

基于 LSP 与 GLCM 融合的禾本科牧草种子特征提取算法

陈桐¹ 潘新^{1*} 马玉宝² 闫伟红²

(1. 内蒙古农业大学 计算机与信息工程学院, 呼和浩特 010018;

2. 中国农业科学院 草原研究所, 呼和浩特 010020)

摘要 针对禾本科牧草种子相似性较高、识别困难的问题,采用局部相似模式(LSP)和灰度共生矩阵(GLCM)的方法,对禾本科牧草种子的分类识别进行研究。结果表明:1)局部相似模式与灰度共生矩阵融合的方法可以有效地提取禾本科牧草种子的纹理特征,能够识别颜色、形状、大小等特征都十分相似的牧草种子,且其识别率优于传统的 LSP 特征算子和 GLCM 特征算子。2)与传统 LSP 算法相比,结合灰度共生矩阵算法后,得到的特征受到相似种类种子图像的影响较小,具有更广泛的适应性。因此,基于 LSP 和 GLCM 的融合算法可以有效地提取相似禾本科种子图像的纹理统计特征,采用线性判别分析分类器(LDA)进行分类,识别率最高达到 98.64%。

关键词 种子识别; 纹理特征; 局部相似模式; 灰度共生矩阵

中图分类号 S543

文章编号 1007-4333(2019)07-0138-08

文献标志码 A

Seed feature extraction algorithm of Gramineous grass based on the fusion of LSP and GLCM

CHEN Tong¹, PAN Xin^{1*}, MA Yubao², YAN Weihong²

(1. College of Computer and Information Engineering, Inner Mongolia Agricultural University, Hohhot 010018, China;

2. Grassland Research Institute of Chinese Academy of Agricultural Sciences, Huhhot 010020, China)

Abstract Aiming at the problem of high similarity and identification difficulties of Gramineous grass seeds, local similarity pattern (LSP) and gray level co-occurrence matrix (GLCM) are combined to study the classification and identification of Gramineous grass seeds. The results show that: 1) The fusion of LSP and GLCM can effectively extract the texture characteristics of grass seeds to identify the seeds whose color, shape, size and other characteristics are very similar, and the accuracy is superior to that of the traditional LSP or GLCM operators. 2) Compared with the traditional LSP algorithm, the extraction algorithm of LSP fused with GLCM can extract features, which are less affected by the similar species of seed images, representing a wider adaptability in Gramineous grass seed identification. Therefore, the extraction algorithm of the fusion of LSP and GLCM can effectively extract the statistical texture features of similar Gramineous grass seeds, which could reach the highest recognition accuracy of 98.64% when combined with LDA classifier.

Keywords seed identification; textural feature; LSP; GLCM

牧草作为草地资源的重要组成部分,在畜牧业发展、环境保护和土壤保持中都起着重要的作用^[1]。禾本科牧草不仅品质好,而且产量高,适用于绝大多数家畜。科学研究和实践证明,通过田间管理技术,

如合理的密植^[2-3]、灌溉^[4-5]、施肥^[6-8]等,都能够有效的提高禾本科牧草种子的产量^[9]。牧草种子的分类是田间管理技术的基础要求,快速、精准、有效的将牧草种子进行分类对牧草种子生产、牧草种植等后

收稿日期: 2018-10-14

基金项目: 国家自然科学基金项目(61562067)

第一作者: 陈桐, 硕士研究生, E-mail: 395173797@qq.com

通讯作者: 潘新, 教授, 主要从事图像处理与模式识别研究, E-mail: pxffyx@126.com

续操作至关重要。现阶段牧草种子的分类手段主要以人工种植识别为主,不但效率低,而且容易受主观性干扰从而影响识别率。因此,实现精准、快速、自动化的牧草种子识别具有技术和经济意义。

