

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.01.033

# 植被指数反演冬小麦植被覆盖度的适用性研究\*

虞连玉<sup>1,2</sup> 蔡焕杰<sup>1,2</sup> 姚付启<sup>3</sup> 郑珍<sup>1,2</sup> 王健<sup>1,2</sup> 李志军<sup>1,2</sup>

(1. 西北农林科技大学教育部旱区农业水土工程重点实验室, 陕西杨凌 712100;

2. 西北农林科技大学中国旱区节水农业研究院, 陕西杨凌 712100; 3. 长江科学院, 武汉 430010)

**摘要:** 利用冬小麦 2 个生长季高光谱反射率和覆盖度实测资料, 基于回归分析方法建立 4 种植被指数反演植被覆盖度模型, 并对预测模型年际间的稳定性进行了验证。采用噪声等效覆盖度误差对各植被指数反演植被覆盖度模型进行了敏感性分析, 结合对模型的残差分析得到了不同种植密度和氮肥施用量条件下各植被指数的适用性。结果表明: 归一化植被指数 NDVI 和改进的土壤调节指数 TSAVI 与冬小麦覆盖度采用抛物线拟合结果较好; 修正的土壤调节植被指数 MSAVI 和增强型植被指数 EVI 与覆盖度符合线性关系。验证模型的决定系数略低于建模方程, 反演模型在年际间表现出较好的稳定性, 能够满足覆盖度预测需要。NDVI 和 TSAVI 较 MSAVI 和 EVI 可更好地解释本地区冬小麦植被覆盖度的变化规律。在低到中覆盖度(0~60%)条件下, 如果当地土壤信息可获得, 利用植被指数 TSAVI 估算植被覆盖度变化规律表现出较好的敏感性和较高的估算精度。如果缺失土壤线资料, NDVI 能保证覆盖度的估算精度。在高覆盖度(60%~100%)条件下, 可选用敏感性和精度均良好的植被指数 MSAVI 进行估算。在水分供应充分的条件下, 4 种植被指数对作物种植密度和氮肥施用量均不敏感, 可采用统一模型进行不同种植密度和不同施氮量处理的冬小麦覆盖度估算研究, 为利用植被指数快捷、准确地估算本地区区域植被覆盖度提供了理论和技术支持。

**关键词:** 冬小麦 植被指数 植被覆盖度 敏感性分析 种植密度 施氮量

**中图分类号:** S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2015)01-0231-09

## Applicability of Vegetation Indices to Estimate Fractional Vegetation Coverage

Yu Lianyu<sup>1,2</sup> Cai Huanjie<sup>1,2</sup> Yao Fuqi<sup>3</sup> Zheng Zhen<sup>1,2</sup> Wang Jian<sup>1,2</sup> Li Zhijun<sup>1,2</sup>

(1. Key Laboratory of Agricultural Soil and Water Engineering in Arid Area, Ministry of Education, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

2. Institute of Water Saving Agriculture in Arid Regions of China, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

3. Scientific Academy of Yangtze River, Wuhan 430010, China)

**Abstract:** Many linear or non-linear statistics models have been developed for the estimation of fractional vegetation coverage by using vegetation indices. However, as the disturbance by uncertainty factors such as various crop planting density and nitrogen application, vegetation indices are limited to monitor regional vegetation coverage. In this paper, vegetation indices inversion models of fraction vegetation coverage based on regression analysis method were established and evaluated by using observed hyperspectral reflectance and vegetation coverage data set of winter wheat in the year 2010—2011. Firstly, the empirical models' applicability (sensitivity, interannual stability and accuracy) were analyzed by using noise equivalent and model evaluation parameters. Simulation results indicated that there is a better result of using a second-order polynomial regression equation to describe relationships between vegetation indices NDVI (Normalized difference vegetation index), TSAVI (Transformed soil

收稿日期: 2014-03-31 修回日期: 2014-04-21

\* 国家自然科学基金资助项目(51179162)、“十二五”国家科技支撑计划资助项目(2011BAD29B01)和高等学校学科创新引智计划资助项目(B12007)

作者简介: 虞连玉, 博士生, 主要从事节水灌溉理论与新技术研究, E-mail: 710770061@nwsuaf.edu.cn

通讯作者: 蔡焕杰, 教授, 博士生导师, 主要从事节水灌溉理论与新技术研究, E-mail: caihj@nwsuaf.edu.cn

adjusted vegetation index) and fraction vegetation coverage. While vegetation indices MSAVI (Modified soil adjustment vegetation index) and EVI (Enhanced vegetation index) exhibited a linear relationship with various fraction vegetation coverage. Evaluation results showed that: the correlation coefficient of regressed evaluation equations between predicted and measured vegetation coverage ( $F_c$ ) were a little lower than the former modeling equations. All the evaluation relationships were significant at  $p = 0.01$  confidence level, which indicated these vegetation indices inversion models seemed stable among years and could give simple but reliable estimate of fraction vegetation coverage in this region. Sensitivity analysis suggested that under low to medium coverage ( $0 \sim 60\% F_c$ ) conditions, if the local soil information was available, using TSAVI to estimate variation of vegetation coverage showed better performance. However, if there was no information on soil characteristics, NDVI could assure estimation accuracy of fraction vegetation coverage. When vegetation cover  $F_c > 60\%$ , MSAVI was suggested to be used for estimating vegetation coverage, which displayed better sensitivity, stability and accuracy. Then, the general linear model (GLM) was employed to analyze the residuals of empirical models under conditions of various planting densities and nitrogen application rates. The results were somewhat inspiring: under condition of adequate water supply, all four vegetation indices (NDVI, EVI, TSAVI, MSAVI) exhibited no sensitive to various planting densities and nitrogen application rates during the entire growth period of winter wheat. This means models based on these four vegetation indices may not require re-parameterization when apply to crops with different planting densities and nitrogen application rates. The regional winter wheat coverage could be directly estimated by using vegetation indices inversion models under the circumstances of abundant water supply. These findings provide a theoretical and technical support for the use of vegetation index to quickly and accurately estimate the regional vegetation coverage. However, as the regional land surface could be various and changeable, this paper could only explain the strength of vegetation indices inversion models for adequate water supply conditions, further studies are required for assessing vegetation indices method applicability in different crop intercropped and water and fertilizer coupling conditions.

