

基于改进证据理论的多时相微波遥感图像融合及在城区地表变化检测中的应用

曹广真^① 侯鹏^② 金亚秋^③ 毛显强^④

^①(中国气象局中国遥感卫星辐射测量和定标重点开放实验室国家卫星气象中心 北京 100081)

^②(北京师范大学资源学院 北京 100875)

^③(复旦大学波散射和遥感信息国家教育部重点实验室 上海 200433)

^④(北京师范大学环境学院 北京 100875)

摘要: 该文发展证据理论融合算法,采用不同时相的微波遥感图像检测复杂城市区域地表的变化信息。首先通过综合考虑证据本身的确信度和证据对辨别框架中子集的平均支持度进行证据间的加权合成,改进证据理论对证据的合成,提高其可靠性;然后提取不同时相图像间的散射幅度的对比度和概率密度分布在皮尔逊图中的欧式距离,两种特征参数代表了像元级和区域级不同空间尺度下微波遥感图像中关于地表变化的信息;最后将改进的证据理论用于两特征之间的融合处理,得到地表的变化信息。为了实验和验证该文的方法,选择上海市陆家嘴地区不同时相的微波遥感图像,进行地表的变化检测,得到较好的结果。

关键词: 数据融合; 城市区域; 改进的证据理论; 变化检测

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)08-1897-04

Data Fusion of Multi-Temporal SAR Remote Sensing with Improved D-S Algorithm and Application to Change Detection of Urban Terrain

Cao Guang-zhen^① Hou Peng^② Jin Ya-qiu^③ Mao Xian-qiang^④

^①(Key Laboratory of Radiometric Calibration and Validation for Environmental Satellites, China Meteorological Administration (LRCVES/CMA), Beijing 100081, China)

^②(Resources School, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

^③(The Key Laboratory for Wave Scattering and Remote Sensing Information (Ministry of Education), Fudan University, Shanghai 200433, China)

^④(Environmental School, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Abstract: Dempster-Shafer (D-S) algorithm is improved to fuse different features of multi-temporal SAR images to detect change detection of urban areas. Firstly, Dempster-Shafer is developed by not only considering the certainty of the evidence, but also considering the average support of the evidence to different subsets in the assignment framework so that it can give more reliable combination result. Secondly, amplitude ratio feature and Euclid distance of the probability density distribution function in Pearson graph from different temporal SAR images are extracted to present change feathers in different scales. Finally, the improved Dempster-Shafer algorithm is applied to fuse the two different features to detect change information of SAR images. An example of the Shanghai Lujiazui area using the ERS-2 SAR image well demonstrates the accuracy of the improved fusion algorithm.

Key words: Data fusion; Urban area; Improved Dempster-Shafer (D-S) theory; Change detection

1 引言

地表变化的检测是多时相微波遥感图像融合技术的一项重要应用,常用的方法包括图像差值法和比值法,而由于微波遥感图像中相干斑噪声的存在,文献[1]的研究说明比值法较差值法更适用于不同时相微波遥感图像的变化检测。为

寻找变化类和不变化类的分割阈值,文献[2]在假设各类别服从高斯分布的基础上,根据贝叶斯原理确定类别的后验概率,采用期望极大化(Expectation Maximum, EM)算法和马尔可夫随机场(Markov Random Field, MRF)模型进行多时相 ERS-2 微波遥感图像中地表变化的检测;文献[3]则在此基础上进一步发展了双阈值的 EM-MRF 算法,将地表的变化分为 3 类: 散射增强类, 散射不变类和散射减弱类。为在寻求变化类与未变化类分割阈值的过程中同时考虑图像噪

声的影响,文献[4]则建立了改进的 KI(Kittler Illingworth)算法。除了以上的工作,文献[5]根据多时相微波遥感图像的边缘特征和统计分布特征,通过模糊融合算法对所提取的结果进行融合处理,研究了地表变化的时空不连续性。

