

一种新的高分辨率遥感影像模糊监督分类方法

王春艳¹ 刘佳新² 徐爱功³ 王 玉³ 隋 心³

1 辽宁工程技术大学矿业技术学院, 辽宁 葫芦岛, 125105
2 辽宁工程技术大学电气与控制工程学院, 辽宁 葫芦岛, 125105
3 辽宁工程技术大学测绘与地理科学学院, 辽宁 阜新, 123000

摘 要:针对高分辨率遥感影像分类中由于细节特征突出、同质区域光谱测度变异性增大所带来的像素类属的不确定性及模型的不确定性等造成的误分结果,提出一种基于模糊隶属函数的监督分类方法。对同质区域定义高斯隶属函数模型用来表征像素类属不确定性;模糊化该隶属函数参数建立影像模糊隶属函数,以建模同质区域光谱测度的不确定性;用训练样本在所有类别中的模糊隶属函数及原隶属函数(高斯隶属函数)中的隶属度为输入,建立模糊线性神经网络模型作为目标函数,实现分类决策。该算法和经典算法对World View-2全色合成影像及真实影像进行定性和定量分类实验,分类结果验证了文中方法具有更高的分类精度。

关键词:高分辨率遥感影像;模糊隶属函数;影像分类;模糊神经网络

中图分类号:P237 **文献标志码:**A

图像分类是遥感图像处理(如特征提取、目标辨识、地物目标分类)的基础工作和重要任务。高分辨率遥感影像所具有的更加丰富的地表覆盖细节信息特征为精准地物目标分类提供了充分的依据,极大消除了分类过程中混合像元所带来的像素类属的不确定性。然而,丰富的地表覆盖细节信息使遥感影像中同一地物目标内像素光谱测度变异性增大^[1],这种特征同样会带来像素类属的不确定性;同时,该特征也使同质区域内特征像素光谱测度的不确定性增大,基于不确定的特征像素所建立的模型也是不确定的,这种不确定性将对分类结果产生新的影响。上述两种不确定性给高分辨遥感影像分类带来了新的问题与困难。

目前,处理不确定性问题最为有效的方法是模糊聚类方法^[2-4]。其中,模糊C均值算法^[5-8]由于具有良好的稳定性、原理直观、极易于扩展、能够充分刻画影像中存在的光谱测度模糊性和不确定性等优良特性,已被广泛应用于遥感影像分类。该算法利用隶属度表征像素类属的不确定性,并以此构建目标函数,采用对目标函数迭代优化的

聚类策略实现最佳模糊分类,有效解决了像素类属的不确定性带来的分类问题,对低、中分辨率无噪声遥感影像可以得到令人满意的分类结果,但是,该聚类方法无法处理高分辨率遥感影像中由于同质区域内光谱测度差异性所引起的建模的不确定性对分类结果的影响。

为了有效处理由于局部特征数据差异性引起的建模的不确定性问题,许多研究者将上述不确定性特征用模糊隶属函数表征,即通过模糊化隶属函数参数来刻画隶属函数的不确定性^[9]。该模糊化隶属函数通过最小和最大化参数将隶属函数确定在一定范围内,相对于明晰化隶属函数,模糊化隶属函数可以同时刻画像素类属的不确定性以及函数自身的不确定性,其处理不确定性的能力更强。目前,这种建模方法已在环境质量检测^[10-12]、模式识别^[13-15]、多目标决策^[16-18]等领域得到应用。合理应用模糊化隶属函数提供的信息建模目标函数,是该类方法的核心问题,目标函数的优劣将直接影响决策的质量。应用模糊化隶属函数所提供的信息构建模糊神经网络^[19-20]模型是

最为常用的建模目标函数方法,该方法将模糊隶属函数提供的所有信息以加权求和的形式联系起来,用权重符号判断信息在目标函数中是否发挥作用(权重为正表示该隶属函数信息被激活,权重为负和零则表示被抑制),通过权重大小判断其发挥作用的大小(权重越大,发挥的作用越大),相对于传统建模目标函数方法,该建模方法使目标函数质量得到很大提高。

基于上述建模思想,本文提出一种基于模糊化隶属函数的高分辨率遥感影像监督分类方法,该方法首先应用监督采样数据构建影像隶属函数模型,以处理像素类属的不确定性,然后对上述隶属函数参数模糊化,建立模糊隶属函数,处理建模的不确定性,最后根据影像的隶属函数和模糊化隶属函数所提供的信息建立目标函数,按最大隶属度原则对高分辨率遥感影像进行划分。