**Key words:** Winter wheat Vegetation indices Vegetation coverage Sensitivity analysis Planting density Nitrogen application

## 引言

植被覆盖度是指植被(包括叶、茎、枝)在单位面积内的垂直投影面积所占百分比<sup>[1]</sup>,是反映陆地表面植被生长动态变化的指标,也是影响地球系统水、碳循环,物质和能量交换过程的关键地学因子<sup>[2]</sup>。随着研究的深入,植被覆盖度不仅可以定性监测评价局部甚至区域农、林作物生长健康状况,还可以作为水文、气象、生态等研究领域许多定量模型的关键输入参数进行定量分析<sup>[3-4]</sup>。

在测定植被覆盖度的方法中,遥感技术以其快速、无破坏等优点而被广泛应用。基于植被指数建立植被覆盖度的经验估算模型计算简单,且能结合卫星影像资料进行区域尺度植被覆盖度的定量研究,得到了很好的发展<sup>[5-7]</sup>。当前应用最为广泛的指数是归一化植被指数 NDVI (Normal difference vegetation index),其常用来估算作物的生理生态参数,如覆盖度、叶面积指数、生物量、叶绿素含量、光

合有效辐射等<sup>[8-14]</sup>。但研究发现 NDVI 在低密度植被覆盖条件下对土壤背景非常敏感,造成模型估算的误差。为了降低土壤背景影响,Huete<sup>[15]</sup>在 NDVI 计算公式基础上提出了考虑土壤类型的土壤调节植被指数 SAVI (Soil adjustment vegetation index)。Qi 等<sup>[16]</sup>考虑到土壤背景差异,提出了修正的土壤调节植被指数 MSAVI (Modified soil adjustment vegetation index)。Baret<sup>[17]</sup>基于土壤线能够很好地反映土壤的光学特性,提出考虑土壤线斜率和截距的改进土壤调节指数 TSAVI (Transformed soil adjusted vegetation index)。NDVI 另一个缺点是在高覆盖度下容易饱和,这除了红光通道容易饱和外,主要是基于近红外与红光波段反射率比值  $R_{NIR}/R_{RED}$  的 NDVI 算式本身存在容易饱和的缺陷。增强植被指数 EVI (Enhanced vegetation index)通过加入蓝光波段反射率,计算也并未采用  $R_{NIR}/R_{RED}$  比值形式,从而解决了由此引起的植被指数容易饱和以及与实际植被覆盖度缺乏线性关系的问题<sup>[18-19]</sup>。国内外学者对利

用不同植被指数反演覆盖度模型开展了深入的研究<sup>[20-22]</sup>,建立了多个植被覆盖度的线性或非线形经验模型<sup>[23-27]</sup>,而光谱反射率主要由植被的含水率和下垫面的特性决定<sup>[28]</sup>,利用遥感进行植被参数反演时会受到不确定因素(种植密度、水肥等)的影响,使模型的普适性差,若在大范围内使用则预测精度降低。因而需要进行模型的敏感度分析评价及模型在不同因素影响下的适用性研究<sup>[29-32]</sup>,得到区域性的普适性模型。

本文在得到冬小麦不同覆盖度高光谱信息的基础上,建立植被指数与覆盖度的经验模型,采用噪声等效覆盖度误差对模型进行敏感度分析,结合决定系数和估算误差进行精度比较,确定在不同覆盖度水平下的最优植被指数估算模型,并验证估算模型年际间的稳定性和有效性。通过分析模型在不同因素(作物种植密度、氮素施用量)作用影响下的估算残差,得出植被指数反演覆盖度模型在不同种植密度和不同氮素施用量条件下的适用性。

## 1 试验地概况和试验方法

### 1.1 试验地概况

试验于 2009—2010 年和 2010—2011 年 2 个冬小麦生长季在西北农林科技大学教育部旱区农业水土工程重点实验室灌溉试验站的农田进行,试验地东经 108°04'07",北纬 34°17'45",海拔 521 m,土壤质地为中壤土,有机质含量较高。1 m 土层平均田间含水率为 23%~25%,凋萎含水率为 8.5% (以上均为质量含水率),平均干容积密度为 1.44 g/cm<sup>3</sup>。耕层土壤(0~25 cm)基本肥力(质量比):土壤有机质 15.28 g/kg,全氮 0.87 g/kg,全磷 0.74 g/kg,全钾 17.64 g/kg,速效磷 80.5 mg/kg,硝态氮 85.32 mg/kg。试验期间冬小麦全生育期降水量 2009—2010 年为 247.5 mm,2010—2011 年为 216.6 mm。

### 1.2 试验设计

#### 1.2.1 不同种植密度冬小麦大田试验

供试作物冬小麦品种为小偃 22 号。施肥水平与该地区大田施肥水平一致(纯氮 256.5 kg/hm<sup>2</sup>, P<sub>2</sub>O<sub>5</sub> 240 kg/hm<sup>2</sup>,播种时一次全部施入)。播种密度作为试验因子,综合考虑试验区生产实践经验,设置 3 个播种密度,分别为稀播(213 万株/hm<sup>2</sup>)、适宜播种密度(345 万株/hm<sup>2</sup>)、密播(460 万株/hm<sup>2</sup>)。试验小区 6 m×5 m,行距 25 cm,设 3 个重复。

#### 1.2.2 不同氮素水平冬小麦大田试验

供试作物冬小麦品种为小偃 22 号,播种对应密度处理中的适宜播种密度(345 万株/hm<sup>2</sup>)进行。试验设 4 个氮素施用水平,分别为 0、80、160、

240 kg/hm<sup>2</sup>纯氮(对应处理编号 N0、N1、N2、N3), P<sub>2</sub>O<sub>5</sub> 为 240 kg/hm<sup>2</sup>,播种时一次全部施入。试验为随机区组排列,试验小区 3 m×4 m,行距 25 cm,设 3 个重复。

不同种植密度、不同氮素水平冬小麦大田试验的灌水参考试验区的充分灌溉制度并结合当地生产实践经验进行,在冬小麦越冬期、拔节抽穗期和灌浆成熟期分别灌水 75mm,保证冬小麦生育期内的水分充分供应。

