

基于遥感图像的城市道路自动测绘方法研究

孙 显^{1,2} 王宏琦¹ 张 正^{1,2} 黄 宇^{1,2}

(¹ 中国科学院电子学研究所, 北京 100190)
(² 中国科学院研究生院, 北京 100039)

摘要 为更有效地将空间观测技术应用于城市地理信息系统等领域,提出了一种新的基于遥感图像的城市道路自动测绘方法。该方法通过构建对象网络来表达图像结构,获取客观的处理单元。在此基础上,针对感兴趣特征,利用无监督学习来综合分析遥感图像中道路目标的各种可视及非可视化信息,快速标记并定位目标区域。方法中还结合上下文信息进行空间平滑处理,大大消除了噪声、遮挡等影响。矢量标绘后可以量测得到城市道路的准确轮廓及相关参数。实验表明,该方法准确率高、鲁棒性好,适用于绝大多数高分辨率城市遥感图像中道路目标的自动测绘,在地理信息系统和数字城市系统建设中具有较大的实用价值。

关键词 图像处理;目标识别;道路测绘;城市遥感图像;无监督学习;基于对象

中图分类号 TP391 文献标识码 A doi: 10.3788/AOS20092901.0086

Automatic Method for Urban Roads Detection and Mapping Based on Remote Sensing Images

Sun Xian^{1,2} Wang Hongqi¹ Zhang Zheng^{1,2} Huang Yu^{1,2}

(¹ Institute of Electronic, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)
(² Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

Abstract For the purpose of applying the spatial observation technology into the urban geographical information system, a new method based on remote sensing images is proposed to detect and map urban roads automatically. It builds a hierarchical objects network to organize image structure, getting precise processing units. Then the unsupervised learning integrating salient features is performed to analyze the explicit and implicit information, and to label the road targets in remote sensing images efficiently. It also applies spatial smoothing which incorporates contextual information to eliminate the adverse effects caused by background disturbance, occlusion and so on. After vectorization procedure, the contours and relative parameters of roads can be given. Experiments demonstrate that the proposed method achieves high exactness and robustness when detecting and mapping manifold roads in most high-resolution remote sensing images, and it is valuable for the urban information system and digital city-system construction.

Key words image processing; objects detection; road mapping; urban remote sensing images; unsupervised learning; objects-based

1 引 言

近年来,随着空间观测能力的提高,遥感应用领域不断扩展^[1]。利用计算机对高分辨率城市遥感图像中的目标进行自动识别和测绘,并快速更新城市地理信息系统数据,成为研究热点。

道路是城市中最常见的人造地物目标。现有的城市道路提取方法主要有半自动方法,如主方向提取法^[2]、平行活动围道法^[3]、阈值穷举法^[4]等,及全自动方法,如统计与结构信息组合法^[5]、双层区域融合提取机制^[6]、光谱与形状组合法^[7]等。这些方法

收稿日期:2008-09-25;收到修改稿日期:2008-11-20

基金项目:国家自然科学基金(40871209),国家 863 计划(2006AA12Z149)和中国科学院电子学研究所青年创新基金资助项目。

作者简介:孙 显(1981—),男,博士研究生,主要从事遥感图像处理方面的研究。E-mail:sunxian0918@hotmail.com

导师简介:王宏琦(1964—),男,研究员,博士生导师,主要从事信号与信息处理、遥感图像处理方面的研究。

E-mail:wiecas@sina.com

尽管在实验中取得了较好的效果,但由于利用信息有限,易受人为因素影响,离实际应用还存在一定差距。

本文提出了一种新的基于遥感图像的道路自动测绘方法,适用于多种类型城市道路目标的提取,准确率高、鲁棒性好,具有较强的实用价值。

2 研究方法

基于遥感图像的城市道路自动测绘方法流程大致可分为四个部分:首先构建对象网络,表达图像结构;接下来通过无监督学习,概率标记属于道路目标类别的对象;空间平滑消除噪声后,得到检测结果;最后矢量标绘,并测量道路相关参数。下面将对各个部分进行详细阐述。

2.1 图像结构表达

遥感图像中道路目标的内部区域一般特征分布均匀,而边缘部分存在干扰噪声,特征差异较为明显。如果采用传统的滑动窗等方式处理,必然会出现可变区域单元问题(MAUP)^[8],导致处理精度下降。为此,首先对遥感图像进行多尺度分割,分析对象间空间关系,构建对象网络来表达完整的图像层次结构,为后续处理奠定了良好的基础。

在多尺度分割中,每一个尺度都代表对图像的一次分割,每个下级尺度都表示对上级尺度的细化,所有的尺度合并起来,既可以得到准确的区域描述,又能够全面反映区域间的空间关系。

