

文章编号: 1007-4619 (2000) 02-0106-06

证据推理应用于多源信息融合分析

方 勇

(西安测绘研究所, 陕西 西安 710054)

摘 要: 运用证据理论合并来自不同数据源的证据, 以实现各种数据所含信息融合的原理和方法。该方法的 最大特点是将数据源中存在的 不确定性引入数据分析过程。另外, 利用证据推理, 可以在数据分析过程中 方便地引入专家解译图像的 经验和知识。最后通过利用 ERS SAR 数据和 TM 影像进行融合分析, 证明该方法 在遥感图像自动分类中有很好的应用前景。

关键词: 证据理论; 遥感图像分类; 信息融合

中图分类号: TP751.1/TP391 **文献标识码:** A

遥感图像是对地表信息的一种反映, 其反映的性质由所用的传感器决定。随着各国空间计划的逐渐实现, 目前获取的遥感图像具有多时相、多分辨率、多传感器等特点。众多的遥感图像综合反映了地表信息的不同方面, 因此在遥感图像分析中引入多源遥感数据, 利用其反映的不同角度的地表信息, 必将对分析结果在可靠性和精度方面具有促进作用。然而常规图像分类方法是建立在概率统计基础上, 其数学模型通常不便于引入多源数据加以联合分析, 这主要体现在以下 3 个方面:

首先, 常规分析方法多以假定数据源呈某一固定的概率分布, 然后在此基础上进行参数估计。实践证明该假定在单一数据源分析中就不一定成立, 在多源数据情况下, 这种假定的缺陷就更加明显, 这主要在于不同图像的成像机理和所反映信息在性质上是不同的。另外, 利用概率方法一般未顾及参加分析数据源的不确定性, 因此, 整个分析过程是不完善的。

其次, 引入多源数据对分析过程来说, 更多是注重于各种数据的物理特性和成像特点, 这些都属于基于知识和经验的范畴, 因此单纯使用纯数学的分析方法难以得到期望的结果。

最后, 经典的图像分析方法仅实现对数据本身的分析, 难以引入专业判读人员在目视解译图像过程中运用的知识与经验, 往往导致了分析结果与实际类别之间的差异。

因此, 在多源数据存在的情况下, 寻找一种更为有效的图像分析方法, 是一个迫切需要解决的问题。从遥感图像分析方法的发展情况来看, 传统的基于数据的方法正向基于知识的方法发展, 人工智能技术在遥感数据分析中的应用范围越来越广, 图像分析逐步走向智能化。Dempster 在 60 年代提出证据理论, 后经 Shafer 进一步完善形成一种决策理论, 它具有合并多重证据从而作出决策的特点。Gordon 和 Shortliff^[1]等对证据理论的实际应用作了大量的工作, 使证据理论进入实用化。Lee^[2]利用证据理论对多源数据进行分析, 不过他仅采用了证据理论的合并原则对单个子集来综合各数据源的信息, 而未考虑到分析子集之间的相关性。后来的研究中虽然也用到了证据理论^[3], 但也仅限制于证据理论中的 Dempster 正交和合并准则。所以, 这里在借鉴前人研究的基础上, 进行利用证据理论解决多源遥感数据分析智能化问题的研究, 在利用证据理论时, 兼顾分析子集的相关性, 对分析空间进行分级处理, 进一步完善分析空间的完备性。下面分别对证据理论的原理和应用进行论述。

1 证据理论

1.1 基本概念

证据理论又称为 Dempster-Shafer 理论。最先由 Dempster 提出, 后由 Shafer 进一步发展起来的一种

不精确推理理论。它是一种决策理论，与概率决策理论(如 Bayes 理论)相比，它不但能够处理由于知识不准确引起的不确定性，而且能够处理由不知道引起的不确定性，它能满足比概率论更弱的公理系统，当概率值已知时，证据理论就变成了概率论。因此，概率论可以说是证据理论的特殊情况。在对于目标识别中，相对于常规的概率方法而言，证据理论更侧重于对目标集合的分析。