### 1.3 试验方法

利用植被指数方法估算植被覆盖度是基于不同波段组合的反射率与植被覆盖度之间存在稳定的相关关系。为了达到试验目的,需要进行裸土及不同覆盖度水平下的冬小麦的高光谱地面测量,得到相应的高光谱信息,进行不同波段组合得到植被指数;同时利用照相法提取冬小麦植被覆盖度信息。最后通过回归分析建立估算模型并进行分析评价。

#### 1.3.1 冬小麦高光谱测量

选择天气晴朗、无风或者风级小于 1 时,于北京时间 11:00—13:00(太阳高度角大于 45°)进行冬小麦高光谱测定。光谱仪为美国 ASD 便携式野外光谱仪(ASD FieldSpec HandHeld),光谱仪波长为 325~1 075 nm,光谱分辨率 3.5 nm,光谱采样间隔 1.6 nm,视场角 25°。在冬小麦 2 个生长季返青期、拔节期、抽穗期、灌浆期、成熟期分别进行光谱测量(2009—2010 年在返青期和拔节期做了 2 次补充测定)。各处理测定前、后进行参考板校正,测量时传感器探头垂直向下,距冠层垂直高度约 1 m。每个处理光谱值重复采集 10 次,把 10 组数据的平均值作为该样区最终光谱反射率。

#### 1.3.2 裸土光谱信息提取

地面土壤的光谱反射率,因土壤粗糙度、湿度、有机质含量、太阳高度角和方位角等因素的影响而变动。然而,对同一种土壤,在相同的红光和近红外波段组合的二维平面直角坐标中,该土壤不断变化的反射率会形成一特定的土壤线<sup>[33]</sup>。它能较好地描述该土壤类型的光学特性<sup>[34]</sup>。本试验分别在冬小麦苗期灌水前后、收获后进行了裸土光谱反射率的测定,基本涵盖了生育期内土壤干湿及粗糙度等情况,确定了本地区土壤线的函数关系(图 1),同时也明确了本文的土壤背景环境信息,为计算植被指数 TSAVI 提供了相关参数。

#### 1.3.3 冬小麦覆盖度信息提取

冬小麦覆盖度信息采用照相法获得(数码相机为索尼 DSC-W170 型),为保证所测覆盖度信息与

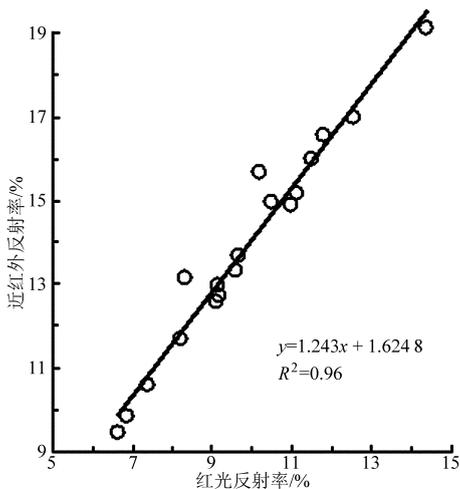


图1 试验区土壤近红外和红光反射率关系

Fig. 1 Relationship between near-infrared and red reflectance of soil sampled in test site

光谱测量范围相对应,在拍摄前放置一铁圈,铁圈大小尽量和光谱仪的视场范围一致。拍摄时相机垂直向下,保证整个铁圈在拍摄范围内。冬小麦覆盖度的求算在 Photoshop 软件中进行,以冬小麦所占像素数与整个铁圈范围内的像素数之比作为覆盖度。

冬小麦实测覆盖度数据构成:2009—2010年,低到中覆盖度(0~60%)占数据总量的44.75%,中到高覆盖度(60%~80%)占数据总量的35.91%,高覆盖度(80%~100%)占数据总量的19.34%。2010—2011年,低到中覆盖度(0~60%)占数据总量的16.28%,中到高覆盖度(60%~80%)占数据总量的49.30%,高覆盖度(80%~100%)占数据总量的34.42%。

### 1.3.4 植被指数选取

本文拟选取的植被指数 NDVI、MSAVI、TSAVI 和 EVI 适合田间试验研究,且均能利用卫星遥感数据波段进行计算,并能进行区域尺度的植被覆盖度的估算。NDVI<sup>[8]</sup>、MSAVI<sup>[16]</sup>、TSAVI<sup>[17]</sup> 和 EVI<sup>[19]</sup> 植被指数计算公式分别为

$$V_N = \frac{N - R}{N + R} \quad (1)$$

$$V_M = \frac{2N + 1 - \sqrt{(2N + 1)^2 - 8(N - R)}}{2} \quad (2)$$

$$V_T = \frac{a(N - aR - b)}{R + aN - ab} \quad (3)$$

$$V_E = 2.5 \frac{N - R}{1 + N + 6R - 7.5B} \quad (4)$$

式中  $V_N$ 、 $V_M$ 、 $V_T$ 、 $V_E$ ——NDVI、MSAVI、TSAVI、EVI 植被指数

$R$ 、 $N$ 、 $B$ ——红光、近红外和蓝光波段反射率  
 $a$ 、 $b$ ——土壤线的斜率和截距,取  $a = 1.243$ ,  
 $b = 1.625$

### 1.3.5 敏感度分析

决定系数  $R^2$  和均方根误差 RMSE 是模型精度评价的重要参数,能反映估算值偏离最优拟合模型的程度,在植被指数反演覆盖度经验模型的分析中普遍采用<sup>[21-22,25]</sup>。但研究发现它们在非线性模型评价上可能会出现误导,在线性与非线性模型之间对比情况下  $R^2$  和 RMSE 不再适用<sup>[35]</sup>,鉴于此,本文在  $R^2$  和 RMSE 模型评价指标的基础上,结合噪声等效覆盖度误差  $N_E$  进行不同植被指数反演覆盖度模型的敏感度分析,对模型的适用性给出了更全面合理的分析评价。噪声等效覆盖度误差计算式为

$$N_E = \frac{\text{RMSE}(V_I, F_c)}{\frac{dV_I}{dF_c}} \quad (5)$$

式中  $V_I$ ——NDVI、MSAVI、TSAVI 和 EVI 4 种植被指数之一

$F_c$ ——植被覆盖度

$dV_I/dF_c$ ——植被指数关于覆盖度最优拟合模型的一阶导数

$\text{RMSE}(V_I, F_c)$ ——植被指数关于覆盖度最优拟合模型的估算误差

噪声等效覆盖度误差  $N_E$  值越小,植被指数随覆盖度变化越敏感,则该植被指数反演植被覆盖度效果越好。通过噪声等效覆盖度误差,可以对整个生育期不同拟合形式植被指数模型进行比较<sup>[36-38]</sup>。