提出了一种 Pyramid-cut 算法来进行多尺度分割。该算法在 Normalized-cut 算法^[9]的基础上添加了多尺度序列,将图像表达为金字塔结构,具有较高的效率。金字塔的顶层为图像整体,底层为图像中的所有像素。中间 L 个层次的尺度序列以尺度因子 α 逐层递减。考虑大尺度下生成的对象可表达区域的总体信息,相比小尺度下生成的对象更具指导意义。在分割过程中,自上而下逐层实现图像的全局最优划分。对每一层次分割时,将分割算法与尺度因子相关联

$$K_l = \alpha \cdot K_{l-1}, \quad (l = 2, 3, \dots, L) \quad (1)$$

式中 K_l 表示第 l 层的分割对象数,对于 K_1 , 定义为

$$K_1 = [\sqrt{W \cdot H}], \quad (2)$$

W 和 H 分别为待处理图像的长、宽像素数, $[\]$ 为上取整高斯函数。

实际分割过程中,从第一层起,首先按照 K_1 完成初始分割,随后,该图层中的每个对象均被采用

Normalized-cut 算法划分为 α 块小对象,由这些小对象组成下一图层,依次逐层递归处理。这样,分割算法一方面通过最优分割,克服背景复杂、边界模糊的情况,将道路目标对象与非目标对象较好地区分,降低周围噪声的干扰;另一方面通过递归分割,严格保证了低层次的小尺度对象都位于高层次的大尺度对象范围内,避免出现边界重叠或交叉等分割不合适的情况。

同时,为构建对象网络,还对各个层次对象间的空间关系进行了分析。将空间关系概括为拓扑关系和继承关系两类。依据同层对象间的相对位置,建立对应的相邻或包含等拓扑关系;并在上下相邻的图层间,建立父对象与子对象之间一对多的继承关系,以此将所有对象关联在一起,形成一个网络结构。

2.2 对象概率标记

图像对象网络中包含着海量的信息,这些信息有的是可视化的,如灰度、纹理、边界等,有的是非可视化的,如图像中包含的隐含特性、关联语义等。这些不同类别的信息在目标特性的描述中都起着一定的作用。考虑到遥感图像来源和图像质量存在差别,场景往往较为复杂,而且道路旋转角度不一,甚至存在遮挡的现象,选取感兴趣特征作为特征描述子,同时抽取一定数量的道路样本对象,组成训练集,采用隐含概率语义模型(Probabilistic Latent Semantic Analysis, PLSA)模型^[10]来分析每个对象包含的特征信息。这种无监督的学习方式可以充分利用图像中的各种可视及非可视化信息,以此来标记符合道路目标特性的对象。

隐含概率语义模型作为词汇口袋模型^[11]的发展,最早应用于文本检索中,通过统计文档中单词出现的频率来确定主题。将这一模型引入图像分析,并对应的,将图像对象视为文档(Document),将对象属于的目标类别,例如道路或非道路视为文档主题(Topic),而对象中包含的特征则是文档中出现的单词(Word)。

隐含概率语义模型统计所有训练图像上的特征分布,而后将这些分布拟合成若干个已知主题类别的混合,要求产生的特征稳定且可靠。为此,采用两种常用的感兴趣特征:尺度不变特征变换(SIFT)点特征^[12]和最大稳定极值区域特征(MSER)^[13]来描述对象特性。感兴趣特征是一类非稠密特征,它不出现在每幅图像的特定位置上,而是根据一定的规则从图像上选取的。其中,SIFT 点特征具备位置、

尺度、方向三个信息,通过在图像二维平面空间和 DoG(Difference of Gaussian)尺度空间中同时检测局部极值以作为特征点。而最大稳定极值区域特征的基本思想是在图像局部区域的多个尺度估计密度变化,并寻找仿射不变区域,不但能够体现区域中的许多关键特性,保持邻域协方差的连续性,而且受阈值变化的影响很小,在大量图像中具备稳定的性能。

两类特征均被广泛应用于图像匹配和目标识别中,部分特征描述子如图 1 所示。对于每幅图像,计算得到原始图像的特征描述子后,在各个尺度上按照不同的划分将其分配到每个对象中去,这样,不同尺度的对象就包含不同数量和类别的特征描述子,可以用特征描述子的直方图形式来表达对象信息。