随着计算机技术的普及以及互联网技术的迅速发展,草地资源的维护治理有了新的发展方向,草地数字化管理^[10]已成为必然趋势,例如基于遥感的草原生物量监测^[11]、草地流失分析^[12]、草地沙化监控^[13]等方面都取得了较快的进展。近年来,已有研究针对农作物^[14-15]、杂草^[16]等种子识别的研究相对较多,且大多取得了较好的识别效果。但禾本科牧草种子的颜色、形状、大小等特征都十分相似,即使是不同种类的种子相似性也很高,所以已有的单一识别方法并不完全适用。本研究拟采用旋转不变Uniform LSP和GLCM融合算法,对禾本科牧草种子图像的特征提取进行研究,采用LDA分类器进行特征匹配,以期对禾本科牧草种子的分类识别提供有效的方法。

1 LSP融合GLCM的特征提取方法

1.1 LSP特征

LSP(Local similarity patterns,局部相似模式)特征是2011年由Pourreza等^[17]提出的一种旋转不变的特征算子,它是基于LBP的改进算法,不但识别能力强,而且运算简单、理解容易,能够很好地处理因灰度引起的变化。与LBP相比,克服了对噪声敏感的重要缺点,在纹理特征分类中功能十分强大。

LSP的表示方法与LBP相同,可以表示为 $LSP_{i,R}^n$ 。两者的步骤也十分相似,而主要区别就在于阈值的选取方式不同。LBP的阈值是邻域中的中心像素点本身,但是LSP中引入了新的概念:相似范围半径(Similarity range radius, SRR),即阈值可设为其他值。 $LSP_{8,1}^n$ 特征的中心思想是首先计算图像中每个 3×3 邻域中的中心像素点与邻域内其他像素点的绝对差值,然后规定1个合适的相似范围半径作为阈值,若邻域点与中心点的绝对差值大于SRR,则将该邻域点的值置0,否则置1。假设用 T 代表纹理, I_0 表示邻域的中心像素点,则

$$T = \sum_{i=0}^S s(|I_0 - I_i| - R_{SRR}) \times 2^i \quad (1)$$

式中: R_{SRR} 为相似范围半径; I_i 表示邻域中除了中心像素点以外的其他像素点, $i=1,2,\dots,8$ 。二值化

运算方法为:

$$s(x) = \begin{cases} 0, & x > 0 \\ 1, & x < 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中: $x = |I_0 - I_i| - R_{SRR}$; t 为将二值化后的邻域纹理信息转换为十进制纹理信息的函数。

由于SRR的存在,LSP在提取特征时更具有灵活性。不难推断出,LSP算法在旋转不变性上与LBP是相同的,当二进制串按位旋转时,总能找到1个最小值作为该点最终的LSP值。因此所有可能出现的旋转不变LSP特征同样有36种。

LBP的等价模式适用于LSP,即等价模式的LSP能获得比原始LSP特征更好的识别效果。对于1个LSP,称其中包含的 $0 \sim 1$ 或者 $1 \sim 0$ 的转变 ≤ 2 次跳变。如果1个LSP中的跳变 ≤ 2 个,则称这个局部二进制模式为统一化模式(Uniform pattern)。在LSP中,绝大部分包含的跳变数都 < 2 ,而一些跳变数 ≥ 2 的往往是因为噪声引起的,不具有统计意义。因此可以将跳变数目大于或等于2的LSP归为1个类别。通过这样的改进,LSP的种类大大减少,达到了降维的效果,而不会丢失任何信息,并且可以减少高频噪声带来的影响。对于 3×3 邻域内8个采样点,LSP由原来的36种减少为10种。

1.2 灰度共生矩阵特征

灰度共生矩阵(Gray level cooccurrence matrix, GLCM)是Harklick等^[18]在1979年提出的一种特征提取算法,是用于描述图像全局纹理特征的早期算法之一。灰度共生矩阵展示的是包含一些特定空间位置关系的2个像素点的联合分布,是一个2阶统计量。GLCM的计算方法如下。

