杂波(NP)和雷达波速的异常传播的超折射回波(AP)。在新一代天气雷达中,用PDASOT产生的旁路图方法能够较好地处理NP(如山、建筑物等),但是对AP的滤除效果却不尽人意。由于超折射回波

(AP)的存在常常会影响天气雷达资料的可靠性,尤其会干扰对强冰雹、强降水等强对流灾害天气的判断,因此超折射去除问题一直是雷达气象专家研究的重点之一。文中主要致力于研究超折射回波的滤除。

就反射率强度及其径向速度而言,可以发现超折射回波与强对流云团回波的共同点和主要区别^[2-3]如下:

(1)由超折射和强对流所形成的雷达反射率都很高,这是将超折射误判成强对流的主要原因。

(2)整体上,超折射图像区域具有多个很小的高

收稿日期:2013-10-24

修回日期:2014-01-25

网络出版时间:2014-05-21

基金项目:天津市自然科学基金(09JCYBJC07500)

作者简介:王萍(1955-),女,教授,研究方向为图像识别、运动对象跟踪;张媛(1987-),女,硕士研究生,研究方向为模式识别与智能系统。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20140525.1242.015.html>

反射率团,各小团呈现无规则分布;而强对流云团回波区域则一般含有最多两至三个高反射率的小区域。

(3) 超折射回波区域中小团之间、小团与周边的反射率强度往往反映出非连续剧烈跳变;而强对流云团回波强度则是由内部的高反射率中间区域向外逐级减弱至回波区域边界。

(4) 强对流回波的垂直高度一般会有会大于 3 km,而超折射回波一般只出现在雷达的低仰角 0.5° 图上,其垂直高度低于 3 km。

(5) 超折射回波区域的径向速度的大部分取值等于 ± 1 m/s,而强对流云团的大部分径向速度取值由于降水粒子的实际运动会远远超过 ± 1 m/s。

一直以来,国内外学者多是围绕以上特点展开超折射的滤除工作。Kessinger 等^[4]提出的采用逻辑思想的一种雷达回波分类算法,在一定条件下,可以对地物回波进行有效分类,去除超折射回波和地物杂波,但是,当超折射和强对流回波同时存在时,则很难进行准确的分类。江源等^[5]在 Kessinger 研究的基础上提出了基于模糊逻辑的分布式超折射回波识别方法,使得超折射的误判率和漏识率小于 3.2%。但是在某些方面还有一定的局限性,比如径向速度值的缺失和在探测雷达较远处都可能会发生对超折射的漏识和对强对流的误判。

文中提出了基于灰度共生矩阵的新的平缓度和跳变性特征,能够极大地呈现超折射回波和强对流云团的不同,配合使用径向速度特征和分类决策树的构建,能够避免因速度数据缺失及探测距离过大对识别结果造成的影响,使对超折射的误判率和漏识率更小。

1 灰度共生矩阵及其元素内涵分析

灰度共生矩阵是对灰度图像中相近像素之间灰度变化的一种宏观统计,用以反映不同像元相对位置的空间信息。设由一幅具有 L 级灰度的图像生成 θ 方向的灰度共生矩阵 $\hat{P}_d(p_{ij})$,则 $\hat{P}_d(p_{ij})$ 是一个 $L \times L$ 阶的方阵,其元素 p_{ij} 被定义为从灰度级 i 的点沿方向 θ 离开距离 d 时达到灰度级为 j 的联合概率,若将 d 记为 $d = (\Delta x, \Delta y)$,则方向 θ 取决于 Δx 和 Δy ,即 $\theta = \text{tg}^{-1} \frac{\Delta y}{\Delta x}$ 。具体的

$$\theta = \begin{cases} 0^\circ & \Delta y = 0 \\ 45^\circ & \Delta x = \Delta y \\ 90^\circ & \Delta x = 0 \\ 135^\circ & \Delta x = -\Delta y \end{cases} \quad (1)$$

且通常令

$$|\Delta x| = 1, |\Delta y| = 1 \quad (2)$$

获得归一化共生矩阵 $\hat{P}_d(\hat{p}_{ij})$ 的方案有两种:

(1) 按方向归一化,即令

$$\hat{p}_{ij} \big|_{\theta} = \frac{p_{ij} \big|_{\theta}}{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p_{ij} \big|_{\theta}}, \theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ \quad (3)$$