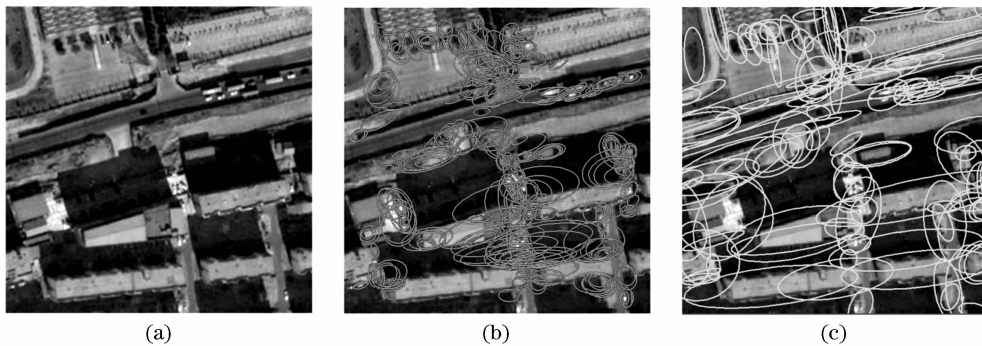


图 1 特征描述子。(a) 原始图像;(b) SIFT 特征;(c) MSER 特征

Fig. 1 Feature descriptors. (a) original image; (b) scale invariant feature transform (SIFT) feature; (c) MSER feature

假设存在 N 个样本对象(文档),对应 M 个特征(词汇)分布, $n(s_i, f_j)$ 表示对象 s_i 中特征 f_j 的出现次数,而隐含目标类别(主题)变量 t_g 与单个特征在特定对象中的出现概率相关联。隐含概率语义模型对图像对象、类别和特征这三者进行建模 $P(f_j, s_i, t_g)$,如图 2 所示,阴影结点为可观察到的随机变量,非阴影结点为不可观察到的变量信息。每个结点箭头下对应着一个实例。可以发现,特征和对象的产生式模型 $P(s_i, f_j) = P(s_i)P(f_j | s_i)$ 能够通过条件概率计算得到

$$P(f_j | s_i) = \sum_{g=1}^G P(f_j | t_g)P(t_g | s_i), \quad (3)$$

其中,条件分布 $P(f_j | t_g)$ 表示建模特征和隐含目标类别间的关系, $P(t_g | s_k)$ 表示建模目标类别和对象之间的关系。 G 为目标类别的数目,由于本文中将所有目标分为道路和非道路背景两大类,取 $G = 2$ 。

隐含概率语义模型的目的是学习概率 $P(f_j | t_g)$ 和 $P(t_g | s_i)$,这些概率可以通过期望最大化(EM)^[14]算法拟合得到

E 步骤:

$$P(t_g | s_i, f_j) = \frac{P(f_j | t_g)P(t_g | s_i)}{\sum_{v=1}^V P(f_j | t_v)P(t_v | s_i)}, \quad (4)$$

M 步骤:

$$\begin{cases} P(f_j | t_k) = \frac{\sum_{i=1}^N n(s_i, f_j)P(t_g | s_i, f_j)}{\sum_{m=1}^M \sum_{i=1}^N n(s_i, f_m)P(t_g | s_i, f_m)} \\ P(t_g | s_i) = \frac{\sum_{j=1}^M n(s_i, f_j)P(t_g | s_i, f_j)}{\sum_{j=1}^M n(s_i, f_j)} \end{cases}, \quad (5)$$

