

许剑辉, 赵怡, 钟凯文, 刘旭拢. 基于改进线性光谱解混和 SCS-CN 模型的广州主城区降雨产流模拟[J]. 热带地理, 2016, 36(6): 969-975.

XU Jianhui, ZHAO Yi, ZHONG Kaiwen, LIU Xulong. Runoff Simulation of Main Urban Area in Guangzhou City Based on the Improved Linear Spectral Mixture Analysis and SCS-CN Models[J]. Tropical Geography, 2016, 36(6): 969-975.

## 基于改进线性光谱解混和 SCS-CN 模型的 广州主城区降雨产流模拟

许剑辉<sup>1</sup>, 赵怡<sup>1,2,3</sup>, 钟凯文<sup>1</sup>, 刘旭拢<sup>1</sup>

(1. a. 广州地理研究所; b. 广东省遥感与地理信息系统应用重点实验室; c. 广东省地理空间信息技术与应用公共实验室; 广州 510070;  
2. 中国科学院广州地球化学研究所, 广州 510640; 3. 中国科学院大学, 北京 100049)

**摘要:** 城市降雨产流特征的定量研究对于城市雨水资源开发利用、科学规划和管理具有十分重要的意义。以广州市主城区为研究对象, 提出一种改进的线性光谱解混方法提取遥感影像的不透水面、植被和土壤盖度, 并结合 SCS-CN 产流模型进行城区降雨径流模拟。首先利用线性光谱解混方法提取 2015-10-18 Landsat 8 OLI 遥感影像的不透水面、植被和土壤盖度; 然后利用归一化建筑物指数和归一化植被指数进一步优化解混结果; 最后结合优化的不透水面、植被和土壤盖度计算合成的 CN 值, 并应用 SCS-CN 产流模型分析研究区在不同降雨重现期的降雨产流分布特征。结果表明: 改进的线性光谱解混方法能较好地提高不透水面、植被和土壤盖度的提取精度; 不透水面盖度越高的区域, CN 值越高; CN 值对地表径流深模拟有显著的影响; 在不同重现期降雨条件下, 研究区地表径流深空间分布格局差异显著; 总体上, 降雨量越大, 不透水面盖度越高, 形成的地表径流深越深, 内涝发生的可能性越大。

**关键词:** NDVI; NDBI; 线性光谱解混; SCS-CN; 径流深

**中图分类号:** P334<sup>+</sup>.92

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1001-5221(2016)06-0969-07

**DOI:** 10.13284/j.cnki.rddl.002894

城市化进程增加大量的不透水面, 减少了森林、湿度及其他形式的透水面<sup>[1]</sup>, 从而加大了城市区域暴雨内涝发生的风险<sup>[2]</sup>。因此, 定量研究城市降雨产流特征可以为城市的科学规划、管理和水资源开发利用提供科学依据<sup>[3]</sup>。

SCS-CN (Soil Conservation Service Curve Number) 降雨产流模型是由美国水土保持局根据不同流域的每日降雨-径流实测资料建立起来的经验模型<sup>[4]</sup>, 具有结构简单、参数简单、模拟准确度高等特点, 被 SWAT、L-THIA、SWMM 等水文模型应用于地表径流模拟。为此, 相关学者结合区域土壤水文特征以及降雨数据构建适用于城市暴雨内涝模拟的 SCS-CN 模型, 模拟暴雨情况下城市内涝径流, 并进一步分析探讨模型 CN 值对内涝径流模拟的影

响<sup>[5-9]</sup>。结果表明, SCS-CN 模型中 CN 值估计的精度直接影响径流的模拟精度。为此, 学者们提出了一些参数优化方法对 SCS-CN 模型参数进行优化<sup>[10-12]</sup>, 以期获取高质量的径流模拟。如周淑梅等<sup>[13]</sup>采用反算法和事件分析法改进了模型参数初损率取值方法, 并采用面积加权平均的方法估计流域的 CN 值; Fan 等<sup>[14]</sup>提出了一种改进的 SCS-CN 方法来估计 CN 值, 该方法结合不透水面盖度、植被盖度和土壤盖度以及它们的初始 CN 值进行面积比例加权平均得到合成的 CN 值, 实验结果证实了该方法的有效性。然而, 这个方法受到线性光谱解混提取的不透水面、植被和土壤盖度误差的影响。由于人为、地表材质等因素的影响使得部分端元分量的估计出现误差, 如在森林区域, 有少量不透水面如个别房屋等高反

