USLE 模型中植被覆盖因子的遥感数据定量估算

马超飞，马建文，布和敖斯尔
（中国科学院 遥感应用研究所，北京 100101）

摘 要：植被具有截留降雨、减缓径流、保土固土等功能，对水土流失起着决定性的作用，植被盖度的大小直接影响着水土流失程度的强弱。植被因子是通用水土流失方程（USLE）中的重要影响因素。选择相适应的卫星遥感时间和空间分辨率 ETM 数据可以提取植被盖度参数。一般说来，归一化植被指数 I_c 比较真实地表现了影像数据上植被的分布，但是 I_c 仅仅定性地反映了植被盖度的相对大小，要想量化植被盖度还必须进行野外采样，样方与影像 I_c 作回归统计分析，建立经验公式，最终反演植被覆盖度。这种方法不仅耗费大量的人力物力，而且不利于大区域土壤侵蚀的监控和预测。针对这个问题提出利用线性混合像元分解的方法对影像逐个像元中的植被盖度进行计算和提取，提高了模型中植被盖度因子的精度，降低研究成本，进而可以快速地进行土壤侵蚀量变化动态监测。

关键词：USLE 模型；植被盖度；ETM 遥感数据；线性混合像元分解
文献标识码：A 文章编号：1000－288X（2001）04－0006－04 中图分类号：S157.5

Quantitative Assessment of Vegetation Coverage Factor in USLE Model Using Remote Sensing Data

MA Chao-fei, MA Jian-wen, Buhe-Aosaier
(*Institute of Remote Sensing Application, Chinese Academy of Sciences, Beijing* 100101, *PRC*)

Abstract: Vegetation coverage represents an important role in lessening soil loss, protecting environment and improving the standard of living. USLE, as a convenient model, is applied widely. The studies mainly on method extracting vegetation coverage by using spatial and temporal remote sensing data. As a result of mixing pixels, there is something itself shortcoming for the technique of NDVI monitoring vegetation coverage, and it needs much manpower and time for field sampling. Linear spectral unmixing is a simpler way reducing workload and improving accuracy of extracting vegetation coverage in remote sensing image. It need not field sampling and regressive analysis. The value extent of vegetation coverage factor C in USLE model lies between 0 and 1, but the value changed greatly. So the precision of C value is a key to USLE model.

Keywords: **USLE model; vegetation cover; ETM data; linear spectral unmixing**

1 前 言

通用水土流失方程由 W.H. Wischmeier 等 20 世纪 60 年代提出，其因子解释具有较强的物理意义，目前仍是预测土壤侵蚀最常用的方法[1]。

模式表达式为：$A = R \cdot K \cdot LS \cdot C \cdot P$

式中：C——植被覆盖与作物管理因子。应用 USLE 的关键在于各因子的定量确定。C 因子由人工与天然植被的覆盖度和植被类型决定。

已有的大量对比观测和试验发现，植被的防侵蚀能力随着植被覆盖度的增加而增加。在其它条件一定时，侵蚀量与植被覆盖度成反比关系。由于植被类型不一样，这种关系也是复杂的。尽管它们之间的数学表达式不一致，但是曲线的变化趋势是一致的。当植被盖度＞70%时，地表的侵蚀量极其微弱，侵蚀量还不及裸地的 1%。植被盖度＜10%时，它的减蚀作用基本没有反映[2]。植被覆盖度 10%～70%之间植被与侵蚀的关系比较复杂，植被覆盖度的递增率与侵蚀量的递减率不是一个数量级。因此尽管 C 因子小于或等于 1，但由于相对变化范围较大，因而覆盖度的精确与否将直接影响土壤侵蚀预测的准确性。

较早的覆盖因子 C 是根据不同的用地类型来决定的，比如林地 $C_P = 1$，耕地 $C_P = 0.55$，草地 $C_P = 0.15$，然后将上述覆盖指数代入公式：$C = 1/C_P$[3]，