## 2 结果与分析

### 2.1 植被覆盖度的估算模拟

#### 2.1.1 植被指数与覆盖度的关系

由植被指数和覆盖度关系图(图2)可以看出,随着植被覆盖度增加,植被指数增加幅度减小,直至趋向一条直线,用抛物线形式拟合结果较好,这与 Purevdorj 等<sup>[21]</sup>的研究一致。从低覆盖度到中覆盖度水平,NDVI、TSAVI 与植被覆盖度均有显著的敏感性。随着覆盖度增加( $F_c > 60\%$ ),敏感性迅速下降直至达到饱和。如果把随着覆盖度增加植被指数不再增加的覆盖度定义为植被指数饱和点,可通过对拟合函数求导得到。即 NDVI 在覆盖度  $F_c = 94.17\%$  达到饱和,TSAVI 在覆盖度  $F_c = 91.69\%$  达到饱和,考虑到模型模拟值与实测值的差异,在达到饱和点时的植被指数估算模拟值的基础上减去模型估算误差再代入拟合模型反算即可得到:在覆盖度  $F_c = 70.72\%$ , NDVI 即有可能达到饱和; $F_c = 69.32\%$  时,TSAVI 可能达到饱和。

MSAVI 和 EVI 与植被覆盖度则表现为线性关

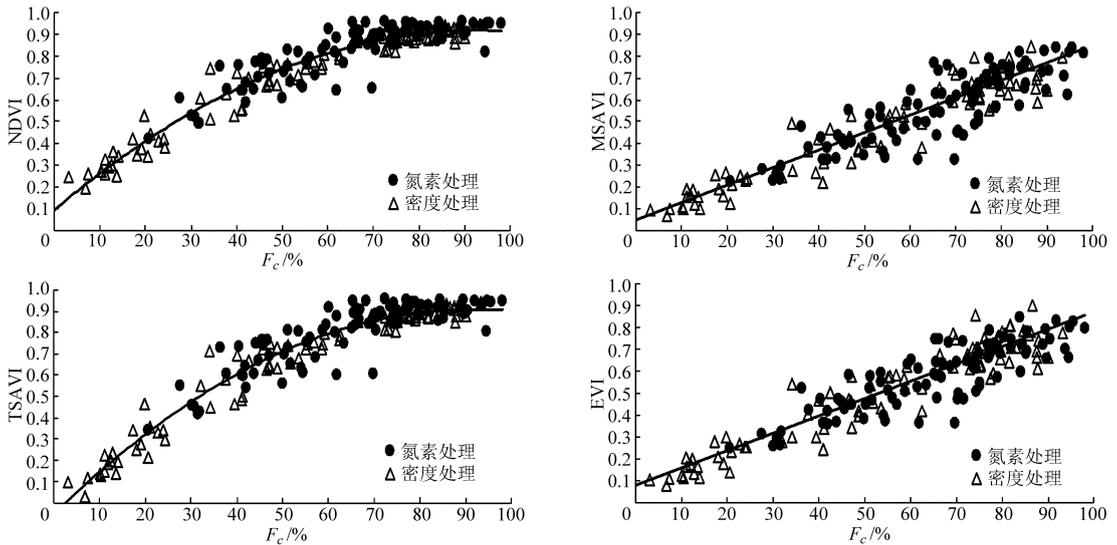


图 2 植被指数 (NDVI、MSAVI、TSAVI、EVI) 和覆盖度关系

Fig. 2 Relationship between fraction vegetation cover and vegetation indices

系,随着植被覆盖度增加,植被指数敏感性保持稳定不变;但散点分布从稀疏植被到高覆盖度有离散的趋势。

### 2.1.2 植被指数反演覆盖度模型的建立

基于 2.1.1 节分析确定的植被指数与覆盖度的关系类型,结合 2009—2010 年冬小麦生育期实测数据,采用最小二乘法原理确定了各植被指数反演覆盖度模型参数,建立的 4 种植被指数反演覆盖度经验模型分别为

$$V_N = -9.26 \times 10^{-5} F_c^2 + 0.0176 F_c + 0.0962 \quad (6)$$

$$V_M = 0.008 F_c + 0.0489 \quad (7)$$

$$V_T = -0.0001 F_c^2 + 0.021 F_c - 0.0524 \quad (8)$$

$$V_E = 0.0079 F_c + 0.0798 \quad (9)$$

根据经验模型反算可得到不同植被指数反演覆盖度的模拟值,由冬小麦植被覆盖度预测值与实测值回归关系(图 3)和评价统计指标(表 1)可知,NDVI、MSAVI、TSAVI、EVI 反演覆盖度经验模型实测值和预测值间相关方程的斜率分别为 0.9807、0.9972、0.9815 和 1.0097,决定系数  $R^2$  为 0.9012、0.8538、0.9027 和 0.8427,均方根误差 RMSE 为 8.12%、8.60%、7.50% 和 8.92%,平均相对误差 ARE 为 -0.73%、1.13%、0.27% 和 1.29%。因此,4 种植被指数均能够有效模拟本地区冬小麦植被覆盖度的变化规律。