下面简单回顾一下证据理论的基本特点，然后分析其在遥感图像分析中的应用。证据理论的基本概念包括以下几点：

(1) 辨别框(Frame of Discernment)

描述构成整个假设空间所有元素的集合，用 Θ 表示。辨别框中各元素要求互相排斥。当其中的元素个数为 n 时，所代表的空间大小为 2^n 。如对于辨别框 $\Theta: \{A, B, C\}$ ，其代表的假设空间见图 1。

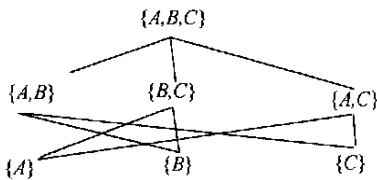


图 1 辨别框 Θ

Fig. 1 Frame of discernment Θ

(2) 基本概率分配函数(Basic Probability Assignment - BPA)

基本概率分配函数 BPA 是一个 $[0, 1]$ 之间的正数，它与支持某一假定的证据相联系，其大小表示该证据支持或反对该假定的精确程度，通常用 $m(A)$ 表示， A 代表辨别框中的任一子集。当一证据反对某假定 A 时，记作 $m(A^c)$ ， $1 - m(A)$ 记作 $m_A(\Theta)$ ，其含义表示该证据值不能有效地分配给其它任何子集，这也是证据理论的核心。值得注意的是，对于一辨别框 $\Theta: \{A, B, C\}$ ， $m(A) + m(B) + m(C) < 1$ ，而不同于概率函数 P 中对于集合 Θ 中的所有元素，要求 $P(A) + P(B) + P(C) = 1$ 。另外，对于整个 Θ 的基本概率分配函数 $m(\Theta)$ ，表示不知道将该概率值如何分配给 Θ 的子集，即表示了知识的缺乏以至于不能做出进一步的决策。

(3) 信任函数(Belief Function)

信任函数 Bel 定义为，对于 $2^\Theta \in [0, 1]$

$$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B)$$

表示对 A 的总信任程度，其中 2^Θ 为辨别框构成的假设空间， $\forall A \subseteq \Theta$ 。根据定义可知， $Bel(\emptyset) =$

$0, Bel(\Theta) = 1$ 。

(4) 似然函数(Plausibility Function)

似然函数 PL 的定义为，对于 $2^\Theta \in [0, 1]$

$$PL(A) = 1 - Bel(A^c) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B)$$

$$\forall A \subseteq \Omega, A^c = \Theta - A$$

$PL(A)$ 表示不否定 A 的信任度。显然，信任函数与似然函数的关系为

$$PL(A) \geq Bel(A)$$

它们一起构成对 A 的信任区间 $[Bel(A), PL(A)]$ 。

1.2 证据合并的 Dempster 法则

对于各种证据，来源不同，具有不同的 BPA。Dempster 提出利用正交和来合并证据。例如，对于信任函数 Bel^1 (BPA 为 m^1) 和信任函数 Bel^2 (BPA 为 m^2)，那么合并后的信任函数 Bel 为

$$Bel = Bel^1 \oplus Bel^2$$

一般地，子集 A 的 BPA 为

$$m(A) = K^{-1} \sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i) m_2(B_j)$$

其中， K 为正交化常数

$$K = 1 \sum_{B_j \cap A_i \neq \emptyset} m_1(A_i) m_2(B_j)$$

K 反应对于同一假设各证据相互之间的矛盾程度。在这里使用 K 是为了避免将概率值分配给空集 \emptyset 。

对于多个证据情况下，如 $Bel^1, Bel^2, \dots, Bel_n$ ，则 A 的 BPA 为 $(\dots(Bel^1 \oplus Bel^2) \oplus \dots) \oplus Bel_n$ 。