**收稿日期:** 2016-06-23; **修回日期:** 2016-09-12

**基金项目:** 广州地理研究所优秀青年创新人才基金资助项目; 广东省水利科技创新项目(2015-13); 广东省自然科学基金(2014A030313747); 广东省科学院平台环境与能力建设专项资金项目(2016GDASPT-0103)

**作者简介:** 许剑辉(1984-), 男, 广东人, 助理研究员, 博士, 主要从事城市遥感与数据同化, (E-mail) xujianhui306@163.com。

照率地物,在端元选取时容易被忽略,影响端元选取的准确度,从而导致传统的线性光谱解混模型求解时误差增大。此外,线性光谱解混结果中,低反照率地物会出现在较暗的透水上,而低反照率影像对不透水面、植被和土壤盖度提取结果有直接的影响。基于此,本文提出一种改进的线性光谱解混方法提取广州市主城区不透水面、植被和土壤盖度,在此基础上,结合Fan等<sup>[14]</sup>提出的SCS-CN产流模型对广州市主城区的降雨产流过程进行定量模拟分析,探讨广州主城区在不同降雨重现期降雨产流的特征以及不同区域之间降雨产流的差异。以期为广州城市防汛工作提供参考,提高对城市内涝灾害风险的防御能力,为城市建设规划提供依据。

## 1 研究区概况与数据

### 1.1 研究区概况

以广州市主城区作为研究区域(图1),研究区位于广东省中南部、珠三角中北缘,地处亚热带沿海,属海洋性亚热带季风气候,温暖多雨,年均温约20~22℃,年降雨量约为1720mm,降雨主要集中在4、5、6三个月份内。由于地势较低、降雨强度大、降雨频率高、排水系统落后等原因,在出现强降雨情况下,一些区域可能会出现内涝现象。

### 1.2 数据来源

1.2.1 遥感数据 遥感影像是由美国联邦地质调查局地球资源观测与科学中心(<https://espa.cr.usgs.gov/>)提供的2015-10-18 Landsat 8 OLI遥感影像,空间分辨率为30m,轨道号122/44,影像无云,数据质量好,能够清晰、有效地获取地表信息。

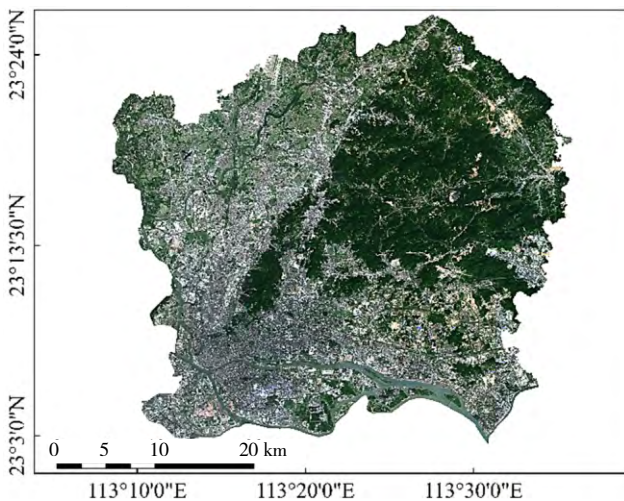


图1 研究区图

Fig.1 Spatial distribution of the study area

1.2.2 水文土壤组数据 以广东省1:1000000的土壤栅格数据为基础,利用研究区边界范围提取土壤类型空间分布数据。土壤类型主要包括水稻田、沉积土田、红壤和潮土4类(图2)。美国土壤保持局将具有相似产流能力的土壤进行归类,称为水文土壤组(Hydrologic Soil Group, HSG),土壤依照其渗透能力从高到低分为A、B、C、D四类。根据SCS-CN模型特有的土壤分类体系,红壤为粗质地土壤,在完全湿润状态下具有中等的人渗率,划分为B类;水稻田为黏质土壤,具有最低的土壤入渗率,划分为D类;而潮土和沉积土田为低入渗率的细质土壤,划分为C类,详细分类过程见文献[14]。具体分类结果见图2。

## 2 研究方法

### 2.1 改进的线性光谱解混方法

传统的线性光谱解混方法(LSMA)假设影像每个像元的反射率由该像元所有地物端元的反射率及其所占面积比例为权重系数的线性组合,其表达式为<sup>[15]</sup>:

$$R_i = \sum_{k=1}^n f_k R_{ik} + ER_i \quad (1)$$

式中: $i=1, 2, \dots, M$ ,  $M$ 为光谱波段数; $n$ 为地物端元数目; $R_i$ 是波段 $i$ 的反射率; $f_k$ 是端元 $k$ 在像元中所占的面积比例; $R_{ik}$ 波段 $i$ 的第 $k$ 个端元的光谱反射率; $ER_i$ 是波段 $i$ 的残差。对Landsat 8 OLI影像首先利用改进的归一化水体指数(MNDWI)<sup>[16]</sup>去除水体,然后在此基础上选择土壤、植被、高反照率和低反照率4个端元作为解混对象,采用最小二乘法求解各