收稿日期：2001-05-14
资助项目：中国科学院创新项目“中国西部生态环境容量和发展潜力的遥感定量化研究与示范”（编号：CX000027）；“数字地球－3”（KZCX2055）
作者简介：马超飞（1971－），男（汉族），湖南人，在读博士，研究方向为遥感应用模型与方法研究。电话（010）64850643，E-mail：chaofei@zlcn.com

USLE 方程的提出者同样发展了类似的 10 个表供使用者根据不同情况查找 C 值。遥感技术的发展,植被覆盖度可从合成影像(TM432)中红色调的深浅及疏密程度与野外样方调查(包括地貌部位、土壤母质和人类活动程度等因素)相结合确定等级[4—5]。目前大家普遍使用的方法主要有 2 种,分别为:(1)建立归一化植被指数 I_c 与植被覆盖的经验关系;(2)建立植被盖度与主成分变换的关系,统计分析 KT 变换结果的第二主成分与植被覆盖率的一致性[6]。本文以四川省岷江流域水土流失量定量监测为例(ETM 数据,获取时间 2000 年 11 月),应用线性像元分解技术求取 USLE 模型中植被因子 C。

2　线性像元分解方法

通常把包含几种地物的像元称为混合像元,而把只包含一种地物类型的像元称为纯像元(Hyde and Vesper,1983)。由于每一像元被分配为单一地表覆盖类型(它的特征光谱反应最接近该像元的光谱反应),因而混合像元成为传统分类的主要不利因素。如果每一混合像元能够被分解而且它的覆盖类型组分(通常称为端元组分)占像元的百分含量(丰度)能够求得的话,分类将更精确,这一处理过程称之为混合像元分解。

分解像元的途径是通过建立光谱的混合模拟模型,目前主要有 5 种模型,分别为线性(linear)模型、概率(probabistic)模型、几何光学(geometric-optical)模型、随机几何(stochastic geometric)模型和模糊分析(fuzzy)模型。线性模型假定像元的反射率为它的端元组份的反射率的线性合成。非线性和线性混合是基于同一个概念,即线性混合是非线性混合在多次反射被忽略的情况下的特例[7]。

在线性混合模型中,每一光谱波段中单一像元的反射值表示为它的端元组分特征反射值与它们各自丰度的线性组合。因此,第 i 波段像元反射值 r_i 可以表示为:

$$r_i = \sum_{j=1}^{n} (a_{ij}\, x_j) + e_i \qquad (1)$$

式中:$i = 1, \cdots, m$;$j = 1, \cdots, n$;a_{ij} —— 第 i 波段该像元第 j 端元组分反射值;x_j —— 该像元第 j 端元组分的丰度;e_i —— 第 i 光谱波段误差项;m —— 光谱波段数;n —— 像元内端元组分数目。

由(1)式可表示为矩阵形式:

$$r = Ax + e \qquad (2)$$

公式(1)或(2)可以通过几种方法求得单个像元内各个端元组分的丰度 x_j。既然一个像元内端元组分丰度总量为1,因此,线性限制 $x_1 + x_2 + \cdots + x_n = 1$ 可以当作求解系统的一部分,另外,一个重要的条件就是丰度不能为负数和大于 1。总的说来,为便于求解,未知端元组分数目须小于或等于矩阵行数,这意味着端元组分数 n 应当小于或等于波段数 m。基于线性混合像元分解的几种求解的均方根技术可以参照文献[14,16,17]。

理论上线性混合模型基于如下假设:到达遥感传感器的光子与唯一地物(即一个光谱端元组分)发生作用[8—9]。这种假设一般发生在端元地物面积比较大的情况下的理想状况。反之,地物分布范围较小时,光子通过不只一个端元组分进行传输和散射,从而产生非线性混合[10—11]。通过分析特定媒体辐射传递,Hapke (1981)获得几种类型的反照率、卫星参数和实验室应用之间的关系式,提出微小地物非线性混合函数[12]。在此基础上,Johnson et al.(1983),Smith et al.(1985),Mustard 和 Pieters(1987)发展了非线性混合模型并且在某些矿物混合物上得到应用[13]。这些学者通过将反射光谱转换成单一散射反照率(SSA)对系统进行线性化,从而解决非线性混合模型问题。这是因为,这些学者在 Hapke 研究的基础上,发现混合物的均值 SSA 是端元组分单一 SSA 及其相关几何横截面乘积的线性组合。其关系式从数学上可以表示为:

$$w(\lambda) = \sum_{j=1}^{n} w_j(\lambda) F_j \qquad (3)$$

式中:w —— 均值 SSA;λ —— 光谱波段;n —— 端元组分数目;F_j ——j 端元组分相关几何横截面,是地物群,密度和端元地物粒径大小的函数,其表述形式如下:

$$F_j = (M_j / e_j\, d_j) / \sum_{j=1}^{n} (M_j / e_j\, d_j) \qquad (4)$$

式中:M_j —— 小地物群;e_j —— 密度;d_j —— 端元地物粒径大小。

Mustard and Pieters (1987) 发现遥感上测量的光谱数据一般为二向反射值。因而,可以用如下表达式(5)将二向反射转化为 SSA。

$$R(i, e) = [w/4(\mu + \mu_0)][H(\mu) H(\mu_0)] \qquad (5)$$

式中:$R(i, e)$ —— 二向反射值;w —— 均值 SSA;I —— 入射角;e —— 视角;$\mu_0 = \cos i$;$\mu = \sin i$;$H(\mu)$ ——表征小地物间多向散射的函数。可以表示为[14—15]:

$$H(\mu) = (1 + 2\mu) / (1 + 2\mu \sqrt{1 - w}) \qquad (6)$$

尽管非线性混合概念建立在对矿物研究的基础上,但是通过研究发现,非线性混合现象在植被覆盖

区同样存在[7]。实际上，线性与非线性模型表达了同一个概念，线性混合模型是非线性混合模型的一个特例(简单的非线性模型)，它没有考虑多反射情况。因此，一旦反射值转换成 SSA，线性模型对线性和非线性都是适应的。

植被及其它光谱端元的选择是利用线性混和像元分解方法提取植被盖度中最重要的环节。选择端元不当将导致比较大的误差，可能出现负的丰度或大于 100%的丰度[16-17]。光谱端元选择一般包括实验室光谱和影像训练光谱提取 2 种。在缺乏野外光谱测量数据的情况下，光谱端元必须从影像本身获得。困难在于如何从影像中选择纯的地面覆盖类型。经验表明，从 TM 影像中选取作为光谱端元的像元时必须满足 2 个条件。(1) 该像元光谱与实验室特征光谱比较，应该有一个理想的波形；(2) 该像元在特定波段比值图像中应该具备最大反应，比如，TM_4/TM_3 可用来监督植被端元的提取，本文选择 I_c 最大值区域作为纯植被端元。

3 植被覆盖度的定量提取

本文选取岷江流域北至元坝，南至汶川包含了岷江上游的绝大部分区域作为试验区，区内地貌以高峡谷为主，海拔最高 5 588 m，河流深切，地势陡峭，相对高差大。局部气候条件对岷江流域的小生态环境影响很大，主要是气候随地形的垂直分布和河谷干旱风两个方面。河谷地区湿度的垂直分布影响植被和农田的垂直分布，农田一般在森林以下高灌草过渡带的下部(茂县以南较典型)。岷江流域区域降雨不平衡，主要集中于 6—8 月份。

据实验区 ETM 影像图(2000 年 11 月)解译(图 1)，图 1 为原始 ETM4(R)，3(G)，2(B)合成并经归一化而成，图中红色区域(鲜红色和暗红色)为林地和果园，暗绿色表示为高山草甸和亚高山草甸区，水域在图像上呈现均匀的蓝色，云覆盖为高亮白色，另外图中还存在积雪，裸露土壤和耕地等。