复杂地表的变化检测既可以通过多时相微波遥感图像对应像素的散射幅度大小的变化进行,也可以通过图像间对应区域的散射幅度统计分布模型的变化进行,因为这些特征可以从不同的尺度、根据不同的图像特征提供地表变化的信息,但是,不同特征对变化信息的反映就像人眼对同一事物的观察,会形成“横看成岭侧成峰,远近高低各不同”的结果。因此,单一的特征所提取的信息具有一定的不确定性,不能唯一地准确判定地表的变化特征,需要将不同的特征结合起来形成对目标的综合分析。本文通过分析研究证据理论的基本原理,采用综合考虑证据本身的确信度和证据对辨别框架中子集的平均支持度两个方面进行证据间的加权合成,降低了传统证据理论证据合成过程中平均分配证据冲突的局限和采用简单乘法合成策略的缺陷。将该方法分别用于上海市陆家嘴附近不同时相的微波遥感图像进行地表的变化检测,得到较为理想的结果。

2 证据理论及其改进

证据理论,又称Dempster-Shafer(D-S)理论^[6],是一种处理不确定性信息的理论。在D-S证据理论中,首先将待识别对象所有可能类型的集合所构成的空间定义为识别框架 Θ , Θ 中所有子集组成的集合 2^Θ 中任何假设集合 A 的基本概率赋值函数BPAF为 $m(A)$,信任函数 $Bel(A)$ 和似然函数 $Pls(A)$ 表示问题的不确定性。

证据理论合成规则用以合成多个证据源提供的证据。对于辨别框架上的 n 个独立的基本概率赋值,合成公式如下:

$$m(\phi) = 0 \tag{1}$$

$$m(A) = \frac{\sum_{\cap A_i = A} \prod_{1 \leq j \leq n} m_j(A_j)}{1 - K}, \quad A \neq \phi \tag{2}$$

$$K = \sum_{\cap A_i = \phi} \prod_{1 \leq j \leq n} m_j(A_j) \tag{3}$$

其中 K 反映了证据冲突的程度,系数 $1/(1-K)$ 称归一化因子,其作用在于避免在合成时将非零的概率赋给空集 ϕ 。

虽然D-S理论提供了上述有用的相关证据的合成方法,能融合多个证据源提供的证据,但其合成公式存在不足,尤其是证据之间存在冲突时,合成结果有可能违背常理,已经有不少工作从不同角度对其进行了改进^[7,8]。本文提出综合考虑证据本身的确信度和证据对辨别框架中子集的平均支持度两个方面进行证据间的加权合成,对传统的证据理论进行了改进,降低了证据合成过程中证据之间的冲突。具体步骤如下:

首先通过证据 m_j 的不确定熵^[9] $E(m_j)$ 计算其确信度 $C(m_j)$:

$$C(m_j) = \alpha e^{-E(m_j)} \tag{4}$$

其中 $E(m_j) = -\sum_i S(B_i) \ln S(B_i)$, $S(B_i) = \sum_{A_i \cap B_i \neq \phi} \frac{m_j(A_i)}{J(A_i)}$, $\{B_i, i = 1, 2, \dots, K\}$ 为 Θ 的基元, $J(A_i)$ 为焦元 A_i 中包含的基元的个数, α 为可选系数。

$C(m_j) = 1$ 表示证据 m_j 的确信度为100%,包含的有用信息最多,而 $C(m_j) = 0$ 则表示其确信度为0,不包含任何有用信息。

然后利用计算所得的确信度作为权值更新证据对辨别框架 Θ 及其它焦元 A_i 的基本概率赋值,并实现基本概率赋值的归一化处理,得

$$m(\phi) = 0 \tag{5}$$

$$m'_j(A_i) = m_j(A_i) \cdot C(m_j) \tag{6}$$

$$m'_j(\Theta) = m_j(\Theta) \cdot C(m_j) + (1 - C(m_j)) \tag{7}$$

最后利用以上更新后的基本概率赋值,修改证据组合规则:

$$m(A) = \sum_{\cap A_i = A} \prod_{1 \leq j \leq n} m'_j(A_i) + K' \cdot m_j^*(A), \quad A \neq \phi, \Theta \tag{8}$$

$$K' = \sum_{\cap A_i = \phi} \prod_{1 \leq j \leq n} m'_j(A_i) \tag{9}$$

$$m_j^*(A) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n m'_j(A) \tag{10}$$

$$m(\Theta) = 1 - \sum m(A) \tag{11}$$

其中 $m_j^*(A)$ 表示各证据加权后对 A 的平均支持度, K' 表示各证据加权后的总冲突概率赋值,将该值按照加权组合后的各焦元的平均支持度进行加权分配。