E 步骤和 M 步骤重复迭代直至满足期望约束。

求得模型参数后,对各个图层中的待检测对象按上述步骤计算特征分布并求解对应的标记概率 P

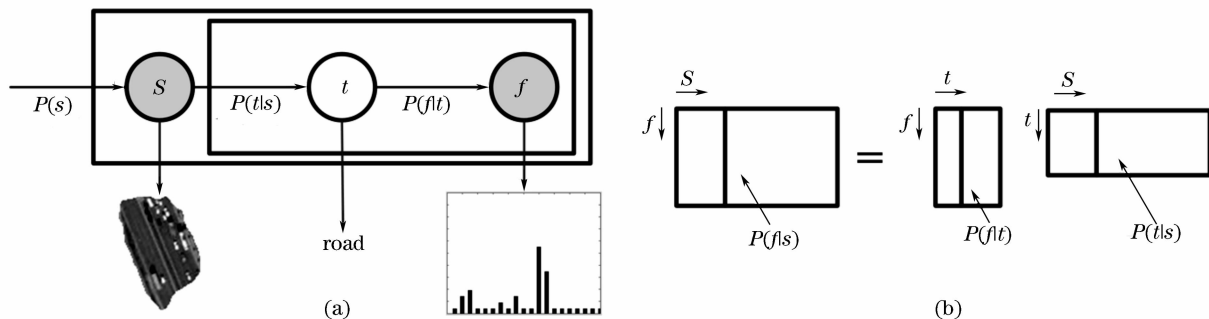


图 2 隐含概率语义模型。(a) 模型图结构;(b) 条件概率计算

Fig. 2 PLSA model. (a) graph structure; (b) conditional probability calculation

$(t_v | s_i)$, 概率值越大, 说明该对象属于道路目标的可能性越大, 反之亦然。

2.3 空间平滑

2.1 节中已经提到了对象网络中的空间关系, 计算对象标记概率后, 定量分析这些关系, 对结果进行空间平滑。

在同一图层中, 对象间的相互影响与距离成反比。很多情况下, 相邻对象的信息对类别判断起到一定的辅助作用, 例如, 道路边缘阴影的遮挡、路中心车辆的干扰等, 可以通过考察相邻对象得到平滑纠正。拓扑平滑的计算公式为

$$p'(B_{i,l}, c) = p(B_{i,l}, c) \sum_u^U p(B_{u,l}, c) \cdot \frac{\gamma_{u,l}}{\gamma_{i,l}}, \quad (6)$$

式中 $B_{i,l}$ 表示第 l 层的 i 个对象, $B_{u,l}$ 表示与 $B_{i,l}$ 相邻的第 u 个对象, $p(B_{i,l}, c)$ 和 $p'(B_{i,l}, c)$ 分别为 $B_{i,l}$ 平滑前和平滑后的标记概率, 前者可由(6)式得到, U 为 $B_{i,l}$ 的相邻对象总数, $\gamma_{i,l}$ 为 $B_{i,l}$ 的边界长度, $\gamma_{u,l}$ 为 $B_{i,l}$ 和 $B_{u,l}$ 的共有边界长度。

同样, 父对象和子对象间也存在严格的层次关系和一定的继承关系, 某些大尺寸对象的误差可以通过其子对象的统计信息得到改进。继承平滑的计算公式为

$$p'(B_{i,l}, c) = p(B_{i,l}, c) \sum_v^V p(B_{v,l}, c) \cdot \frac{\xi_{v,l}}{\xi_{i,l}}, \quad (7)$$

式中 $B_{v,l}$ 表示与 $B_{i,l}$ 的第 v 个子对象, V 为 $B_{i,l}$ 的子对象总数, $\xi_{i,l}$ 和 $\xi_{v,l}$ 分别为 $B_{i,l}$ 和 $B_{v,l}$ 的面积。

整个平滑过程是自下而上进行的, 对图层先做拓扑平滑, 然后利用该结果完成上一尺度图层的继承平滑, 依次逐层交替处理。然后, 令 η 为分类阈值, 若 $p'(B_{i,l}, c) > \eta$, 标记该对象为道路类别, 反之则丢弃。将平滑后的所有图层投影到同一图层, 得到最终的标记结果。

2.4 标绘和测量

至此, 已基本标记出了道路目标对象。这些被检测到的目标可能由于实际图像中的遮挡、重叠等问题存在边界不平整现象。首先使用掩模法, 提取单个目标对象的二值边缘, 形态学处理去除毛刺。然后用 Plessey 算子^[15]检测角点, 并查找其中的关键角点。若角点总数大于 4 个, 认为可能存在冗余角点。如图 3 所示, 从任一角点 P_i 出发, 顺时针依次计算夹角 φ_i 值, 有

$$\cos \varphi_i = \frac{\overrightarrow{P_{i-1}P_i} \cdot \overrightarrow{P_iP_{i+1}}}{|\overrightarrow{P_{i-1}P_i}| |\overrightarrow{P_iP_{i+1}}|}. \quad (8)$$

当 φ_i 小于临界阈值 φ_0 , 则认为该角点是一关键

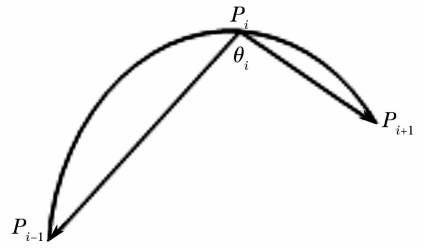


图 3 查找关键角点

Fig. 3 Finding key corner point

角点。连接关键角点, 得到拟合的折线段。再使用 Hough 变换^[16]搜索平行线, 可以获取较为准确的道路目标矢量边界。

统计的道路基本参数包括主方向角度、中心线长度和最大宽度。主方向角度用道路中心线与水平线的夹角表示, 当道路由多段路段组成时, 则用各路段的局部主方向角来混合表示。中心线长度和最大宽度按照图像实际分辨率大小和线段包含的像素个数近似计算得到。