1 模糊化隶属函数

1.1 同质区域隶属函数模型

对于给定图像 $\mathbf{X} = \{x_j, j = 1, 2, \dots, n\}$, j 为像素索引, n 为总像素数, x_j 为第 j 个像素光谱测度,建立模糊集合 $\{U_{n \times m} | u_{ji} \in [0, 1]\}$, 其中, U 是 $n \times m$ 矩阵, m 为类别, $i = 1, 2, \dots, m$ 为类别索引, u_{ji} 为矩阵元素,表示第 j 个像素属于第 i 类的隶属度,其值域为 $0 \leq u_{ji} \leq 1$, 并且满足约束条件 $\sum_{i=1}^m u_{ji} = 1$ 。本文使用计算性能良好的通用分布模型——高斯隶属函数模型作为影像同质区域的隶属函数模型,表达式为:

$$u_{ji} = \beta_i \times \exp\left\{-\frac{(x_j - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right\} \quad (1)$$

式中, μ_i 、 σ_i 、 β_i 为模型参数,分别为第 i 类的均值和标准差及系数, β_i 满足 $0 \leq \beta_i \leq 1$ 。文中对每个同质区域进行监督采样,应用最小二乘直方图拟合方法求解模型参数,构建上述隶属函数模型。

1.2 隶属函数参数模糊化

为了有效刻画不确定特征像素建立的模型的不确定性,将隶属函数参数在 $[\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma]$ 区间进行离散取值(真实隶属函数落在 $[\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma]$ 区间的置信度为 99.7%), 并且假定区间内各隶属函数出现的概率相同。依据下式计算隶属函数参数的上、下边界:

$$\mu_i^- = \mu_i - c_i \times \sigma_i, \mu_i^+ = \mu_i + c_i \times \sigma_i, c_i \in [0, 3] \quad (2)$$

$$\sigma_i^- = \frac{\sigma_i}{d_i}, \sigma_i^+ = \sigma_i \times d_i, d_i \in [0.3, 1] \quad (3)$$

式中, c_i 和 d_i 为调节因子; μ_i^- 和 μ_i^+ 以及 σ_i^- 和 σ_i^+ 分别表示第 i 类地物目标的均值及标准差的下边界和上边界,模糊隶属函数表达为:

$$u'_{ji} = \beta_i \times \exp\left\{-\frac{(x_j - \mu_{i1})^2}{2\sigma_{i1}^2}\right\} \quad (4)$$

式中, $u'_{ji} \in [u_{ji}^-, u_{ji}^+]$, u_{ji}^+ 和 u_{ji}^- 分别表示第 j 个像素属于第 i 类的最大、最小隶属度; $\mu_{i1} \in [\mu_i^-, \mu_i^+]$, $\sigma_{i1} \in [\sigma_i^-, \sigma_i^+]$; 保持标准差不变,即 $\sigma_{i1} = \sigma_i$, 当 $\mu_{i1} = \mu_i^-$ 时 $u'_{ji} = u_{ji}^-$, 当 $\mu_{i1} = \mu_i^+$ 时 $u'_{ji} = u_{ji}^+$; 保持均值不变,即 $\mu_{i1} = \mu_i$, 当 $\sigma_i = \sigma_i^-$ 时, $u'_{ji} = u_{ji}^+$, 当 $\sigma_{i1} = \sigma_i^+$ 时, $u'_{ji} = u_{ji}^-$ 。

具有模糊化均值的模糊隶属函数的上、下边界的隶属度计算式为:

$$u_{ji}^+ = \begin{cases} u'_{ji}, & x_j < \mu_i^- \\ \beta_i, & \mu_i^- \leq x_j \leq \mu_i^+ \\ u'_{ji}, & x_j > \mu_i^+ \end{cases} \quad (5)$$

$$u_{ji}^- = \begin{cases} u'_{ji}, & x_j \leq \frac{\mu_i^- + \mu_i^+}{2} \\ u'_{ji}, & x_j > \frac{\mu_i^- + \mu_i^+}{2} \end{cases} \quad (6)$$

具有模糊化标准差的模糊隶属函数的上、下边界隶属度计算式为:

$$u_{ji}^+ = \beta_i \times \exp\left\{-\frac{(x_j - \mu_i)^2}{2\sigma_i^{-2}}\right\} \quad (7)$$

$$u_{ji}^- = \beta_i \times \exp\left\{-\frac{(x_j - \mu_i)^2}{2\sigma_i^{+2}}\right\} \quad (8)$$

2 目标函数

根据模糊线性神经网络原理联合模糊隶属函数的上、下边界信息及原隶属函数(高斯隶属函数)重建各同质区域隶属函数模型(目标函数),使其能更加真实地反映地表覆盖信息。

在灰度空间逐一对每个训练样本计算其在所有类别中上、下隶属函数及高斯隶属函数中的隶属度,组成如下特征向量:

$$\mathbf{u}''_{ji} = \{u_{j1}^-, u_{j1}^+, u_{j1}^+ \dots u_{jm}^-, u_{jm}^+, u_{jm}^+\} \quad (9)$$