为实验并验证改进后证据理论对证据合成的可行性和可靠性,本文分别采用传统证据理论合成公式、文献[7]的Yager合成公式、文献[8]的合成公式和本文改进的合成公式,选用了文献[8]给出的2个证据以及3个证据合成的例子进行数值实验。

对于文献[8]中两个证据的例子,不同方法所得的合成结果如表1所示。

表1 4种合成方法的结果(2个证据)

合成公式	k	$m(A)$	$m(B)$	$m(C)$	$m(\Theta)$
传统证据理论	0.9999	0	1	0	0
文献[7]Yager公式	0.9999	0	0.0001	0	0.9999
文献[8]	0.9999	0.182	0.004	0.182	0.632
本文	0.8958	0.419	0.00972	0.419	0.152

对于文献[8]中3个证据的例子,不同方法所得的合成结

果如表2所示。

表2 4种合成方法的结果(3个证据)

合成公式	k	$m(A)$	$m(B)$	$m(C)$	$m(\Theta)$
传统证据理论	0.99901	0	0	1	0
文献[7]Yager公式	0.99901	0	0	0.00099	0.99901
文献[8]	0.669	0.321	0.003	0.188	0.488
本文	0.837	0.426	0.005	0.285	0.285

由表1可知,利用本文的合成结果,可以得到对命题 A 与 C 较大的支持率0.419,这也符合两个证据分别支持这两个命题的事实,说明本文提出的合成公式优于前3种合成公式。

由表2可知,利用本文的结果,证据支持 A 的概率较大,符合3个证据中有2个证据几乎都支持 A (m_1 与 m_3)的事实。

在求得所有证据对辨别框架中各子集的基本概率赋值后,就可计算相应的 Bel 和 Pls。

3 基于改进证据理论的多时相微波遥感图像地表变化检测

3.1 微波遥感图像变化特征提取及 BPAF 定义

将图像的所有像元作为检测对象,定义识别框架 Θ_s :

$$\Theta_s = \{Y, N\} \quad (12)$$

其中 Y 表示变化类, N 表示未变化类,因此, 2^{Θ_s} 的非空子集包括 $\{Y\},\{N\},\{Y,N\}$ 。

3.1.1 BPAF1 的定义 BPAF1 的定义通过已经配准好了的两幅不同时相的微波遥感图像 A 和 B 的散射幅度值 u_A 和 u_B 的比值 $^{[4,10]}r$ 进行:

$$r = u_A/u_B \quad (13)$$

$$m_1(\{Y\}) = \left[1 - \min\left(r, \frac{1}{r}\right)\right](1 - \alpha_1) \quad (14)$$

$$m_1(\{N\}) = \min\left(r, \frac{1}{r}\right)(1 - \alpha_1) \quad (15)$$

$$m_1(\{Y, N\}) = \alpha_1 \quad (16)$$

其中 α_1 表示证据不确定度,根据图像间幅度比值越大或越小,变化的可能性越大,不确定性越小的经验,取 $\alpha_1 = 1/\max(r, 1/r)$ 。

3.1.2 BPAF2 的定义 BPAF2 的定义通过计算不同图像相应区域的对数中心矩,并确定出其在 Pearson 图中的位置点后,利用两点之间的欧式距离 $^{[11]}d$ 进行:

$$d = |k_2 - k_2'| + |k_3 - k_3'| \quad (17)$$

$$m_2(\{Y\}) = (1 - e^{-\beta d})(1 - \alpha_2) \quad (18)$$

$$m_2(\{N\}) = e^{-\beta d}(1 - \alpha_2) \quad (19)$$

$$m_2(\{Y, N\}) = \alpha_2 \quad (20)$$

其中 (k_2, k_3) 为 X_1 图像上 N 个样本 $x_{1i}(i=1,2,\dots,N)$ 在 Pearson 图中的位置, (k_2', k_3') 为 X_2 图像上对应的 N 个样本 $x_{2i}(i=1,2,\dots,N)$ 在 Pearson 图中的位置, $k_2(k_2')$ 、 $k_3(k_3')$ 的