1)取图像上任意一点 (x, y) 和与该点距离为 $d = \sqrt{x^2 + y^2}$,夹角为 θ 的另1个点 $(x+a, y+b)$,组成1个灰度值为 (i, j) 的像素点对。

2)点 (x, y) 在整个图像上移动,则能够得到各种 (i, j) 值。

3)统计每1种像素点对出现的频率 $p(i, j|d, \theta)$,假设图像灰度级为 L ,则得到的方阵 $\mathbf{P}(i, j|d, \theta)_{L \times L}$ 即为所求的灰度共生矩阵。

可以推断出,不同的距离 d 和角度 θ 能够得到不同的灰度共生矩阵。通常情况下,角度取4个方向值: 0° 、 45° 、 90° 和 135° 。

与其他纹理特征不同, GLCM 在提取特征后, 一般不直接用于后续的分类操作, 而是在矩阵的基础上进行一些统计计算, 将得到的统计量作为纹理识别的特征量。最初的灰度共生矩阵仅有 14 个统计量^[18], 后经研究发现, 其中仅能量、熵、对比度和相关性 4 个是不相关的。这 4 个统计量不但便于计算, 而且在分类时也能起到很好地效果^[19]。

1) 能量。度量图像纹理的一致性, 可以反映出灰度分布的均匀程度以及纹理的粗细。灰度分布越均匀、纹理越细致, 则能量越大; 图像灰度分布越集中、纹理越粗糙, 则能量越小。能量 S_E 的计算式如下:

$$S_E = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \{p(i, j | d, \theta)\}^2 \quad (3)$$

2) 对比度。度量纹理清晰度和沟纹深浅程度的统计量, 可以反映出纹理反差的程度。纹理沟纹越深, 则对比度越大; 沟纹越浅, 对比度越低。从人类视觉的角度看, 对比度越高的图像, 其视觉效果更清晰。对比度 S_{Con} 计算式如下:

$$S_{Con} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i-j)^2 p(i, j | d, \theta) \quad (4)$$

3) 相关性。度量图像局部灰度相关性的统计量, 可以反映出 GLCM 中元素在行或列上的相似程度。矩阵中元素的值均匀相等时, 相关性值就大, 矩阵中元素的值相差很大时, 相关性值就小。定义:

$$\mu_1 = \sum_{i=0}^{L-1} i \sum_{j=0}^{L-1} p(i, j | d, \theta) \quad (5)$$

$$\mu_2 = \sum_{j=0}^{L-1} j \sum_{i=0}^{L-1} p(i, j | d, \theta) \quad (6)$$

$$\sigma_1^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_1)^2 \sum_{j=0}^{L-1} p(i, j | d, \theta) \quad (7)$$

$$\sigma_2^2 = \sum_{j=0}^{L-1} (j - \mu_2)^2 \sum_{i=0}^{L-1} p(i, j | d, \theta) \quad (8)$$

由式(5)~(8), 可以得到相关性 S_{Cor} 为:

$$S_{Cor} = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} ijP(i, j | d, \theta) - \mu_1 \mu_2}{\sigma_1 \sigma_2} \quad (9)$$

4) 熵。度量直方图的随机性, 熵越大, 说明随机性越大, 包含的信息也越多。熵的计算公式为:

$$S_s = - \sum_{i=0}^{L-1} P(z_i) \log_2 P(z_i) \quad (10)$$

1.3 LSP 与 GLCM 融合的特征提取算法

本研究基于 LSP 与 GLCM 的特性, 将图像的

局部信息与整体信息相结合, 提出 1 种融合 LSP 与 GLCM 的纹理特征提取方法。基础流程如下:

1) 选取 Uniform LSP_{8,1} 算子对图像所有像素点进行处理, 得到的每个像素点的 LSP 值保留在像素点的原来位置, 而不通过直方图进行统计。

2) 采用 GLCM 算法对第 1 步得到的 LSP 图像进行统计, 得到灰度共生矩阵。选取距离 $d=1$, 方向 $\theta=0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$, 共得到 4 个灰度共生矩阵。