在利用 Dempster 法则进行证据合并时，应注意以下几点：

1. 构成 Θ 的元素必须独立，这是由于正交运算性质决定的。在实际情况下，该条件不一定严格满足，因此在构成 Θ 时要尽量选择相互独立的元素，或通过一定的方法使各元素独立。
2. 各信任函数必须具有相同的辨别框。
3. 该规则为化解矛盾，得到结果，最终结果是各证据综合支持的结果。
4. Dempster 法则满足可交换性，证据的作用不受其合并次序的影响。
5. K^{-1} 可作为各数据源矛盾程度的测度， K^{-1} 越大，证据间矛盾越激烈。
6. 规则的计算量随着辨别框中元素个数的增加而呈指数增长，这是证据理论实际应用的难题之一。

为了便于实际使用证据理论，将辨别框的状态空间进行分级处理，从而使计算由原来的呈指数增

长变为呈近似的线性增长。这种分级处理适用于遥感图像分类。对于遥感图像分类,所有的待分类类别构成一辨别框,对假设空间进行分级处理,相当于建立一种分类树,对待分类类别进行分级识别。这样可大大缩小状态空间的搜索范围,减少了计算量。例如,对于一辨别框为{水域, 植被, 杨树林, 麦地},完整的状态空间为 2^4-1 (除去空集)个节点,而凭我们的经验,{水域, 植被, 麦地}, {水域, 植被, 杨树林}等假设成立的几率非常小,实际的分类结构见图 2,这就是一种分级处理,其结果不但提高了分析的可靠程度,而且缩短了计算时间。

对于 Dempster 法则应用于实际计算的问题, Gordon 和 Shortliff (1985)^[1]首先给出了对假设空间分级处理的 Gordon-Shortliff 算法。该算法对严密的证据理论进行了假设和近似。首先假设整个状态空间可以划分为树状空间,然后通过近似认为否定证据只作用存在于树状空间中各节点上的子集。这样,种用证据理论进行推理的计算量大大减少。

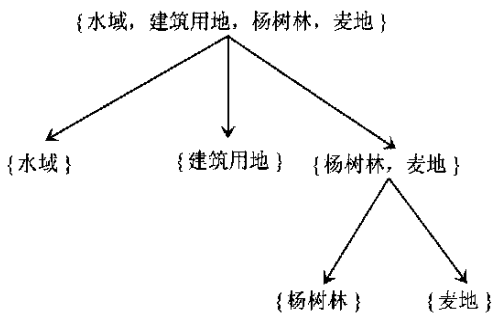


图 2 分类分级处理

Fig. 2 Hierarchical processing of classification

Gordon-Shortliff 算法主要分为 3 个步骤:

(1) 对假设空间 Θ 中的各节点合并多重证据: 如果 s_1, s_2, \dots, s_k 代表 k 个不同独立证据的支持程度, 则其联合支持为

$$1 - (1 - s_1)(1 - s_2)\dots(1 - s_k) \quad (1)$$

(2) 在假定假设空间 Θ 可以约化为树结构空间的情况下, 对树结构 T 中的所有子集 x_i 计算 $m_T = m_{x_1} \oplus m_{x_2} \oplus \dots$;

$$m_T(A) = \begin{cases} Km_A(A) \prod_{\substack{X \in T \\ A \subset X}} m_X(\Theta) & \text{if } A \in T \\ K \prod_{X \in T} m_X(\Theta) & \text{if } A = \Theta \end{cases} \quad (2)$$

其中, K 为正交化常数, 它可以防止将信任度分配给空集。

(3) 在假设空间可以用树结构表示的情况下, 令各数据源带来的反对证据仅作用于树结构中的各

节点, 那么对各反对证据进行合并, 先计算 $m_T - m_{x_1}^c$ 然后计算 $(m_T - m_{x_1}^c) - m_{x_2}^c \dots$, 对于所有 $x_i^c \in T^c$ 。具体的公式参见文献[1]。