(2) 总体归一化,即令

$$\hat{p}_{ij} = \frac{1}{4} \sum_{\theta=0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ} \frac{p_{ij} \big|_{\theta}}{\sum_{i=1}^{L-1} \sum_{j=1}^{L-1} p_{ij} \big|_{\theta}} \quad (4)$$

$$\hat{P}_d(\hat{p}_{ij}) = \begin{bmatrix} \hat{p}_{00} & \hat{p}_{01} & \hat{p}_{02} & \cdots & \hat{p}_{0L-1} \\ \hat{p}_{10} & \hat{p}_{11} & \hat{p}_{12} & \cdots & \hat{p}_{1L-1} \\ \hat{p}_{20} & \hat{p}_{21} & \hat{p}_{22} & \cdots & \hat{p}_{2L-1} \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \hat{p}_{L-1,0} & \cdots & \cdots & \cdots & \hat{p}_{L-1,L-1} \end{bmatrix}$$

就总体归一化方案下的灰度共生矩阵而言,其矩阵元素的内涵是明显的:主对角线上的“元素和”反映的是图像中像素灰度级与其 8 邻域像素等值的像素所占的比例;两个次对角线上的“元素和”反映的是图像中像素的灰度级与其 8 邻域像素值仅变化一个灰度级的像素所占的比例……平行于主对角线的最外侧两个“元素($\hat{p}_d(L-1,0)$ 及 $\hat{p}_d(0,L-1)$)之和”反映的是图像中像素的灰度级与其 8 邻域像素值变化 $L-1$ 个灰度级的像素所占比例。显然,以不变或渐变为主图像的图像会使其灰度共生矩阵的主、次对角线元素的和取得大值;跃级跳变现象占优的图像,其灰度共生矩阵中远离主、次对角线的“元素和”取得大值;以某两个灰度级(如固定灰度背景下的文字等)组成的局部图像区域使其灰度共生矩阵中的两个相应对称元素之和取得大值等等。

2 天气雷达反射率图像的平缓/跳变性特征

2.1 两类回波的特征差异

鉴于引言所述的特点(2)和(3),天气雷达反射率图像中,超折射区域的像素取值跳变显著、不变性和渐变性较弱;强对流区域的像素取值不变性及渐变性强而跳变性弱。反映在它们各自的灰度共生矩阵上,获得大值的元素集合应该是不同的,上述前者的大值主要由远离对角线的元素提供,后者则主要由主、次对角线元素对大值做出贡献。

2.2 天气雷达反射率图像区域灰度共生矩阵的建立

目前我国将天气雷达回波的反射率强度量化为 16 个等级,并形成伪彩图像,通常是用第一个灰度级表示背景(无回波),用第 2 到 16 级表示回波反射率强度,其中,特别将大于 65 dBz 的反射率一律量化为 65 dBz 作为第 16 级,从第 16 级向下,反射率每下降 5 dBz 降低一级,即第 15 级表示为 60 dBz、第 14 级表示

为 55 dBz……

根据气象理论和预报经验,强对流云团回波的反射率强度一定会高于 30 dBz,且大于 30 dBz 的连通区域面积会大于 50 个像素单位(实际上是 50 km²),于是在滤除超折射的问题上,只需考虑上述 16 个级别中的第 10 到 16 级的像素区域。将第 10 到第 16 级的 7 伪彩图像与灰度图相对应,容易得到图像的 7×7 的总体归一化灰度共生矩阵。

$$\hat{P}_d(\hat{p}_{ij}) = \begin{bmatrix} \hat{p}_{00} & \hat{p}_{01} & \hat{p}_{02} & \cdots & \hat{p}_{06} \\ \hat{p}_{10} & \hat{p}_{11} & \hat{p}_{12} & \cdots & \hat{p}_{16} \\ \hat{p}_{20} & \hat{p}_{21} & \hat{p}_{22} & \cdots & \hat{p}_{26} \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \hat{p}_{60} & \cdots & \cdots & \cdots & \hat{p}_{66} \end{bmatrix}$$

其中,灰度级 0~6 依次表示的反射率强度为 35 dBz,40 dBz,⋯,65 dBz,决定 d 的 Δx 和 Δy 满足式(2)所示条件,矩阵元素 \hat{p}_{ij} 按照式(4)算出。

