

## 多偏移遥感图像的 BP 神经网络亚像元定位

史文中<sup>1</sup>, 赵元凌<sup>2</sup>, 王群明<sup>3\*</sup>

- (1. 香港理工大学武汉大学 空间信息联合实验室, 湖北 武汉 430079;
2. 武汉大学 遥感信息工程学院, 湖北 武汉 430079;
3. 香港理工大学土地测量与地理资讯学系, 中国 香港 999077)

**摘要:**提出了一种借助多偏移遥感图像来改进基于 BP 神经网络(BPNN)的亚像元定位新方法. 不同于原 BPNN 方法使用单幅低空间分辨率观测图像, 新方法利用多幅带有亚像元偏移的低空间分辨图像来确定亚像元属于各类的概率, 然后根据概率值和地物覆盖比例确定亚像元类别, 以降低 BPNN 定位模型中的不确定性和误差. 实验表明, 提出方法在视觉和定量评价上, 均能获得更高精度的亚像元定位结果, 验证了提出方法的有效性.

**关键词:**遥感图像; 亚像元定位; BP 神经网络(BPNN); 多偏移图像

**中图分类号:**TP751 **文献标识码:**A

## Sub-pixel mapping based on BP neural network with multiple shifted remote sensing images

SHI Wen-Zhong<sup>1</sup>, ZHAO Yuan-Ling<sup>2</sup>, WANG Qun-Ming<sup>3\*</sup>

- (1. Joint Research Laboratory on Spatial Information, The Hong Kong Polytechnic University and Wuhan University, Wuhan 430079, China;
2. School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China;
3. Department of Land Surveying and Geo-Informatics, The Hong Kong Polytechnic University, Hong Kong 999077, China)

**Abstract:** A new sub-pixel mapping method is presented in this paper, which makes use of multiple shifted remote sensing images to enhance the back-propagation neural network (BPNN)-based sub-pixel mapping method. Different from the original BPNN method that uses a single observed coarse spatial resolution image, the new method integrates multiple coarse spatial resolution images that are shifted from each other to determine the probability of a sub-pixel belonging to each class. The probabilities and land cover fractions are then used to allocate classes for sub-pixels. The proposed method can decrease the uncertainty and errors in BPNN-based sub-pixel mapping. Experimental results show that with both visual and quantitative evaluation, the proposed method can obtain more accurate sub-pixel mapping results.

**Key words:** remote sensing images, sub-pixel mapping, back-propagation neural network (BPNN), multiple shifted images

**PACS:** 07.05.Pj

### 引言

受地物空间分布和数据获取过程等因素影响, 遥感图像中通常存在着大量混合像元<sup>[1]</sup>. 混合像元

内包含多类地物, 传统硬分类方法不足以提取该类像元内部地物分布信息. 近些年发展起来的混合像元分解技术能获得混合像元内各类地物所覆盖的比例, 这给亚像元尺度信息提取带来了新的机遇. 然而

收稿日期: 2013-04-30, 修回日期: 2013-09-06

Received date: 2013-04-30, revised date: 2013-09-06

基金项目: 香港研究资助局项目(PolyU 5249/12E); 香港理工大学项目(G-YJ75); 国家科技支撑计划(2012BAJ15B04); 国家高技术研究发展计划(2012AA12A305); 国家自然科学基金重点项目(41331175)

**Foundation items:** Supported by the Research Grants Council, Hong Kong (PolyU 5249/12E); The Hong Kong Polytechnic University (G-YJ75); Ministry of Science and Technology of China (2012BAJ15B04); National High-tech R&D Program of China (2012AA12A305); the National Natural Science Foundation of China (41331175)

作者简介 (Biography): 史文中(1963-), 男, 教授, 研究领域包括 GIS、遥感、空间数据质量与不确定性理论、高分辨率卫星影像处理技术等.

\* 通讯作者 (Corresponding author): E-mail: wqm1111@126.com

混合分解未能给出亚像元尺度的地物具体分布情况。

以混合分解结果即各类地物混合比例为输入,文献[2]首次提出了亚像元定位(sub-pixel mapping)的概念.亚像元定位将混合像元按所需放大比例进行分割,确定各个亚像元所属类别.该技术理论基础为空间相关性,即和距离较远的像元相比,相近的像元更可能属于同一类地物<sup>[2]</sup>.该技术已逐渐成为遥感领域的研究热点,并受到国内外学者的高度关注,其中较具代表性的方法包括空间引力模型<sup>[3-6]</sup>、遗传算法<sup>[7]</sup>、Hopfield 神经网络<sup>[8]</sup>、马尔可夫随机场模型<sup>[9-11]</sup>和 BP 神经网络(back-propagation neural network, BPNN)<sup>[12-14]</sup>.