在利用 Gordon-Shortliff 算法进行证据合并时, 应该注意以下几点: (1) 由于 Gordon-Shortliff 算法的近似, 其结果只能得到各子集的信任函数, 而无法得到各子集的信任区间, 最终决策只能依靠信任函数; (2) Gordon-Shortliff 算法近似在证据高度矛盾的情况下, 化解矛盾的能力非常弱; (3) 鉴于 Gordon-Shortliff 算法的近似性, 因此在推理过程中, 利用广度优先搜索将确保该方法为证据理论的最优近似。另外, 利用证据理论进行推理, 首先要求给所有的子集赋给 BPA, 所需的初值较多; 其次, 各类证据的信任函数通过一个数值确定, 因此在引入经验和知识时, 需要将其量化才能运用, 削弱了在分析中的应用范围和灵活性。

对于 Gordon-Shortliff 算法的推理效果, 下面举例说明: 对于一辨别空间 $\{A, B, C, D, E, F, G\}$, 其中支持 $\{A, B, C, D, E, F, G\}$ 的 BPA 分别为 $\{0.2, 0.8, 0.8, 0.7, 0.7, 0.3, 0.25\}$, 反对 $\{A, B\}$ 的概率为 0.7, 反对 $\{E, F, G\}$ 的概率为 0.5, 反对 C 的概率为 0.6 和 0.2, 反对 D 的概率为 0.4。根据(1)(2)(3)步将各子集的多个证据合并, 得到推理结果 $\{0.013, 0.218, 0.233, 0.254, 0.212, 0.039, 0.03\}$ 。可见 D 具有最大的信任度, 即为最后的推理结果。这与直接利用证据理论基本原理推理的结果是一致的。

1.3 证据理论在遥感图像分类中的应用

正如上面提到, 证据理论分级推理适用于遥感图像分类。遥感图像分类常常将地物划分为几大类, 然后在此基础上又分若干小类, 这与证据理论分级推理在机理上是一致的。利用证据理论, 可以保证各种信息在分类树结构中进行传递和合并, 使最终决策建立在综合考虑全部已有信息的基础上, 避免了决策的片面性。而且, 在联合多源数据分析的情况下, 各类数据性质、分布差异较大, 纯数据分析难以获得满意的结果, 通过运用基于知识的图像分析思想, 将与各种数据性质相关的知识转换成相应的证据, 然后利用证据推理合并全部信息而得到最终结果。可见, 证据理论在遥感图像分析中具有广泛的应用范围。

利用证据理论进行遥感图像分析主要分为以下几步: (1) 遥感图像及其附加数据的处理; 这主要

包括遥感图像的辐射校正、去相关处理、各种数据的空间配准以及存储格式的转换。最后,根据分析要求和数据特性建立分类树。(2)知识生成;包括遥感数据的预分类和特征统计,联合各类数据所包含的图像环境、地理环境等相关的规则,生成相应的BPA。规则的格式一般采用产生式规则IF-THEN结构。(3)证据推理;利用相应算法进行证据合并,作出决策。

2 TM数据与SAR数据的融合分析

2.1 测区情况

整个试验区位于北京市南郊的大兴县境内,范围约 $25\text{ km} \times 20\text{ km}$ 。采用的数据包括TM图像和两个时相的SAR数据。TM图像的接收时间为1997年9月,SAR数据的传感器为ERS-2 SAR,接收时间为

1995年8月和1997年8月。8月份为农作物生长的成熟期,主要作物包括玉米和水稻,以及大面积的蔬菜。9月份部分作物已经开始被收割,重新播种小麦。其它地类如果园、菜地、建筑用地及树林等变化不大。

2.2 数据预处理

为了便于联合分析,首先对两个时期的SAR图像进行了几何校正。由于研究区域地势平坦,因此采用二次多项式对SAR数据进行绝对纠正,纠正精度分别为方位向 $\pm 8.4\text{ m}$ 和 $\pm 5.4\text{ m}$,距离向 $\pm 7.2\text{ m}$ 和 $\pm 4.8\text{ m}$,均小于一个像元。然后进行最近邻采样,同时将用GPS测得的地类覆盖矢量数据叠加到图像上,逐个地块统计后向散射系数 σ^0 及其均值方差(表1)。将此结果作为地类的特征值。

