

利用成像匹配与成分分离的航空图像云检测^①

王 瑜^② 李佳田^③ 张文靖 王聪聪 吴华静 李 键

(昆明理工大学国土资源工程学院 昆明 650093)

摘 要 研究了遥感图像云检测,提出了基于几何成像匹配与成分分离的航空图像云检测算法。由于传统的云检测算法未考虑云具有半透明性的特点,直接提取的云纹理包含有多余的下垫面纹理。该算法依据线性光谱混合模型,将一幅遥感图像看作是由下垫面与云的光谱线性地构成的,考虑像素间的局部平滑,进行云成分分离,采用局部二值模型(LBP)特征描述云的纹理,进而通过构建支持向量机(SVM)分类器进行云检测。对比实验结果表明,本文方法对于航空图像云检测具有一定的效果,对于薄云区域以及边缘区域也能有效检测。

关键词 几何成像匹配,成分分离,局部二值模型(LBP)特征,支持向量机(SVM)分类器,云检测

0 引 言

云检测有着重要的应用价值与理论研究意义,也是光学遥感数据处理的难点问题^[1-4]。在实际生产中,其主要有两方面作用,一是探测云量,二是结合云去除技术以提高图像质量。随着低空遥感平台的深入发展,对于可见光波段图像云检测方法的研究逐渐被学术界重视。

可见光的云检测方法主要分为两种类型^[4],一种是阈值方法,其利用 HIS 颜色空间通道光谱特征,通过改进最大类间方差 Otsu 法设定阈值来检测云,尽管存在多种阈值设置策略,但此种方法通用性仍然受限^[5]。另一种是分类方法,其提取云的纹理特征并将云检测转化为二分类问题进行处理。文献[6]采用和差直方图(sum and difference histograms, SADH)描述影像中 4 方向相邻像点之间灰度值和与差的概率分布,进而分析云的纹理分布。由于不同高度的云产生的叠加纹理不具完备性,受下垫面湿度影响不能有效地区分海洋与陆地上空的

云。文献[7]结合光谱阈值法和纹理分析法,采用分形维数和角二阶矩(angle second moment, ASM)提取纹理特征,并提出一种树状结构判别方法。文献[8]首先采用图像光谱特征进行初分类,利用小波 SCM(scale-based concurrent matrix)提取纹理特征,并基于支持向量机(support vector machine, SVM)和熵的双重判别机制进行分类。文献[9]考虑到像素之间的上下文信息,对灰度共生矩阵进行阈值化和正规化处理后提取纹理特征。文献[10]提出奇异值分解的云检测算法(cloud singular value decomposition, C-SVD),采用具有旋转、平移、尺度不变性的 SVD 特征描述纹理,虽然奇异值分解将图像纹理与空间信息分离并产生一定程度的失真,但其被认为是目前较为有效的可见光图像云检测方法。

上述方法均直接提取云的纹理特征,而忽略了云具有半透明性的特点。其透明程度随着云的厚度而变化,当云层较厚时,其充当了一个不透明的物体,被云层覆盖的下垫面无可视信息;当云层较薄时,其具有透明度,该区域下垫面信息部分可视,此

① 国家自然科学基金(41561082,41161061)资助项目。
② 女,1994 年生,硕士生;研究方向:数字摄影测量;E-mail: 1172913576@qq.com
③ 通信作者,E-mail: ljtwcx@163.com
(收稿日期:2018-06-21)

时,若直接提取云的纹理,则该纹理包括下垫面的纹理信息和云的纹理信息,无法有效地描述云的纹理特征。本文用下垫面与云的光谱,基于光谱混合模型线性地构成图像,提出了几何成像匹配与成分分离算法,进而构建支持向量机(SVM)分类器进行云检测,避免下垫面信息对云成分造成干扰。

1 几何成像匹配

为了对云图像进行分离并提取,首先需要分辨出遥感图像的下垫面图像和云图像。在航空摄影测量中,需要保证航空摄影图像相邻图像间存在航向重叠和旁向重叠,本文利用重叠区域之间有云存在时呈现的不同图像信息,令它们分别表示为下垫面图像和云图像,来分离和提取云信息。

