

doi:10.3788/gzxb20134211.1381

面向边缘特征的遥感影像可匹配性度量

巨西诺, 孙继银, 王鹏, 高晶

(第二炮兵工程大学, 西安 710025)

摘要: 为了提高基准图制备的有效性, 需要对前期遥感影像的可匹配性进行预测. 在边缘特征中, 提出基于块逆概率差纹理基元共生矩阵的遥感影像可匹配性度量方法. 首先, 利用边缘密度将遥感影像分为不可匹配区和潜在可匹配区, 并从潜在可匹配区选取部分图像样本作为训练集; 其次, 对样本图像构建块逆概率差纹理基元共生矩阵, 计算边缘特征向量; 再次, 利用仿真实验计算样本图像实际匹配概率, 采用支持向量机回归方式利用边缘特征向量构建匹配概率预测模型; 最后, 对整幅遥感影像采用匹配概率预测模型预测匹配概率. 实验证明, 该方法预测的匹配概率与实际匹配概率平均平方误差低, 平方相关系数强, 并且对于灰度校正后的同一卫星遥感影像其预测模型是通用的, 不仅能满足遥感影像可匹配性度量需求, 并能对匹配算法选择提供决策支持.

关键词: 可匹配性; 块逆概率差; 共生矩阵; 纹理基元; 支持向量机回归

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2013)11-1381-6

Remote Sensing Image Matching Performance Measurement for Edge Feature

JU Xi-nuo, SUN Ji-yin, WANG Peng, GAO Jing

(The Second Artillery College, Xi'an 710025, China)

Abstract: In order to improve the effectiveness of reference map production, it is necessary to predict matching performance for early remote sensing images. For edge feature, the saliency and stability of edge determines matching performance. An algorithm for remote sensing image matching performance was proposed based on block difference of inverse probabilities and texture cell cooccurrence matrix. Firstly, remote sensing image was divided into potential matching regions and no matching regions based on edge density, and training images were extracted from potential matching regions. Secondly, edge feature vector was computed by block difference of inverse probabilities and texture cell cooccurrence matrix (BDIP-TC-CM). Thirdly, on basis of the real matching probability computed by simulation experiment, matching probability predicting model was built by support vector regression based on edge feature vector. Lastly, matching probability was predicted for the whole remote sensing image based on the matching probability predicting model. The experimental result shows that the mean squared error between the predicted matching probability and real matching probability is small and the squared correlation coefficient is high. The model is general for the same satellite images after gray level correction. It can meet the demand of remote sensing image matching performance measure, and provide decision support for selecting matching algorithm.

Key words: Matching performance; Block difference of inverse probabilities; Cooccurrence matrix; Texture cell; Support Vector Regression (SVR)

基金项目: 部委基金(No. 5132202XX)资助

第一作者: 巨西诺(1986-), 女, 博士研究生, 主要研究方向为图像处理与景象匹配. Email: jxnwawj@163.com

导师: 孙继银(1952-), 男, 教授, 博导, 主要研究方向为图像处理、指挥自动化. Email: sjy44340@163.com

收稿日期: 2013-04-09; 录用日期: 2013-06-05

0 引言

精确制导武器是未来高技术条件下信息化战争的主要兵器. 下视景象匹配制导由于测量准确度高、自成体系、抗干扰性强、系统能耗小、体积小等突出优点, 已成为武器系统复合制导中受人们重视的关键技术之一. 下视景象匹配就是由飞行器实时拍摄的影像(称实时影像)与预存在飞行器中的基准影像进行匹配, 确定实时影像在基准影像中的位置, 达到定位导航的目的. 基准影像可匹配性的评价是规划飞行路径、自动选择匹配区的关键问题^[1]. 理论和实践表明, 识别算法的匹配概率和匹配准确度与遥感影像图源质量密切相关. 面向景象匹配的实际应用, 遥感影像有效匹配区越多则图像质量越好. 因此, 面向景象匹配的遥感影像质量评价不仅与图像成像质量有关, 还与影像对应区域的可匹配性有关. 遥感影像幅宽较广, 直接对其各个区域进行匹配仿真实验运算量极大, 不能满足实际需求, 急需一种简单快捷的方法对遥感影像的可匹配性进行预测.