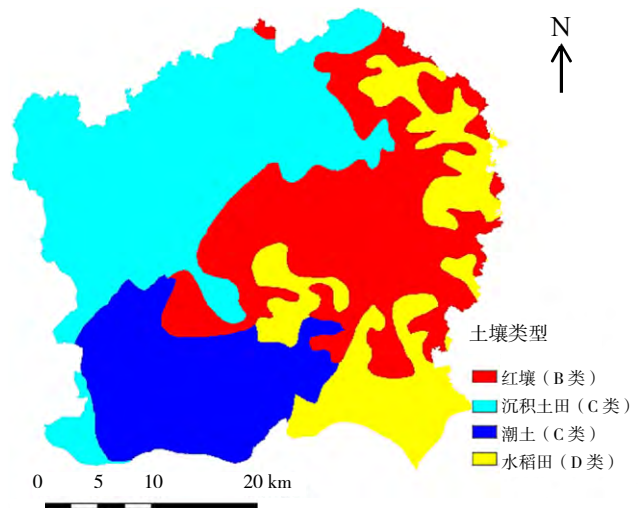


图2 研究区土壤类型及其分类

Fig.2 Soil type and its classification of the study area

端元所占的比例，且线性光谱解混的求解必须满足以下条件：

$$\sum_{k=1}^n f_k = 1, \text{ 且 } f_k \geq 0 \quad (2)$$

然而，由于人为、地表材质等因素的影响使得部分端元分量的估计出现误差，导致LSMA模型求解时误差增大。因此，本研究提出结合手动选取端元，即从最小噪声分离变换结果中将纯净像元指数阈值筛选出来的像元作为手动选取端元的基础，并利用二维散点图，以高分影像为参考，继续选取影像空间顶点区域零散的点，确保各种端元具有代表性，从而提高端元选取的精度。不透水面盖度通常采用高反照率和低反照率组合表示。线性光谱解混结果中，低反照率地物会出现在较暗的透水面上，而低反照率的比例对不透水面、植被和土壤盖度提取结果影响很大。因此，需要进一步处理低反照率的提取结果，以消除这些异常值。在充分考虑归一化建筑物指数（NDBI）<sup>[17]</sup>对不透水面和植被土壤的区分性以及归一化植被指数（NDVI）对植被和土壤的区分性<sup>[18]</sup>，本研究提出了首先利用NDBI提取低反照率结果中属于不透水面的低反照率盖度，将经过NDBI处理的低反照率盖度与高反照率盖度相加就得到不透水面盖度；然后利用NDVI对属于透水面的低反照率结果进行再分，将提取的属于植被的低反照率盖度与原来植被盖度相加得到修改后的植被盖度，将属于土壤的低反照率盖度与原来土壤盖度相加得到修改后的土壤盖度。

$$NDBI = (MIR - NIR) / (MIR + NIR) \quad (3)$$

式中：MIR为Landsat 8 OLI影像的中红外波段光谱反射率；NIR为Landsat 8 OLI影像近红外波段光谱反射率。

## 2.2 SCS-CN产流模型

SCS-CN产流模型是美国水土保持局（Soil Conservation Service, SCS）通过分析大量降雨-径流实测数据建立起来的经验模型<sup>[3]</sup>，其核心是准确地估计CN值，具体的计算表达式为：

$$Q = \begin{cases} \frac{(P - \lambda S)^2}{P + (1 - \lambda)S}, & P \geq \lambda S \\ 0, & P < \lambda S \end{cases} \quad (4)$$

式中：Q表示地表径流深（mm）；P表示总降雨量（mm）；λS表示降雨初损值（mm）；λ表示初损系数，这里设置为0.2；S表示土壤潜在最大滞留量（mm）。潜在最大滞留量S可用无量纲参数CN（Curve Number）值表示：

$$S = 25400 / CN - 254 \quad (5)$$

式中：参数CN是无量纲参数，是一个综合反映降雨前流域土地利用类型、土壤类型、地形和土壤前期湿润状况等因素的参数。一般情况下，利用GIS和RS技术获取土壤类型、土地覆被信息等数据后，结合TR-55表<sup>[19]</sup>确定相应的CN值，CN值的理论取值范围是0~100。

## 2.3 改进的CN估计方法

主要采用Fan等<sup>[13]</sup>提出的CN估计方法来计算合成的CN值：

$$CN_c = CN_{soil} \times f_{soil} + CN_{veg} \times f_{veg} + CN_{imp} \times f_{imp} \quad (6)$$