计算同文献[12], α_2 取为最大空间尺度差值的倒数,因为尺度越大,变化类别判决的不确定性越小, $\alpha_2 = 1/\max(d)$ 。

3.2 融合、判别及变化类型的检测

根据BPAF计算每种变化类的基本概率赋值,各证据的确信度和证据对各变化类别的平均支持度,然后分别采用传统的证据理论合成规则和本文改进后的合成规则进行合并运算,得到各规则作用下所有证据的BPAF,作为进行判别的基础,在判别时,使用的规则如下:

(1)目标类别具有最大的基本概率赋值;

(2)目标类别的基本概率赋值与其它类别的基本概率赋值差值大于某阈值,以确保每一证据对所有不同类的支持程度应保持足够大的差异;

(3)不确定性概率小于某阈值,以确保对目标类的无知程度或证据的不确定性不太大;

(4)目标类别的基本概率分布值大于不确定性概率值,以确保对某目标知道很少时,不对其分类。

3.3 实验

本文选用了与文献[3]同样的遥感数据,1996年6月4日和2002年4月9日上海地区的ERS-2 SAR 遥感图像,空间分辨率是 $12.5\text{m} \times 12.5\text{m}$,如图1和图2所示。

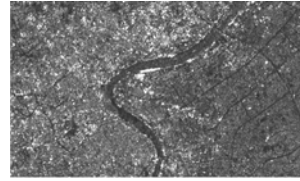


图1 1996.6.4 上海陆家嘴 ERS-2 SAR 图像

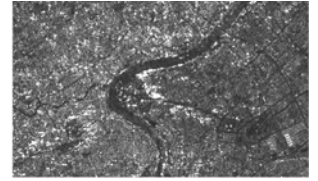


图2 2002.4.9 上海陆家嘴 ERS-2 SAR 图像

图3为采用前面的判别规则从两图像散射幅度对比度检测出的地表变化信息,白色代表变化类,黑色代表未变类。图中变化信息的零星分布说明:由于幅度比值是基于图像间对应像元的计算,虽然所反应的变化信息比较细致,但也使结果对单个的像素值比较敏感,存在大量小面积的块状信息,聚类效果不理想。

图4为对两图像对应区域的概率密度分布在 Pearson 图中的欧式距离进行分类的结果,可以看出其聚类效果较好,但地表变化的细节信息较图3少的特征。

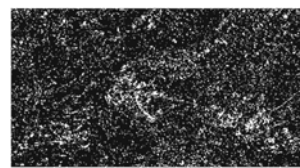


图3 据图像间散射幅度对比度检测的地表变化

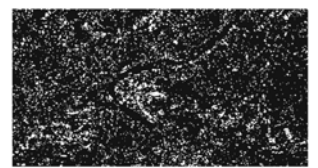


图4 据图像间概率密度分布在 Pearson 图中的欧式距离检测的地表变化

采用本文的方法将以上反应地表变化信息的特征进行融合处理, 所得结果如图5所示, 变化信息显示出比图3的聚类效果好, 比图4的细节信息多的特征。

为了客观评价本文检测结果的效果, 将文献[3]所得的地表强散射变化信息和弱散射变化信息进行合并处理, 得到地表的变化信息, 未变化信息同文献[3], 以此作为地表实际的变化情况, 如图6所示。分别将基于图像间散射强度的对比度、图像间概率密度分布在 Pearson 图中的欧式距离、传统证据理论合成、本文的方法检测所得的结果与其进行了比较。