基于 BPNN 的亚像元定位通过学习高空间分辨率下地物空间分布信息来训练 BPNN,最后将训练好的模型用于亚像元类别的预测.该方法融入了先验空间结构信息,可一定程度降低亚像元定位过程中的不确定性.此外,神经网络的学习是通常离线的,一旦模型学习完成,便能快速地用于大规模的数据测试.BPNN 的这些特点使得其在亚像元定位中应用备受关注.

然而,亚像元定位过程存在固有的不确定性<sup>[15]</sup>.虽然 BPNN 中先验空间信息的利用能一定程度降低亚像元定位的不确定性,但有时仍不足以应付复杂空间结构和大分割比例情形.为进一步减少亚像元定位过程不确定性,提高定位精度,本文在 BPNN 方法的现有优势基础上,提出利用多偏移遥感图像辅助 BPNN 进行亚像元定位.

## 1 方法描述

### 1.1 基于 BPNN 的亚像元定位

假定亚像元定位放大比例为  $S$ ,则每个低分辨率像元被分割为  $S \times S$  个亚像元.基于 BPNN 的亚像元定位方法从高分辨率训练区的地物分类图中提取各类地物分布信息,用于训练 BPNN.在构造训练样本时,先对训练区分类图进行下采样,模拟混合像元.然后选择一局域窗来描述低分辨率中心像元和邻域像元之间的空间联系.训练样本的输入为一向量,所含元素为  $3 \times 3$  局域窗像元内某类地物覆盖的比例,对应输入层的 9 个神经元;输出对应另一向量,元素为中心像元内  $S^2$  个亚像元属于相应类的概率值,对应输出层的  $S^2$  个神经元.

在获得训练样本后,便可训练 BPNN. BPNN 通过确定网络层各神经元之间的链接权值,来获得输

入和输出之间的非线性映射关系.训练过程中,各层网络的链接权值被逐渐修正,使得对于给定训练样本的输入,网络输出逐渐逼近对应的期望输出.训练完成后,所获得的网络便可用于低分辨率遥感图像的亚像元定位.具体来讲,对于每个待定位低分辨率像元,提取其  $3 \times 3$  邻域窗内每类地物在 9 个低分辨率像元中覆盖的比例,输入训练好的 BPNN,即可获得该像元内  $S^2$  个亚像元属于该类的概率值.

BPNN 学习模型虽具有较好的非线性拟合能力,但存在着陷入局部最优的风险,同时依赖于大量的训练样本.这些不足一定程度限制了 BPNN 在亚像元定位中的性能.如何通过利用附加信息,来改进基于 BPNN 的亚像元定位是一项值得深究的内容.本文以多偏移遥感图像作为附加信息,提高 BPNN 模型的亚像元定位效果.

### 1.2 基于多偏移图像的 BPNN 亚像元定位

多偏移遥感图像通常是同一卫星对同一场景进行多次成像所获得.由于卫星与地球之间的相对偏移,这些图像并不完全相同,而是相互之间存在着亚像元级的位移<sup>[11,16,17]</sup>.本文通过利用该类辅助数据来降低基于 BPNN 亚像元定位模型的不确定性提高定位精度.

假定现有  $N$  幅亚像元位移图像,第  $n$  ( $n = 1, 2, \dots, N$ ) 幅图像和第一幅观测图之间的位移为  $(X_n, Y_n)$  个像元.其中,  $0 \leq X_n, Y_n \leq 1$ ,且  $X_n$  和  $Y_n$  分别在向右和向下偏移时为正.则在进行  $S$  倍分割时,  $(X_n, Y_n)$  个像元偏移对应  $(X_n S, Y_n S)$  个亚像元偏移.若在第一幅观测图像中某亚像元  $p_i$  的坐标为  $(x, y)$ ,则其覆盖的区域对应在第  $n$  幅偏移图像中的亚像元  $p_i^n$  的坐标为  $(x - X_n S, y - Y_n S)$ .