### 2.1.3 植被指数反演覆盖度模型的验证

利用 2010—2011 年冬小麦生育期实测数据对

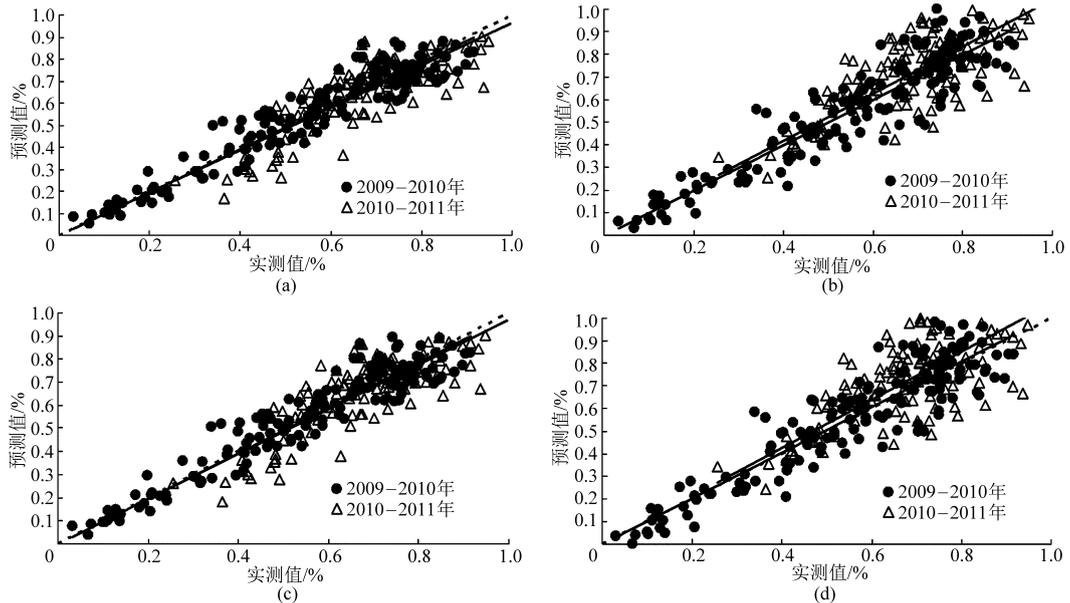


图 3 2 个生长季冬小麦不同植被指数 (NDVI、MSAVI、TSAVI、EVI) 反演植被覆盖度预测值与实测值关系

Fig. 3 Relationship between different vegetation indices simulated and measured vegetation coverage values in two growing seasons

(a) NDVI (b) MSAVI (c) TSAVI (d) EVI

各植被指数经验模型进行了验证。由冬小麦植被覆盖度预测值与实测值回归关系(图3)和评价统计指标(表1)可知,NDVI、MSAVI、TSAVI、EVI反演覆盖度经验模型实测值和预测值间相关方程的斜率分别为0.9625、1.0174、0.9761和1.0326,决定系数 $R^2$ 为0.6563、0.5199、0.7169和0.4789,均方根误差RMSE为9.19%、9.75%、8.31%和10.12%,平均相对误差ARE为3.93%、-5.36%、3.54%和-7.29%。各植被指数模拟覆盖度和实测覆盖度均

均匀分布在1:1线附近,没有明显的高估或低估现象出现(相关方程斜率接近1,且平均相对误差ARE值较小)。植被指数NDVI和TSAVI能够较MSAVI和EVI更好地解释本地区冬小麦植被覆盖度的变化规律。虽然预测值和实测值回归方程的决定系数较建模方程的决定系数有所降低,但4种植被指数在 $p=0.01$ 置信度水平上均达到了显著相关,反演模型在年际间表现出较好的稳定性,能够满足覆盖度预测需要。

表1 2个生长季冬小麦不同植被指数反演植被覆盖度预测值与实测值的统计分析

Tab.1 Statistical analysis of different vegetation indices simulated and measured vegetation coverage values in two growing seasons

| 年份        | 植被指数  | 相关方程                       | $R^2$    | RMSE/% | ARE/% |
|-----------|-------|----------------------------|----------|--------|-------|
| 2009—2010 | NDVI  | $F_{c,p} = 0.9807 F_{c,o}$ | 0.9012** | 8.12   | -0.73 |
|           | MSAVI | $F_{c,p} = 0.9972 F_{c,o}$ | 0.8538** | 8.60   | 1.13  |
|           | TSAVI | $F_{c,p} = 0.9815 F_{c,o}$ | 0.9027** | 7.50   | 0.27  |
|           | EVI   | $F_{c,p} = 1.0097 F_{c,o}$ | 0.8427** | 8.92   | 1.29  |
| 2010—2011 | NDVI  | $F_{c,p} = 0.9625 F_{c,o}$ | 0.6563** | 9.19   | 3.93  |
|           | MSAVI | $F_{c,p} = 1.0174 F_{c,o}$ | 0.5199** | 9.75   | -5.36 |
|           | TSAVI | $F_{c,p} = 0.9761 F_{c,o}$ | 0.7169** | 8.31   | 3.54  |
|           | EVI   | $F_{c,p} = 1.0326 F_{c,o}$ | 0.4789** | 10.12  | -7.29 |

注: $F_{c,p}$ 为植被指数覆盖度预测值; $F_{c,o}$ 为覆盖度实测值; \*\*表示在 $p=0.01$ 置信度水平上显著相关。

## 2.2 模型敏感度结果分析

由敏感度分析图(图4)可以看出,植被指数与覆盖度敏感性变化趋势可分为2类。第1类是基于最优拟合函数为抛物线形式的植被指数,随覆盖度增加,噪声等效覆盖度误差缓慢增加且处在较低水平(敏感性较高),达到一定阈值( $F_c > 60\%$ )后,噪声等效覆盖度误差迅速增大,敏感性变差,这与2.1.1节结果分析一致。第2类是基于最优拟合函数为直线形式的植被指数,随覆盖度增加,噪声等效覆盖度误差保持不变(敏感性不随覆盖度变化而变化)。比较2类植被指数,在覆盖度小于60%,第1类植被指数(NDVI、TSAVI)关于植物覆盖度的噪声等效覆盖度误差低于第2类植被指数(MSAVI、EVI),即与覆盖度变化的敏感性明显优于第2类植被指数,拟合模型比较适用。当植被覆盖度大于

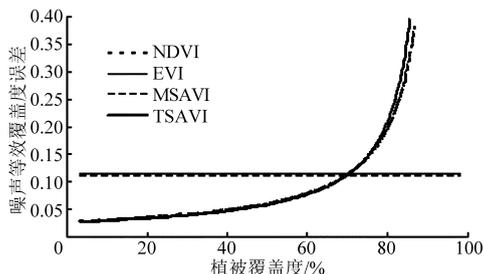


图4 冬小麦植被指数反演覆盖度的敏感性分析

Fig.4 Sensitivity of different vegetation indices tested to percent vegetation cover of winter wheat

60%时,随着第1类植被指数噪声等效覆盖度误差迅速上升,第2类植被指数表现出较好的稳定性,能够较好地反映覆盖度的变化规律。另外可以看出2类植被指数之间(NDVI和TSAVI、MSAVI和EVI)的敏感度差异均不很显著。