表1 主要地类的后向散射系数 σ^0 值
Table 1 Backscattering coefficient σ^0 of main surface types

地块类别	面积/像素	σ^0 均值/dB		σ^0 方差	
		1997年	1995年	1997年	1995年
水域	60	-22.379	-19.334	2.282	2.638
交通用地	196	-21.068	15.950	3.522	3.108
树林	243	-13.468	-7.893	3.031	3.216
草地	121	-12.574	-9.663	3.412	2.715
水稻田	675	-12.084	-8.915	3.042	2.686
玉米地	1354	-11.541	-7.027	3.319	2.424
葡萄园	331	-10.959	-6.328	3.033	2.616
桃树林	192	-10.527	-5.975	3.240	2.776
菜地	946	-10.369	-5.321	3.095	2.776
低矮居民地	640	-9.012	-3.180	4.312	2.608
高密度城区	880	-6.189	-1.357	4.747	4.352

2.3 ERS SAR与TM数据的融合分析

首先将TM数据与SAR数据进行相对配准,配准精度为 x 方向 $\pm 16.5\text{ m}$, y 方向 $\pm 12.3\text{ m}$ 。然后对TM数据进行K-L变换,取前3个主成分来分析保证数据间相互独立。最后利用原始SAR数据计算它的后向散射系数图像,可以准确得到地面目标的散射特性。由于SAR数据反映的信息较概括,因此将SAR数据作为辅助数据,其反应的散射特性作为一个独立的证据。然后需要建立研究区域内所有类别的分类树结构。建立分类树主要根据已有数据

的特性和待分析目标的特性决定。其标准主要依据TM数据单独分类的结果,将容易光谱混淆的地物归入一大类,然后根据辅助特征作进一步的分析。经过分析,建立如图3的分类树结构。分析中运用的知识包括TM数据分析的结果和各类地物在SAR数据中的后向散射系数。利用TM数据计算每个像元属于各个地类的似然概率作为一种证据,其SAR数据的后向散射系数利用IF-THEN规则与地类的特征值进行比较,给出相应的概率,概率值通过利用训练获得的经验值确定。通过(1)将各证据的概率进行合并,利用(2)将概率在分类结构中进行传递、合

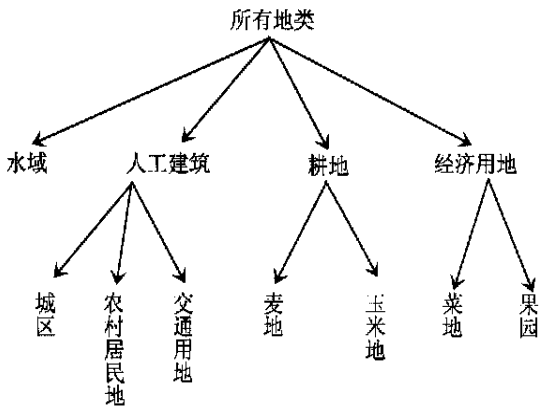


图 3 分类结构

Fig. 3 Classification structure

并,最终根据最大的证据信任度作出决策。

表 2 给出了仅利用 TM 数据进行最大似然分类的结果。从表中可见,不同类别之间具有一定程度

的混淆。表 3 给出了融合 SAR 数据后分类的证据推理结果。引入雷达数据增强了地类之间的可分离度,比较明显的如城区和农村居民地、水域、菜地之间等,同时由于 SAR 数据的引入,加大了城区和玉米地之间的混淆程度,这主要是因为融合分析中引入了地物表面的反射特性信息,从而增加或减小了地物之间的可分离程度。为了说明两次分类结果的精度,分别计算两次分类的 Kappa 系数,然后利用 Z 测试判别两次分类结果的差异^[4]。第一次分类结果的 Kappa 系数为 0.7727,第二次分类结果的 Kappa 系数为 0.8426,则 Z 值为 5.1627,远大于 1.96。所以,从统计结果可见,在 95% 的置信范围内,两次分类精度有明显差异。引入 SAR 数据提高分类精度约为 8%,这与利用概率融合模型进行 TM 与 SAR 融合分析的结果是一致的^[5],但是证据方法在引入规则方面具有更大的灵活性。