目前, 在下视景象匹配中选取可匹配区主要是通过方差、边缘密度、独立像元数、自重复模式等方法进行筛选^[2-4]. 这些方法主要通过分析影像灰度变化幅度和是否含有相似影像块来确定是否适合做匹配区, 无法给出匹配概率与图像特征的直接对应关系. 图像匹配准确度与特征选取紧密相关, 边缘是匹配识别算法中常用的特征^[5-10]. 分析边缘特征的稳定性和凸显性有助于分析图像基于边缘特征的可匹配性能, 为遥感影像质量预测提供依据. 构建基于块逆概率差纹理基元共生矩阵的边缘特征向量, 在此基础上, 在遥感影像中提取小样本训练集采用支持向量机回归方式构建遥感影像可匹配性预测模型, 进而对整幅遥感影像的可匹配性进行度量, 不仅实现面向景象匹配的遥感影像图像质量评价, 还能为匹配算法选择提供决策支持.

1 边缘特征向量提取

遥感影像幅宽较广, 必须对其进行分块计算, 为了减少计算量, 首先根据边缘密度将遥感影像潜在可匹配区和不可匹配区, 后续提取样本和可匹配性预测都在潜在可匹配区中进行, 进而确定可匹配区面积, 并以此估计整幅遥感影像质量, 具体流程如图 1.

1.1 块逆概率差图像

块逆概率差(Block Difference of Inverse Probabilities, BDIP)是一个非线性算子, 描述局部梯度均值, 通常用于描述图像的纹理特征^[11-12]. BDIP 能够有效描述局部亮度变化, 具体定义为

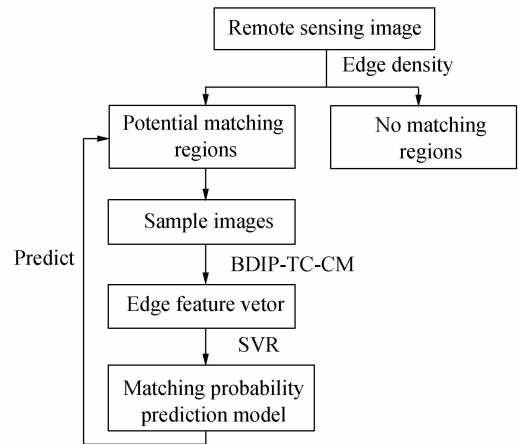


图 1 遥感影像可匹配性预测流程

Fig. 1 Process of remote sensing image matching performance prediction

$$BDIP = M^2 - \frac{\sum_{(i,j) \in B} I(i,j)}{\max_{(i,j) \in B} I(i,j)} \quad (1)$$

式中, $I(i,j)$ 表示坐标为 (i,j) 的像素点的灰度值, B 表示大小为 $M \times M$ 的图像块. 用图像块的 BDIP 值表示的图像, 称为原图像的 BDIP 图像. 由于 BDIP 图像中像素值分布较分散, 因此需要对其进行归一化处理, 定义为

$$BDIP = 1 - \frac{\sum_{(i,j) \in B} I(i,j)}{M^2 \times \max_{(i,j) \in B} I(i,j)} \quad (2)$$

1.2 纹理基元编码

方块编码基本原理是将整幅图像分割成子块, 设计各子块矩阵的量化电平, 量化后用位映像矩阵代替子块矩阵^[13]. 依照该思想, 定义量化电平为每个子块的灰度均值, 令每个子块像素点灰度值小于该块灰度均值的赋值为 0, 反之为 1, 这样就得到了一系列大小为 $M \times M$ 的逻辑矩阵. 这些逻辑矩阵不仅能够体现图像块内的纹理结构特征, 而且在一定程度上反映了整体图像的形状分布, 定义这些逻辑矩阵为图像的纹理基元. 将逻辑矩阵块转换为对应二进制序列, 并用其对应的十进制值表示纹理基元值. 其提取过程如图 2(这里 $M=2$).