其中, \mathbf{u}''_{ji} 表示第 i 类中第 j 个训练样本在所有类别中的隶属度组成的 $3m$ 维特征向量。

以各类别训练数据在所有类别中的隶属度组成的特征向量作为输入神经元,输出神经元节点数为特征向量长度,建立如下模糊线性神经网络模型作为目标函数:

$$v_{ji} = f(\mathbf{w}_i \mathbf{u}''_{ji} + \mathbf{b}_i) \quad (10)$$

式中, $0 \leq v_{ji} \leq 1$ 表示第 j 个像素属于第 i 类的隶属度,满足约束条件 $\sum_{i=1}^m v_{ji} = 1$; $\mathbf{w}_i = \{w_{1i}^+, w_{1i}^-,$

$w_{1i} \cdots w_{mi+}, w_{mi}, w_{mi-}$ 为第 i 类各输入神经元节点的权重向量; b_i 为偏移量; f 为输出节点的激活函数。该函数为分段线性函数, 满足如下条件:

$$v_{ji} = \begin{cases} w_i u''_{ji} + b_i, & 1 \geq v_{ji} \geq 0 \\ 0, & v_{ji} < 0 \\ \max(y_i), & v_{ji} > 1 \end{cases} \quad (11)$$

式中, $\max(y_i)$ 表示第 i 类中的最大直方图频率值。文中将各类别训练数据的直方图频率值作为期望输出, v_{ji} 为实际输出, 利用最小二乘法估计各类别权重及偏移量建立上述目标函数, 得到以下隶属度矩阵:

$$U^* = [v_{ji}]_{n \times m} \quad (12)$$

为了得到明晰的分类结果, 需要将目标函数隶属度矩阵 U^* 反模糊化。本文采用最大隶属度准则实现对影像的区域划分:

$$M_j = \arg_i \{ \max \{ v_{ji} \} \} \quad j = 1, 2 \cdots n; i = 1, 2 \cdots m \quad (13)$$

其中, M_j 表示第 j 个像素的所属类别, 并用 $M = \{M_1, M_2 \cdots M_n\}$ 表示明晰的分类结果。

3 实验和结果

3.1 合成影像

图 1 为从盘锦地区 World View-2 全色影像中截取 4 类地物组成的合成影像, 分辨率为 0.5 m, 像素大小为 256×256 。图中 I 表示水泥路面, II 表示农田, III 表示水域, IV 表示彩钢房顶——即定义 I 等同于水泥路面, II 等同于农田, III 等同于水域, IV 等同于彩钢房顶。为了充分表达高分辨率遥感影像同质区域由于细节特征突出所呈现的光谱测度差异性显著的特征, 合成影像中所选 4 种地物同质区域内部灰度测度差异性均较大(如 III 部分结冰水域中零星的雪等)。

图 2 是对合成影像按类别随机提取 30% 训练数据, 根据最小二乘原理进行直方图拟合建立的同质区域隶属函数模型(高斯隶属函数)。横坐标为强度, 表示为 0~255 之间的灰度值, 纵坐标为隶属度, 图中蓝色、绿色、黑色和红色曲线分别表示为图 1 中 I~IV 4 类地物的隶属函数, “*” “+” “☆” “△” 为对应的 I~IV 类地物的训练数据直方图。

图 3 为通过调整调节因子 c_i 和 d_i 得到的最佳目标函数模型, 其中图 3(a) 为模糊化均值($c_1 = c_2 = c_3 = c_4 = 2.5$)得到的最佳目标函数模型; 图

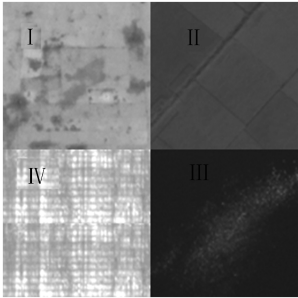


图 1 合成影像
Fig.1 Synthetic Image

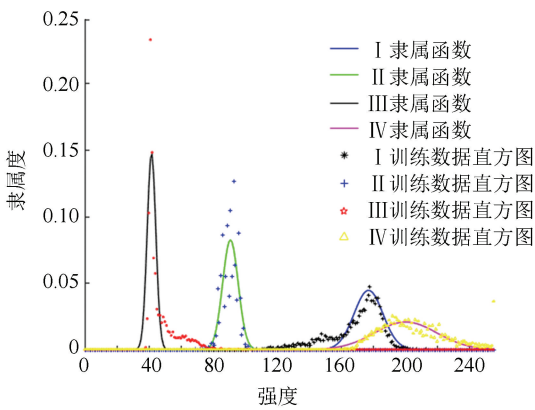


图 2 各类别隶属函数
Fig.2 Each Category of Membership Function

3(b) 为模糊化标准差($d_1 = d_2 = d_3 = d_4 = 0.3$)得到的最佳目标函数模型。图 4 是对合成影像应用不同算法得到的分类结果。

为了定量评价本文算法, 以合成影像的实际类别为标准, 分别给出高斯隶属函数分类、最大似然分类以及本文方法分类结果的产品精度、用户精度、总精度和 kappa 值(见表 1), 其中各项指标值越大, 分类精度越高。由以上分析可知:

1) 遥感影像高分辨率的特征使图 1 中 I 类水泥路面上的裂缝、III 类冬季部分结冰的水域上零星的雪以及 IV 类彩钢房顶的格状纹理等细节信息都清晰可见, 上述细节信息使同质区域直方图分布特征发生改变, 如由于中低分辨率水域中的微小细节信息(冰面上零星的雪)无法体现, 其分布特征表现为对称的高斯分布(水的分布), 而图 1 中水域的直方图分布表现为非对称单峰分布(图 2 中最左侧“☆”训练数据直方图)。

2) 在以训练数据直方图为已知数据的模糊监督分类方法中, 模型对直方图的拟合程度直接影响分类结果, 拟合效果越好, 分类精度越高。图 2 中由于高斯隶属函数为单峰对称分布, 无法对具有复杂分布特征的高分辨率遥感影像光谱特征进行很好的拟合, 对 I 类和 III 类直方图尤其明

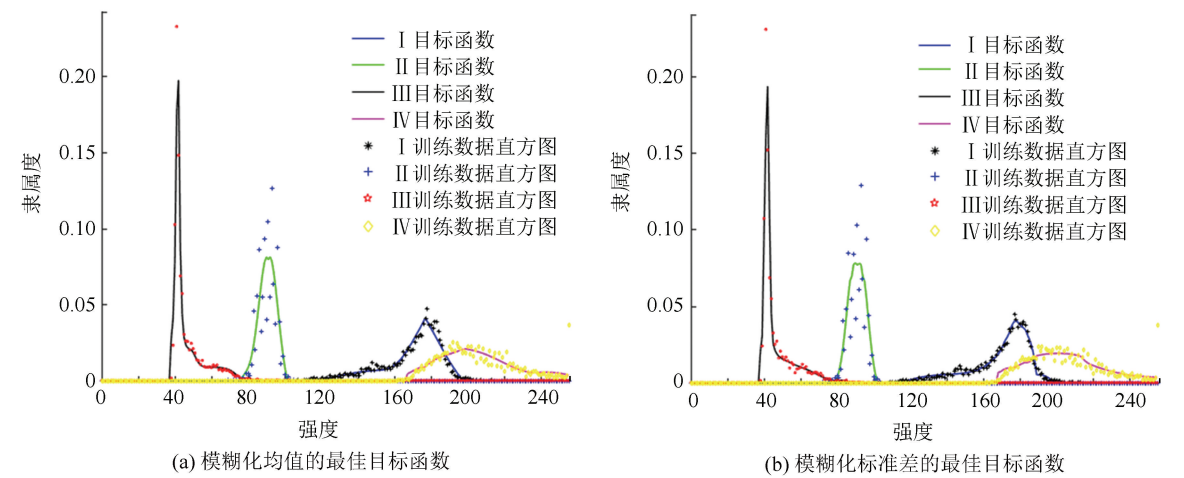


图 3 最佳目标函数

Fig.3 Best Objective Function

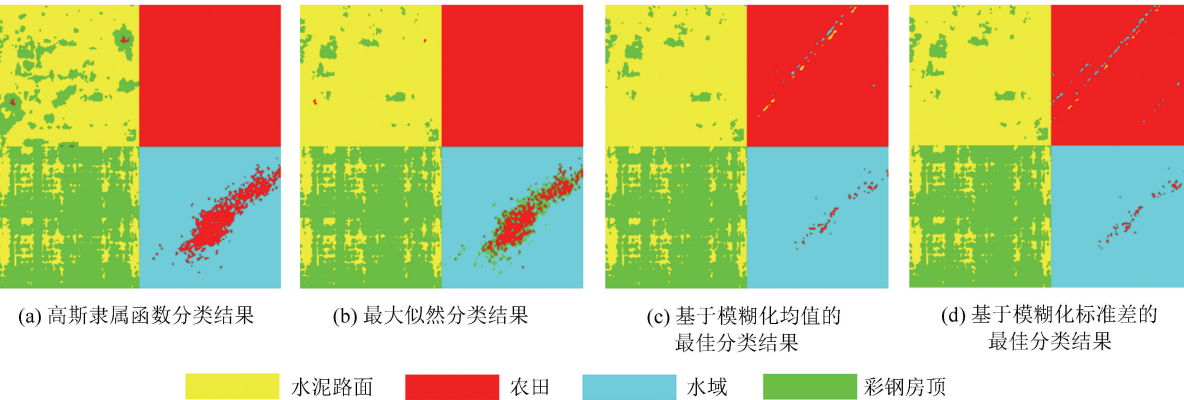


图 4 合成影像分类结果

Fig.4 Classification of Synthetic Images

表 1 合成影像分类结果的用户精度、产品精度、总精度及 kappa 值

Tab.1 User Precision, Product Precision, Total Precision and Kappa Value of Synthetic Image

