

基于 Bayes 融合法的多源遥感影像分类*

贾永红 李德仁

(武汉测绘科技大学信息工程学院, 武汉市珞喻路 39 号, 430070)

摘要 提出了顾及各数据源成像模型、上下文关系模型和可靠性的基于 Bayes 融合法分类的方法, 并采用该方法对 Landsat TM 和航空 SAR 影像进行土地利用分类试验。结果表明: 同单独 SAR 影像分类结果相比, 融合法分类法将分类精度提高了 20%。

关键词 Bayes 融合法; 自回归随机场; 上下文信息; 多源遥感影像分类

分类号 TP 753

1 基于 Bayes 融合法分类的原理

数据融合是多源信息综合处理的一项新技术, 它将来自各数据源的信息通过某种方式处理, 产生比单一数据源更精确、更可靠、更完全、更有效的信息。数据融合的基本要点是: ① 采用何种方式融合, 这是数据融合的基本方法问题。② 融合后信息的有效性, 这是数据融合的最优性问题。

本文提出的基于 Bayes 融合法对 Landsat TM 和 SAR 影像融合用于土地利用分类的模型, 主要由数据源成像模型、上下文关系模型和融合模型三部分组成。

1.1 成像模型

对于 TM 影像而言, 可认为服从多维正态分布 (可由直方图分布检验)。由于 TM 影像受噪声的影响是不严重的, 并且土地利用类型的构像具有很好的一致性特征, 仅由原 TM 影像分类的精度是较高的。因此, 可不顾及其纹理特征。

对于 SAR 影像而言, 由于存在斑点噪声, 本文采用单向乘积性自回归随机场作为 SAR 影像的纹理模型, 模型的参数将作为纹理特征值用于分类。

设 SAR 影像 $X_{\text{SAR}}(i, j)$ 是由乘积性白噪声系统形成的, 若

$$Y_{\text{SAR}}(i, j) = \ln X_{\text{SAR}}(i, j) \quad (1)$$

那么 $Y_{\text{SAR}}(i, j)$ 为单向高斯自回归随机模型, 且

$$Y_{\text{SAR}}(s) = \sum_{r \in N} \theta_r (Y(s+r) - \bar{Y}) + U(s) \quad (2)$$

式中 N 为像元 (i, j) 的一邻域。由于 SAR 影像是依序扫描获得的, 最通用的单向二维邻域取决于已获得像元的亮度值, 即非对称半面支持。简而言

之, 像元值仅取决于该像元所在的 1/象限邻域。本文取 $N = \{(0, 1), (-1, -1), (-1, 0)\}$, \bar{Y} 是静态随机过程 Y 的均值, $U(s)$ 是方差为 σ^2 的非相关白噪声, $s = (i, j)$ 。参数 θ , σ^2 和 \bar{Y} 可在 9×9 范围内用极大似然法估计, 其似然函数对数形式的表达式^[3]为:

$$\begin{aligned} \ln P(Y_{\text{SAR}}(s) | \theta, \sigma^2, \bar{Y}) = & - (M^2/2) \ln 2\pi \sigma^2 \\ & - (1/2\sigma^2) \sum_{s \in K} (\ln(Y_{\text{SAR}}(s) - \bar{Y}) - \theta^T Z(s))^2 \\ & - \sum_{s \in K} \ln Y_{\text{SAR}}(s) \end{aligned} \quad (3)$$

参数估计表达式分别为:

$$\begin{aligned} \bar{Y} &= (1/M^2) \sum_{s \in K} Y(s) \\ \hat{\theta} &= [\sum_{s \in K} Z(s) Z^T(s)]^{-1} \sum_{s \in K} Z(s) (Y(s) - \bar{Y}) \\ \hat{\sigma}^2 &= (1/M^2) \sum_{s \in K} (Y(s) - \bar{Y} - \hat{\theta}^T Z(s))^2 \end{aligned} \quad (4)$$

式中, $Z(s) = \text{col}[Y(s+r) - \bar{Y}]$, $r \in N$, K 为 9×9 区域, $M = 9$

以上估计值将作为特征矢量用于 SAR 影像像元的分类。

1.2 上下文关系模型

上下文信息是指不同地物在空间位置上的相互关系。顾及影像像元上下文关系分类实质上是一种在分类中利用空间信息的方法。该方法的特点是: 对一个像元的分类除了依据本身的光谱特性或纹理外, 同时还考虑邻接像元的类别属性, 最后像元的类别通过考虑其上下文关系来确定。假设影像是由 $M \times N$ 个像元组成或由特征矢量 $X(i, j)$ 组成。这里 $X(i, j) = \{x(i, j, 1), \dots, x(i, j, f)\}$, f 为波段数或特征数。所覆盖范围可分为 m 类地物, 用 W_1, \dots, W_m 表示, 且先验概率相应