Image blocks	$\begin{bmatrix} 25 & 20 \\ 8 & 10 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 11 & 20 \\ 9 & 18 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 11 & 8 \\ 22 & 21 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 19 & 6 \\ 8 & 22 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 9 & 8 \\ 8 & 10 \end{bmatrix}$
Logic matrix	$\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$
Binary digit	1100	0101	0011	1001	1001
Texture cell	12	5	3	9	9
	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)

图 2 纹理基元提取过程

Fig. 2 Texture cell extraction

在提取图像的纹理基元时, 会出现如图 2(d) 和 (e) 的情况, 不同结构的图像块可能会产生相同的纹

理基元值. 因此,在算法中需设定一个平稳阈值 α , 当图像块的灰度标准差小于 α 时,就把这个块看作是均匀块,纹理基元值设为 0,大于 α 时,按上述方法计算纹理基元值. 通过大量统计实验发现,当 α 定义为整幅图像灰度标准差的 1/10 时,其提取的纹理基元图像效果比较好.

图 3 为某地区的遥感影像及其对应 BDIP 图像和纹理基元图像. 大量实验表明,当子块大小选为 2×2 时,其损失能量小,能更好地表示原图的结构特性. 因此,定义子块大小为 2×2 ,其中(a)为遥感影像原图像,(b)为对应的 BDIP 图像,(c)为对应纹理基元图像. 由图 3 可以看出,灰度值存在阶跃变化越大,则其对应的 BDIP 值越大,BDIP 图像能够对边缘等骨架特征进行描述,且其值越大,表明对应区域边缘越显著,边缘特征越稳定. 而纹理基元能够表征灰度变换的方向性,灰度变化规律一致,则纹理基元相同,纹理基元图像能够反映图像块内部结构信息.

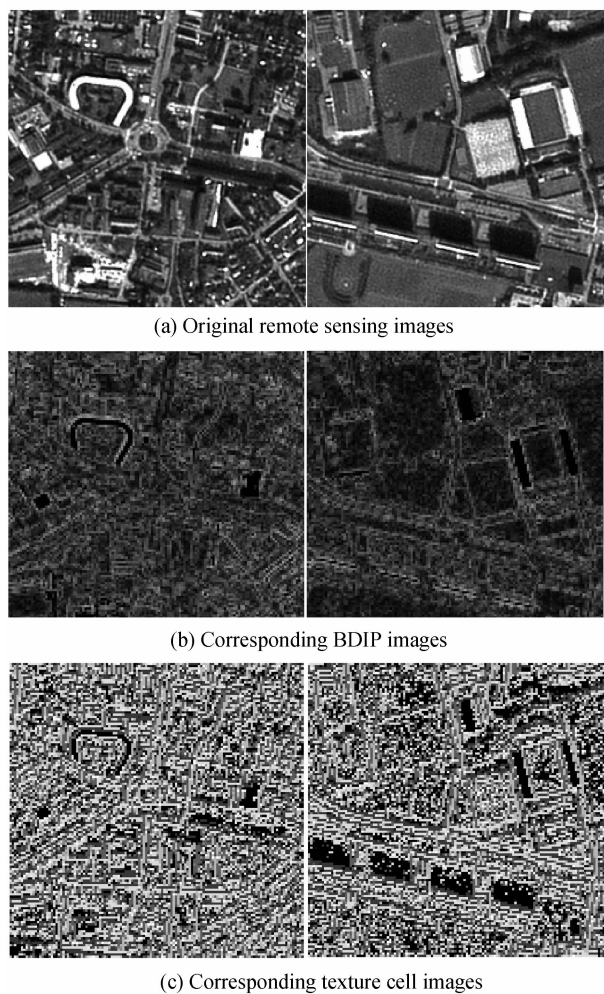


图 3 遥感影像及其 BDIP 图像和纹理基元图像
Fig. 3 Remote sensing images and corresponding BDIP images and texture cell images