式中：CN<sub>c</sub>为合成的CN值；f<sub>imp</sub>、f<sub>veg</sub>和f<sub>soil</sub>分别表示采用改进的LSMA方法提取的不透水面、植被和土壤盖度；CN<sub>imp</sub>、CN<sub>veg</sub>和CN<sub>soil</sub>分别表示不透水面、植被和土壤初始的CN值。在CN值计算过程中假定不透水面、植被和土壤类型的前期土壤湿度状况为AMC II状态。土壤的CN值取决于土壤类型和前期土壤湿度状况。这里假定土壤湿度程度介于干旱和湿润之间。根据土壤的渗透能力，从高到低依次将土壤类型划分为A、B、C、D四种不同类型。利用查表法确定研究区各土地覆被类型对应的CN值（表1）。

对于不透水面盖度，参考文献[19-20]，根据不透水面盖度比例设置不同的CN值（表2）。

对于植被盖度，采用Fan等<sup>[14]</sup>提出的方法综合利用NDVI和植被盖度来计算不同植被盖度对应的CN值。首先，根据NDVI值分成4种不同的植被类型：>0.65划分为森林，在0.57~0.65之间划分为草地和灌木，在0.4~0.57之间划分为农田，<0.4认为是其

表1 研究区水土土壤组类别及其初始CN值（CN<sub>soil</sub>）

Tab.1 The classification of hydrologic soil group and the corresponding initial CN values

土壤类型	类别	CN 值
水稻田	D	94
沉积土田	C	91
红壤	B	86
潮土	C	91

表2 不透水面盖度的初始CN值（CN<sub>imp</sub>）

Tab.2 Initial CN values of impervious surface fraction

不透水面盖度/%	CN 值			
	A	B	C	D
80~100	86	91	93	94
50~79	68	79	86	89
20~49	51	68	79	84
0~19	46	65	77	82

他植被类型；然后，根据植被盖度值将已划分植被类型再细分为植被覆盖度高、一般、低3种情况；最后初始化不同的植被类型CN值（表3）。

### 3 实验结果与分析

#### 3.1 不透水面、植被与土壤盖度

一般情况下，NDBI > 0的像元被认为是建筑物。然而，实验中通过与高分影像对比分析，发现大部

分不透水面像元的NDBI > -0.15，因此，将NDBI > -0.15的像元作为不透水面，提取低反照率盖度影像。对于透水面的低反照率盖度，采用NDVI区分植被和土壤。文献[21]指出NDVI < 0.2的像元被认为是土壤。因此，本研究将NDVI > 0.2的像元认为是植被，NDVI在0~0.2之间为土壤。

从图3、4可以看出，改进的线性光谱解混方法能有效地提高不透水面、植被和土壤盖度的提取精度。不透水面主要集中在荔湾区、越秀区、海珠区、天河区、白云区西南部和黄埔区南部，植被主要集中在白云区东北区域和黄埔区的中部和北部，而土壤整体上相对较少，主要分布在研究区的东北部。为了进一步验证改进线性光谱解混方法的有效性，本研究在经过几何校正后的同时相Google Earth高分影像上随机选取170个空间分布均匀的样本区域，每个样本区域面积为230 400 m<sup>2</sup>，矢量化样本区域的不透水面，并计算每个样本区域内不透水面盖度。利用矢量化得到的不透水面盖度作为地面参考值，对改进的线性光谱解混结果的进行精度验证。结果表明：改进的线性光谱解混估计的不透水面与地面

表3 植被类型的初始 CN 值 (CN<sub>veg</sub>)

Tab.3 Initial CN values of vegetation						
植被类型	NDVI	植被覆盖度 (V) /%	CN 值			
			A	B	C	D
森林	> 0.65	高: >75	30	55	70	77
		一般: 50~75	36	60	73	79
		低: <50	45	66	77	83
草灌	0.57~0.65	高: >75	32	58	72	79
		一般: 50~75	43	65	76	82
		低: <50	57	73	82	86
农田	0.4~0.57	高: >50	67	78	85	89
		低: <50	72	81	88	91
其他	<0.4	—	59	74	82	86