表 2 TM 数据分析结果

Table 2 Analyses Result of TM data

	城区	果园	水域	菜地	农村居民地	麦地	玉米地	交通用地	生产者精度
城区	624	0	20	2	217	0	3	8	0.714
果园	0	102	0	0	0	0	10	0	0.911
水域	18	0	260	0	0	0	0	0	0.935
菜地	1	0	0	203	3	0	1	0	0.976
农村居民地	71	0	0	6	541	0	0	14	0.856
麦地	3	0	0	0	13	301	0	254	0.527
玉米地	11	33	0	19	0	0	757	0	0.923
交通用地	0	0	0	0	1	0	0	206	0.995
用户精度	0.857	0.756	0.928	0.883	0.698	1.000	0.982	0.427	

Kappa 系数=0.7728(±0.000104)

表 3 SAR 数据和 TM 数据融合分析的结果

Table 3 Analyses Result of SAR and TM data fusion

	城区	果园	水域	菜地	农村居民地	麦地	玉米地	交通用地	生产者精度
城区	771	0	3	0	83	1	6	10	0.882
果园	0	106	0	0	0	0	6	0	0.946
水域	9	0	268	0	1	0	0	0	0.964
菜地	0	0	0	201	6	1	0	0	0.966
农村居民地	108	0	0	1	511	0	0	12	0.808
麦地	0	61	0	9	70	680	0	0	0.829
玉米地	0	0	0	0	5	0	473	93	0.828
交通用地	0	0	0	0	2	0	0	205	0.990
用户精度	0.868	0.635	0.989	0.953	0.754	0.988	0.987	0.641	

Kappa 系数=0.8427(±0.000079)

3 结 论

从上面的分析可见,证据理论能够合并来自不同数据的信息。尽管这些信息具有不同的不确定性,证据理论还是可以融合信息作出决策。进一步的研究需要完善证据推理的方法和建立更为完善的知识库,逐步实现遥感图像分析智能化。另外,多传感器遥感数据之间的几何和辐射关系的定量分析也是今后研究的重点。

致谢: 作者在此对国家测绘科学研究院杨明辉研究员表示深深的敬意,感谢他对作者在研究期间给予的关怀和帮助。

参考文献 (References)

- [1] Jean Gordon, Edward H. Shortliffe. A method for managing evidential reasoning in a hierarchical hypothesis space [J]. *Artificial intelligence* 1985, **26**: 323-357.
- [2] Lee T., Richards J. A., Swain P. H. Probabilistic and Evidential Approaches for Multisource data Analysis [J]. *IEEE T-GRS* 1987, **GE-25**(3).
- [3] J. A. Richards. Knowledge-based techniques for multi-source classification [J]. *INI. J. R. S.*, 1900, **11**(3): 505-525.
- [4] Fang Yong. The research of multisource data fusion technique in the analysis of remote sensing images [D]. Paper of the institute of surveying and mapping, Zhengzhou, 1998. [方勇. 遥感图像分析中的多源数据融合技术研究. [D]. 郑州测绘学院, 1998.]
- [5] Ehler G. Multisource classification of remote sensing data; fusion of Landsat TM and SAR Images [J]. *IEEE T-GRS*, 1994. **32**(4).

The Research of Data Fusion from Multiple Sources by Evidential Reasoning

FANG Yong

(Xi'an Research Institute of Surveying and Mapping, Xi'an 710054, China)

Abstract: The principle and method of evidential reasoning are described in the paper, which is used for combining the information from multiple data sources so that various information can be fused in remote sensing image analysis. What is most important in the method is that the uncertainty in data sources can be propagated in the process of data analysis, and the expert knowledge can also be used in the method. At the end, it is demonstrated that evidential reasoning has extensive applications in the classification of remote sensing images through the fusion analysis of ERS SAR and TM image.

Key words: evidential theory; remote sensing image classification; data fusion