1.3 基于 BDIP 纹理基元共生矩阵的边缘特征向量提取

BDIP 图像能够反映图像不同区域的边缘稳定特性,其值越大对应区域边缘特征越显著,而纹理基元图像值表示该图像块内部的纹理变化规律,因此,分析 BDIP 和纹理基元的对应关系,将图像整体特征和细节特征结合到一起,更能体现图像特征的变化规律. 采用 BDIP 纹理基元共生矩阵分析 BDIP 图像和纹理基元图像的对应关系,BDIP 纹理基元共生矩阵 H 中的每个元素 $H(i, j)$ 被定义为在 BDIP 图像 $B(x, y)$ 和纹理基元图像 $G(x, y)$ 中,同时满足 BDIP 值为 i 且纹理基元编码值为 j 的像素点的总和. $H(i, j)$ 以图像的像素总量进行归一化之后,可以得到一个概率矩阵 $P(i, j)$.

BDIP 纹理基元共生矩阵反映了图像边缘显著特性的分布规律、变化幅度和方向等综合信息,但其不能直接对边缘特征进行描述,因此定义了五个统计量对边缘特征进行描述:BDIP 显著性、不均匀性、差分矩、均值、标准差,其具体定义为

$$\text{BDIP 显著性 } T_1 = \frac{\sum_i \sum_j i^2 H(i, j)}{\sum_i \sum_j H(i, j)} \quad (3)$$

$$\text{不均匀性 } T_2 = \frac{\sum_i [\sum_j H(i, j)]^2}{\sum_i \sum_j H(i, j)} \quad (4)$$

$$\text{差分矩 } T_3 = \sum_i \sum_j (i-j)^2 P(i, j) \quad (5)$$

$$\text{均值 } \mu = \sum_i i \cdot [\sum_j P(i, j)] \quad (6)$$

$$\text{标准差 } \delta = \{ \sum_i (i-\mu)^2 \cdot [\sum_j P(i, j)] \}^{1/2} \quad (7)$$

因此,图像的边缘特性由上述五个特征构成的特征向量 $T = [T_1, T_2, T_3, \mu, \sigma]$ 进行表征.

2 遥感影像可匹配性度量

2.1 支持向量机

支持向量机(Support Vector Machine, SVM) 是美国 Vapnik 教授于 1990 年代提出的,2000 年代后成为了很受欢迎的机器学习方法^[14]. 支持向量机是基于结构风险最小化原则的,主要优点是解决了小样本学习问题.

对于给定的样本集 S , 以及任意给定的 $\epsilon > 0$, 如果在原始空间 R^n 存在超平面 $f(x) = \langle w, x \rangle + b$, $w \in R^n, b \in R$ 使得 $|y_i - f(x_i)| \leq \epsilon, \forall (x_i, y_i) \in S$, 则称 $f(x) = \langle w, x \rangle + b$ 是样本集合 S 的 ϵ -线性回归. 其具体实施步骤如下:

1) 寻找一个核函数 $K(s, t)$ 使得 $K(x_i, x_j) =$

$\langle \varphi(x_i), \varphi(x_j) \rangle;$

2)求优化问题

$$\begin{cases} \min \left\{ -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i, x_j) + \right. \\ \left. \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) y_i - \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) \varepsilon \right\} \\ s. t. \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C, i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (8)$$

的解 α_i, α_i^* ;

3)计算

$$b = \begin{cases} y_j + \varepsilon - \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_j, x_i), \text{当 } \alpha_i \in (0, C) \\ y_j - \varepsilon - \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_j, x_i), \text{当 } \alpha_i^* \in (0, C) \end{cases} \quad (9)$$