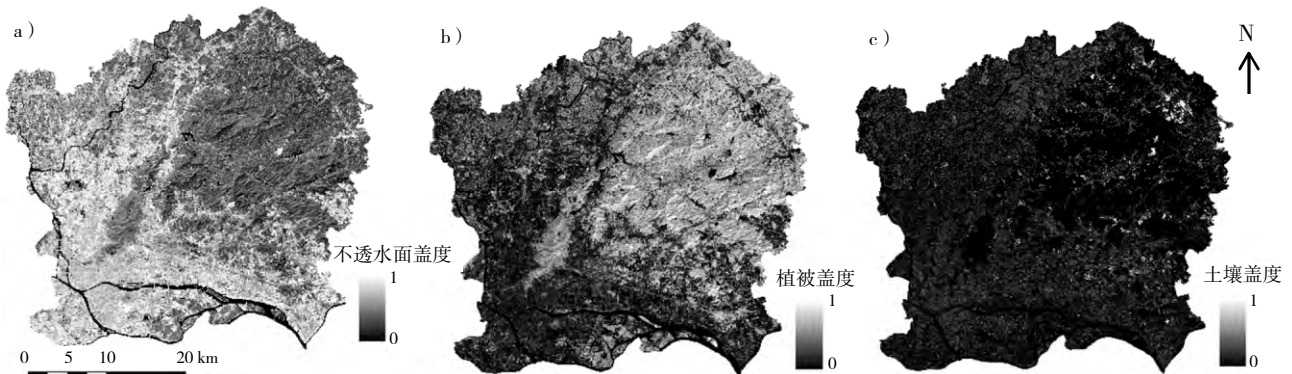


图3 传统线性光谱解混方法提取的不透水面 (a)、植被 (b) 和土壤盖度 (c)

Fig.3 Impervious surface (a), vegetation (b) and soil fractions (c) extracted by the traditional linear spectral mixture analysis method

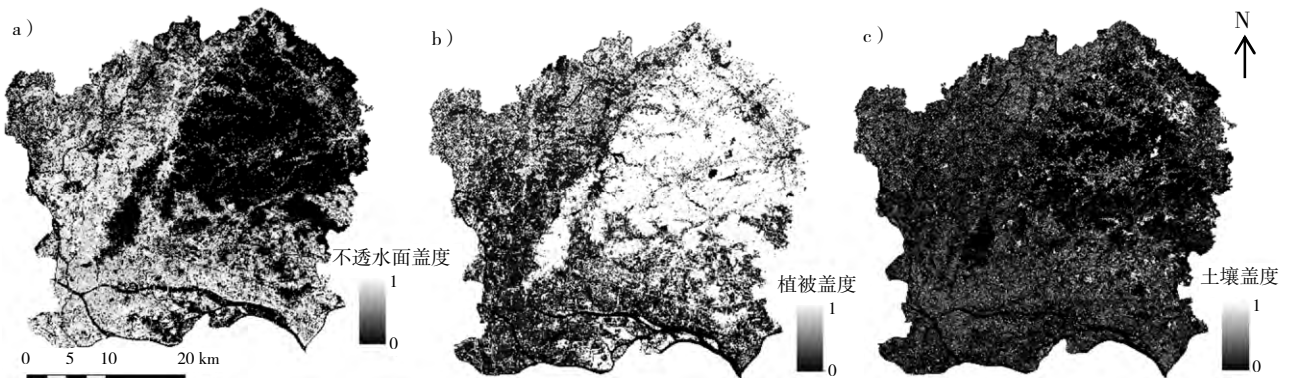


图4 改进的线性光谱解混方法提取的不透水面 (a)、植被 (b) 和土壤盖度 (c)

Fig.4 Impervious surface (a), vegetation (b) and soil fractions (c) extracted by the improved linear spectral mixture analysis method



参考间的相关系数达到了0.935，均方根误差仅为0.123，比传统线性光谱解混方法精度提高了62.6%（传统线性光谱解混提取不透水面的均方根误差为0.329）。

### 3.2 合成的CN值

在利用改进的线性光谱解混方法估计不透水面、植被和土壤盖度前，水体已经被去除，因此，改进的CN估计方法得到的CN值并不包括水体的CN值。参考文献[6]，本研究将水体的CN值设为100。

从利用式（6）计算得到的研究区合成的CN值（图5）可以看出：研究区的CN值最小为55，< 75的CN值主要集中在白云和黄埔的森林密集区域，这个区域的不透水面盖度比较低，植被和土壤等透水面盖度比较高。大的CN值（≥85）集中在荔湾区、越秀区、海珠区、天河区、白云区西南部和黄埔区南部。这从式（6）也可以看出，高不透水面盖度和低土壤、植被盖度会得到一个大的合成CN值。

### 3.3 城市地表径流模拟

为研究不同重现期的短时强降雨对城市地表径流的影响，本研究分别采用研究区1 a一遇（36 mm/h）、5 a一遇（57 mm/h）、30 a一遇（81 mm/h）和100 a一遇（101 mm/h）等不同重现期的降雨量<sup>[22]</sup>作为研究所需数据。利用ArcGIS平台建模工具构建SCS-CN产流模型，只需要输入CN值和降雨数据就可以完成对研究区的产流计算。在ArcGIS环境下运行SCS-CN产流模型生成不同重现期（1、5、30、100 a）地表径流深空间分布图（图6）。