设图像 I 上存在像点 a ,其在像片坐标系中的坐标为 (x, y) ,在物方空间坐标系中存在对应地面点 $A(X, Y, Z)$,根据中心投影成像原理,建立点 a 与点 A 之间的条件共线方程^[11]:

$$\begin{cases} x - x_0 = -f \frac{a_1(X - X_s) + b_1(Y - Y_s) + c_1(Z - Z_s)}{a_3(X - X_s) + b_3(Y - Y_s) + c_3(Z - Z_s)} \\ y - y_0 = -f \frac{a_2(X - X_s) + b_2(Y - Y_s) + c_2(Z - Z_s)}{a_3(X - X_s) + b_3(Y - Y_s) + c_3(Z - Z_s)} \end{cases} \quad (1)$$

其中, (x_0, y_0) 、 f 分别表示像主点坐标和相机焦距,为相机内方位参数(parameter of interior orientation, PIO)。 (X_s, Y_s, Z_s) 为相机物方空间坐标, (a_i, b_i, c_i) ($i = 1, 2, 3$) 表示相机的 3 个外方位角元素构成的方向余弦,为相机外方位参数(parameter of exterior orientation, PEO)。上式表明图像中的像素点与实际空间坐标中的点存在对应关系。

由上可知,已知空间坐标系中的地面点 $A(X, Y, Z)$,可以由式(1)求出对应相片上的像素点 (x, y) 。当反过来仅由 1 张相片上的点不可能求出其对应的空间点的实际坐标。因此,需要 2 张成像完好的相片,由立体像对的空间前方交会原理,在 2 张已知外方位元素的可用的遥感影像中,可以由 2 张相片上的同名像点通过前方交会计算出其对应空间坐标系中的地面点。以上即为像素点和空间点的相互转换。

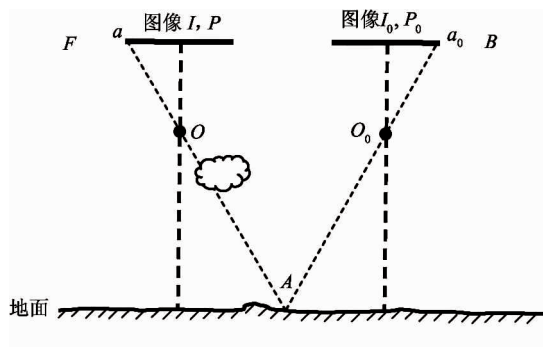


图 1 下垫面点成像

假设有 3 张航拍影像,它们之间存在重叠区域,其中 1 张被云遮挡设为 I ,但其余 2 张成像完整,设两张相片匹配得到的完整的重叠区域图像为 I_0 。如图 1, I 上存在像点 $a(x, y)$,在空间坐标系中存在其对应点 $A(X, Y, Z)$,又因为 A 的坐标可由重叠区域 I_0 中的 2 张相片上的同名像点利用前方交会计算出,则可以建立 I 、 I_0 中的点 a 、 a_0 的一一对应关系, I 、 I_0 中所有对应点组成了 2 张图片的匹配区域,由此 I 与 I_0 的重叠区域可以正确匹配。因此对于多张(3 张或以上)遥感影像,当其中有云遮挡时,可以考虑根据 2 张完整图像重叠区域作为下垫面(设为 B),对应有云的图像区域作为前景(设为 F)进行云的分离和识别。在计算中本文将待检测区域和下垫面图像分为若干小块 P 、 P_0 。

式(2)为相片成像差异检测的表达式:

$$NCC = \frac{\sum_{i=1}^{n^2} (P_{a_0}(i) - \mu_{a_0})(P(i) - \mu)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n^2} (P_{a_0}(i) - \mu_{a_0})^2 \sum_{i=1}^{n^2} (P(i) - \mu)^2}} \quad (2)$$