## 2.3 不同密度、氮素处理条件下模型适用性评价

通过对不同种植密度、不同氮素处理的植被指数反演覆盖度模型的残差分析(表2)发现,不同种植密度、不同氮素处理条件下,4种植被指数反演植被覆盖度模型的估算残差并没有显著差异( $p > 0.05$ ),说明了由红光、近红外和蓝光波段组合而成的植被指数在充分供水情况下不易受到作物种植密度、施氮量因素的干扰,具有较好的稳定性。这与李存军等<sup>[32]</sup>的研究结果不大相符,可能是由于冬小麦品种和土壤质地不同,其叶片色素含量、植被结构和含水率以及对土壤氮素的响应程度存在差异,使得土壤含氮量和种植密度因素对模型的扰动性降低<sup>[32,39]</sup>。这意味着在进行充分供水的冬小麦植被覆盖度的估算时,这些植被指数可以直接适用在不同密度、不同施氮量水平的情况下,而不需要进行模型的进一步参数化和率定工作。

## 3 结论

(1) 利用回归分析方法,表明抛物线拟合模式

表 2 不同种植密度、施氮量水平下基于不同植被指数的植被覆盖度反演模型估算残差分析

Tab. 2 Estimate residual distribution of vegetation coverage inversion model based on different vegetation indices under condition of various planting densities and nitrogen application rates

| 植被指数  | 因素    | 水平   | 均值     | 方差     | <i>F</i> | <i>P</i> |       |      |       |
|-------|-------|------|--------|--------|----------|----------|-------|------|-------|
| NDVI  | 密度处理  | 稀播   | 0.021  | 0.107  | 0.05     | 0.955    |       |      |       |
|       |       | 适播   | 0.032  | 0.127  |          |          |       |      |       |
|       |       | 密播   | 0.022  | 0.125  |          |          |       |      |       |
|       | 氮素处理  | N0   | 0.025  | 0.123  |          |          |       |      |       |
|       |       | N1   | -0.015 | 0.075  |          |          |       |      |       |
|       |       | N2   | -0.027 | 0.104  |          |          |       |      |       |
|       |       | N3   | 0.014  | 0.104  |          |          |       |      |       |
|       | EVI   | 密度处理 | 稀播     | -0.010 |          |          | 0.104 | 0.34 | 0.714 |
|       |       |      | 适播     | 0.008  |          |          | 0.126 |      |       |
| 密播    |       |      | -0.023 | 0.095  |          |          |       |      |       |
| 氮素处理  |       | N0   | 0.049  | 0.106  |          |          |       |      |       |
|       |       | N1   | 0.017  | 0.106  |          |          |       |      |       |
|       |       | N2   | -0.004 | 0.084  |          |          |       |      |       |
|       |       | N3   | 0.039  | 0.110  |          |          |       |      |       |
| TSAVI |       | 密度处理 | 稀播     | 0.009  | 0.101    | 0.02     | 0.983 |      |       |
|       |       |      | 适播     | 0.014  | 0.115    |          |       |      |       |
|       | 密播    |      | 0.008  | 0.115  |          |          |       |      |       |
|       | 氮素处理  | N0   | 0.023  | 0.122  |          |          |       |      |       |
|       |       | N1   | -0.010 | 0.072  |          |          |       |      |       |
|       |       | N2   | -0.010 | 0.085  |          |          |       |      |       |
|       |       | N3   | 0.017  | 0.102  |          |          |       |      |       |
|       | MSAVI | 密度处理 | 稀播     | -0.008 | 0.109    |          |       | 0.32 | 0.730 |
|       |       |      | 适播     | 0.009  | 0.124    |          |       |      |       |
| 密播    |       |      | -0.022 | 0.103  |          |          |       |      |       |
| 氮素处理  |       | N0   | 0.047  | 0.109  |          |          |       |      |       |
|       |       | N1   | 0.016  | 0.106  |          |          |       |      |       |
|       |       | N2   | -0.015 | 0.088  |          |          |       |      |       |
|       |       | N3   | 0.022  | 0.125  |          |          |       |      |       |

既能定性描述植被指数 NDVI 和 TSAVI 与植被覆盖度间的关系,也能较好地进行植被覆盖度的定量分析。利用抛物线函数的渐近线关系估算了植被指数的饱和点,发现 TSAVI 比 NDVI 更容易达到饱和。而植被指数 EVI 和 MSAVI 与覆盖度的最优拟合模

式为直线模型,不存在高覆盖度区容易饱和的问题。通过对各植被指数预测模型的验证分析,发现植被指数 NDVI 和 TSAVI 能够较 MSAVI 和 EVI 更好地解释本地区冬小麦植被覆盖度的变化规律。虽然各植被指数反演覆盖度模型验证的预测值和实测值回归方程的决定系数较建模方程的决定系数有所降低,但在  $p = 0.01$  置信度水平上均达到了显著相关,反演模型在年际间表现出较好的稳定性,能够方便且可靠地进行该地区覆盖度的预测。

(2) 低覆盖度条件下,植被指数 NDVI 和 TSAVI 能够更好地反演作物覆盖度变化规律<sup>[21]</sup>。本文通过对不同植被指数拟合覆盖度模型的敏感度分析给出了合理解释并确定了本地区临界覆盖度的参考值。植被指数 TSAVI、NDVI 在覆盖度小于 60% 时,噪声等效覆盖度误差较低,能较好地反映覆盖度的变化;而当覆盖度大于 60% 后,植被指数 TSAVI、NDVI 噪声等效覆盖度误差逐渐增大,在达到饱和点后,明显高于植被指数 MSAVI、EVI,此时植被指数 MSAVI、EVI 随覆盖度变化敏感性较强,适合模拟覆盖度的变化规律。临界覆盖度为 60% 与文献[1]关于小麦冠层光谱反射率与覆盖度响应关系分析结果一致,临界覆盖度反映的是作物本身的生长发育和植被结构等信息对光谱反射率的响应特性,受区域、环境等外界因素影响不明显。

(3) 在充分供水条件下,利用植被指数估算冬小麦植被覆盖度时,各植被指数对种植密度和施氮量差异影响并不敏感,可以直接适用于不同密度、不同施氮量水平情况下,而不需要预先了解作物种植密度、施氮量情况再对模型进行参数校正。这个结果是比较可喜的,为利用植被指数方便、准确地估算本地区区域植被覆盖度提供了理论上的可行性。需要指出的是,本文的结论是在本地区充分供水条件下生长的冬小麦数据基础上得到的,而在不同水分条件下,或是水分耦合肥料、密度等条件下利用植被指数反演植被覆盖度模型的适用性需要进一步研究。