方法	精度指标	同质区域				调节因子(b/a)	总精度	kappa 值
		I	II	III	IV			
高斯隶属函数	用户精度	0.765	0.893	1.000	0.781	$c_1 = c_2 =$ $c_3 = c_4 = 2.5$	0.856	0.809
	产品精度	0.786	1.000	0.882	0.758			
最大似然	用户精度	0.816	0.925	1.000	0.897	$d_1 = d_2 =$ $d_3 = d_4 = 0.3$	0.906	0.874
	产品精度	0.907	1.000	0.921	0.795			
模糊化均值	用户精度	0.819	0.988	0.998	0.927	$d_1 = d_2 =$ $d_3 = d_4 = 0.3$	0.930	0.906
	产品精度	0.938	0.997	0.988	0.795			
模糊化标准差	用户精度	0.820	0.988	0.998	0.927	$d_1 = d_2 =$ $d_3 = d_4 = 0.3$	0.930	0.906
	产品精度	0.938	0.998	0.988	0.795			

显,存在相当一部分训练样本直方图频率值在拟合模型以外,以该隶属函数作为分类模型,其分类结果精度较低(总精度为 0.856,kappa 值为 0.809)。图 3 中使用本文方法建立的目标函数可以高度拟合各同质区域训练数据直方图,其总精度达到0.930,kappa 值为 0.906,相对于高斯隶属函数分类结果,总精度提高 7.4%,kappa 值提高

近 10%,提高效果显著。

3)高分辨率遥感影像同质区域的细节信息不确定性较大,该不确定信息使提取的训练数据存在不确定性,模糊隶属函数有效刻画了该不确定性。相对于高斯隶属函数,文中方法考虑了建模的不确定性,基于该模糊隶属函数建立的目标函数使图 1 中 4 个类别的产品精度、用户精度都得

到了不同程度的提高。

4)图4给出了对合成影像应用不同算法的分类结果。通过观察可知,图4(a)中应用高斯隶属函数及图4(b)的最大似然分类都无法使第III类水域中的冰面上的零星积雪得到正确划分,而应用文中方法,图4(c)和图4(d)分类效果得到显著改善(用户精度接近,产品精度从0.882提高到0.988),同时,I类水泥路面中深色区域的误分现象及彩钢房顶的分类效果也有所改善。表1为其相应的评价指标,应用高斯隶属函数模型分类结果为总精度=0.856,kappa=0.809;最大似然分类结果为总精度=0.906,kappa=0.874;本文方法分类结果为总精度=0.930,kappa=0.906,可见本文方法分类结果优于隶属函数分类和最大似然分类。

表2 各类别训练数据分类结果的用户精度、产品精度、总精度及 kappa 值

Tab.2 User Precision, Product Precision, Total Precision and Kappa Value of High Resolution Images

影像	地物 影像	隶属函数法			最大似然法			本文方法		
		用户	产品	总精度	用户	产品	总精度	用户	产品	总精度
		精度	精度	/kappa	精度	精度	/kappa	精度	精度	/kappa
图5(a)	道路	1.000	0.980	0.989 /0.980	1.000	0.980	0.989 /0.980	0.998	1.000	0.998 /0.996
	植被	0.976	0.999		0.976	0.999		1.000	0.995	
	水域	0.994	0.992		0.994	0.992		0.973	0.998	
图5(b)	建筑物	0.901	0.636	0.907 /0.881	0.890	0.940	0.952 /0.937	0.942	0.970	0.991 /0.988
	植被	0.961	0.964		0.965	0.959		0.971	0.982	
	积雪	0.551	0.843		0.845	0.752		0.990	0.991	
	水域	0.998	1.000		0.998	0.999		0.999	1.000	
	冰面	0.978	0.981		0.974	0.986		0.997	0.986	
图5(c)	建筑物	0.919	0.786	0.904 /0.849	0.836	0.829	0.914 /0.865	0.931	0.793	0.932 /0.892
	植被	0.772	0.938		0.862	0.941		0.860	0.947	
	水域	0.980	0.948		0.990	0.944		0.992	0.996	

图5(a)中对于水泥道路与植被的分类,3种方法分类精度接近;而对于水域的分类,由于与水泥道路连接的水域部分其像素灰度特征会发生改变,故应用隶属函数法和最大似然法分类时,该部分水域大部分像素被误分为水泥路面,而被水泥道路和植被包围的水域完全被误分为植被。应用本文方法3种地物边界区域误分像素显著减少,整体分类质量得到很大程度提高。

图5(b)中5种地物具有以下特点:冰和水域灰度测度十分接近,目视无法判别;人字形屋顶以脊线为分界线灰度差异性显著,其对应的直方图呈现双峰特征;植被覆盖部分由于存在裸露的土地及树木,因此存在较大的灰度差异性;积雪的光谱测度遍布整个灰度区间。对于建筑物中房顶的分类,由于高斯隶属函数为单峰对称曲线无法反映建筑物的双峰特征,故与植被灰度测度接近的一侧屋顶完全被误分为植被;使用最大似然分类