收稿日期: 1997-05-30。贾永红, 男, 32 岁, 博士生, 现从事影像分析研究。

* 测绘遥感信息工程国家重点实验室开放研究基金资助项目。

为 $P(W_1), \dots, P(W_m)$ 像元 (i, j) 的所属类别记为 C_{ij} , 假设 $P(X(i, j) | C_{ij} = c)$ 表示 $X(i, j)$ 在 $C_{ij} = c$ 时的条件概率, 像元 (i, j) 的 4 邻域为 $D_{ij} = \{(i-1, j), (i, j-1), (i+1, j), (i, j+1)\}$, 且 4 邻域的类别属性如图 1 那么根据 Bayes 公式后验概率可写成:

$$P(C_{ij} = c | X(i, j), D_{ij}) = kP(W_c) \times P(X(i, j) | C_{ij} = c) \cdot R_c(D_{ij}) \quad (5)$$

这里 k 为一常数, $P(W_c)$ 是类的先验概率, $P(X(i, j) | C_{ij} = c)$ 是类的条件概率, $R_c(D_{ij})$ 表示上下文信息, 由下式确定:

$$R_c(D_{ij}) = \sum_{a, b, d, e} [g(a, b, d, e | c) \times h(X(i, j-1), X(i-1, j), X(i, j+1), X(i+1, j) | X(i, j), c, a, b, d, e)] \quad (6)$$

	$(i-1, j)$ b	
$(i, j-1)$ a	(i, j) c	$(i, j+1)$ d
	$(i+1, j)$ e	

图 1 像元 (i, j) 的 4 邻域

Fig. 1 Local Neighborhood of Pixel (i, j)

这里 $g(a, b, d, e | c)$ 是像元 (i, j) 标记为 c 类时其 4 邻域具有如图 1 分布的概率, $h(\cdot)$ 是在特征矢量 $X(i, j)$ 像元 (i, j) 和其 4 邻域像元的类别确定情况下, 4 邻域特征矢量的联合概率密度。假定 4 邻域像元的特征矢量是条件独立的, 那么,

$$h(X(i, j-1), X(i-1, j), X(i, j+1), X(i+1, j) | X(i, j), c, a, b, d, e) = P^4(X(i, j) | C_{ij} = c) \quad (7)$$

$$g(a, b, d, e | c) = P(C_{i-1, j} = a | C_{ij} = c) \cdot P(C_{i, j-1} = b | C_{ij} = c) \cdot P(C_{i, j+1} = d | C_{ij} = c) \cdot P(C_{i+1, j} = e | C_{ij} = c) \quad (8)$$

设 $Z_c(D_{ij})$ 为 4 邻域像元的特征矢量条件独立时的上下文信息因子, (5) 式又可表示为:

$$P(C_{ij} = c | X(i, j), D_{ij}) = kP(W_c) P(X(i, j) | C_{ij} = c) Z_c(D_{ij}) \quad (9)$$

由(7)和(8)式不难推出:

$$Z_c(D_{ij}) = T_c(X(i, j-1)) T_c(X(i-1, j)) T_c(X(i, j+1)) T_c(X(i+1, j)) \quad (10)$$

其中 $T_c(X(l, k)) = \sum_{i=1}^m P(C_{ik} = W_l | C_{ij} = c) P(X(i, j) | C_{ij} = c) l, k \in D_{ij}$

若像元 (i, j) 为 c 类而其邻元 (l, k) 变为 W_l 的转移概率 $P(C_{lk} = W_l | C_{ij} = c)$ 都相同且 $P(C_{lk} = W_l | C_{ij} = c) = (1/m)$, 即 $Z_c = 1$, 这时模型就简化为不顾及上下文关系的后验概率。当 $W_l = c$, 这时 $P(C_{lk} = W_l | C_{ij} = c) = 1$, 则上下文关系的作用最

大; 当 $P(C_{lk} = W_l | C_{ij} = c) = 0$ 时, 则上下文关系不起作用。

1.3 融合模型

考虑本文是针对空间配准的 Landsat TM 和 SAR 影像融合用于土地利用分类, 为方便起见, 在此仅给出这两个数据源的融合模型。

假定 Landsat TM 影像表示为 $X_L(i, j)$, 覆盖同一地区的与 Landsat TM 影像空间配准的 SAR 影像表示为 $X_S(i, j)$, 像元 (i, j) 在 TM 和 SAR 影像上的分类标记分别为 $C_{L, ij}$ 和 $C_{S, ij}$, $P_S(X_S(i, j) | C_{S, ij} = c)$ 和 $P_L(X_L(i, j) | C_{L, ij} = c)$ 分别定义为 SAR 和 TM 各自的成像模型。顾及像元 (i, j) 的上下文关系模型, 根据 Bayes 决策理论, 各数据源的后验概率可分别写为:

$$P_S(C_{S, ij} = c | X_S(i, j), D_{S, ij}) = kP(W_c) P_S(X_S(i, j) | C_{S, ij} = c) Z_c(D_{S, ij}) \quad (11)$$

$$P_L(C_{L, ij} = c | X_L(i, j), D_{L, ij}) = kP(W_c) P_L(X_L(i, j) | C_{L, ij} = c) Z_c(D_{L, ij}) \quad (12)$$