从图6可以看出，不同强度的降雨造成的区域地表径流深空间差异显著。径流深最大值主要集中在

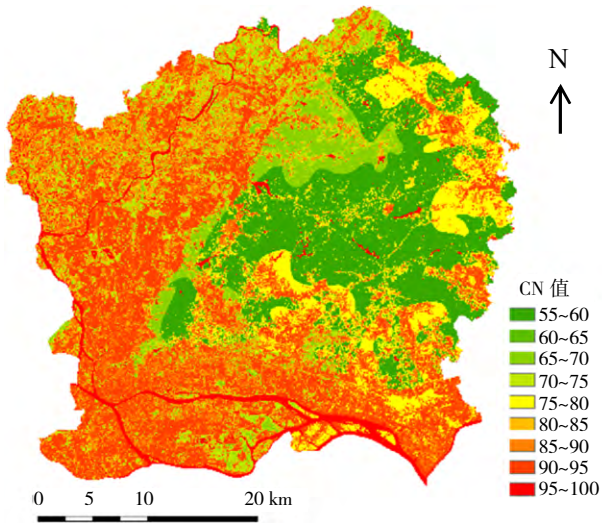


图5 研究区合成的CN值空间分布

Fig.5 Spatial distribution of composite CN in the study area

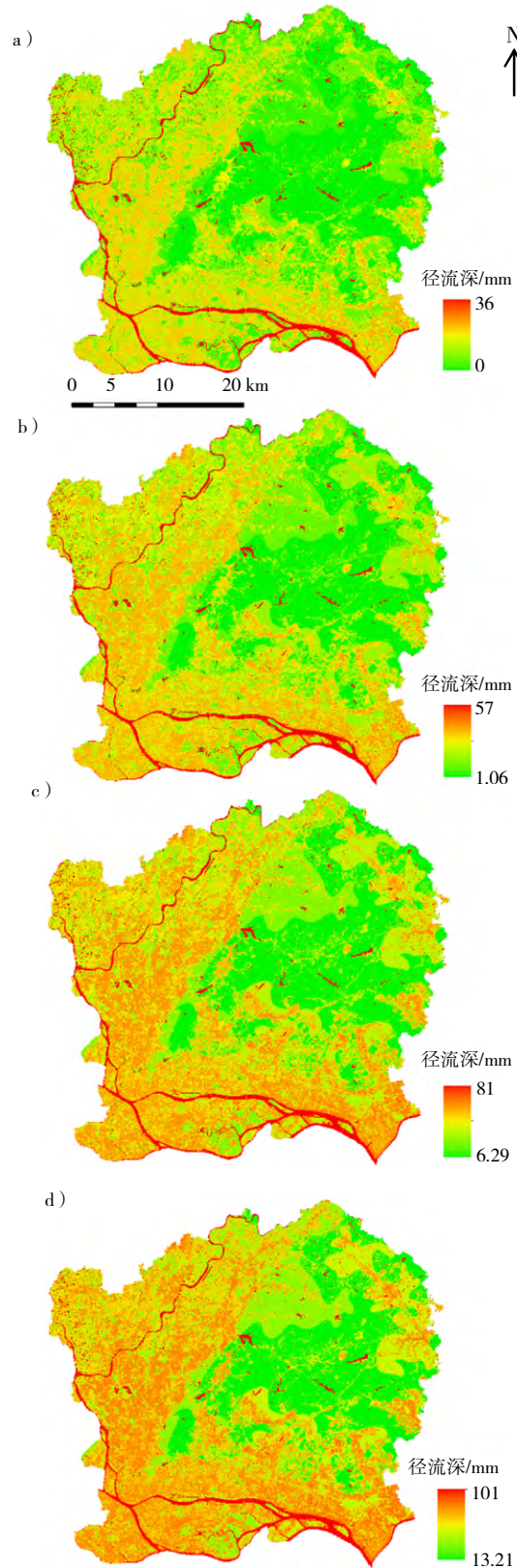


图6 不同降雨强度的地表径流深模拟（a. 36 mm/h；b. 57 mm/h；c. 81 mm/h；d. 101 mm/h）

Fig.6 Simulated runoff under 36 mm/h (a), 57 mm/h (b), 81 mm/h (c) and 101mm/h (d)