3.2 真实高分辨率遥感影像

图5中(a)、(b)、(c)为3幅从0.5 m分辨率WorldView-2 全色影像中截取的高分辨率遥感影像,图5(a)中包含水泥道路、植被和水域3种不同地物,影像尺寸为256×256像素;图5(b)中包含积雪、建筑物、植被、冰面和水域5种地物,影像尺寸为256×256像素;图5(c)中包含建筑物、植被和水域3种地物,影像尺寸为1 024×1 024像素。其中图5(a1)~5(c1)为隶属函数法对上述高分辨率遥感影像进行分类得到的分类结果,图5(a2)~5(c2)为最大似然法分类结果,图5(a3)~5(c3)为本文算法最优分类结果。

表2为对各类别训练数据应用隶属函数法、最大似然法以及本文方法进行分类得到的分类结果的产品精度、用户精度、总精度和kappa值。

方法使分类精度得到改善,但是房顶向光部分(灰度强度大)存在一定像素被误分为积雪;而本文方法由于可以刻画建筑物直方图的双峰分布特征,故对于建筑物的分类精度最高。对于其他4种地物的分类,高斯隶属函数分类方法与最大似然分类方法基本相同,而本文方法由于目标函数可以更加准确刻画目标地物同质区域的直方图分布特征,其抗噪性得到提高,故相对于前两种方法,本文方法使水域和冰面上的噪声大量减少,整体分类精度得到很大程度提高。

图5(c)中高分辨率的特征使建筑物如房顶的灰度差异清晰可见,光谱测度几乎遍布整个灰度测度区间,显著的灰度测度差异性增加了分类困难,并且由于影像尺寸较大(1 024×1 024像素),3种分类方法目视上无法进行分类质量比较,但通过表2中建筑物的产品精度与用户精度的平均精度(隶属函数法平均分类精度为0.853,