4)构造非线性函数

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_j, x) + b, x_i \in R^n, b \in R \quad (10)$$

支持向量机中不同的核函数将形成不同的算法,目前常用的核函数有多项式核函数、径向基核函数、Sigmoid核函数、样条核函数等。

2.2 基于支持向量机的图像可匹配性度量

遥感影像可匹配性度量是采用1.3节中提出的边缘特征向量作为特征集,从整幅影像的潜在目标区中选取一小部分样本用支持向量机方法建立回归模型,以此模型对整幅图像的可匹配性进行预测,具体实施步骤为:

1)从潜在目标区中选取 N 个区域作为训练样本集;

2)利用仿真实验计算选定样本图像的实际匹配概率;

3)计算潜在目标区中各区域的边缘特征向量 $T = [T_1, T_2, T_3, \mu, \sigma];$

4)以边缘特征向量 $T = [T_1, T_2, T_3, \mu, \sigma]$ 作为训练特征集,实际匹配概率作为训练目标集,采用交

叉验证方法选取最佳参量构建支持向量机回归模型;

5)以潜在目标区各区域图像的边缘特征向量 $T = [T_1, T_2, T_3, \mu, \sigma]$ 作为输入值,采用支持向量回归模型对其匹配概率进行预测。

3 实验及分析

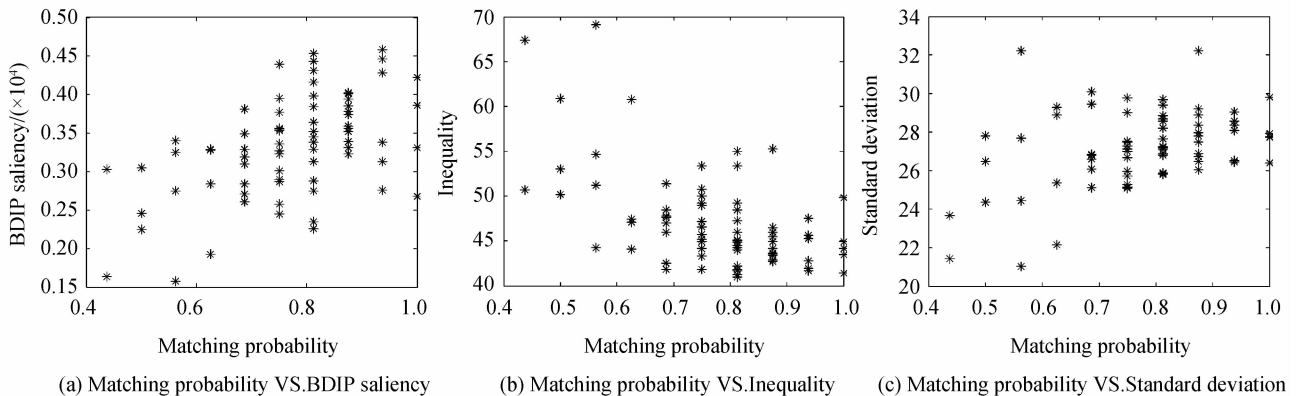
仿真实验具有高效、可靠、经济和可在可控制环境中多次重复运用的特点.在导弹武器系统研制过程中,由于飞行实验代价高昂,主要采用仿真方法对匹配算法的性能、基准图适配度进行分析^[15].为了节约时间,从一整幅遥感影像中截取局部区域作为实验对象,如图4.图4是某地区SPOT卫星影像,分辨率大小为2.5m,尺寸为3072×2304.定义样本图像大小为128×128,从图4选取75幅样本图像作为训练图像.采用仿真实验^[15]计算图像实际匹配概率.具体方法如下:从样本图像中随机选取15个目标,大小为16×16采用不同畸变方式(模糊、噪音、几何变换等)得到不同形态的目标模板,采用基于Hausdorff距离的边缘匹配方法^[10]进行匹配实验,最终对匹配命中结果进行统计得出正确匹配概率。