3) 在每个灰度共生矩阵中计算 4 种统计量, 再将得到的所有统计量串联, 结果输入至 LDA 分类器中进行识别。

2 图像预处理

2.1 图像数据集

采集使用的相机是 SONY alpha 200 单反相机, 镜头为 SONY 100/2.8 Macro。考虑到实用性要求, 对图像采集环境未做严格控制, 因此牧草种子图像存在噪声并带有不规律的位置、角度、光照等变化。

试验共采集了 12 类禾本科牧草种子的图像, 每类种子 90 张, 共计 1 080 张, 对应的编号、名称、属以及来源地见表 1。

表 1 禾本科牧草种子信息

Table 1 Information of gramineous grass seeds

编号 No.	种类 Species	属 Genus	来源地 Source
1	羊草	赖草属	北京市昌平区
2	无芒雀麦	雀麦属	山西省忻州市
3	老芒麦	披碱草属	内蒙古锡林郭勒盟
4	圆柱披肩草	披碱草属	内蒙古呼伦贝尔盟
5	垂穗披碱草	披碱草属	青海省祁连山地区
6	光穗冰草	冰草属	山西省朔州市
7	蒙古冰草	冰草属	甘肃省庆阳市
8	沙生冰草	冰草属	内蒙古锡林郭勒盟
9	大芒鹅观草	鹅观草属	新疆伊犁尼勒克县
10	多变鹅观草	鹅观草属	西藏林芝市米林县
11	纤毛鹅观草	鹅观草属	河北省承德市
12	鹅观草	鹅观草属	山西省忻州市

图 1 示出采集的 12 类禾本科牧草种子部分原始图像。可以看出,原始图像存在如下几点缺陷:采集过程中由于人为操作的缘故,导致种子的轮廓方向大多不一致,还有不同程度的倾斜;彩色图像所占空间较大,而禾本科牧草种子的颜色十分接近,不宜

用颜色特征进行识别,因此不需要这些色彩信息;原始图像上包含许多黑色背景区域,非所需的感兴趣区域,直接用于识别会产生大量冗余信息。为了消除这些可避免因素的影响,需要对原始图像进行预处理操作。



图 1 禾本科种子的原始图像

Fig. 1 Original images of Gramineous seeds

2.2 图像预处理

对原始图像进行几何归一化处理的主要目的是为了把位置与大小的差异减少到最低。对禾本科牧草种子进行预处理的主要步骤如下:

1) 首先在原始图像上采用主成分分析的方法找到图像上每粒种子主轴,并计算主轴与水平或垂直方向的夹角。

2) 根据得到的角度,将原始图像进行相应的旋

转,保持主轴与水平或垂直方向平行。

3) 根据旋转后的彩色图像的二值图,找到与种子轮廓相内切的四边形,进行分割操作。

4) 裁剪后的图片,其长和宽范围分别为 261~1 770 像素和 127~826 像素,且长宽比基本稳定在 20:3 左右。为了不丢失图像信息并便于后续计算,本研究将所有裁剪后的图片归一化为 1 280 像素×192 像素大小。图 2 示出预处理后的单粒种子图像。