这里 Z_c 是由(10)式确定的上下文因子。

对于 SAR 和 Landsat TM 传感器而言, 它们观测的是地物在不同波段的特性, 可认为它们的观测值是相互独立的。因此融合像元分类的后验概率可表示为:

$$P(C_{ij} = c | X_S(i, j), X_L(i, j)) = P_S(C_{S, ij} = c | X_S(i, j), D_{S, ij}) \cdot P_L(C_{L, ij} = c | X_L(i, j), D_{L, ij}) \quad (13)$$

由于 SAR 和 Landsat 影像各自分类结果的可靠性是不相同的, 在此对每个数据源引入可靠性因子。因此后验概率又变为:

$$P(C_{ij} = c | X_S(i, j), X_L(i, j)) \propto (P_S(C_{S, ij} = c | X_S(i, j), D_{S, ij})^{\mathbb{T}_S} \cdot (P_L(C_{L, ij} = c | X_L(i, j), D_{L, ij})^{\mathbb{T}_L})^{\mathbb{T}_L}) \quad (14)$$

\mathbb{T}_S 和 \mathbb{T}_L 分别是 SAR 和 TM 影像相应的可靠性因子。本文把每个数据源的总体分类精度作为其可靠性因子, 且 $\mathbb{T}_S = 0.7$, $\mathbb{T}_L = 0.90$ 对(14)两边取对数得

$$\log P(C_{ij} = c | X_S(i, j), X_L(i, j)) = \mathbb{T}_S \log P_S(C_{S, ij} = c | X_S(i, j), D_{S, ij}) + \mathbb{T}_L \log P_L(C_{L, ij} = c | X_L(i, j), D_{L, ij}) \quad (15)$$

将(11)、(12)代入上式得:

$$\log P(C_{ij} = c | X_S(i, j), X_L(i, j)) = \mathbb{T}_S \log [kP(W_c) P_S(X_S(i, j) | C_{S, ij} = c) \times Z_c(D_{S, ij})] + \mathbb{T}_L \log [kP(W_c) P_L(X_L(i, j) | C_{L, ij} = c) \cdot Z_c(D_{L, ij})] \quad (16)$$

式(16)就是顾及数据源成像模型、上下文

关系模型和可靠性因子融合分类的后验概率表达式。若令 $k = T_S = T_L = 1$, $Z_C(D_{S,ij}) = Z_C(D_{L,ij}) = 1$, 则 (13) 就成为不顾及数据源上下文关系模型和可靠性因子融合分类的后验概率表达式

(16) 式中各参数确定方法是这样的: 各类的先验概率是难估计的, 假设 $P(W_i)$ 均相同, 即 $P(W_i) = (1/m)$ 。对于 TM 影像而言, 其成像模型服从正态分布, 可由训练样区估计其均值和方差。对于 SAR 影像, 其参数估计在前面已给出。对于 $Z_C(D_{S,ij})$ 与 $Z_C(D_{L,ij})$ 中的转移概率可由各影像单独分类图统计得到。

根据 Bayes 决策论, 若

$$\begin{aligned} \log P(C_{ij} = c | X_S(i,j), X_L(i,j)) \\ = \max_{c=1, \dots, m} \{ \log P(C_{ij} = c | X_S(i,j), X_L(i,j)) \} \end{aligned} \quad (17)$$

则 $C_{ij} \in c$, 且 Bayes 决策的分类错误率最小。

以上就是 Landsat TM 和 SAR 影像融合分类的原理。

2 试验结果分析

采用上述融合分类法对覆盖广东三水城区的 Landsat TM (2, 3, 4) 三波段和航空 SAR 影像作了分类试验。试验区为平坦地区, 且大致可分为水、林地、旱地、水田和其它五类覆盖物。航空 SAR 影像空间分解力为 10 m。由于 SAR 影像存在相干斑点噪声, 且 SAR 所记录的几何位置是根据斜射程确定的, 存在透视、纠缠、阴影、叠掩等引起的几何失真, 对 SAR 影像的斑点噪声先用 σ 滤波法加以削弱。由于试验区属平坦区, 因此可用二次多项式逼近法对其进行几何校正。校正时, 要求选择的控制点均匀密集分布, 否则得出的多项式模型是不适用的。对经几何校正的 SAR 影像进行重采样, 使之与 TM 具有相同空间分解力。最后在 SAR 影像与 Landsat TM 影像上选择少量控制点, 用二次多项式拟合, 可与 Landsat TM 影像空间配准, 同时归化到 UTM 投影坐标系。