#### 参 考 文 献

- Gitelson A A, Kaufman Y J, Stark R, et al. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 80(1): 76 - 87.
- 瞿瑛,刘素红,夏江周. 照相法测量冬小麦覆盖度的图像处理方法研究[J]. *干旱区地理*, 2010, 33(6): 997 - 1003. Qu Ying, Liu Suhong, Xia Jiangzhou. Image processing methods to determine the fractional vegetation cover of winter wheat using digital camera [J]. *Arid Land Geography*, 2010, 33(6): 997 - 1003. (in Chinese)
- Toby N C, David A R. On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1997, 62(3): 241 - 252.
- 程红芳,章文波,陈锋. 植被覆盖度的遥感估算方法研究进展[J]. *国土资源遥感*, 2008, 20(1): 13 - 18. Cheng Hongfang, Zhang Wenbo, Chen Feng. Advances in researches on application of remote sensing method to estimating vegetation coverage [J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2008, 20(1): 13 - 18. (in Chinese)

- 5 包刚, 包玉海, 覃志豪, 等. 高光谱植被覆盖度遥感估算研究[J]. 自然资源学报, 2013, 28(7): 1243-1254.  
Bao Gang, Bao Yuhai, Qin Zhihao, et al. Hyper-spectral remote sensing estimation for the vegetation cover [J]. Journal of Natural Resources, 2013, 28(7): 1243-1254. (in Chinese)
- 6 贾坤, 姚云军, 魏香琴, 等. 植被覆盖度遥感估算研究进展[J]. 地球科学进展, 2013, 28(7): 774-782.  
Jia Kun, Yao Yunjun, Wei Xiangqin, et al. A review on fractional vegetation covers estimation using remote sensing [J]. Advances in Earth Science, 2013, 28(7): 774-782. (in Chinese)
- 7 李冰, 刘榕源, 刘素红, 等. 基于低空无人机遥感的冬小麦覆盖度变化监测[J]. 农业工程学报, 2012, 28(13): 160-165.  
Li Bing, Liu Rongyuan, Liu Suhong, et al. Monitoring vegetation coverage variation of winter wheat by low-altitude UAV remote sensing system [J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(13): 160-165. (in Chinese)
- 8 Colwell J E. Vegetation canopy reflectance [J]. Remote Sensing of Environment, 1974, 3(3): 175-183.
- 9 Rouse J, Haas R, Schell J, et al. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS [C]//Proceedings of the 3rd ERTS Symposium, NASA SP-3511, 1973, 2: 309-317.
- 10 Adams M L, Philpot W D, Norvell W A. Yellowness index: an application of spectral second derivatives to estimate chlorosis of leaves in stressed vegetation [J]. International Journal of Remote Sensing, 1999, 20(18): 3663-3675.
- 11 Lichtenthaler H K, Gitelson A, Lang M. Non-destructive determination of chlorophyll content of leaves of a green and an aurea mutant of tobacco by reflectance measurements [J]. Journal of Plant Physiology, 1996, 148(3): 483-493.
- 12 Serrano L, Penuelas J, Ustin S L. Remote sensing of nitrogen and lignin in Mediterranean vegetation from AVIRIS data: decomposing biochemical from structural signals [J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 81(2): 355-364.
- 13 Guo Z H, Peng S L, Wang B S. Combining multi-temporal NOAA-AVHRR NDVI and ground auxiliary data for estimating terrestrial net primary production in Guangdong [J]. Acta Ecologica Sinica, 2001, 21(9): 1444-1449.
- 14 李树强, 李民赞. 冬小麦生育早期长势反演模型通用性研究[J]. 农业机械学报, 2014, 45(2): 246-250.  
Li Shuqiang, Li Minzan. Generality of winter wheat growth prediction in early growth periods [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(2): 246-250. (in Chinese)
- 15 Huete A R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI) [J]. Remote Sensing of Environment, 1988, 25(3): 295-309.
- 16 Qi J, Chehbouni A, Huete A R, et al. A modified soil adjusted vegetation index [J]. Remote Sensing of Environment, 1994, 48(2): 119-126.
- 17 Baret F. TSAVI: a vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI or APAR estimation [C]//12th Canadian Symposium on Remote Sensing and IGRASS'90, 1989: 10-14.
- 18 王正兴, 刘闯, Huete A. 植被指数研究进展: 从 AVHRR-NDVI 到 MODIS-EVI [J]. 生态学报, 2003, 23(5): 979-987.  
Wang Zhengxing, Liu Chuang, Huete A. From AVHRR-NDVI to MODIS-EVI: advances in vegetation index research [J]. Acta Ecologica Sinica, 2003, 23(5): 979-987. (in Chinese)
- 19 Huete A R, Liu H Q, Batchily K, et al. A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS [J]. Remote Sensing of Environment, 1997, 59(3): 440-451.
- 20 Wittich K P, Hansing O. Area-averaged vegetative cover fraction estimated from satellite data [J]. International Journal of Biometeorology, 1995, 38(4): 209-215.
- 21 Purevdorj T, Tateishi R, Ishiyama T. Relationships between percent vegetation cover and vegetation indices [J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(18): 3519-3535.
- 22 马琳雅, 黄晓东, 方金, 等. 青藏高原草地植被指数时空变化特征[J]. 草业科学, 2011, 28(6): 1106-1116.  
Ma Linya, Huang Xiaodong, Fang Jin, et al. Temporal and spatial change of grassland vegetation index in Tibetan Plateau [J]. Pratacultural Science, 2011, 28(6): 1106-1116. (in Chinese)
- 23 查勇. 草地植被变化遥感监测方法研究——以环青海湖地区为例[D]. 南京: 南京师范大学, 2003.  
Zha Yong. Research on the remote sensing means of monitoring grassland vegetation change: a case study of the area around Lake Qinghai [D]. Nanjing: Nanjing Normal University, 2003. (in Chinese)
- 24 姚付启, 蔡焕杰, 王海江, 等. 冬小麦冠层高光谱特征与覆盖度相关性研究[J]. 农业机械学报, 2012, 43(7): 156-162.  
Yao Fuqi, Cai Huanjie, Wang Haijiang, et al. Correlation between percentage vegetation cover and hyper-spectral characteristics of winter wheat [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(7): 156-162. (in Chinese)
- 25 朱敬芳, 邢白灵, 居为民, 等. 内蒙古草原植被覆盖度遥感估算[J]. 植物生态学报, 2011, 35(6): 615-622.  
Zhu Jingfang, Xing Bailing, Ju Weimin, et al. Remote-sensing estimation of grassland vegetation coverage in Inner Mongolia, China [J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 2011, 35(6): 615-622. (in Chinese)
- 26 姚付启, 蔡焕杰, 王海江, 等. 基于平稳小波变换的冬小麦覆盖度高光谱监测[J]. 农业机械学报, 2012, 43(3): 173-180.  
Yao Fuqi, Cai Huanjie, Wang Haijiang, et al. Monitoring winter wheat percentage vegetation cover based on stationary wavelet transformation derived from hyperspectral reflectance [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(3): 173-180. (in Chinese)
- 27 Liu Z Y, Huang J F, Wu X H, et al. Comparison of vegetation indices and red-edge parameters for estimating grassland cover from canopy reflectance data [J]. Journal of Integrative Plant Biology, 2007, 49(3): 299-306.