其中, $P(i)$ 表示矩形块对应位置灰度值, m 为均值, n^2 为 P 中像素点个数。当 2 张重叠相片成像完整没有云遮挡或地理信息的改变时,相片间的相关性强,即具有相同的纹理信息。当相片被云遮挡时,重叠相片间很难具有较强的相关性,在多张遥感影像图,即使多张相片重叠区域都被云遮挡,因为云的形状可变以及流动性等特点,云遮挡图像的相关性也较弱。通常可以从其中得到 2 张相关性强且成像信息完整的重叠影像图,即可认为这 2 张相片的重叠区域包含了完整的下垫面信息。由此,可以从相片相关特性区分出下垫面和云遮挡图像。

2 云成分分离与识别

2.1 云成分分离

为了更好地提取云的成分,笔者注意到云具有半透明性。根据其性质,现在将一副图像看成是由下垫面信息和云成分线性混合而成的,因此提出以下模型。

现已知图像 I 中包含有云,则可认为图像 I 是由云成分 C 与下垫面 B 线性构成的,即存在如下关系:

$$I = \alpha C + (1 - \alpha)B + \zeta \tag{3}$$

其中, $\alpha \in [0, 1]$ 表示云成分的含量, ζ 为噪声。

已知 I, B , 根据式(3), 以最小化噪声 ζ 为条件, 确定 α, C 。采用微分方法与二范数描述最小化过程, 设 $f \in I, c \in C, b \in B$, 则有下式:

$$\min_{\alpha, c} \|f - \alpha c - (1 - \alpha)b\|_2^2 \tag{4}$$

其中, f, c, b 为 $n \times n$ 大小的图像块。

假设一副图像是由一系列灰度恒定的块组成的, 则块内相邻像素间存在很高的空间相关性, 噪声是系统独立的。于是可用邻域内各个像素的灰度均值代替该像素原来的灰度值, 进而实现局部平滑。已知一个纯烟雾图像块中的某像素与其邻域像素具有相似的亮度和颜色, 即纯烟雾图像块通常是平滑的。因此, 可将式(4)转化为如下最优化问题:

$$\min_{\alpha, c} \|f - \alpha c - (1 - \alpha)b\|_2^2 + \lambda \sum_{i=1}^n \sum_{j \in \Omega_i} (c_i - c_j)^2 \tag{5}$$

其中, c_i 和 c_j 分别表示 c 的第 i 个和第 j 个元素, Ω_i 是以第 i 个元素为中心的最小领域, λ 是权衡残余误差和平滑约束的权重参数。

式(5)可以看作一个带有边界约束的二次最优化问题。考虑集合 $t = \{t_k \in R^N | k = 1, 2, \dots\}$, 并满足约束条件 $\forall i \in \{1, 2, \dots, N\}, j \in \Omega_i, c_i - c_j = t_k^T S$, 其中 $t_k \in \{-1, 0, 1\}^N$ 。因此可以构建矩阵 $T = [t_1^T, t_2^T, \dots, t_M^T]^T$, 其中, M 的大小由 Ω 决定。

式(5)的第 2 项可通过矩阵乘的形式表达:

$$\lambda \sum_{i=1}^n \sum_{j \in \Omega_i} (c_i - c_j)^2 = \lambda \|Tc\|_2^2 \tag{6}$$

将式(6)带入式(5)得:

$$\min_{\alpha, c} \|f - \alpha c - (1 - \alpha)b\|_2^2 + \lambda c^T A c \tag{7}$$

其中, $A = T^T T$ 。

对式(7)分别求解 α 和 c 。首先通过固定 α 求解 c , 根据矩阵迹的性质和求导公式解得 α 和 c 的表达式:

$$c_m = (\alpha_m^2 I + \lambda A)^{-1} \alpha_m (f - b + \alpha_m b) \tag{8}$$

其中, m 表示迭代次数。固定 c 求解 α , 得:

$$\alpha_{m+1} = \frac{(b - c_m)^T (f - b)}{(b - c_m)^T (c_m - b)} \tag{9}$$

上述式(8)、(9)经过数次迭代后收敛, 获得一组最优解 (α^*, c^*) 。

2.2 特征提取与分析

纹理是一种通过色调和结构进行描述尺度空间相关性的视觉现象^[12]。烟雾图像中烟雾区域具有直观的纹理特征, 本文通过利用烟雾图像的纹理特征来对烟雾进行识别。局部二值模型^[13] (local binary pattern, LBP) 是描述图像局部纹理特征的算子, 能够快速准确地表达图像的纹理信息。因此本文采用等价 LBP 算子描述烟雾图像的纹理特征。