水域上,这是因为水域的CN值为100,地表径流深等于降雨量。在36 mm/h条件下,研究区大部分区域的径流深都=0。在57 mm/h条件下,地表径流深及其空间分布有所增加。在101 mm/h条件下,整个研究区域径流深的最小值都>13.21 mm,除了森林区域外,大部分区域的径流深都>65 mm,径流深度总体上比81 mm/h条件下更深,这表明当降雨量达到101 mm/h时,大部分研究区域都容易发生内涝。从图6也可以看出:在不同强度的降雨条件下,随着降雨量的增加,研究区地表径流深也逐渐增大,径流深的空间分布范围也逐渐增大;在相同的降雨条件下,不同区域的地表径流深也不相同;在NDVI较大的区域(如森林区域),由于其具有较强的透水能力,因此该区域的地表径流深度比较浅;在不透水面盖度较大的区域,地表径流深较大,因为不透水面盖度越大,合成的CN值就越大,这说明了CN值显著地影响地表径流的模拟。然而,由于缺少地面排水数据,本研究并没有估计最终的地表积水深度。

#### 4 结论

本研究结合归一化建筑物指数和归一化植被指数提出了一种改进的线性光谱解混方法,并利用该方法提取Landsat 8 OLI遥感影像的不透水面、植被和土壤盖度。实验结果表明:结合NDBI和NDVI可以较好地消除线性光谱解混提取的低反照率影像存在的异常值,从而进一步改善研究区不透水面、植被和土壤盖度的提取精度。在此基础上计算每个像元的CN值,利用SCS-CN产流模型模拟研究区在不同降雨强度条件下的地表径流深度。结果表明:高质量的不透水面、植被和土壤盖度可以获取更符合实际情况的CN值;除了水体外,不透水面对应的初始CN值最大,不透水面盖度越大的区域,CN值整体上越大;CN值可以表示降雨在地表的入渗能力,CN值越大,地表入渗能力越弱,即降雨落到地面后不会渗透到地下,因此,在相同降雨强度情况下,城市不透水面盖度较大的区域,地表径流深较深。此外,本研究的地表径流深模拟是在理想情况下进行的,并没有考虑真实的降雨数据、前期土壤湿度以及地形等因素的影响。在未来的研究工作中可尝试利用前期土壤湿度数据和地形对CN值进行优化得到更精确的CN值,结合SCS-CN产流模型在实测降雨数据支持下进行城市地表径流深的模拟。

#### 参考文献:

- [1] 沈灿桑,刘美南. 现用的产流模型对华南地区适应性研究[J]. 热带地理, 1986, 6(4): 289-298.
- [2] BRABEC E, SCHULTE S, RICHARDS P L. Impervious Surfaces and Water Quality: A Review of Current Literature and Its Implications for Watershed Planning[J]. Journal of Planning Literature, 2002, 16(4): 499-514.
- [3] 姚磊,卫伟,于洋,肖峻,陈利顶. 基于GIS和RS技术的北京市功能区产流风险分析[J]. 地理学报, 2015, 70(2): 308-318.
- [4] BOUGHTON W C. A review of the USDA SCS curve number method [J]. Soil Research, 1989, 27(3): 511-523.
- [5] ZHANG H, CHEN Y B, ZHOU J H. Assessing the long-term impact of urbanization on run-off using a remote-sensing-supported hydrological model[J]. International Journal of Remote Sensing, 2015, 36(21): 5336-5352.
- [6] 权瑞松,刘敏,陆敏,张丽佳. 基于简化内涝模型的上海城区内涝危险性评价[J]. 人民长江, 2015(2): 32-37.
- [7] QUAN R S, LIU M, LU M, ZHANG L J, WANG J J, XU S Y. Waterlogging risk assessment based on land use/cover change: a case study in Pudong New Area, Shanghai[J]. Environmental Earth Sciences, 2010, 61(6): 1113-1121.
- [8] 黄铁兰,张金兰,王云鹏. 广州市荔湾区城市内涝模拟与分析[J]. 人民珠江, 2015, 36(5): 135-138.
- [9] 王红雷,王秀茹,王希. 利用SCS-CN方法估算流域可收集雨水资源量[J]. 农业工程学报, 2012, 28(12): 86-91.
- [10] GAO G Y, FU B J, LU Y H, LIU Y, WANG S, ZHOU J. Coupling the modified SCS-CN and RUSLE models to simulate hydrological effects of restoring vegetation in the Loess Plateau of China[J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2012, 16(7): 2347-2364.
- [11] 焦平金,许迪,于颖多,王兵. 递推关系概化前期产流条件改进SCS模型[J]. 农业工程学报, 2015, 31(12): 132-137.
- [12] KOWALIK T, WALEGA A. Estimation of CN parameter for small agricultural watersheds using asymptotic functions[J]. Water, 2015, 7(3): 939-955.
- [13] 周淑梅,雷廷武. 黄土丘陵沟壑区典型小流域SCS-CN方法初损率取值研究[J]. 中国农业科学, 2011, 44(20): 4240-4247.
- [14] FAN F L, DENG Y B, HU X F, WENG Q H. Estimating composite curve number using an improved SCS-CN method with remotely sensed variables in Guangzhou, China[J]. Remote Sensing, 2013, 5(3): 1425-1438.
- [15] WU C, MURRAY A T. Estimating impervious surface distribution by spectral mixture analysis[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 84(4): 493-505.
- [16] XU H Q. A Study on Information Extraction of Water Body with the Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI) [J]. Journal of Remote Sensing, 2005, 5: 589-595.
- [17] GAO J P, NI S X. Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 2003, 24(3): 583-594.
- [18] FAN F L, FAN W, WENG Q H. Improving Urban Impervious Surface Mapping by Linear Spectral Mixture Analysis and Using Spectral