- 28 Baret F, Guyot G, Begue A, et al. Complementarity of middle-infrared with visible and near-infrared reflectance for monitoring wheat canopies[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1988, 26(3):213 – 225.
- 29 Tim J M, Bruno A, Danson F M, et al. Candidate high spectral resolution infrared indices for crop cover [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1993, 46(2): 204 – 212.
- 30 Vaesen K, Gilliams S, Nackaerts K, et al. Ground-measured spectral signatures as indicators of ground cover and leaf area index: the case of paddy rice[J]. *Field Crops Research*, 2001, 69(1): 13 – 25.
- 31 Bradley C R. The influence of canopy green vegetation fraction on spectral measurements over native tall grass prairie[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 81(1):129 – 135.
- 32 李存军,赵春江,刘良云,等. 红外光谱指数反演大田冬小麦覆盖度及敏感性分析[J]. *农业工程学报*, 2004,20(5): 159 – 164.  
Li Cunjun, Zhao Chunjiang, Liu Liangyun, et al. Retrieval winter wheat ground cover by short-wave infrared spectral indices in field and sensitivity analysis[J]. *Transactions of the CSAE*, 2004,20(5): 159 – 164. (in Chinese)
- 33 Baret F, Jacquemoud S, Hanocq J F. The soil line concept in remote sensing [J]. *Remote Sensing Reviews*, 1993, 7(1): 65 – 82.
- 34 池宏康. 遥感数据的裸沙土壤线校正方法 [J]. *地理学报*,1999,54(5): 454 – 461.  
Chi Hongkang. A method for correcting remote sensing data by bare-sand soil line [J]. *Acta Geographica Sinica*, 1999, 54(5): 454 – 461. (in Chinese)
- 35 Robertson A N, Gitelson A A, Peng Y, et al. Green leaf area index estimation in maize and soybean: combining vegetation indices to achieve maximal sensitivity[J]. *Agronomy Journal*, 2012, 104(5):1336 – 1347.
- 36 Viña, A, Gitelson A A. New developments in the remote estimation of the fraction of absorbed photosynthetically active radiation in crops [J]. *Geophysical Research Letters*, 2005, 32(17): L17403.
- 37 Gitelson A A. Remote estimation of crop fractional vegetation cover: the use of noise equivalent as an indicator of performance of vegetation indices [J]. *International Journal of Remote Sensing*,2013,34(17):6054 – 6066.
- 38 Viña A, Gitelson A A, Robertson A N, et al. Comparison of different vegetation indices for the remote assessment of green leaf area index of crops [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(12): 3468 – 3478.
- 39 翟清云,张娟娟,熊淑萍,等. 基于不同土壤质地的小麦叶片氮含量高光谱差异及监测模型构建[J]. *中国农业科学*, 2013, 46(13): 2655 – 2667.  
Zhai Qingyun, Zhang Juanjuan, Xiong Shuping, et al. Research on hyperspectral differences and monitoring model of leaf nitrogen content in wheat based on different soil textures[J]. *China Agriculture Science*, 2013, 46(13): 2655 – 2667. (in Chinese)

(上接第 271 页)

- 8 [http://projectileAs.Cs.emu.edu/research\\_public/toolstsegmentationteval/index.html](http://projectileAs.Cs.emu.edu/research_public/toolstsegmentationteval/index.html).
- 9 Schubert Foo, Hui Li. Chinese word segmentation and its effect on information retrieval [J]. *Information Processing & Management*, 2004,40(1):161 – 190.
- 10 刘异,黄魏,高兵,等. 基于词条组合的中文文本分词方法[J]. *科学技术与工程*,2010,10(1):85 – 89.  
Liu Yi, Huang Wei, Gao Bing, et al. Word combination based Chinese word segmentation methodology[J]. *Science Technology and Engineering*,2010,10(1): 85 – 89. (in Chinese)
- 11 杜璞. 基于领域语料库的中文自动分词系统的研究[D]. 西安:西安科技大学,2007.  
Du Pu. The research of automatic Chinese word segmentation system based on domain corpus [D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology,2007. (in Chinese)
- 12 李宏波. 综合字典和统计分析的中文分词系统的研究与实现[D]. 武汉:武汉理工大学,2010.  
Li Hongbo. The research and implementation of the system for Chinese word segmentation base on dictionary and statistic [D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2010. (in Chinese)
- 13 王瑞雷,栾静,潘晓花,等. 一种改进的中文分词正向最大匹配算法[J]. *计算机应用与软件*,2011,28(3):195 – 197.  
Wang Ruilei, Luan Jing, Pan Xiaohua, et al. An improved forward maximum matching algorithm for Chinese word segmentation [J]. *Computer Applications and Software*, 2011,28(3):195 – 197. (in Chinese)
- 14 Richard Tzong-Han Tsai. Chinese text segmentation: a hybrid approach using transductive learning and statistical association measures [J]. *Expert Systems with Applications*,2010,37(5):3553 – 3560.
- 15 Fu Guohong, Kit Chunyu, Webster J J. Chinese word segmentation as morpheme-based lexical chunking [J]. *Information Sciences*, 2008,178(9): 2282 – 2296.