记地物类别数为  $K$ ,利用多偏移图像可求得亚像元  $p_i$  属于类  $k$  ( $k = 1, 2, \dots, K$ ) 的概率值  $A_k(p_i)$  为:

$$A_k(p_i) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N A_k(p_i^n) \quad , \quad (1)$$

其中,  $A_k(p_i^n)$  为第  $n$  幅偏移图像中亚像元  $p_i^n$  属于类  $k$  的概率值,它由第  $n$  幅低分辨率偏移图像中的对应样本输入 BPNN 预测后获得.可见,利用多偏移图像时,亚像元属于每类的概率由  $N$  个值共同确定,相比只用单幅图,无疑能降低误差和不确定性.

现将基于多偏移图像的 BPNN 亚像元定位方法的具体步骤描述如下:

步骤 1: 选取训练区域训练 BPNN,获得神经元之间的链接权值.

步骤 2: 分别对  $N$  幅偏移图像进行混合分解,

求得  $K$  类地物的覆盖比例图。

步骤3:对  $NK$  幅比例图中每个低分辨率像元提取测试样本,均输入已训练好的 BPNN,获得低分辨率像元内各个亚像元属于每类的概率。

步骤4:对于每个亚像元,利用式(1)融合属于类  $k(k=1,2,\dots,K)$  的  $N$  个概率值,求得它属于类  $k$  的概率。考虑到物理意义,对初步获得的概率做归一化处理:

$$A_k^0(p_i) = A_k(p_i) / \sum_{k=1}^K A_k(p_i) \quad (2)$$

步骤5:对获得概率值进行硬化。根据混合分解结果和步骤4获得的概率值,确定各亚像元所属类别。这里使用文献[16]中的基于逐类分配的硬化方法,限于篇幅,在此不展开介绍,具体过程可参考此文献。

需要注意的是,本文提出方法不同于文献[11,17,18]中利用多偏移图的方法。文献[11,17,18]中,每个亚像元需满足  $N$  个低分辨率像元内各类的混合比例值的约束<sup>[17,18]</sup>,或者低分辨率像元对应的光谱约束<sup>[11]</sup>。亚像元定位过程需要大量的迭代来求得满意解因而非常耗时。然而,在本文提出的方法中,通过融合高空间分辨率下的  $N$  个亚像元的概率值,来充分利用多偏移图提供的辅助信息,而亚像元的概率值估计是通过 BPNN 来实现的。虽然 BPNN 的训练过程涉及到反复迭代,但正如引言所述,BPNN 学习过程通常是离线的,一旦模型训练完成,便可非常快速地且多次地用于与训练区域具有类似空间分布的低分辨率区域的亚像元定位。因此,本文方法继承了 BPNN 在亚像元定位中的优势,是一种非常快速的亚像元定位方法,适用于实时系统。

## 2 实验结果和分析

为验证提出方法的可行性,选取了两幅场景的遥感图像进行实验分析。为排除混合分解过程引入的误差及提供可靠的监督评价,这里采用一种国际上流行的方法:对高分辨率分类图进行下采样,模拟低分辨率图且获得各类地物的混合比例图。由于已有许多成熟的技术(如相位相关和互相关匹配等)能估计多偏移图像之间的位移,本文在此不做讨论,实验所反映的是提出方法在理论上的可行性。基于此,多偏移图像为对原始高分辨率图像进行位移并下采样后所获得。共选取4幅(包括原观测图)偏移图像,偏移分别为  $(0,0)$ ,  $(0.5,0)$ ,  $(0,0.5)$  和

$(0.5,0.5)$  个低分辨率像元。

### 2.1 实验结果

第一幅遥感图像所覆盖场景为英国 Bath 市某一区域。图像空间分辨率为  $0.6\text{ m}$ , 尺寸为  $360 \times 360$  像元,覆盖4类地物:道路、树、建筑和草地。图1(a)给出了该场景的地物分布图。对图1(a)进行6倍的下采样,即每  $6 \times 6$  个像元模糊为一个  $3.6\text{ m}$  的低分辨率像元。图2给出了无偏移和偏移为  $(0.5, 0.5)$  个低分辨率像元时的低分辨率图对应的4类地物分量图。可以看到,两组分量图并不一致,而正是这种差异为新方法提供了有用的辅助信息。图1(b)和1(c)分别给出了对  $3.6\text{ m}$  低分辨率图像采用 BPNN 和新方法进行  $S=6$  的亚像元定位结果。第二幅遥感图像覆盖区域为南京市城区,包括4类地物:湖水、城区、植被和长江。图2(a)为该场景  $30\text{ m}$  分辨率下的地物分布图。进行4倍下采样,模拟得到  $120\text{ m}$  的低分辨率图。利用 BPNN 和提出方法,进行  $S=4$  倍的亚像元定位,获得如图3(b)和3(c)所示