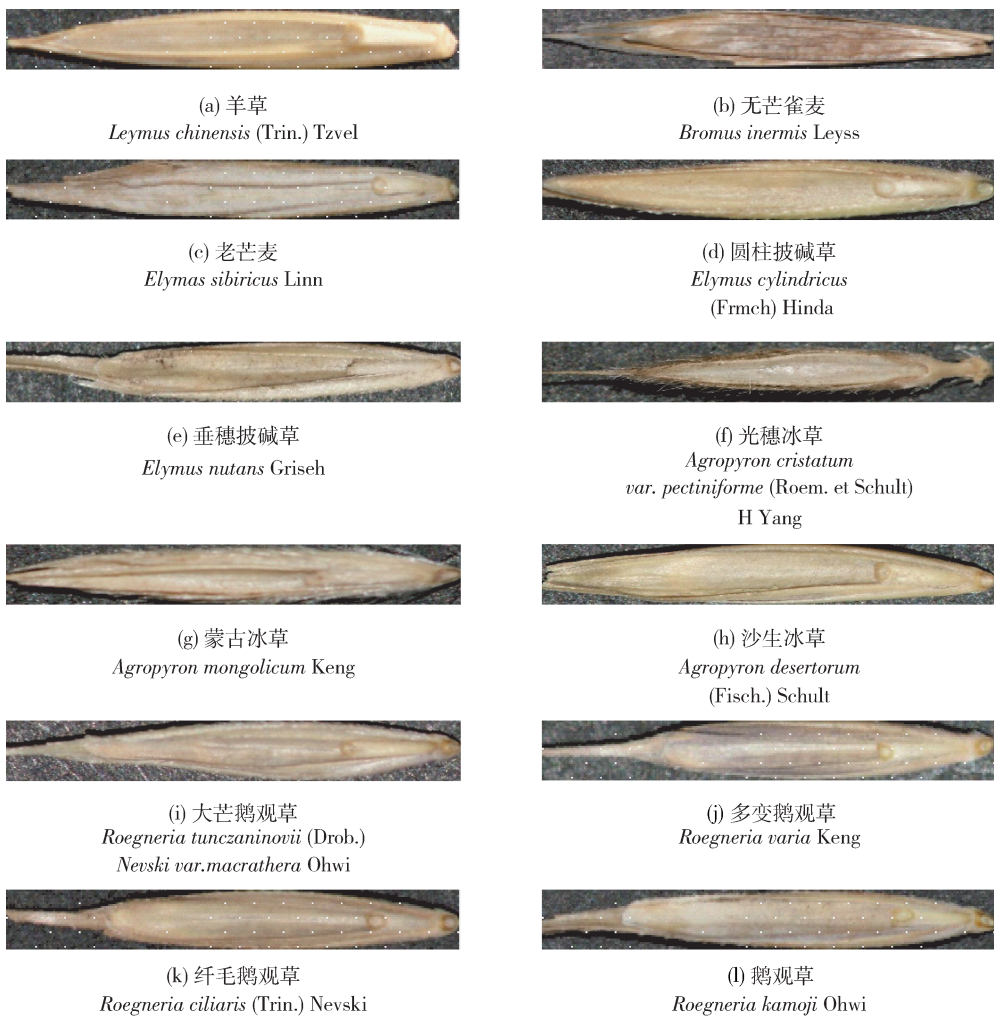


图2 预处理后的单粒禾本科牧草种子图像

Fig. 2 Single seed images of Gramineous grass after segmentation

3 结果与分析

为验证本研究算法是否优于传统算法,将LSP、GLCM以及本研究算法在相同数据集中提取到的特征分别在LDA分类器上进行特征匹配,对结果进行比较分析。其中,LSP特征维数为14,包括9种等价LSP、1种非等价LSP以及4个统计特征(均值,标准差,平滑度和三阶矩)。GLCM特征维数为16,由4个方向(0° , 45° , 90° 和 135°)的共生矩阵中分别统计出的4种统计量(能量,对比度,相关性和熵)串联得到。

为了探究算法的可扩展性,本研究将图像库数据分为2组:试验1,选取6种牧草种子(鹅观草、无芒雀麦、垂穗披碱草、蒙古冰草、沙生冰草、羊草),分别选自5个不同属(鹅观草属、雀麦属、披碱草属、冰

草属、赖草属),纹理差别相对明显。试验2,再加入6种与第1轮牧草同属或纹理相近的牧草种子(大芒鹅观草、多变鹅观草、纤毛鹅观草、老芒麦、圆柱披碱草、光穗冰草),提高样本种类间的相似度。