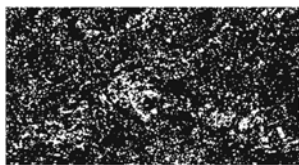


图5 采用本文方法得到的变化检测结果

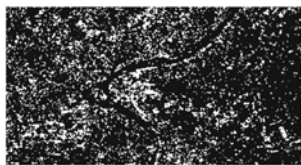


图6 根据文献[3]得到的变化检测结果

设 $N_{\text{变化}}$ 代表采用不同方法和特征检测所得的地表变化信息中与文献[3]相同的像元数, $N_{\text{未变化}}$ 代表采用不同方法和特征检测所得的地表未变化信息中与文献[3]相同的像元数, N 代表图像总的像素值, P 代表检测的精度, 则

$$p = (N_{\text{变化}} + N_{\text{未变化}}) / N \quad (21)$$

计算结果如表3所示。

表3 不同特征和融合方法所得的地表检测的精度

	图像间散射强度的对比度	图像间概率密度分布在 Pearson 图中的欧式距离	传统证据理论合成	本文方法
$P(\%)$	72.12	73.42	67.28	84.01

由表3可以看出, 传统证据理论合成方法所得的检测精度比基于图像单个特征的还低, 不能体现数据融合的意义, 而采用本文方法所得的检测精度比基于图像单个特征的平均高出 10 多个百分点, 证实了本文方法的进行微波遥感图像中复杂城区地表变化检测的有效性。

4 结束语

本文在分析证据理论的基本原理的基础上, 针对证据合成过程中存在的问题, 本文提出综合考虑证据的确信度和证据对辨别框架中子集的平均支持度来进行证据间加权合成的方法, 并将该方法应用于多时相微波遥感图像中城区地表的变化检测。

在进行了基于图像像元和图像局部区域的变化特征提取后, 采用不同的函数形式定义基本概率赋值函数, 在此基础上, 利用本文的方法进行证据之间的融合和分类, 得到比基于图像的单个特征和传统证据理论更加符合实际的地表变化信息。

参考文献

- [1] Villasenor J D, Fatland D R, and Hinzman L D. Change detection on Alaska's North Slope using repeat-pass ERS-1 SAR images [J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1993, 31(1): 227-236.
- [2] Bruzzone L and Prieto D F. Automatic analysis of the difference image for unsupervised change detection [J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2000, 38(3): 1171-1182.
- [3] Jin Ya-qiu and Chen Fei. Automatic detection of change direction of multi-temporal ERS-2 SAR images using two-threshold EM and MRF algorithms [J]. *Imaging Science Journal*, 2004, 52(4): 234-247.
- [4] Bazi Y, Bruzzone L, and Melgani F. An unsupervised approach based on the generalized Gaussian model to automatic change detection in multitemporal SAR images [J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(4): 874-878.
- [5] Bujor F, Trouve E, and Valet L, et al. Application of log-cumulants to the detection of spatiotemporal discontinuities in multitemporal SAR images [J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, 42(10): 2073-2084.
- [6] Klein L A. Sensor and Data Fusion Concepts and Application (second edition) [M]. Bellingham: SPIE Optical Engineering Press, 1999: 48.
- [7] Yager R. On the Dempster Shafer framework and new combination rules [J]. *Information Sciences*, 1987, 41(2): 93-137.
- [8] 孙全, 叶臭清, 顾伟康. 一种新的基于证据理论的合成公式[J]. *电子学报*, 2000, 28(8): 117-119.
Sun Quan, Ye Xiu-qing, and Gu Wei-kang. A new combination rule of evidence theory [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2000, 28(8): 117-119.
- [9] Yager R R. Uncertainty representation using fuzzy measures [J]. *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, 2002, 32(1): 13-20.
- [10] Rignot E J M and van Zyl J J. Change detection techniques for ERS-1 SAR data [J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1993, 31(4): 896-906.
- [11] Tison C, Nicolas J M, and Tupin F, et al. A new statistical model for Markovian classification of urban areas in high-resolution SAR images [J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, 42(10): 2046-2057.
- [12] Nicolas J M, and Tupin F. Gamma mixture modeled with "second kind statistics": application to SAR image processing [A]. In *Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium [C]*, Toronto, 2002, 4: 2489-2491.

曹广真: 女, 1976年生, 助理研究员, 研究方向为多源遥感数据融合方法与应用。

侯鹏: 男, 1978年生, 博士生, 研究方向为环境遥感。

金亚秋: 男, 1946年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为电磁散射与辐射传输理论、空间遥感与对地监测信息技术、计算电磁学等。

毛显强: 男, 1970年生, 教授, 研究方向为环境政策与管理以及环境影响评价、规划等。