3 实验结果及分析

为验证该自动测绘方法的有效性, 利用该方法对遥感图像数据进行了验证。由于缺少专用于道路目标检测的标准数据集, 实验数据库由从因特网上 Google Map 中搜集得到的 300 幅高分辨率遥感图像及与每幅图像都一一对应的 GIS 数字地图组成。这些遥感图像中包含了各式各样的城市道路场景, 图像的分辨率在 1 m 左右, 包含的目标尺度范围也基本近似。实验中取其中 50 幅用于训练, 剩余 250 幅用于测试和评估。

图 4 给出了自动检测的基本流程。对待处理图像先做 Pyramid-cut 多尺度分割, 令尺度个数 $L=4$, 尺度因子 $\alpha=4$ 。分割效果如图 4(b) 所示, 可以发现, 大尺度下道路对象的主体部分可以被明显的划分, 而小尺度下道路对象边缘与建筑物、植被交界部分的划分较为细致。多个尺度相结合, 能较好地避免道路目标与非目标背景间的相互干扰。

对训练图像作分割处理后, 从每个尺度随机抽取道路类和非道路类样本对象各 5000 个, 总计 10000 个样本对象构成样本库。这些样本对象基本涵盖了图像中各种类型和属性的道路, 且具备一定典型性, 作为隐含概率语义模型训练的基础。训练完成后, 对各个尺度的图层进行标记, 如图 4(c) 所示。前两个图层分割尺度较大, 标记出了道路的大致区域, 但边缘部分显得粗糙; 后两个图层分割尺度

较小,对道路边缘的标记较为准确,但一些小区域被错分的概率明显增加。图 4(d)为空间平滑后的标记结果,有效消除了区域被错分的概率,取分类阈值

$\eta=0.9$ 。矢量标绘得到的结果如图 4(e)所示。表 1 列出了各条道路的基本参数。图 4(f)为对应区域的 GIS 数字地图。

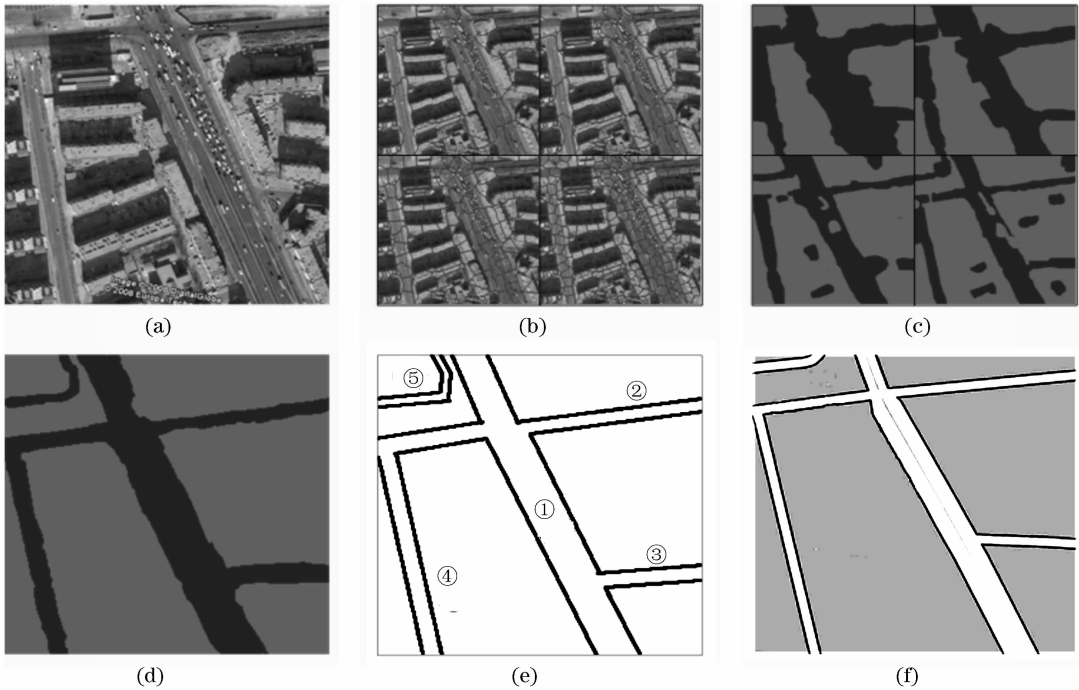


图 4 道路检测流程。(a) 原始图像;(b) 多尺度分割;(c) 分层标记;(d) 空间平滑;(e) 矢量标绘;(f) GIS 地图信息
Fig. 4 Procedure of roads detection. (a) original image; (b) multi-scale segmentation; (c) layered labeling;
(d) spatial smoothing; (e) vectorization; (f) GIS information