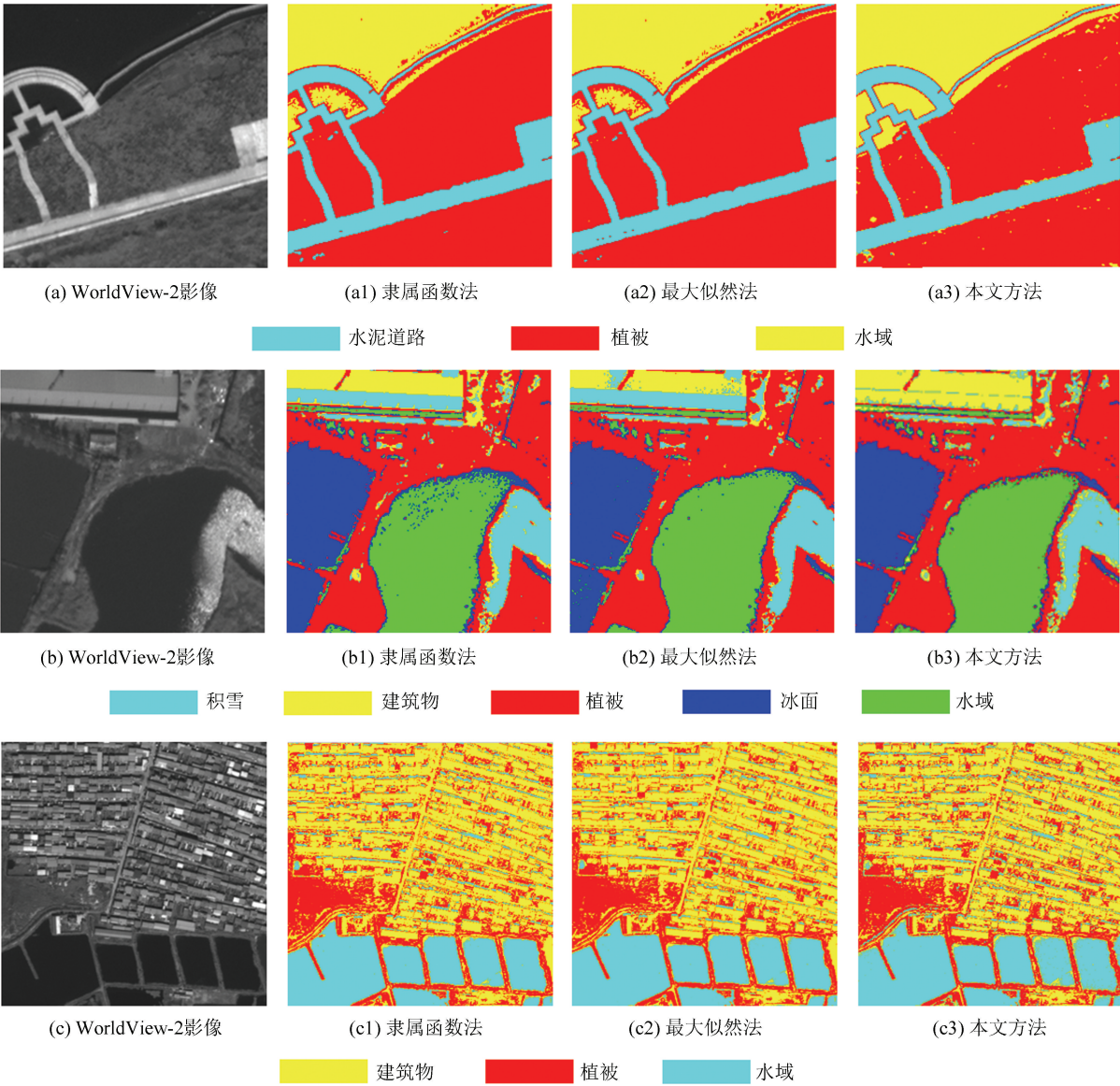


图 5 高分辨率遥感影像及分类结果

Fig.5 High Resolution Remote Sensing Images and the Classification Results

最大似然分类法平均精度为 0.833,而本文方法的平均分类精度为 0.862)比较可知,本文方法对于建筑物的分类精度最高。对于植被的分类,由于建筑群中植被覆盖区域存在房屋阴影,该阴影像素灰度与水域接近,基于像素的分类方法无法处理阴影特征,故 3 种分类方法中都存在建筑群中阴影区域被误分为水域的情况,另外由于植被区域内部包含树木、草地及裸露的地面等,灰度测度差异性较大,其直方图分布曲线表现为非正态分布的特点,基于高斯隶属函数及最大似然分类方法假设待分类区域服从高斯分布曲线特征与实际不符,故两种方法对影像下方植被的分类中大量像素被误分为建筑物,而本文方法使用的目标函数可以拟合不规则直方图曲线,故该区域的分类质量得到较大程度提高。对于水域的分类,由于

影像右下角部分水域中存在部分结冰情况,使水域的直方图分布曲线表现为双峰分布特征,故应用前两种分类方法右下角部分水域被完全误分为建筑物,而应用本文方法对该区域实现了正确的划分。

由表 2 的 3 种方法比较可知,本文方法分类精度均不同程度高于前两种分类方法。

4 结 语

本文提出一种新的高分辨率遥感影像模糊监督分类方法。该方法以影像同质区域隶属函数模型为基础构建模糊化隶属函数,有效刻画了高分辨率遥感影像类属的不确定性及建模的不确定性特征;据此构建的模糊线性神经网络模型(目标函

数)可以精确拟合高分辨率遥感影像同质区域复杂的直方图分布,从而增加了分类决策的准确性。以合成影像和真实高分辨率遥感影像作为实验图像,利用高斯隶属函数法、最大似然方法及本文方法对影像进行区域划分,定量及定性的实验对比分析验证了本文方法的可行性与有效性。虽然本文方法将模型的不确定引入建模过程,改善了目标函数质量,提高了分类精度,但仍存在以下两点问题需要进一步完善:首先在不考虑像素的空间相关性的情况下,基于像素的影像分类方法普遍存在对噪声敏感问题,并且对于光谱测度接近的像素无法实现正确划分(如水域和房屋的阴影光谱测度十分接近,使用本文方法房屋阴影被划分为水域),因此融入邻域像素关系将作为下一步研究内容;其次,文中对真实高分辨率遥感影像进行定量评价过程中,以训练数据作为标准进行精度评价,该方法可以反映出不同方法分类结果的分类质量,但该基于局部数据的定量评价方法不能准确反映整幅影像的分类精度,故文中对真实影像采取目视判读为主,训练样本精度评价指标为辅的分类质量评价方法。因此,未来将尝试使用其他真实高分辨率遥感影像的定量评价方法进行进一步研究。