经统计, 90% 的模式特征种类出现频率较高, 而另一些特征出现频率较低, 因此将出现频率高的特征看作纹理的基本属性, 称这些特征属性为等价模式。在 LBP 中主要表现为对应的二进制码中只包含 2 次从 1 到 0 或从 0 到 1 的跳变。其中跳变次数不超过 2 次的有 58 种, 其余的均将其看作第 59 种。因此将图像从 2^P 维降到了 $P(P - 1) + 2$ 维, $P = 8$ 时, 从 256 维降到了 59 维。等价模式的表达式如下:

$$LBP_{P,R}^{min2} = \begin{cases} \sum_{i=0}^{P-1} l(g_i - g_c) & U(LBP_{P,R}) \leq 2 \\ P + 1 & \text{其他} \end{cases} \tag{10}$$

其中, $U(LBP_{P,R}) = |l(g_{p-1} - g_c) - l(g_0 - g_c)| + \sum_{i=0}^{P-1} |l(g_p - g_c) - l(g_{p-1} - g_c)|$ 用以统计跳变次数, $l(g_p - g_c) = \begin{cases} 1 & g_p - g_c \geq 0 \\ 0 & g_p - g_c < 0 \end{cases}$ 判别邻域像素编码值。式(10)中 (P, R) 表示一个图像块, P 表示图像块中邻域像素点的个数, R 表示以中心像素点为圆心, 以 R 为半径, 邻域像素点均匀分布在一个圆

上。例如,原始的 LBP 算子中 $P=8$, R 为一个像素单位。

根据得到的等价 LBP 算子描述的纹理图像,本文引入了支持向量机(SVM)原理进行分类。支持向量机的学习目的是获得一个最优分类超平面或决策函数。本文的目的是找到一个函数 $g(x)$,使得输入的待分类特征 x ,可以根据判别函数 $f(x) = \text{sgn}(g(x))$ 输出其对应的 y 值。支持向量机以分类间隔最大化为条件^[14, 15],构造出从简单到复杂的分类模型:线性可分支持向量机、线性支持向量机、非线性支持向量机。

当训练样本集线性可分时,则支持向量机的目标函数如下:

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|W\|^2 \quad \text{s.t.} \quad y_i(W^T + b) \geq 1, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

式中只有一个不等式约束条件,因此只需引入一个拉格朗日乘子 α ,构造拉格朗日函数即可解出 α^* 、 w^* 、 b^* ,就可得到最优超平面和分类判别函数。

当训练样本集线性不可分时即存在异常点时,会导致最优超平面的偏移,使间隔变小。为了去除异常点的影响,对每一个样本点引入一个松弛变量 $\zeta_i \geq 0$,得到目标函数解法与线性支持向量目标函数解法类似。

当训练样本集是非线性时,引入核函数 $K(x_i, x) = (\phi(x_i)\phi(x))$ 使向量机的分类判别函数表示为

$$f(x) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x_i, x) + b^* \right] \quad (12)$$

将非线性问题转化为线性问题。目前常用的核函数有:Sigmoid 内积函数、线性核函数、径向基核函数、多项式核函数。本文采用径向基核函数作为 SVM 核函数。

3 实验与分析

航空图像获取地点为云南省省内,经多次航拍共计获得3 500幅影像。航拍相机为 PHASE-ONE

IXU-R 1 000,镜头焦距为50 mm,平均相对航高约为1 100 m,图像大小为11 608(8 708像素,经过内业处理后得到正摄影像,其中有500幅影像中含有云。

3.1 SVM 分类器训练

为了对航空摄影图像中的云成分进行检测,需找到一个适用于航空图像云检测的 SVM 分类器^[16],能够通过 LBP 纹理特征正确判断区分有云区域与无云区域。本文采用 LibSVN 软件包进行训练得到一个关于云特征的二分类器。