表 1 道路基本参数

Table 1 Parameters of detected roads

Road index	Main angle /($^{\circ}$)	Length /pixels	Max width /pixel
1	114.4	280	58
2	7.6	257	15
3	3.9	78	8
4	102.1	177	20
5	2.6/78.1/111.8	80	5

为了定量评估算法性能,依据对应的 GIS 信息对测试图像进行了道路目标的人工标记,以此来度量自动处理结果的准确率和检测率。准确率和检测率的定义为

$$\text{准确率} = \frac{\# \text{ 被正确检测的目标对象面积}}{\# \text{ 所有检测到的目标对象面积}}, \quad (9)$$

$$\text{检测率} = \frac{\# \text{ 被正确检测的目标对象面积}}{\# \text{ 人工标记结果中所有的目标对象面积}}, \quad (10)$$

其中目标对象的面积通过统计对象包含的像素个数得到。由于道路提取的性能指标与分类阈值有关,分类阈值越低,检测率越高,而准确率越低;反之,分类阈值越高,准确率越高,检测率越低。文中还定义

了 RPC(Recall-precision curve)曲线,通过调节分类阈值来评价在整个数据集上的测试结果。一个好的分类模型应该尽可能靠近图形的左上角,而一个随机猜测模型应位于主对角线上;一个越好的模型,其曲线下方面积(AUC)就相对越大。

定义了基于对象的金字塔结构来表达图像信息,分割层次 L 和尺度因子 α 对分割和检测结果会产生较大的影响。图 5 显示了不同层次和尺度因子

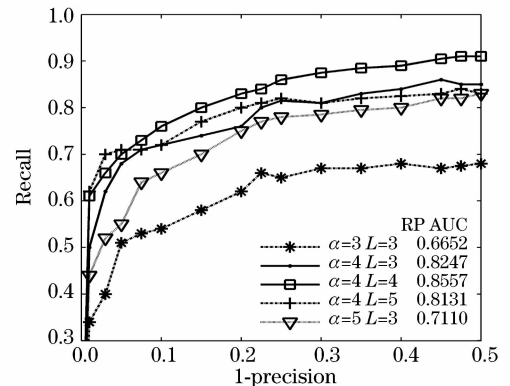


图 5 不同分割层次和尺度因子下的 RPC 曲线
Fig. 5 RPC curve with different segmentation level and scale factor

下的道路检测 RPC 曲线。当分割层次和尺度因子较小时性能较低,这是由于分割不完全导致分割块中包含部分背景噪声造成的;而当分割层次和尺度因子过大时,也会由于分割琐碎使得图像结构过于复杂,不但增加了计算负担,而且部分冗余信息甚至会导致处理效率的下降。因此,在实际应用中,应当选择合适的分割参数。

图 6 说明了样本数量对无监督学习产生的影响。由于是将图像划分为大量对象进行处理,一幅图像中就可以抽取到上百个样本对象,因此,只需少量的训练图像,算法就可以达到一定的有效性,并且随着样本数量的增加,准确率和检测率迅速上升并趋于稳定。

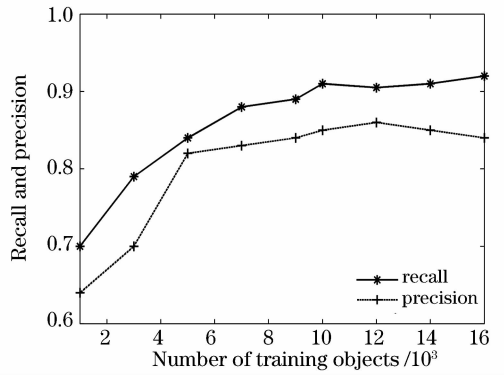


图 6 不同数量样本对准确率 and 检测率的影响
Fig. 6 Recall and precision with different numbers of training objects

表 2 各类特征被忽略后对标记正确率的影响

Table 2 Drop in accuracy caused by removing each type of contextual information

Information type	Topological and inherited	Topological	Inherited
Drop percentage / %	19	14	7

空间平滑时使用了拓扑和继承两类上下文信息。表 2 统计了忽略全部两类信息及其中单类信息后对 RPC 曲线下方面积下降的影响,数值下降越大,说明该类信息的重要程度越大。结果表明,空间平滑中利用的两类信息都起到了一定的作用,可以有效去除噪声,提高检测度。相比而言,拓扑信息所