在每类种子的90张图片中,分别选取45张作为训练集,另外45张作为测试集。为避免样本选择所造成的影响,在选取训练集和数据集时采用交叉验证的方法来确保结果的准确性。将90个样本平均分成9份,再在每1份的10个样本中按同样的顺序分别选取5个作为训练样本,剩下5个作为测试样本(例如1,2,...,5作为训练样本,6,7,...,10作为测试样本)。这样的选取方法共有252种,最终取其平均值和标准偏差作为试验结果判定的依据。

表2示出不同算法的识别性能。可以看出,在包含6类种子的试验1中,GLCM的识别率(平均

精度)最低,标准偏差最大。LSP 与 GLCM 的融合算法与单独的 LSP 算法识别率较为接近,仅相差 0.79%,且两者的标准偏差都较低。在试验 2 中,种子种类增加到 12 类后,GLCM 的识别率出现大幅度下降且仍为最低,可以看出基于全局纹理的

GLCM 算法在识别禾本科牧草种子时识别效果不佳,而且结果不稳定。LSP 融合 GLCM 的算法识别率仅降低了 3.87%,而 LSP 的算法识别率降低了 6.78%,说明算法受到相似种类图像的影响更小,比 LSP 算法拥有更强的适应性。

表 2 不同算法识别性能的比较

Table 2 Comparison of identification performance of different algorithms

算法 Algorithms	试验 1 Exp. 1		试验 2 Exp. 2	
	平均精度/%	标准差	平均精度/%	标准差
	Average accuracy	STDEV	Average accuracy	STDEV
LSP	97.85	0.30	91.07	0.57
GLCM	60.04	1.38	35.09	0.80
LSP 融合 GLCM	98.64	0.22	94.77	0.40

当需要识别的禾本科牧草种子类别数目增加时,各算法对应的识别率均有所下降。为探究识别率整体下降的原因,表 3 和表 4 分别列出 LSP 以及 LSP 与 GLCM 融合算法的分类情况,其中分类器采用 LDA。在每个表格中,行对应待识别输入种子的

类别,列对应分类后的输出类别。例如在表 3 中作为测试集输入的 45 个第 1 类种子中,94.76%测试样本被正确识别为第 1 类的(第 1 行第 1 列对应的数值),5.24%测试样本被错分为第 8 类(第 1 行第 9 列对应的值),以此类推。

表 3 基于 LSP 的 12 类种子分类结果

Table 3 Seed classification results of 12 species based on LSP

%

输入种类 编号 Inputspecies no.	输出种类编号 Output species no.											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	94.76	—	—	—	—	—	—	5.24	—	—	—	—
2	—	70.72	13.95	15.33	—	—	—	—	—	—	—	—
3	—	—	100.00	—	—	—	—	—	—	—	—	—
4	—	—	—	100.00	—	—	—	—	—	—	—	—
5	—	—	—	2.57	97.43	—	—	—	—	—	—	—
6	—	—	—	—	—	94.25	2.77	2.98	—	—	—	—
7	—	0.07	—	—	—	2.22	97.09	0.62	—	—	—	—
8	2.40	—	—	—	—	7.76	8.22	81.62	—	—	—	—
9	—	—	—	—	—	—	—	—	100.00	—	—	—
10	—	—	—	—	—	—	—	—	—	80.67	13.40	5.93
11	—	—	—	—	—	—	—	—	1.27	5.22	84.92	8.59
12	—	—	—	—	—	—	—	—	—	2.22	0.69	97.09

表4 基于LSP与GLCM融合的12类种子分类结果

Table 4 Seed classification results of 12 species based on the fusion of LSP and GLCM

%

输入种类 编号 Inputs species no.	输出种类编号 Output species no.											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	97.78	2.22	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—
2	—	100.00	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—
3	—	10.66	86.74	2.60	—	—	—	—	—	—	—	—
4	—	—	—	95.56	4.44	—	—	—	—	—	—	—
5	—	—	—	2.21	91.96	5.83	—	—	—	—	—	—
6	—	—	—	—	0.27	99.73	—	—	—	—	—	—
7	—	—	—	—	—	—	93.33	6.67	—	—	—	—
8	—	—	—	—	—	—	1.08	92.25	6.67	—	—	—
9	—	—	—	—	—	—	—	1.38	98.62	—	—	—
10	—	—	—	—	—	—	—	—	3.25	83.95	12.80	—
11	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	99.55	0.45
12	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	2.20	97.80