参 考 文 献

- [1] Bruzzone L, Carlin L. A Multilevel Context-based System for Classification of Very High Spatial Resolution Images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, 44(9): 2 587-2 600
- [2] Gath I, Geva A B. Unsupervised Optimal Fuzzy Clustering [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1989, 11(7): 773-780
- [3] Ahmed M N, Yamany S M, Mohamed N A, et al. A Modified Fuzzy C-means Algorithm for Bias Field Estimation and Segmentation of MRI Data [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2002, 21(3): 193-199
- [4] Chen S, Zhang D. Robust Image Segmentation Using FCM with Spatial Constraints Based on New Kernel-induced Distance Measure [J]. *IEEE Transactions on Cybernetics Systems, Man and Cybernetics*, 2004, 34(4): 1 907-1 916
- [5] Szilagyi L, Benyo Z, Szilagyi S M, et al. MR Brain Image Segmentation Using an Enhanced Fuzzy C-means Algorithm [C]. Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Cancun, Mexico, 2003
- [6] Wang Haijun, Deng Yu, Wang Li, et al. A C-means Algorithm Based on Data Field [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2009, 34(5): 626-629(王海军, 邓羽, 王丽, 等. 基于数据场的C均值聚类方法研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2009, 34(5): 626-629)
- [7] Chatzisand S P, Varvarigon T A. A Fuzzy Clustering Approach Toward Hidden Markov Random Field Models for Enhanced Spatially Constrained Image Segmentation [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy System*, 2008, 16(5): 1 351-1 361
- [8] Sarkar A, Banerjee A, Banerjee A, et al. Land Cover Classification in MRF Context Using Dempster-Shafer Fusion for Multisensory Imagery [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14(5): 634-645
- [9] Karmakar S, Mujumdar P P. Grey Fuzzy Optimization Model for Water Quality Management of a River System [J]. *Advances in Water Resources*, 2006, 29(7): 1 088-1 105
- [10] Oberthur T, Dobermann A, Aylward M. Using Auxiliary Information to Adjust Fuzzy Membership Functions for Improved Mapping of Soil Qualities [J]. *Geographical Information Science*, 2000, 14(5): 431-454
- [11] Mauro A E, Maros A E, Sinito A M. An Interval Fuzzy Model for Magnetic Monitoring: Estimation of a Pollution Index [J]. *Environmental Earth Sciences*, 2012, 66(5): 1 477-1 485
- [12] Janin S, Khare M. Construction of Fuzzy Membership Functions for Urban Vehicular Exhaust Emissions Modeling [J]. *Environmental Monitoring and Assessment*, 2010, 167(8): 1-4
- [13] Yang C L, Kuo R J, Chien C H, et al. Non-dominated Sorting Genetic Algorithm Using Fuzzy Membership Chromosome for Categorical Data Clustering [J]. *Applied Soft Computing*, 2015, 30(5): 113-122
- [14] Tang W M. Fuzzy SVM with a New Fuzzy Membership Function to Solve the Two-Class Problems [J]. *Neural Process Letters*, 2011, 34(3): 209-219
- [15] Chen M S, Wang S W. Fuzzy Clustering Analysis for Optimizing Fuzzy Membership Functions [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1999, 103(2): 239-254
- [16] Kaur D, Mukherjee S, Basu K. Solution of a Multi-Objective and Multi-Index Real-Life Transportation Problem Using Different Fuzzy Membership Functions [J]. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 2015, 164(2): 666-678

[17] Kumar A, Kaur M. A New Method for Solving Single and Multi-Objective Fuzzy Minimum Cost Flow Problems with Different Membership Functions [J]. *Indian Academy of Sciences*, 2014, 39(1): 189-206

[18] McCloskey A, Mcivoll R, Maguire L. A User-centred Corporate Acquisition System: A Dynamic Fuzzy Membership Functions Approach [J]. *Decision Support Systems*, 2006, 42(1): 162-185

[19] Qiu F, Jensen J R. Opening the Black Box of Neural Networks for Remote Sensing Image Classification [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2004, 25(9): 1 749-1 768

[20] Liu J, Wang W, Dou X. Multiple Model Internal Model Control Based on Fuzzy Membership Function [C]. 2008 IEEE International Conference on Automation & Logistics, Qingdao, China, 2008

A New Method of Fuzzy Supervised Classification of High Resolution Remote Sensing Image

WANG Chunyan¹ LIU Jiaxin² XU Aigong³ WANG Yu³ SUI Xin³

1 School of Mining Industry and Technology, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China

2 Faculty of Electrical and Control Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China

3 School of Geomatics, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China

Abstract: This paper presents a supervised image classification method based on fuzzy membership function to solve incorrect classification of high resolution remote sensing image, which caused by highlight detail information, the uncertainly of the pixels classification derived from the increase of the differences between pixels in the homogenous region, the uncertainly of classification decision and so on. First, Gaussian model is used to characterize the uncertainly of the membership of pixels; then the model is extended to build the image fuzzy membership function to define the uncertainly of the homogenous regions. To segment the image, the objective function is built by linear function of neural network, which the fuzzy membership functions and the membership degrees of the original fuzzy membership functions as input values. The proposed method is compared with the classification methods tested on the WorldView-2 panchromatic synthetic and real images. Through the qualitative and quantitative experiments, it can be found that the proposed method has better classification accuracy.

Key words: high resolution remote sensing image; fuzzy membership function; image classification; fuzzy neural networks

First author: WANG Chunyan, PhD, specializes in the remotely sensed images modelling and analysis. E-mail: wcy0211@126.com

Corresponding author: XU Aigong, PhD, professor. E-mail: xu_ag@126.com

Foundation support: The General Science Research Project of Education Bureau of Liaoning Province, Nos. LJYL036, LJYL012; the National Natural Science Foundation of China, No. 41271435; Liaoning College Students' Innovation and Entrepreneurship Training Program Project, No. 201710147000187.