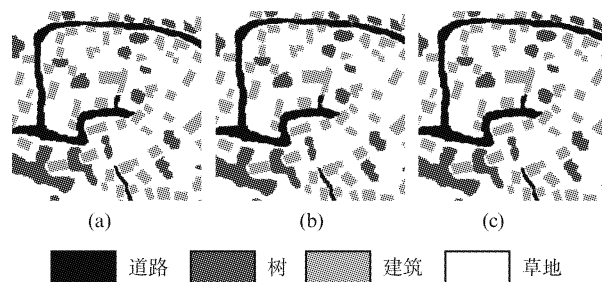


图1 场景1亚像元定位结果(a)参照图(b)BPNN结果(c)新方法结果  
Fig.1 Sub-pixel mapping results for test site 1. (a) Reference. (b)BPNN result. (c)Result of the proposed method

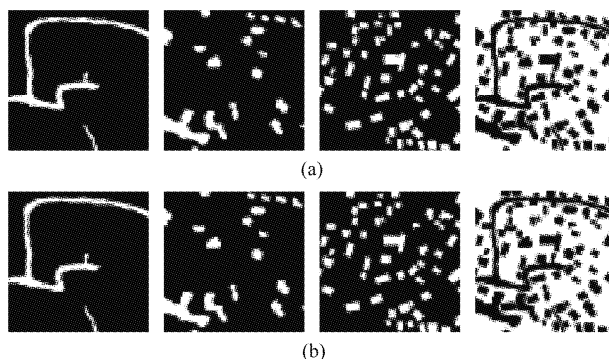


图2 场景1的4类地物分量图。从左到右:道路,树,建筑和草地(a)无偏移图像的分量图(b)偏移为  $(0.5,0.5)$  个低分辨率像元图像的分量图

Fig.2 Fraction images for test site 1. From left to right: road, tree, building and grass. (a)Fraction images of the coarse resolution image without sub-pixel shift. (b)Fraction images of the coarse resolution image with shift of  $(0.5, 0.5)$  coarse pixels

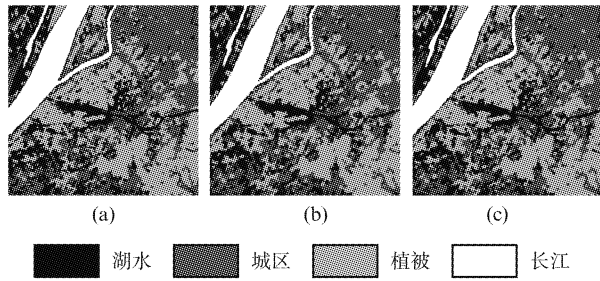


图3 场景2亚像元定位结果(a)参照图(b)BPNN结果(c)新方法结果

Fig. 3 Sub-pixel mapping results for test site 2. (a) Reference. (b) BPNN result. (c) Result of the proposed method

的30米空间分辨率下的结果. 两组实验中BPNN的训练样本分别从参照图图1(a)和图3(a)中随机挑选获得.

## 2.2 性能评价

从两幅场景的测试结果可以看到, 基于BPNN的亚像元定位结果中存在大量的噪点, 地物分布的空间相关性整体较弱. 在利用多偏移图像后, 本文提出方法的结果视觉上明显优于BPNN方法, 与对应的参照图更为接近. 亚像元定位的本质是一种更高尺度下的硬分类技术. 表1和表2给出了两幅场景下BPNN和新方法的混淆矩阵, 统计是针对整幅图像中进行. 需要指出的是, 这里我们只针对整幅图像中的混合像元的亚像元分类结果进行了统计, 是因为非混合像元内的各亚像元在定位过程中被直接赋予对应非混合像元所属的类别, 此过程对于两种亚像元定位方法无任何区别. 对比表中两种方法各类地物的正确分类像元数, 可以看到, 新方法明显多于BPNN. 我们统计了两种方法的Kappa系数和PCC (percentage of correctly classified pixels). 为排除非混合像元影响, 同时也统计了新指标Kappa'系数和PCC', [4,5,14,19,20]. 新指标只统计混合像元内的亚像元定位结果. 4项指标统计列于表3. 观察表中数据, 不难发现两幅场景下, 新方法的4项指标均高于BPNN方法. 在场景1中, 通过利用多偏移图, BPNN的Kappa'从0.9001提高到0.9438, 而PCC'则由93.40%提高到96.29%. 在场景2中新方法的Kappa'和PCC'相比BPNN分别高出了0.1220和8.38%.