由表4可见,在LSP与GLCM融合的特征提取算法得到的分类结果中,大部分分类错误的种子都被识别到了同属的其他种子中,基本不会被识别到非同属的其他种子类,可以表明算法对于不同属种子有较强的识别能力。同时,当增加同属相似的禾本科牧草种子图像时,本算法识别率下降的幅度最小,表明算法对同属相似纹理的禾本科牧草种子区分能力强于单一的LSP和GLCM。

4 结束语

本研究采用基于LSP与GLCM的融合算法对禾本科牧草种子进行特征提取,并采用LDA分类器进行分类。试验结果表明,基于LSP与GLCM的融合算法能够有效的提取种子特征,区别颜色、形状、大小等特征都十分相似的牧草种子,其识别率优于传统的LSP特征算子和GLCM特征算子。与LSP算法相比,基于LSP与GLCM的融合算法受到相似种类图像的影响较小,具有更广泛的适应性。

参考文献 References

[1] 刘立侠,李桂民,路云侠,王德利. 中国牧草生物技术的现状和展望[J]. 草地学报,2009,17(3):389-397,401

Liu L X, Li G M, Lu Y X, Wang D L. Current status and prospect in the biotechnology of forage breeding in China[J].

Acta Agrestia Sinica, 2009, 17(3): 389-397, 401 (in Chinese)

[2] 游明鸿,刘金平,白史且,张新全,李达旭. 行距对“川草2号”老芒麦生殖枝及种子产量性状的影响[J]. 草业学报,2011,20(6):299-304

You M H, Liu J P, Bai S Q, Zhang X Q, Li D X. Influences of row spacing on fertile tillers and characters of seed yield of *Elymus sibiricus* cv Chuancao No. 2 [J]. *Acta Prataculturae Sinica*, 2011, 20(6): 299-304 (in Chinese)

[3] 朱振磊,张永亮,潘多锋,韩建国,申忠宝,韩云华,鲍青龙,王显国. 行距与播种量对无芒雀麦种子产量及产量组分的影响[J]. 草地学报,2011,19(4):631-636

Zhu Z L, Zhang Y L, Pan D F, Han J G, Shen Z B, Han Y H, Bao Q L, Wang X G. Effect of row spacing and seeding rate on seed yield and yield components of *Bromus inermis* Leyss [J]. *Acta Agrestia Sinica*, 2011, 19(4): 631-636 (in Chinese)

[4] Hillel D. Role of irrigation in agricultural systems [J]. *Agronomy*, 1990, 30(32): 5-30

[5] Beukes D J, Barnard S A. Effects of level and timing of irrigation on growth and water use of lucerne [J]. *South African Journal of Plant & Soil*, 1985, 2(4): 197-202

[6] 毛培胜. 牧草与草坪草种子科学与技术[M]. 北京: 中国农业大学出版社, 2011: 166-167

Mao P S. *Forage and Turfgrass Seed Science and Technology* [M]. Beijing: China Agricultural University Press, 2001: 166-