- Indices[J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2015, 41: 1-10.
- [19] USDA. Urban hydrology for small watersheds[R]. U S: U.S. Department of Agriculture, 1986, 55: 2-6.
- [20] JEON J H, LIM K J, ENGEL B A. Regional calibration of SCS-CN L-THIA model: Application for ungauged basins[J]. *Water*, 2014, 6 (5): 1339-1359.
- [21] 权瑞松, 刘敏, 张丽佳, 陆敏, 王静静, 牛海燕, 许世远. 基于情景模拟的上海中心城区建筑暴雨内涝暴露性评价[J]. *地理科学*, 2011, 31 (2): 148-152.
- [22] SOBRINO J A, JIMENEZMUNOZ J C, PAOLINI L. Land surface temperature retrieval from LANDSAT TM 5[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 90 (4): 434-440.

## Runoff Simulation of Main Urban Area in Guangzhou City Based on the Improved Linear Spectral Mixture Analysis and SCS-CN Models

XU Jianhui<sup>1</sup>, ZHAO Yi<sup>1,2,3</sup>, ZHONG Kaiwen<sup>1</sup>, LIU Xulong<sup>1</sup>

(1. a. *Guangzhou Institute of Geography*; b. *Key Laboratory of Guangdong for Utilization of Remote Sensing and Geographical Information System*; c. *Guangdong Open Laboratory of Geospatial Information Technology and Application, Guangzhou 510070, China*; 2. *Guangzhou Institute of Geochemistry, China Academy of Sciences, Guangzhou 510640, China*; 3. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*)

**Abstract:** Quantitative research of the urban rainfall-runoff process is of great importance for exploiting, utilizing, planning, and managing the urban rainwater resources. In this study, an improved linear spectral mixture analysis (LSMA) method is developed by integrating the normalized difference built-up index (NDBI) and normalized difference vegetation index (NDVI). The improved LSMA method needs two steps: (1) the representative endmembers are first selected by combining a high-resolution image from Google Earth; (2) the results of LSMA are post-processed with NDBI and NDVI. During the post-process, if the NDBI value of a pixel is greater than -0.15, that pixel in the low-albedo fraction image is classified into low-albedo impervious surface; otherwise, pixels in the low-albedo fraction image are kept and classified as low-albedo pervious surface. In the low-albedo pervious surface fraction image, pixels with NDVI value less than 0.2 are classified as low-albedo soil fraction, other pixels are classified as low-albedo vegetation fraction. Finally, the impervious surface fraction is equal to the summation of high-albedo and low-albedo impervious surface fractions. The vegetation fraction can be estimated by the addition of original vegetation and low-albedo vegetation fractions. The soil fraction can be calculated by the summation of original soil and low-albedo soil fractions. Combining Landsat 8 OLI image on 18<sup>th</sup> October, 2015 in the main urban area of Guangzhou, this improved LSMA method is then implemented to extract the fraction maps of impervious surface, vegetation, and soil. The results show that the improved LSMA with higher accurate results outperforms the conventional LSMA. This method can reduce errors in the low-albedo image. On the whole, the improved LSMA can significantly reduce the bias and root-mean-square error (RMSE). A soil conservation service curve number (SCS-CN) method is applied for simulating and analyzing the surface runoff under different return periods of precipitation. The key parameter CN in the SCS-CN is estimated with the fractions of impervious surface, vegetation, and soil and their corresponding initial CN values. The results show that high-quality impervious surface, vegetation, and soil fractions may be used to calculate the real CN. Higher CNs are located in these regions with higher impervious surface fraction except water. High CN indicates a low infiltration rate. The cumulative infiltration increases with the decreasing of CN. CN has a significant impact on the surface runoff simulation. A distinct spatial difference can be found in the surface runoff simulation. In general, if the precipitation intensity and impervious surface fraction are high, and the surface runoff is deep, the region will be easy to form waterlogging.

**Key words:** Normalized Difference Vegetation Index; Normalized Difference Built-up Index; Linear spectral mixture analysis; SCS-CN; runoff