为了满足分类器对于不同类型云图像的检测,本文从通常的航空摄影测量相片中选取了200张包含云的相片,从其中随机选取每种类型的云作为样本进行训练。本文将样本划分为5类,第1类是全覆盖厚云,第2类是全覆盖薄云,第3类是局部覆盖度大于50%的云,第4类是局部覆盖度小于50%的云,第5类表示下垫面。以 64×64 像素为标准,选定训练样本,部分样本如图2所示。根据式(10)计算样本的 LBP 特征向量,以 LBP 特征直方图作为 SVM 分类器的输入值。本次实验选定2 000个图像块作为样本,其中云图像1 000个,其余为下垫面信息图像1 000个。将所得样本输出得到包含 LBP 特征向量的文本文件,每个样本的格式改为 LibSVN 的输入格式为以下形式:

<label> <index1> : <value1> <index2> <value2>
<index3> <value3> ... <indexn> <valuen>

Label 表示特征向量的标记位,在本文中记云为正样本,表示为 +1,非云样本记为负样本,表示为 -1。

一个性能良好的 SVM 分类器的获得关键在于模型的选择,即选择合适的核函数和设置合适的参数。本文以径向基函数作为核函数,需要选择合适的惩罚因子 C 和径向基的参数 γ 。采用格网搜索算法寻找惩罚因子 C 和径向基核函数参数 γ 。如图3所示,参数寻优结果为 $C = 128$, $\gamma = 0.000122$ 。根据寻优的参数结果进行训练得到 SVM 分类器。最后输出文件(model 类型)作为云检测模型,可以适用于以后的云检测程序。



图 2 云样本图像的采集

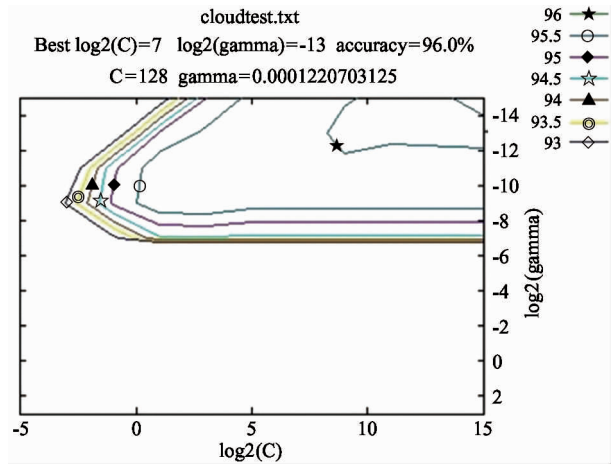


图 3 参数 C 和 γ 寻优结果图

3.2 航空图像云检测

本文的图像云检测流程如图 4 所示,首先根据摄影测量中几何成像技术,将重叠相片进行匹配,然后根据已经得到空间内外方位元素的遥感影像图,可以利用图像相关性公式 NCC (式(2))来计算图像间的相关性。