2.3 构建图像的跳变性特征和平缓度特征

在 Haralick 等^[6]提出的灰度共生矩阵的 14 种常见特征中,二阶矩、对比度、相关性、熵等是较常用的^[7-11]。鉴于上述提到的超折射回波区域与强对流回波区域在灰度级上空间变化的差异,“对比度”^[12-14]特征最具展现这种空间变化差异的能力。按照定义,该“对比度”特征:

$$I = \sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{N-1} (i-j)^2 \hat{P}_1(i,j) \tag{5}$$

对于超折射区域而言,其非常小的相同取值区域和小区域之间的跨级跳变性会使其灰度共生矩阵中的主、次对角线之外的 \hat{p}_{ij} 取值较大,式(5)又赋予这些较大值较高权重 ($(i-j)^2 \geq 4$);而对于强对流区域而言,灰度共生矩阵中占绝对优势的是那些使 $(i-j)^2$ 或为 0 或为 1 的 \hat{p}_{ij} ,其中,位于矩阵中主对角线上的元素反映相同取值区域大小。由于 i 与 j 相等,不会对“对比度”做出贡献,反映反射率逐级变化、位于矩阵中次对角线上的元素由于 i 与 j 相差为 1,对“对比度”的贡献权重仅为 1。因此,一般有 $I(\text{超折射}) > I(\text{强降水})$ 。

站在构建突出灰度跳变性特征的角度,式(5)包含的次对角线元素是不利的,于是文中将灰度共生矩阵中的元素划分为主、次对角线元素集合 S_1 和非主、次对角线元素集合 S_2 ,即

$$S_1 = \{\hat{p}_{ij}, |i-j| \leq 1\} \tag{6}$$

$$S_2 = \{\hat{p}_{ij}, |i-j| > 1\} \tag{7}$$

为更加突出超折射区域的灰度跳变性,形成基于 S_2 元素的图像跳变性特征构建如下:

$$J = \sum_{p_{ij} \in S_2} |i-j|^3 \hat{p}_{ij} \tag{8}$$

再用 S_1 的元素构建图像的平缓度特征如下:

$$G = \sum_{p_{ij} \in S_1} \hat{p}_{ij} \tag{9}$$

2.4 特征的分类能力分析

为了检验所提特征是否具有类间显著性差异,选择来自 2003-2007 年天津地区的 2 287 个强对流区域样本和 2 478 个超折射区域样本进行测试。

2.4.1 跳变性特征 J 和对比度特征 I 的分类能力

特征 J 和特征 I 形成基于单个特征的直方图如图 1 所示(图中箭头所指的是超折射和强对流的交叠样本),落入交叠区域的样本数如表 1 所示。

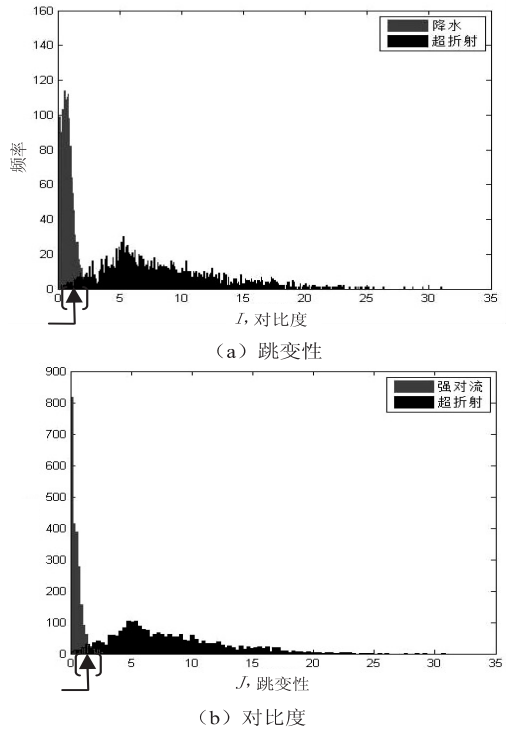


图 1 特征统计直方图

从图中可以统计出落入交叠区的样本,在图 1(a)中共有 128 个交叠样本,在图 1(b)中共有 162 个交叠样本。所以跳变性特征 J 仅对 2.69% 的样本不具有分类能力,对比度特征 I 不能准确辨析出超折射和强对流的比例要达到 3.40%,可见文中构建的跳变性特征 J 的分类能力更胜一筹。