起的作用略为重要,这与遥感图像中道路的特性是相符的。

图 7 给出了其余部分测试图像及其标绘结果。前两幅图像为大型街区,道路分布较为规则,目标前景与背景差异较小,后一幅为交通主干线,道路结构复杂,纵横交错,背景纷扰。可以发现,虽然图像来

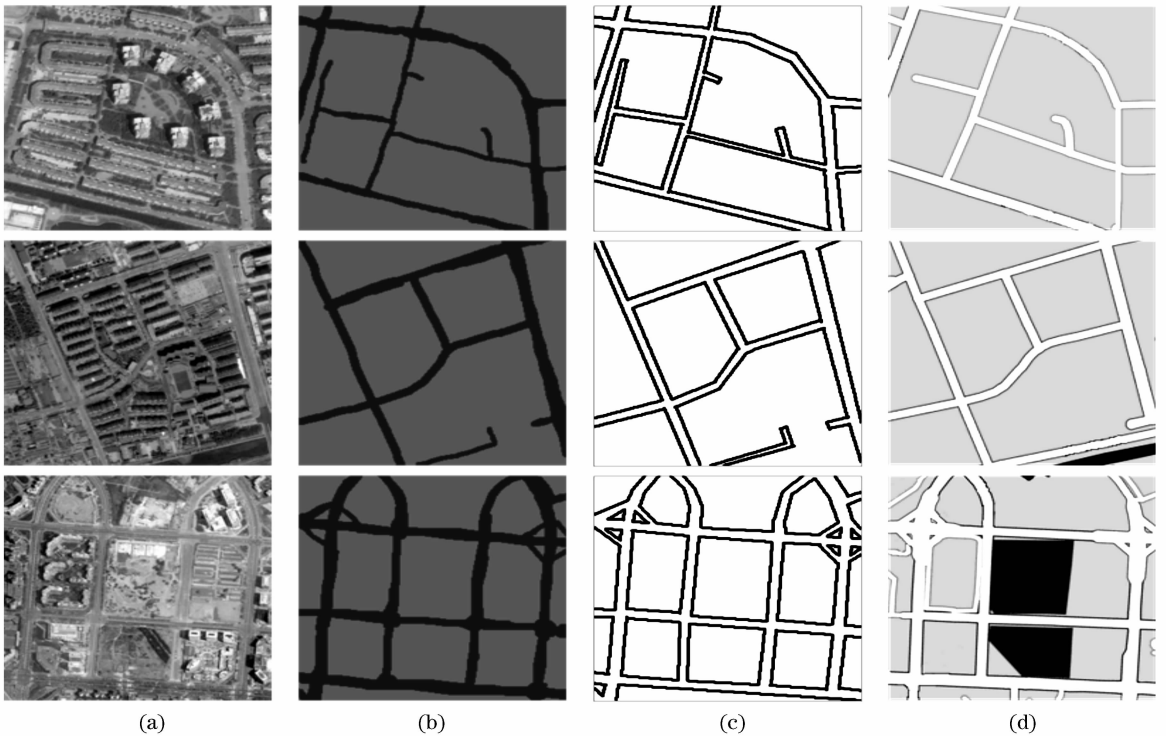


图 7 部分测试图像及测绘结果。(a) 原始图像;(b) 检测结果;(c) 矢量标绘;(d) GIS 地图信息

Fig. 7 Some representative mapping results. (a) original image; (b) detection results;

(c) vectorization mapping; (d) GIS information

源不同,目标的色彩、纹理、形态存在一定差异,但该方法对于道路对象都具有较高的检测性能,测绘结果与GIS数字地图基本一致。遥感图像中一般背景噪声较多,目标边界也较模糊,由于道路周边存在建筑物阴影或树木遮挡,或道路上停放着车辆所造成的局部较小的中断,也可以通过标记后的空间平滑和矢量标绘得到校正。此外,由于城市规划建设,如第三幅图中的新增道路,以及部分道路环境的改变,如第二幅图中的树木覆盖,会导致GIS数字地图与实际地貌不符,运用本文方法能够实现快速的提取与对比,这为遥感图像在城市地理信息系统中的应用提供了一种有效的途径。

4 结 论

提出了一种新的基于遥感图像的城市道路自动提取、标绘并测量的方法。方法中采用了多尺度的对象网络来定义图像结构,以对象作为处理单元,符合客观现实。同时结合感兴趣特征,通过无监督学习来综合分析遥感图像中道路目标的各类可视及非可视化信息,所需的人工干预少,而且分析全面,能够快速检测并定位道路目标区域。此外,还结合对象间的上下文关系进行空间平滑,有效消除了遥感图像中的背景噪声,并避免了受来源、光照不同及目标遮挡等造成的影响。