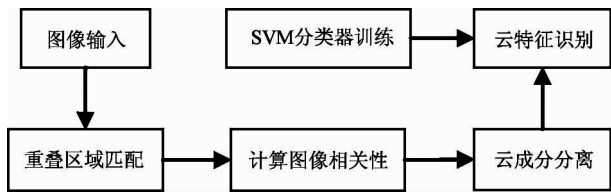


图 4 航空图像云检测流程图

当 2 张相片的重叠区域相关性强时,可以知道 2 张相片的成像信息相同,即为下垫面图像。本文

需要 3 张以上的重叠区域,通过相关性检测确定出其中至少 2 张完整的成像重叠区域,辨别出下垫面图片 B 和包含云的前景图片 I ,即可进行云成分分离与判别。为了便于计算,本文在处理前将航空影像进行分块,与训练样本块大小相同。根据得到的 2 张相片,包含云成分的图像信息即可表示为下垫面信息与云成分信息的线性混合,在云图像检测程序中将式(8)、(9)迭代计算,直至满足 $\alpha \in (0.3, 0.95]$,即可认为图像 I 中包含了云。利用已经训练好的 SVM 分类器对云成分的纹理信息进行判别,包含云的图像以矩形标识,最后输出结果。以上即为整个航空影像云检测的过程。图 5(a)是被云遮挡的图像,图 5(b)经过处理后得到的结果。由图 5(a)、图 5(b)对比可知本文云检测方法对于图像中大部分的云遮挡部分可以成功检测。为验证本文算法稳定性,分别采用本文算法与 C-SVD^[6]算法对图像进行检测,按照不同的样本类别,得到图 6 所示的受试者工作特征曲线(receiver operating characteristic curve, ROC)对比结果。实验结果表明,不同程度的云层覆盖检测精度与下垫面纹理有关。当云层覆盖较厚,下垫面纹理较弱时,本文方法与 C-SVD 方法均具有较高的精度,如图 6(a)所示;当云全覆盖,下垫面纹理可见时,本文方法精度高于 C-SVD 方法,如图 6(b)所示;当下垫面部分或完全可见时,文献[6]的 C-SVD 算法检测精度远低于本文算法,如图 6(c)、(d)所示。产生上述结果的原因是:当云层覆盖较厚时,像素点间颜色、亮度相似,满足局部平滑假设;本文以圆域为邻域提取 LBP 值,具有

旋转不变性,不受下垫面纹理影响;图像 SVD 特征分解图像为核矩阵 U 、 V 和非奇异值对角阵 S ,图像的纹理、能量等信息被分离,对云成分 C 提取 SVD 特征,减弱了其纹理信息,当下垫面纹理信息

强时,影响程度增大,因此精度降低;本文算法假设像素间平滑,C-SVD 算法从图像整体计算,忽略邻域信息。统计序列中全部图像的检测精度,本文算法平均检测精度为 89.3%,误检率为 5.4%。