图4 某地区遥感影像

Fig. 4 A remote sensing image

为了直观地分析边缘特征向量与匹配概率的关系,图5给出了图像匹配概率与5个边缘特征值的对应关系.从图5中可以看出BDIP显著性、差分



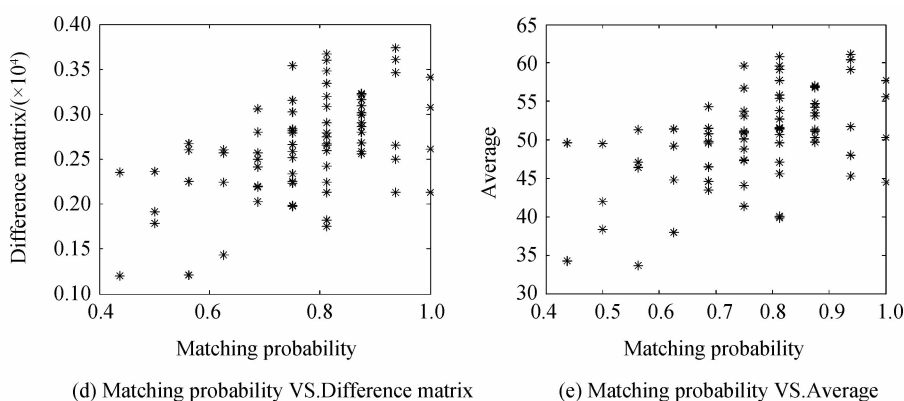


图 5 边缘特征向量与匹配概率对应关系

Fig. 5 Relationship between edge feature vector and matching probability

矩、均值和标准差与匹配概率基本上呈单调递增关系,而不均匀性与匹配概率呈单调递减关系,边缘特征向量与匹配概率相关性很高,可以用于预测实际匹配概率。

以提取的 75 幅样本图像的边缘特征向量作为输入特征集,以仿真实验匹配概率作为目标值,对边缘特征向量进行归一化后,采用 libsvm 工具箱进行实验,并用交叉验证方法搜索最优参量.最终实验选用径向基核函数,高斯核参量取 3,惩罚因子为 105.经计算得知平均平方误差为 0.005 5,平方相关系数为 91.56%。

为了验证该模型的有效性,从图 4 中随机选取 100 幅 128×128 的影像作为测试集,采用上述方法计算其边缘特征向量,并利用训练所得匹配概率预测模型对其匹配概率进行预测.采用仿真方法计算其实际匹配概率,图 6 是实际匹配概率和预测匹配概率的对比图.其平均平方误差 0.0062,平方相关系数为 90.62%。

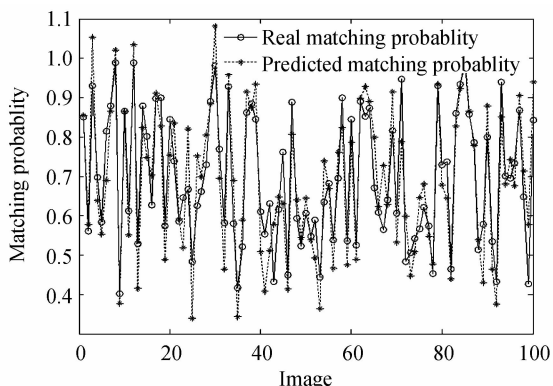


图 6 实际匹配概率和预测匹配概率对比

Fig. 6 Contrast between real matching probability and predicted matching probability

对图 4 整幅遥感影像匹配概率进行分析,将图像分为 432 个 128×128 的图像块,定义不可匹配区匹配概率为 0,对其各块匹配概率按上述模型进行预测,其匹配概率分布如图 7。