实验结果表明,该方法能有效处理大多数高分辨率城市遥感图像中的道路目标,在地理信息系统和数字城市系统建设中具有较大的实用价值。然而,城市道路的识别与提取是一项较为复杂和困难的任務,对于一些背景特别混杂、高大建筑物或树木完全遮挡造成的道路中断,该方法的处理结果还存在不足和差距。同时,如何挖掘更具针对性的道路目标特征,引入和利用更丰富的图像信息,进一步提高检测效率,是今后值得继续研究的课题。

参 考 文 献

- Li Deren. Towards the development of remote sensing and GIS in the 21st century [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 1995, **28**(2):127~131
李德仁. 论21世纪遥感与GIS的发展[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 1995, **28**(2):127~131
- Zhang Daobing, Zhang Hui, Zhang Zheng *et al.*. A robust main direction extraction method for road segment [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2007, **36**(6):326~330
张道兵,张慧,张正等. 一种稳健的道路主方向提取算法[J]. 光子学报, 2007, **36**(6):326~330
- Zhang Daobing, Liu Bo, Wang Hongqi. Parallel active contour model for main road segments extraction from high-resolution remote sensing images [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2007, **36**(7):1345~1350
张道兵,刘波,王宏琦. 基于平行活动围道模型的高分辨率遥感影像城区主干道路段提取[J]. 光子学报, 2007, **36**(7):1345~1350
- Ren Mingwu, Sun Han, Wang Huan *et al.*. Road boundary detection in infrared image for ALV navigation [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2006, **35**(1):106~110
任明武,孙涵,王欢等. 基于红外图像的地面自主车导航的道路边界检测[J]. 红外与激光工程, 2006, **35**(1):106~110
- Xue Feng, Wang Runsheng. Road extraction by combined using statistical and structural information [J]. *Acta Optica Sinica*, 2001, **21**(4):504~508
薛峰,王润生. 组合利用统计和结构信息的道路提取算法[J]. 光学学报, 2001, **21**(4):504~508
- Wang Yongming, Wang Youren, Yao Rui *et al.*. Road detection method based on algorithm fusion and reconfigurable hardware [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2006, **33**(2):132~137
王永明,王友仁,姚睿等. 基于可重构硬件的算法融合道路检测方法[J]. 光电工程, 2006, **33**(2):132~137
- Luo Qingzhou, Yin Qiu, Kuang Dingbo. Research on extracting road based on its spectral feature and shape feature [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2007, **22**(2):339~344
罗庆洲,尹球,匡定波. 光谱与形状特征相结合的道路提取方法研究[J]. 遥感技术与应用, 2007, **22**(2):339~344
- D. J. Unwin. GIS, spatial analysis and spatial statistics [J]. *Progress in Human Geography*, 1996, **20**(4):540~551
- Jianbo Shi, Malik J.. Normalized cuts and image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, **22**(8):888~905
- T. Hofmann. Unsupervised learning by probabilistic latent semantic analysis [J]. *Machine Learning*, 2001, **42**(2):177~196
- D. Lewis. Naive Bayes at forty; the independence assumption in information retrieval [C]. Proceedings of ECML-98, 10th European Conference on Machine Learning, Heidelberg, 1998. 4~15
- Leida Li, Baolong Guo, Kai Shao. Geometrically robust image watermarking using scale-invariant feature transform and Zernike moments [J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2007, **5**(6):332~335
- Lei Ming, Yang Dan, Zhang Xiaohong. Matching algorithm of well conditioned features under the control of condition theory [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2008, **35**(5):124~128
雷明,杨丹,张小洪. 条件理论控制下良态特征的匹配算法[J]. 光电工程, 2008, **35**(5):124~128
- A. Dempster, N. Laird, D. Rubin. Maximum likelihood form incomplete data via the EM algorithm [J]. *Journal of the Royal Statistical Society*, 1977, **39**:1~38
- Wang Xiangjun, Wan Yan, Li Zhi. Fast target recognition and tracking method based on characteristic corner [J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(2):360~364
王向军,王研,李智. 基于特征角点的目标跟踪和快速识别算法研究[J]. 光学学报, 2007, **27**(2):360~364
- Kang Wenjing, Ding Xuemei, Cui Jiwen *et al.*. Fast straight-line extraction algorithm based on improved Hough transform [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2007, **34**(3):105~108
康文静,丁雪梅,崔继文等. 基于改进Hough变换的直线图形快速提取算法[J]. 光电工程, 2007, **34**(3):105~108