相互对比两幅场景的精度, 我们可以发现, 场景2在 $S=4$ 时的定位精度仍小于场景1在 $S=6$ (情况相比 $S=4$ 更复杂)时的定位精度. 这是因为场景2中的地物空间分布复杂度高于场景1. 场景2中除长江以外, 其他3类地物的分布形态相对较为多样化. 而在场景1中, 各类地物出现较为规则的形态.

表1 场景1两种方法的混淆矩阵

Table 1 Confusion matrix of two methods for test site 1

		道路	树	建筑	草地
BPNN	道路	4 981	2	12	208
	树	1	4 843	3	326
	建筑	10	3	9 876	819
	草地	211	325	817	19 035
新方法	道路	5 091	0	3	109
	树	1	4 969	1	202
	建筑	4	1	10 249	454
	草地	107	203	455	19 623

表2 场景2两种方法的混淆矩阵

Table 2 Confusion matrix of two methods for test site 2

		湖水	城区	植被	长江
BPNN	湖水	16 055	2 531	2 238	157
	城区	2 529	15 022	1 227	16
	植被	2 239	1 225	15 746	1
	长江	158	16	0	1 992
新方法	湖水	18 051	1 576	1 298	56
	城区	1 610	16 527	656	1
	植被	1 265	689	17 257	0
	长江	55	2	0	2 109

表3 亚像元定位精度评价

Table 3 Sub-pixel mapping accuracy assessment

	场景1		场景2	
	BPNN	新方法	BPNN	新方法
Kappa	0.959 0	0.977 0	0.861 1	0.918 8
PCC	97.74%	98.73%	90.04%	94.18%
Kappa'	0.900 1	0.943 8	0.706 7	0.828 7
PCC'	93.40%	96.29%	79.83%	88.21%

事实上, 场景中地物分布的复杂度也与数据的空间分辨率有关. 若图像空间分辨率较低, 部分地物会只占据较少的像元, 整体上空间相关性偏弱, 用于亚像元定位测试时精度会相比高分辨率图像更低. 另一方面, 场景2在利用多偏移图像后的精度提高相比场景1要明显得多. 表明新方法可能对复杂区域的亚像元定位效果改进更为明显.

## 2.3 尺度 $S$ 和偏移量讨论

对场景2选取4种放大比例进行亚像元定位,  $S=4, 8, 12$ 和15. 两种方法所得定位结果的4项评价指标如图4所示. 从图中可以看到, 随着放大比例的增加, 两种方法的定位精度随之降低, 是因为在大尺度时亚像元定位问题变得更为复杂. 尽管如此, 新方法在4种尺度下的4项指标始终高于BPNN方法. 通过多种放大尺度的讨论, 更充分地证明了提出方法相比BPNN在亚像元定位精度上的优势.

对场景1进行6倍比例放大, 选取4幅(包括原观测图)偏移图像, 偏移分别为 $(0, 0)$ ,  $(t/6, 0)$ ,  $(0, t/6)$ 和 $(t/6, t/6)$ 个低分辨像元. 这里我们讨论6种