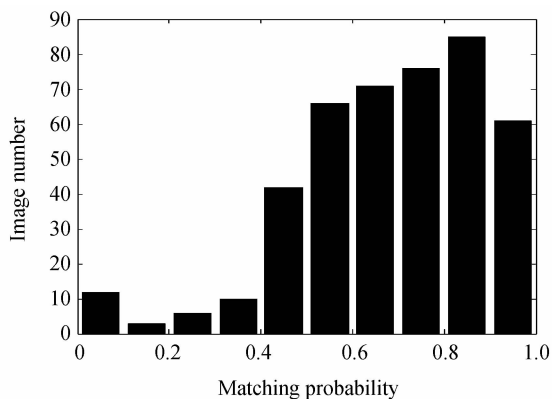


图 7 预测匹配概率分布图

Fig. 7 Distributing of predicted matching probability

匹配概率不能脱离匹配算法独自描述,对于不同匹配算法匹配概率也不相同,准确地预测匹配概率是无法完成的,只能在一定误差范围内对可匹配性进行预测.在景象匹配的特定背景下,只需要选择适合制备基准图的遥感影像,不需要进行定量描述,因此基于边缘特征的图像可匹配性评价指标可以转化为一个量化分类模型,对可匹配性进行定性描述,因此对图像可匹配性进行分类,即{可匹配区域;不可匹配区域}.若匹配概率大于 0.8,则该区域为可匹配区,反之,为不可匹配区.针对景象匹配,可匹配区所占比例越高,则图像质量越好。

影响遥感影像边缘特征向量的主要因素是遥感影像自身对比度和亮度.为了提高模型的通用性和准确性,需要对测试影像进行去噪和灰度校正.表 1 分析了校正前后实际匹配概率和预测匹配概率的平方相关系数(Squared Correlation Coefficient, SCC)和平均平方误差(Mean Square Error, MSE).其中, $Image_1$ 和 $Image_2$ 为不同时段、不同地区的 SPOT 影像,大小为 $3\ 072 \times 2\ 304$, $Image_3$ 为 ALOS 遥感影像,大小为 $1\ 024 \times 640$,依据文中方法,从 $Image_1$ 中提取样本进行训练,建立预测模型,并以该模型对 $Image_2$ 和 $Image_3$ 以及依据 $Image_1$ 进行灰度校正

后的图像的匹配概率进行预测.从表1中可以看出,对于同一卫星,进行灰度校正后,其模型是可以通用的,对于不同卫星,由于图像拍摄参量差异较大,模型通用性不高.

表1 实际匹配概率与预测匹配概率的相关性对比
Table 1 Correlation contrast between real matching probability and predicted matching probability

Image	SCC/(%)	MSE
Image ₁	91.02	0.005 6
Image ₂	56.44	0.532 2
Image ₃	50.16	0.563 9
Corrected Image ₂	87.65	0.015 2
Corrected Image ₃	64.28	0.179 2

4 结论

边缘是景象匹配中常用的特征,其稳定性和可靠性直接决定了图像的匹配概率.针对边缘特征,构建了基于块逆概率差纹理基元共生矩阵的边缘特征向量,分析其与匹配概率之间的对应关系,在此基础上,采用支持向量机回归方式构建遥感影像可匹配性预测模型.该方法需要从整幅遥感影像中选取样本作为训练集构建预测模型,并以此模型估计整幅遥感影像的可匹配性,实验证明该方法平均平方误差低,平均相关系数高,能够满足实际需求.

由于不同时段、不同卫星拍摄的遥感影像其成像原理、分辨率、亮度、噪音、模糊等差异较大,因此一幅遥感影像建立的预测模型与其它遥感影像并不通用,针对不同遥感影像必须重新提取样本进行训练建立新的模型.同时,不同的边缘匹配算法,匹配概率也不相同,同一遥感影像建立的预测模型也会有所区别.本文算法不仅可以对遥感影像可匹配性进行评价,还能对不同边缘匹配算法性能进行横向比较,对最终匹配算法选择提供决策支持.此外,本文方法对于其它特征匹配概率预测也有借鉴意义.