在分类过程中, 水、林地、旱地、水田和其它中每一类的训练样本和检验样本均为 1 000。由训练区可估计高斯条件概率密度函数的均值向量和方差矩阵。

表 1 给出了在不顾及与顾及上下文信息的 TM、SAR 影像分类结果和二类影像融合分类结

果。表中分类精度是根据在分类图中随机取样, 统计与实际类别之间的混淆程度, 由混淆矩阵计算的平均分类精度。由表 1 可见:

表 1 试验分类精度

Tab. 1 Classification Accuracy of Test

分类类别	上下文信息	
	不顾及	顾及
SAR 分类	64.2%	69.5%
TM 分类	85.3%	89.2%
融合分类	86.4%	90.8%

① SAR、TM 影像顾及上下文信息的分类精度分别比不顾及上下文关系的分类精度提高了近 4~5%。

② 顾及上下文信息的融合分类精度比不顾及上下文信息的融合分类精度提高近 5%。由此可见顾及上下文信息可提高分类精度。

③ 不管是顾及还是不顾及上下文信息, 融合分类的精度都比 SAR 影像的分类精度提高近 20%。这一点是很重要的, 这可克服 SAR 影像对土地利用的分辨能力差而误分率高的缺点。相对于 TM 影像分类精度而言, 分类精度提高并不显著。

若在模型中顾及类变化、时相性和天气条件, 将不同时期 SAR 和 Landsat TM 影像融合分类, 其分类结果作变化检测将比单独由 SAR 分类的结果进行变化检测准确、可靠、稳健。

参 考 文 献

- Frankot R T, Chellappa R. Lognormal Random-Field Models and Their Applications to Radar Image Synthesis. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, 1987 (25): 195~206
- Geman S, Geman D. Stochastic Relaxation, Gibbs Distribution, and Bayes Restoration of Images. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell*, 1984 (6): 721~741
- Haslett J. Maximum Likelihood Discriminant Analysis on the Plane Using a Markovian Model of Spatial Context. *Pattern Recognition*, 1985, 18 (3/4): 287~296
- Peddle D P, Franklin S E. Image Texture Processing and Data Integration for Surface Pattern Discrimination. *PR&RS*, 1991 (57): 413~420
- Lin Q, Allebach J P. Combating Speckle in SAR Images: Vector Filtering and Sequential Classification Based on a Multiplicative Noise Model. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, 1990 (28): 647~653

Multisource Classification of Remotely Sensed Data Based on Bayesian Data Fusion Method

Jia Yonghong Li Deren

(School of Information Engineering, W TU SM, 39 Luoyu Road, Wuhan, China, 430070)

Abstract In this paper, a new method for classification of multisource data is proposed. The images formation model, contextual model and reliability factors are taken into account in the method. The performance of the method is evaluated by fusing Landsat TM images and SAR image for land-use classification. Significant improvements in classification accuracy compared to the SAR image classifier are obtained. So it is an effective and robust method for multisource classification of remotely sensed data.

Key words Bayesian fusion method; autoregressive random field; contextual information; multisource classification of remotely sensed data

(上接第 247 页)

4 Mallat S G Multiresolution Representation and

Wavelets [PHD Thesis]. Philadelphia University of Pennsylvania, 1988 87~88

The Compression of Remote Sensing Image Based on Match Consistency

Zeng Yong Liao Mingsheng Zhang Jianqing Shen Weiming

(National Laboratory for Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, W TUSM, 39 Luoyu Road, Wuhan, China, 430070)

Abstract A compression method of keeping match consistency on remote sensing image is represented. A lot of results of experiments are presented. The results describe the relation between image compression and match. At the same time, conclusion is drawn that for aerial remote sensing image at $25\mu\text{m}$ resolution, when the compression ratio is 8:1, match consistency is kept.

Key words image compression; wavelet transform; Mallat algorithm; quality criterion; image match

《武汉测绘科技大学学报》编辑委员会

名誉主任: 宁津生

主任: 李德仁

委员: 刘经南 王新洲 朱灼文 晁定波 张正禄

郑肇葆 龚健雅 舒 宁 许云涛 张祖勋

毋河海 刘耀林 李 霖 杜道生 朱元泓

詹庆明 李清泉 赵茂泰 梁荫中 柳建乔

主编: 李德仁 (兼)

副主编: 柳建乔