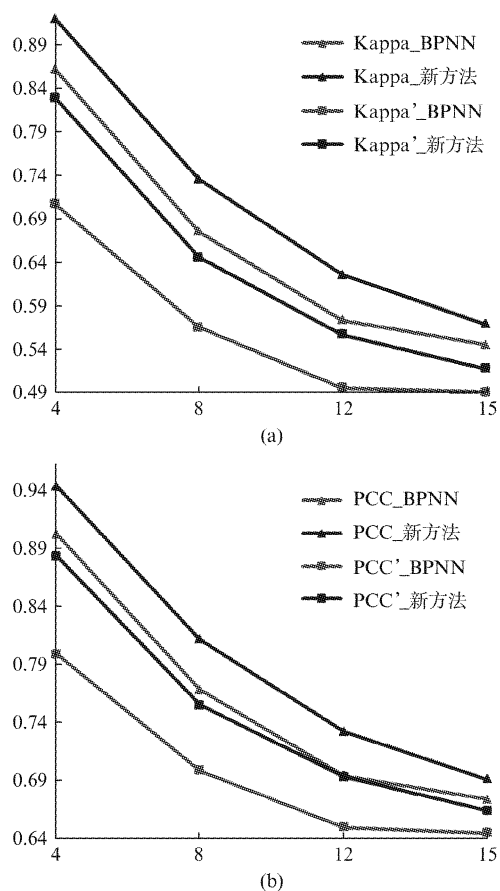


图4 场景2在4中放大尺度下的亚像元定位精度评价(a)Kappa和Kappa'系数(b)PCC和PCC'  
Fig. 4 Sub-pixel mapping accuracy assessment for test site 2 with various zoom scale. (a) Kappa and Kappa'. (b) PCC and PCC'

偏移量:  $t=0, 1, 2, 3, 4$  和  $5$ .  $t=0$  实际上对应未使用偏移图像的情况. 图5给出了不同偏移量下的4项指标. 可以观察到: 1) 使用多偏移图像能提高定位精度; 2) 不同的偏移量会得到不同的亚像元定位精度; 3) 在偏移量为半个低分辨率像元时定位精度最高.

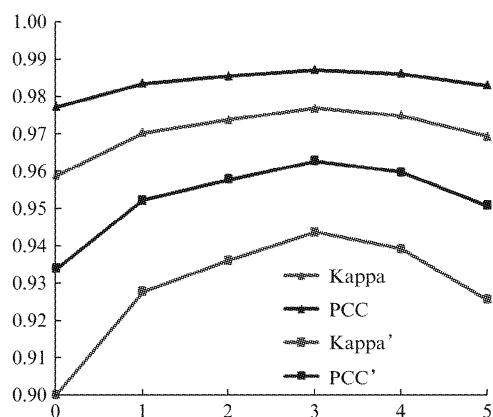


图5 场景1偏移量讨论( $S=6$ )  
Fig. 5 Analysis of sub-pixel shifts for test site 1 ( $S=6$ )

### 3 结论

为降低基于BPNN的亚像元定位方法中的不确定性,提高定位精度,提出了一种利用多偏移遥感图像辅助BPNN的亚像元定位新方法.新方法中,亚像元属于各类的概率由多幅偏移图像共同决定.通过两幅场景的遥感图像实验,证明了新方法相比原BPNN方法能获得视觉上更符合空间相关性分布的定位结果,4项指标(Kappa, PCC, Kappa'和PCC')的定量评价亦表明新方法的定位精度明显高于原BPNN方法.因而本文利用多偏移遥感图像的方法为提升基于BPNN的亚像元定位提供了一种新的可行思路.将来的研究工作中可通过寻找其他形式下的辅助数据来降低BPNN定位模型中的不确定性,进一步提高亚像元定位的精度.

### 致谢

感谢英国University of Southampton的Andrew J. Tatem博士提供的英国Bath市的地物分布图.

### References

- [1] Wang Q. Research on Sub-pixel Mapping and Its Related Techniques for Remote Sensing Imagery[D], *Master Dissertation in Harbin Engineering University* (王群明. 遥感图像亚像元定位及相关技术研究. 哈尔滨工程大学硕士学位论文), 2012.
- [2] Atkinson P M. Innovations in GIS 4[M]. chap. 12 (London; Taylor & Francis), 1997.
- [3] Mertens K C, Basets B D, Verbeke L P C, et al. A sub-pixel mapping algorithm based on sub-pixel/pixel spatial attraction models[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2006, 27: 3293-3310.
- [4] Wang Q, Wang L, Liu D. Integration of spatial attractions between and within pixels for sub-pixel mapping[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2012, 23(2): 293-303.
- [5] Wang Q, Wang L, Liu D. Particle swarm optimization-based sub-pixel mapping for remote-sensing imagery[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2012, 33(20): 6480-6496.
- [6] Han W, Tian Q, Lu Y. Spatial attraction algorithm for sub-pixel mapping of multispectral remote sensing images[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica* (韩文超, 田庆久, 陆应诚. 多光谱遥感影像亚像元定位的空间引力算法研究. 测绘学报), 2011, 40(2): 169-174.
- [7] Mertens K C, Verbeke L P C, Ducheyne E I, et al. Using genetic algorithms in sub-pixel mapping[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, 24: 4241-4247.
- [8] Tatem A J, Lewis H G, Atkinson P M, et al. Super-resolution target identification from remotely sensed images using a Hopfield neural network[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, 39: 781-796.
- [9] Teerasit K, Arora M K, Varshney P K. Super-resolution land-