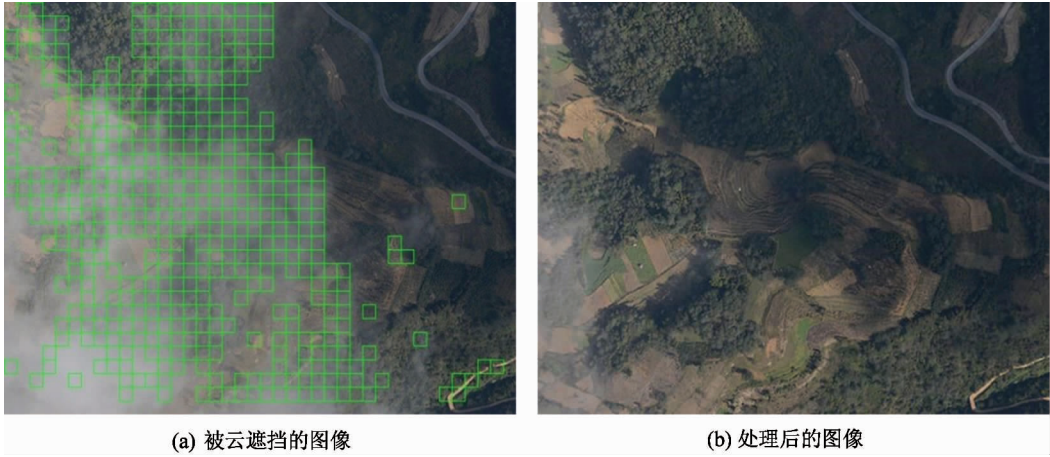


图 5 航空图像云检测及处理

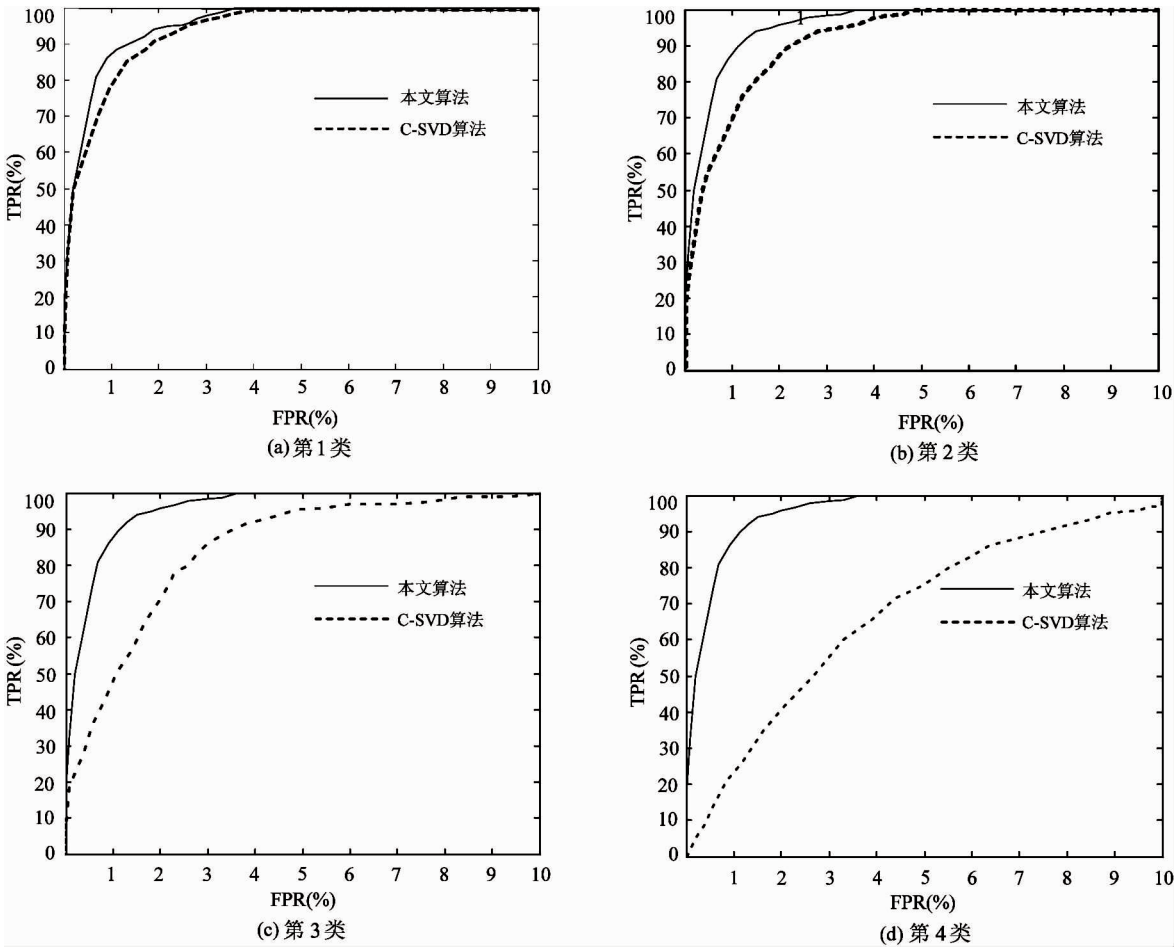


图 6 多类别云图像 ROC 曲线

4 结 论

在航空摄影测量过程中,航空摄影相片的重叠区域是大量存在的。假设有 3 张影像之间存在重叠,当 1 张相片中有云存在,但其余 2 张相片成像完整时,本文利用重叠相片间成像信息的不同,检测下垫面 B 和包含云成分的图像 I 。因此,可以根据背景建模的方法来分离和检测云成分信息。提取云的纹理信息对其特征信息进行描述,运用到了等价的 LBP 算子表达图像纹理信息,以圆域为邻域提取特征,具有旋转不变性,降低了对下垫面纹理的敏感性。根据 LBP 纹理信息训练云的 SVM 分类器,将纹理、能量等信息分离,减弱了纹理信息的影响。假设像素间局部平滑,考虑到了邻域信息,提高了像素间空间的相关性。将本文算法与 C-SVD 算法进行对比实验,结果表明,C-SVD 算法对云的检测精度随着云层覆盖厚度的降低而明显降低,而本文算法在云层覆盖较薄,下垫面纹理较强时,依然表现出较高的检测精度。并且,对于上述第 2 类所示边缘区域的云成分,本文算法也能有效检测出,验证了本文方法对于航空图像云检测的有效性。