由于线性像元分解算法本身的要求，光谱端元组分数目不能多于参与线性像元分解的光谱波段(ETM 数据热红外波段除外)，本文选择了 6 种主要的地物覆盖类型。分别为植被(包括林地，果园，灌木和草甸)，阴影，裸露土壤，耕地，积雪和云作为端元光谱。经线形光谱分解，产生 6 种土地覆盖类型的丰度图像。图 2 为植被覆盖的丰度，灰度表示基于像元的植被百分含量的大小。

一般认为归一化植被指数比较真实地反映了植被的分布，因而选择求取的植被丰度图(图 1)与归一化植被指数(图 2)进行对比统计分析。二者的相关性达到0.77，线性回归方程为：

$$V_C = 108.49 I_c + 0.717 \quad (7)$$

式中：V_C ——植被覆盖度(%)；I_c ——归一化植被指数值。

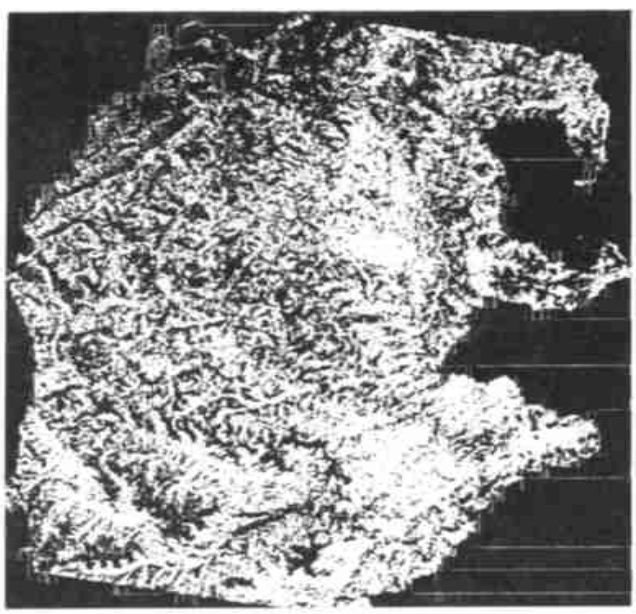


图 1 植被覆盖度



图 2 归一化植被指数

植被盖度求得之后，下一步将对实验区具体计算 USLE 模型中植被因子。由 USLE 对 K 值的定义，在标准状况下 $Y_{标准} = 100K$，100 为 t/hm^2 到 g/m^2 单位转换值，植被因子值为：$C = Y / Y_{标准}$，K 若取平均值，则：

$$C = 0.6508 - 0.3436\lg c \quad (8)$$

式中:c——植被盖度。$C=0$,则等于 $c=78.3\%$;C 等于 1,则 $c=0.1\%$[3]。表明当植被盖度$>78.3\%$时,地表的侵蚀量都是极其微弱,其侵蚀量基本上可以忽略不计。但植被盖度$<0.1\%$时,它的减蚀作用基本没有反映。因而上式可以表示为:

$$\begin{aligned} &C = 1, && c = 0 \\ &C = 0.6508 - 0.3436\lg c, && 0 < c < 78.3\% \\ &C = 0, && c > 78.3\% \end{aligned} \quad (9)$$

根据(7)式求得的实验区植被覆盖因子。从结果看来,云覆盖的影响很大,这是线性像元分解算法无法解决的,还需野外实测纠正,在遥感图像处理方面,一般是采取不同时相、相同传感器遥感数据补充置换的方法消除云覆盖影响。本区冰雪覆盖区,由于其海拔高,几乎不适合植被的生长,因而植被覆盖低符合实际。

本研究所使用的软件包有图像处理软件 PCI63 和GIS 软件 ARC/ INFO71 和 ArcView32。

4　结　论

利用线性混合像元分解方法求取植被地表覆盖度简单快速,除局部地区外(如云覆盖区),不需要野外实地采样分析,且能保证较高的精度。在动态分析方面,由于年代和季节的原因,归一化植被指数有时无法与样方数据拟合建立经验关系,该方法优势更加明显。