- cover mapping using a Markov random field based approach [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, **96**: 302 - 314.
- [10] Li X, Du Y, Ling F. Spatially adaptive smoothing parameter selection for Markov random field based sub-pixel mapping of remotely sensed images [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2012, **33**(24): 7886 - 7901.
- [11] Wang L, Wang Q. Subpixel mapping using Markov random field with multiple spectral constraints from subpixel shifted remote sensing images [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, **10**(3): 598 - 602.
- [12] Nigussie D, Zurita-Milla R, Clevers J G P W. Possibilities and limitations of artificial neural networks for subpixel mapping of land cover [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2011, **32**(22): 7203 - 7226.
- [13] Zhang L, Wu K, Zhang Y, et al. A new sub-pixel mapping algorithm based on a BP neural network with an observation model [J]. *Neurocomputing*, 2008, **71**: 2046 - 2054.
- [14] Xu X, Zhong Y, Zhang L, Li P. A sub-pixel mapping algorithm based on BP neural network with spatial autocorrelation function for remote sensing imagery [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica* (许雄, 钟燕飞, 张良培, 李平湘. 基于空间自相关 BP 神经网络的遥感影像亚像元定位. *测绘学报*) 2011, **40**(3): 307 - 311.
- [15] Boucher A, Kyriakidis P C. Super-resolution land cover mapping with indicator geostatistics [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006, **104**(3): 264 - 282.
- [16] Wang Q, Shi W, Wang L. Allocating classes for soft-then-hard subpixel mapping algorithms in units of class [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, **52**(5): 2940 - 2959.
- [17] Ling F, Du Y. Super-resolution land-cover mapping using multiple sub-pixel shifted remotely sensed images [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2010, **31**(19): 5023 - 5040.
- [18] Xu X, Zhong Y, Zhang L, et al. Sub-pixel mapping based on a MAP model with multiple shifted hyperspectral imagery [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2013, **6**(2): 580 - 593.
- [19] Wang Q, Shi W, Atkinson P M. Sub-pixel mapping of remote sensing images based on radial basis function interpolation [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, **92**: 1 - 15.
- [20] Wang Q, Shi W, Zhang H. Class allocation for soft-then-hard subpixel mapping algorithms with adaptive visiting order of classes [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, **11**(9): 1494 - 1498.

(上接 520 页)

- plane array [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (吕衍秋, 徐运华, 寒冰, 等. 128 × 1 线列 InGaAs 短波红外焦平面的研究. *红外与毫米波学报*), 2006, **25**(5): 333 - 337.
- [4] YE Hu-Nian, YE Mei, YANG Li-Xin. *Hadamard Transform Optical Imaging* [M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology press (叶虎年, 叶梅, 杨新立. *阿达玛变换光学成像*. 武汉: 华中科技大学出版社) 2012: 14 - 90.
- [5] M. HARWIT, Neil J. A. SLOANE. *Hadamard Transform Optics* [M]. New York: Academic Press, 1979: 1 - 104.
- [6] MEI Er-Wen, GU Wen-Fang, ZENG Xiao-Bin, et al. Research of Hadamard transform microscopic fluorescence imaging technology [J]. *J. Science in China* (梅二文, 顾文芳, 曾晓斌, 等. Hadamard 变换显微荧光成像技术的研究. *中国科学*), 1995, **25**(1): 7 - 8.
- [7] QI Hong-Xing, CHEN Mu-Wang. Study on Hadamard transform Near-Infrared Imaging Spectrometer [J]. *J. Infrared Technology* (亓洪兴, 陈木旺. 短波红外 Hadamard 变换高光谱成像技术研究. *红外技术*), 2005, **27**(6): 463 - 468.
- [8] DMD 0.7XGA 12° DDR DMD DiscoveryTM [R]. America. Texas Instrument corporation. 2005.