- 167 (in Chinese)
- [7] Thompson D J, Clark K W. Effects of clipping and nitrogen fertilization on tiller development and flowering in Kentucky bluegrass[J]. *Canadian Journal of Plant Science*, 1993, 73(2): 569-575
- [8] 王俭珍, 韩建国, 周禾, 刘富渊, 仲勇. 氮肥与植株密度互作对鸭茅种子产量的效应[J]. *草业科学*, 2005, 22(5): 38-44
Wang Q Z, Han J G, Zhou H, Liu F Y, Zhong Y. The effect of nitrogen and density of planting coupling on dactylis glomerato seed yield[J]. *Pratacultural Science*, 2005, 22(5): 38-44 (in Chinese)
- [9] 王明亚, 毛培胜. 中国禾本科牧草种子生产技术研究进展[J]. *种子*, 2012, 31(9): 55-60
Wang M Y, Mao P S. Research advancement on seed production technology of forage grasses in China[J]. *Seed*, 2012, 31(9): 55-60 (in Chinese)
- [10] 唐华俊, 辛晓平, 杨桂霞, 张保辉, 王旭, 张宏斌, 闫玉春. 现代数字草业理论与技术研究进展及展望[J]. *中国草地学报*, 2009, 31(4): 1-8
Tang H J, Xin X P, Yang G X, Zhang B H, Wang X, Zhang H B, Yan Y C. Advance and prospects in theories and techniques of modern digital grassland[J]. *Chinese Journal of Grassland*, 2009, 31(4): 1-8 (in Chinese)
- [11] 金云翔, 徐斌, 杨秀春, 李金亚, 高添, 于海达, 马海龙. 草原生物量及碳密度遥感估算: 以内蒙古正蓝旗为例[J]. *中国农学通报*, 2013, 29(5): 11-16
Jin Y X, Xu B, Yang X C, Li J Y, Gao T, Yu H D, Ma H L. Remote sensing estimation of grassland biomass and carbon density: Case of Zhenglan Banner[J]. *Chinese Agricultural Science Bulletin*, 2013, 29(5): 11-16 (in Chinese)
- [12] Wen Q, Zhang Z, Zhao X, Yi L, Wang X, Hu S G, Liu B, Zeng T. Regularity and causes of grassland variations in China over the past 30 years using remote sensing data[J]. *International Journal of Image & Data Fusion*, 2015, 6(4): 330-347
- [13] 李金亚. 科尔沁沙地草原沙化时空变化特征遥感监测及驱动力分析[D]. 北京: 中国农业科学院, 2014
- Li J Y. Spatio-temporal variations and its driving factors of the grassland sandy desertification in the Horqin Sand Land based on remote sensing [D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2014 (in Chinese)
- [14] 赵学观, 王秀, 李翠玲, 高原源, 王松林, 冯青春. 基于主成分分析及LVQ神经网络的番茄种子品种识别[J]. *浙江农业学报*, 2017, 29(8): 1375-1383
Zhao X G, Wang X, Li C L, Gao YY, Wang S L, Feng Q C. Tomato seed varieties recognition based on principal component analysis and LVQ neural network[J]. *Acta Agriculturae Zhejiangensis*, 29(8): 1375-1383 (in Chinese)
- [15] 刘双喜, 张宏建, 王金星, 王震, 张春庆, 李岩. 基于可见光波段的色彩概率聚类模型的玉米杂交种子识别[J]. *光谱学与光谱分析*, 2018, 38(8): 2516-2523
Liu S X, Zhang H J, Wang J X, Wang Z, Zhang C Q, Li Y. Hybrid seed recognition of maize based on probability clustering model using visible light color features[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2018, 38(8): 2516-2523 (in Chinese)
- [16] 龙怡霖, 蔡骋. 基于随机森林的缺损杂草种子识别[J]. *计算机应用与软件*, 2016, 33(8): 185-189
Long Y L, Cai P. Random forest-based damaged weed seeds recognition[J]. *Computer Applications and Software*, 2016, 33(8): 185-189 (in Chinese)
- [17] Pourreza H R, Masoudifar M, Manafzade M M. LSP: Local similarity pattern, a new approach for rotation in variant noisy texture analysis[C]. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing*, Brussels, Belgium; 2011: 837-840
- [18] Haralick R M. Statistical and structural approaches to texture [J]. *Proceedings of the IEEE*, 1979, 67(5): 786-804
- [19] Ulaby F T, Kouyate F, Brisco B, Williams T H. Textural information in SAR images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1986, 24(2): 235-245

责任编辑: 刘迎春