2.4.2 基于假设检验的统计分析

下面再展开跳变性特征和平缓度特征类间显著性差异的统计检验,即设特征 J 和特征 G 所描述的强对流样本和超折射样本分别来自两个服从正态分布的总体,且其方差相同,使用服从 t 分布的统计量(见式(10))展开置信水平 $(1-\alpha)$ 下的假设检验。

$$t = \frac{(\bar{x} - \bar{y})}{\sqrt{\frac{(n_1 - 1)S_1^2 + (n_2 - 1)S_2^2}{n_1 + n_2 - 2} \cdot \left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}\right)}} \sim t(n_1 + n_2 - 2) \tag{10}$$

式中, \bar{x} 、 \bar{y} 分别为强对流样本和超折射样本的特征 J 或特征 G 的均值; S_1^2 、 S_2^2 分别为对应的方差; n_1 、 n_2 分别为两类样本数。计算得到 t 的值分别是 $t_J = 77.88$, $t_G = 134$ 。假设 J 或 G 对两类样本无显著性差异, 取显著性水平 $\alpha = 0.01$, 则 $t_{\alpha/2}(n_1 + n_2 - 2) = t_{0.005}(4\ 763)$, 查表得到 $t_{0.005}(4\ 763) < 2.575\ 8$, 显然, $t_J \gg t_{0.005}$, $t_G \gg t_{0.005}$ 。因此推翻原假设, 特征 J 和特征 G 在强对流和超折射之间均具有显著性差异。

2.4.3 跳变性特征与平缓度特征的综合分类能力

图 2 是 2 478 个超折射样本和 2 287 个强对流样本关于跳变性特征 J 和平缓度特征 G 的散点图, 站在不损失强对流的角度, 将 J 和 G 的阈值分别选在 2.59 (J_0) 和 0.78 (G_0), 发现有 170 个超折射被漏识, 错分率 $\gamma = \frac{N_{\text{错}}}{N_{\text{强对流}} + N_{\text{超折射}}} = \frac{170}{2\ 478 + 2\ 287} = 3.57\%$, 低于文献[3]基于 7 个图像特征的分类器 4.3% 的错分率。

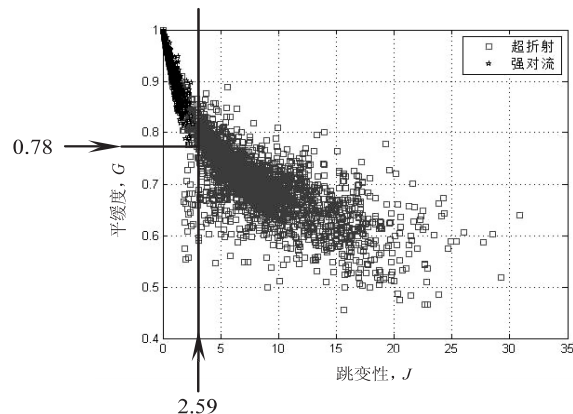


图 2 两特征散点图

3 超折射滤除

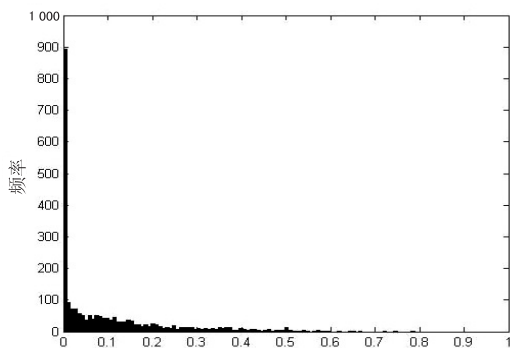
由气象知识可知, 超折射和强对流的差异除了基于其反射率图的跳变性和平缓度之外, 在它们的径向速度和延伸厚度上也存在差异。一般的, 超折射形成于低空, 其延伸厚度远低于强对流回波, 径向速度值等于 ± 1 m/s, 而强对流区域的大多数径向速度值不等于 ± 1 m/s。为此, 再设计关于径向速度取值的特征“ ± 1 比” $R_{\pm 1}$ 如下:

$$R_{\pm 1} = \frac{N_1}{N} \quad (11)$$

式中, N 为区域总像素数; N_1 为区域内径向速度为 ± 1 的像素数。

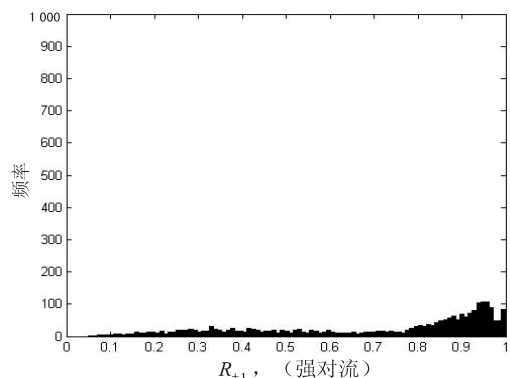
2 478 个强对流样本和 2 287 个超折射样本关于 $R_{\pm 1}$ 的分布直方图如图 3 所示。以 $J > 2.59$ 及 $G < 0.78$ 进行判断时发现 170 个超折射样本被漏识。结合图 3(b), 不难发现, $R_{\pm 1}(\text{强对流}) < 0.8(R_0)$, 而 $n |_{R_{\pm 1}(\text{超折射}) < 0.8} = 22$, 可见, 在尽量不漏识强对流的原则

下, 启用特征 $R_{\pm 1}$ 则将 170 个漏识样本缩减到 22 个。考虑到雷达探测过程中, 时常会出现无效径向速度的现象, 因此, 无法保证每个样本均能获得 $R_{\pm 1}$ 特征, 这使基于特征空间划分的分类器训练方案因分量的缺值而难以进行。为此, 建立基于以上统计结果分类决策树, 如图 4 所示。



$R_{\pm 1}$, (超折射)

(a) 超折射样本



$R_{\pm 1}$, (强对流)

(b) 强对流样本

图 3 特征径向速度 $R_{\pm 1}$ 分布直方图

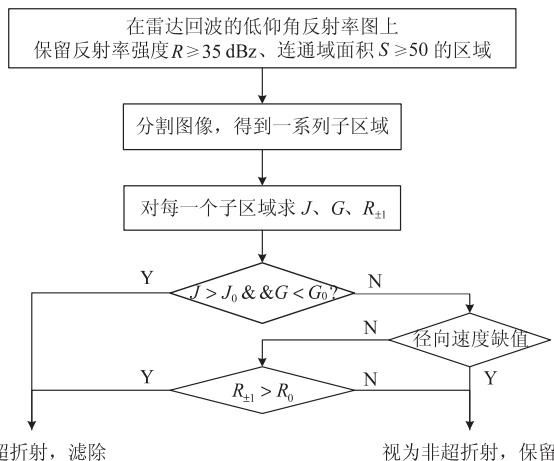


图 4 超折射/强对流分类决策树图

4 实验测试

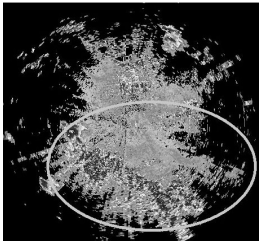
图 5 给出了通过文中的分类决策树滤除超折射的方法的示例。(a) 是原图, 其中椭圆标记区域内的强对流云团和超折射连成一片, 通过文中方法, 依然可以

将超折射滤除,同时将与超折射相连的强对流云团保留下来,效果见图(b)。同时,均未发生远距离的超折射被漏识和远距离的强对流被误判的现象。

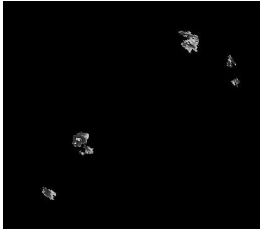
随机选择天津地区 2006–2009 年间未被图 3 使用的强对流样本 1 460 个和超折射样本 1 556 个,使用图 4 所示分类决策树进行滤除超折射方案的测试,结果如表 1 所示。

表 1 基于特征 J 、 G 、 $R_{\pm 1}$ 和分类决策树的识别

	识别为超折射		识别为强对流		准确 率/%
	数量	比例/%	数量	比例/%	
强对流 1 460	3	0.21	1 457	99.79	97.88
超折射 1 556	1 495	96.1	61	3.9	



(a) 原图



(b) 滤除超折射回波之后的图像

图 5 滤除超折射示例

可见,文中方法在识别准确率达到 97.9% 的同时,仅 0.21% 的强对流被漏识,优于文献[5]的 96.8% 准确率下的 3.91% 的强对流被漏识。另外,文中方法是基于区域的,区域的大小往往会远远超过 50 个像素,样本有 3 015 块,像素个数达到 150 750,而文献[5]的样本像素个数是 42 372 个,所用样本数是文献[5]的十几倍,使得置信度更高。