参考文献

[1] Hagolle O, Huc M, Pascual D V, et al. A multi-temporal method for cloud detection, applied to FORMOSAT-2, VEN μ S, LANDSAT and SENTINEL-2 images [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(8): 1747-1755

[2] Nakajima T Y, Tsuchiya T, Ishida H, et al. Cloud detection performance of spaceborne visible-to-infrared multispectral imagers [J]. *Applied Optics*, 2011, 50(17): 2601-2616

[3] 谭凯, 张永军, 童心, 等. 国产高分辨率遥感卫星影像自动云检测[J]. 测绘学报, 2016, 45(5): 581-591

[4] 胡根生, 陈长春, 梁栋. 联合云量自动评估和加权支持向量机的 Landsat 图像云检测 [J]. 测绘学报,

2014, 43(8):848-854

[5] 高贤君, 万幼川, 郑顺义, 等. 航空摄影过程中云的实时自动检测 [J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(7): 1909-1913

[6] 单娜, 郑天焘, 王贞松. 快速高准确度云检测算法及其应用 [J]. 遥感学报, 2009, 13(6): 1147-1162

[7] 陶淑苹, 金光, 张贵祥, 等. 实现遥感相机自主辨云的小波 SCM 算法 [J]. 测绘学报, 2011, 40(5): 598-603

[8] Ojala T, Pietikäinen M, Mäenpää T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7): 971-987

[9] Ishida H, Nakajima T Y. Development of an unbiased cloud detection algorithm for a spaceborne multispectral imager [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2009, 114(D7): 206-221

[10] Ameur Z, Ameur S, Adane A, et al. Cloud classification using the textural features of Meteosatimages [J]. *International journal of remote sensing*, 2004, 25(21): 4491-4503

[11] 张剑清, 潘励, 王树根. 摄影测量学 [M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2009

[12] 刘琼. 导引概率图与显著特征相结合的行人目标检测 [J]. 高技术通讯, 2016, 26(5): 464-474

[13] 胡正平, 张敏姣, 李淑芳, 等. 基于局部最大概率特征和映射模型学习的行人再识别 [J]. 高技术通讯, 2018, 28(3): 185-193

[14] 储茂祥, 王安娜, 巩荣芬. 一种改进的最小二乘孪生支持向量机分类算法 [J]. 电子学报, 2014, 42(5): 998-1003

[15] 苑玮琦, 朱立军, 张波. 基于形态学与支持向量机的虹膜坑洞纹理检测 [J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(3): 664-671

[16] 邹冲, 蔡敦波, 刘莹, 等. 组合 SVM 分类器在行人检测中的研究 [J]. 计算机科学, 2017, 44(Z6): 188-191

Aerial image cloud detection using imaging matching and component separation

Wang Yu, Li Jiatian, Zhang Wenjing, Wang Congcong, Wu Huajing, Li Jian

(Faculty of Land Resource Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093)

Abstract

Cloud detection of remote sensing images is studied, and an aerial imaging cloud detection algorithm using geometric imaging matching and component separation is proposed. Directly extracted cloud textures by the existing cloud detection algorithm contain redundant underlying surface textures due to the ignoring of translucency of the clouds. The proposed algorithm regards that a remote sensing image is composed of the spectrum of the underlying surface and the clouds linearly, according to linear spectral mixture model. Considering the local smoothing between pixels, the cloud component separation is processed. After that, local binary pattern (LBP) features are used to describe the textures of the clouds, and the clouds are detected by constructing support vector machine (SVM) classifier. The experimental results show that this method is effective for aerial image cloud detection, as well as the thin cloud area and the edge region.

Key words: geometric imaging matching, component separation, local binary pattern (LBP) features, support vector machine (SVM) classifier, cloud detection