线性像元分解方法本身算法也存在一些不足,当区域内地物类型,特别是主要地物类型超过所用遥感数据波段时,将导致结果误差偏大。另外,本文线性像元分解的端元来源于图像,因而很难对丰度图像进行误差判断,如果利用野外或实验室光谱进行像元分解,不仅处理的实效性难以保障,而且增加处理的难度,如实验室光谱与多光谱波段的对应问题。

[参 考 文 献]

[1] 蔡崇法, 丁树文, 史志华, 等. 应用 USLE 模型与地理信息系统 IDRISI 预测小流域土壤侵蚀量的研究[J]. 水土保持学报, 2000, 14(2): 20—26.

[2] 景可, 卢金发, 梁季阳, 等. 黄河中游侵蚀环境特征和变化趋势[M]. 郑州: 黄河水利出版社, 1997.

[3] 崔伟宏, 微机资源与环境信息系统研究[M]. 北京: 中国科学技术出版社, 1990.

[4] 林恒章, 朱博勤. 陕北黄土高原地区土壤侵蚀类型与强度的遥感调查. 见: 陕北黄土高原地区遥感应用研究[M]. 北京: 科学出版社, 1991. 46—60.

[5] 马霭乃. 中国水土流失灾害的分类分级和危险度评价方法研究[M]. 中国自然灾害影响评价方法研究. 北京: 中国科学技术出版社, 1993. 106—122.

[6] 韦中亚. 石家庄市土壤侵蚀定量评价研究[J]. 水土保持研究, 1999, 6(4): 41—44.

[7] Ichoku Charles, Karnieli Arnon. A review of mixture modeling techniques for sub-pixel land cover estimation [J]. Remote sensing review, 1996, Vol. 13, 161—186.

[8] Geotz A F H. Principles of narrow band spectrometry in the visible and IR: instruments and data analysis[M]. In imaging spectroscopy: Fundamentals and prospective application. 1992. (Euro courses: Remote sensing volume(2).

[9] Roberts D A, Smith M O, Adams J B. Green vegetation, nonphotosynthetic vegetation, and soils in AVIRIS data [J]. Remote sens. of environ 44: 255—269, 1993.

[10] Smith M O, Johnson P E, Adams J B. Quantative determination of mineral types and abundances from reflectance spectra using principal components analysis[C]. In Proc. Lunar planet, Sci. Conf. 15th, Part 2, J. of geophysical research 90(suppl.), 1985. 797—804.

[11] Mustard J F, Pleters C M. Quantitative abundances estimates from bidirectional reflectance measurements[J]. In Proc. Lunar planet, Sci. Conf. 17th, part2, J. of geophysical research, 1987. 92(B4): 617—626.

[12] Hapke B. Bidirectional reflectance spectroscopy theory [J]. J. of geophysical research, 1981. 86 (B4): 3039—3054.

[13] Johnson P E, Smith M O, Taylor-George S, Adams J B. A semiemprical method for analysis of the reflectance spectra of binary mineral mixtures[J]. J. of geophysical research, 1983, 88 (B4): 3557—3561.

[14] Settle J J, Drake N A. Linear mixing and the estimation of ground cover proportions, INT[J]. J. Remote sensing, 1993, 14: 1159—1177.

[15] Gong, Miller, Freemantle, Chen. Spectral Decomposition of Landsat Thematic Mapper Data For Urbal Land—Cover Mapping[C]. Proceedings of the 14th Canadian Symposium on Remote Sensing, Calgary, Alberta, Canada, May 1991.

[16] Van Kootwijk E J, Van Der Voet H, Berdowski J J M. Estimation of ground cover composition per pixel after matching image and ground data with subpixel accuracy [J]. Int. J. of Remote sens, 1995, 16 (1): 97—111.

[17] Shimabukuro Y E, Smith J A. The least squares mixing models to generate fraction images derived from remote sensing multispectral data[J]. IEEE Transaction on geoscience and remote sensing, 1991, 29(1): 16—20.