5 结束语

文中通过超折射与强对流回波在反射率强度上差异的分析,利用图像的灰度共生矩阵元素的恰当组合新构建了基于灰度共生矩阵的平缓度特征和跳变性特征,这些特征类间显著性差异的指示性强,对识别并滤除超折射起到重要作用。

基于问题特点和特征分类有效性分析的分类决策树的构建,回避了特征缺值问题,兼顾了尽可能不损失强对流对象的实际需求,在小特征维数的基础上,使文中方法获得较高超折射滤除率的同时,工作时效更高(从区域分割,特征提取到超折射滤除平均运行时间小于 2 s)。

将灰度共生矩阵元素划分成两个子集,分别构建跳变性特征和平缓度特征的做法,可以推广应用于类似的图像识别问题,例如笔者通过跳变性特征还成功

解决了多普勒天气雷达径向速度图中的一类伪大风区的滤除。再如,将彩色图像或 256 级灰度图像进行有限级(例 16 级)的划分,可以快速生成其灰度共生矩阵,在此基础上可以展开雾天图像跳变性/平缓性特征与雾天能见度关系研究,图像跳变性特征与椒盐噪声评估等。

参考文献:

[1] 冷 亮. 天气雷达降水回波与非降水回波识别研究[D]. 南京:南京信息工程大学,2008.

[2] 俞小鼎,姚秀萍,熊延南. 多普勒天气雷达原理与业务应用[M]. 北京:气象出版社,2006.

[3] 胡明宝,高太长,汤达章. 多普勒天气雷达资料分析与应用[M]. 北京:解放军出版社,2000.

[4] Kessinger C, Ellis S, Vanandel J, et al. The AP clutter mitigation scheme for the WSR-88D[C]//Proc of 31st conference on radar meteorology. Seattle: Amer Meteor Soc, 2003: 526–529.

[5] 江 源,刘黎平,庄 薇. 多普勒天气雷达地物回波特征及其识别方法改进[J]. 应用气象学报, 2009, 20(2): 203–213.

[6] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Textural features for image classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1973, SMC-3(6): 610–621.

[7] Costianes P J, Plock J B. Gray-level co-occurrence matrices as features in edge enhanced images[C]//Proc of 2010 IEEE 39th applied imagery pattern recognition workshop. Washington, DC: IEEE, 2010: 1–6.

[8] de Siqueira F R, Schwartz W R, Pedrini H. Multi-scale gray level co-occurrence matrices for texture description[J]. Neurocomputing, 2013, 120: 336–345.

[9] 焦蓬蓬,郭依正,刘丽娟,等. 灰度共生矩阵纹理特征提取的 Matlab 实现[J]. 计算机技术与发展, 2012, 22(11): 169–171.

[10] 苑丽红,付 丽,杨 勇,等. 灰度共生矩阵提取纹理特征的实验结果分析[J]. 计算机应用, 2009, 29(4): 1018–1021.

[11] 黄荣娟,姜佳欣,唐银凤,等. 基于多特征组合的图像纹理分类[J]. 计算机应用与软件, 2011, 28(8): 12–16.

[12] 唐银凤,黄志明,黄荣娟,等. 基于多特征提取和 SVM 分类器的纹理图像分类[J]. 计算机应用与软件, 2011, 28(6): 22–25.

[13] 叶 苗. 基于并行灰度级差共生矩阵的图像纹理检测[J]. 激光与红外, 2011, 41(11): 1287–1291.

[14] 赵福君,李景文,陈大克,等. 数学形态学的纹理图像分割方法[J]. 计算机技术与发展, 2008, 18(5): 112–114.

基于灰度共生矩阵的特征构建及超折射滤除

作者：[王萍](#)，[张媛](#)，[李聪](#)，[徐考基](#)，[WANG Ping](#)，[ZHANG Yuan](#)，[LI Cong](#)，[XU Kao-ji](#)

作者单位：[天津大学 电气与自动化工程学院, 天津, 300072](#)

刊名：[计算机技术与发展](#)

英文刊名：[Computer Technology and Development](#)

年，卷(期)：2014(8)

引用本文格式：[王萍](#).[张媛](#).[李聪](#).[徐考基](#).[WANG Ping](#).[ZHANG Yuan](#).[LI Cong](#).[XU Kao-ji](#) [基于灰度共生矩阵的特征构建及超折射滤除](#)[期刊论文]-[计算机技术与发展](#) 2014(8)