参考文献

- [1] AN Ru, JIN Xia-ling, WANG Hui-lin, *et al.* Image ability to obtain corrent matching based on feature matching [J]. *Infrared and Laster Engineering*, 2005, **34**(4): 469-473.
安如, 金夏玲, 王慧麟, 等. 基于特征匹配的影像可匹配性研究[J]. *红外与激光工程*, 2005, **34**(4): 469-473.
- [2] CAO Fei, YANG Xiao-gang, MIU Dong, *et al.* Study on reference image selection roles for sence matching guidance [J]. *Application Research of Computers*, 2005, (5): 137-139.
曹菲, 杨小冈, 缪栋, 等. 景象匹配制导基准图选定准则研究[J]. *计算机应用研究*, 2005, (5): 137-139.
- [3] YANG Xiao-gang, CAO Fei, HUANG Xian-xiang, *et al.* Reference image preparation approach for scene matching simulation[J]. *Journal of System Simulation*, 2010, **22**(4): 850-852.
杨小冈, 曹菲, 黄先祥, 等. 景象匹配仿真中基准图的制备方法研究[J]. *系统仿真学报*, 2010, **22**(4): 850-852.
- [4] ZHAO Feng-wei, SHEN Zhen-kang, LIU Yang, *et al.* Selection of image feature set in performance evaluation system of scene matching algorithm (Part 1: image statistic feature) [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2001, **30**(4): 187-191.
赵锋伟, 沈振康, 刘扬, 等. 景象匹配评估系统中图像特征指标的选择(一)图像统计特征[J]. *红外与激光工程*, 2001, **30**(4): 187-191.
- [5] WU Bo, ZHANG Yun-sheng, ZHU Qing. Integrated point and edge matching on poor textural images constrained by self-adaptive triangulations [J]. *Photogrammetry and Remote Sensing*, 2012, **68**: 40-55.
- [6] DAVID W P, WALTER G E. Resolution analysis for gradient directin matching of object model edges to overhead images [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2009, **113**(2): 235-248.
- [7] ZHANG M X, KELLY P M. Edge-to-edge matching and its applications Part II. Application to Mg-Al, Mg-Y and Mg-Mn alloys[J]. *Acta Materialia*, 2005, **53**(4): 1085-1096.
- [8] GIZATDINOVA Y, SURAKKA V. Automatic edge-based localization of facial features from images with complex facial expressions[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2010, **31**(15): 2436-2446.
- [9] KWON O K, KIM D, SUH J W. Accurate M-hausdorff distance similarity combining distance orientation for matching multi-modal sensor images[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2011, **32**(7): 903-909.
- [10] ZOU Y B, DONG F M, LEI B J, *et al.* Image thresholding based on template matching with arctangent Hausdorff distance measure [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2013, **51**(5): 600-609.
- [11] CHUN Y D, SEO S Y, KIM N C. Image retrieval using BDIP and BVLC moments[J]. *IEEE Trans on Circuits and Systems for Video-Technology*, 2003, **13**(9): 951-957.
- [12] LEE W S, KIM N C, JANG I H. Texture feature-based language identification using wavelet-domain BDIP, BVLC, and NRMA features [C]. *Machine Learning for Signal Processing (MLSP)*, 2010, Kittila, 444-449.
- [13] VIJAYANAGAR K R, JOOHEE K. Compression of residual layers of layered depth video using hierarchical block truncation coding [C]. *The True Vision-Capture, Transmission and Display of 3D Video*, 2012, Zurich, 1-4.
- [14] VAPNIK V N. *Statistical learning theory*[M]. New York, Wiley-Interscience, 1998.
- [15] YANG Xiao-gang, ZUO Sen, HUANG Xian-xiang, *et al.* Integral experiment and simulation system for image matching[J]. *Journal of System Simulation*, 2010, **22**(6): 1360-1364.
杨小冈, 左森, 黄先祥, 等. 图像匹配综合实验与仿真系统研究[J]. *系统仿真学报*, 2010, **22**(6): 1360-1364.