

基于剪切波变换和无人机麦田图像的区域杂草识别方法

王海华^{1,2}, 朱梦婷¹, 李莉¹, 王丽燕¹, 赵海英³, 梅树立^{2*}

(1. 中国农业大学现代精细农业系统集成研究教育部重点实验室, 北京 100083;

2. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083;

3. 北京邮电大学世纪学院移动媒体与文化计算北京市重点实验室, 北京 102613)

摘要: 区域杂草的识别有利于植保作业中的除草剂精准喷施。现有图像处理技术主要针对行间和株间杂草, 而传统的图像采集与分析设备对苗期麦田杂草的识别存在一定局限性, 难以满足非人工的区域性喷洒农药等作业需求。由于麦田区域中的麦苗和杂草具有形态和颜色区分度差的特点, 传统的图像识别方法难以有效识别。针对此问题, 该文提出利用剪切波变换对无人机麦田区域图像中杂草进行识别。该方法利用其自身的方向敏感性以及在纹理识别中的方向无关性, 根据麦田区域图像在杂草较多的部分叶片纹理杂乱, 反之则纹理相对规则的特点, 处理得到不同尺度和不同方向下小麦与杂草的剪切波系数。然后针对小麦和杂草剪切波系数的不同特征, 对剪切波系数矩阵进行归一化处理, 同时对其均值和方差进行了统计分析, 得到麦苗和杂草剪切波系数图中竖直锥第二尺度所有系数均值的区分值约为 0.07, 第二尺度各个方向的均方差均值的区分值约为 0.08。通过对含杂草麦苗区域图像以及麦苗区域图像的验证, 准确率为 69.2%, 效果优于传统的灰度共生矩阵方法。此外, 该文对无人机拍摄区域图采用分块的方法, 实现了对非麦苗区域的有效标识。由此可见, 剪切波变换方法能够为基于低空植保无人机喷洒农药中的区域杂草识别提供参考。

关键词: 无人机; 图像识别; 农作物; 区域图像; 麦苗; 杂草识别; 剪切波变换; 灰度共生矩阵

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2017.z1.015

中图分类号: TP391.41 文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2017)-Supp.1-0099-08

王海华, 朱梦婷, 李莉, 王丽燕, 赵海英, 梅树立. 基于剪切波变换和无人机麦田图像的区域杂草识别方法[J]. 农业工程学报, 2017, 33(增刊 1): 99—106. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2017.z1.015 http://www.tcsae.org

Wang Haihua, Zhu Mengting, Li Li, Wang Liyan, Zhao Haiying, Mei Shuli. Regional weed identification method from wheat field based on unmanned aerial vehicle image and shearlets[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2017, 33(Supp.1): 99—106. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2017.z1.015 http://www.tcsae.org

0 引言

苗期杂草是影响小麦等主要农作物产量和质量的主要危害之一^[1]。当前的除草方式主要有手工和机器喷洒农药 2 种。其中, 人工喷洒农药能够做到精确定位除草, 但效率低下; 而机器除草方式主要以大面积喷洒农药为主, 精准度不高, 会造成过量农药残留, 带来环境污染和食品安全问题。因此, 提高除草效率和精准度一直是农业生产中的研究重点方向之一。

当前, 对杂草识别研究的作物对象主要有甘蓝^[2]、圆白菜^[3]、玉米^[4]、油菜^[5]等, 主要是单株杂草的识别。对于麦田杂草识别的研究主要集中在行间^[6]和行内^[7]。而杂草识别的方法主要有光谱分析^[8], 机器视觉^[9]和图像处理^[10]

等。光谱分析方法是利用杂草与作物在某些特征波长处的光谱反射率不同来进行两者区分, 具有实时性优点, 更适合于单株杂草与作物的区分。机器视觉与图像处理主要利用作物和杂草图像的纹理特征、形状特征、颜色特征^[11-12]等综合信息来对杂草进行识别。但是, 对于颜色和叶片形状、纹理差异不显著的田间杂草, 几乎不可能识别。

随着精细农业与智慧农业^[13]的快速发展, 近地遥感影像及飞行器低空航拍技术在农作物灾害监测、种植面积统计等领域得到应用和推广。其中, 依靠搭载图像处理系统的低空植保无人机识别作物群中杂草含量较多的区域, 定点喷洒除草剂逐步成为当前的研究热点之一。对于麦田苗期无人机除草作业, 不需要通过叶片本身的纹理、颜色及形状特征来精确识别杂草, 只要对麦苗图像进行区域杂草纹理识别即可。此外, 利用区域纹理对杂草进行识别还能够避免光照变化等带来的误差问题。目前, 针对小麦区域纹理特征的研究主要是灰度共生矩阵的方法^[14-15]。但是, 灰度共生矩阵中的方向是由人为设定的, 纹理特征的提取必须在相同图像坐标下才能获得相对准确的纹理信息, 对植物的纹理特征捕捉不具有自适应性, 灵活性不高。

收稿日期: 2016-11-14 修订日期: 2016-12-23

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(31301240); 北京市自然科学基金资助项目(4172034)

作者简介: 王海华, 男, 江西南昌人, 副教授, 博士, 主要从事农业信息化方面的研究。北京 中国农业大学现代精细农业系统集成研究教育部重点实验室, 100083。Email: whaihua@cau.edu.cn

*通信作者: 梅树立, 男, 河北元氏人, 副教授, 博士, 主要从事图像处理方面的研究。北京 中国农业大学信息与电气工程学院, 100083。

Email: meishuli@163.com

剪切波^[16]是近年来提出的多尺度多方向分析方法,由小波变换理论^[17]发展而来。与小波变换相比,剪切波基函数具有各向异性特点,能够更有效地捕获方向信息,主要用于图像去噪^[18]、图像融合^[19]。剪切波具有良好的方向敏感性^[20]、方向无关性特点,能够自适应地识别纹理特征^[21],同时还具有运算复杂度低的特点^[22],对于纹理方向复杂的图像的识别,较其他纹理识别方法具有较大的优势。麦田作物具有很明显的纹理特征,而由无人机作业获得的麦田图像往往不具有统一的纹理坐标,因此对于无人机拍摄图像的纹理识别要求更灵活。本文针对无人机拍摄的麦田苗期图像中小麦图像纹理特征与杂草图像纹理特征的不同,利用剪切波对纹理的敏感性特点,提出基于剪切波变换的麦田区域杂草识别方法。以期为无人机精准喷施除草剂的研究提供参考。

1 基于剪切波变换的麦苗杂草区分方法

1.1 剪切波变换原理

剪切波变换是由 Guo 等^[23-24]提出的一种多尺度几何分析方法,通过其基函数的各向异性特点,能够更好地检测到具有几何特征的奇异点,比如多维数据中的边缘和其他不连续点。通过对图像的多尺度多方向分解,剪切波能够对图像的纹理细节信息进行捕捉。麦苗的纹理具有规律性,方向相对单一,而杂草的纹理比较复杂,依据小麦与杂草方向特征的不同,本文提出利用剪切波变换区分杂草和麦苗图像。

剪切波变换定义为

$$SH_{\psi} f(a, s, t) = \langle f, \psi_{a, s, t} \rangle \quad (1)$$

其中 $f \in L^2(\mathbf{R}^2)$, 即 f 表示原函数,属于二维平方可积空间 $L^2(\mathbf{R}^2)$ 中的函数。 a, s, t 分别对应尺度、方向和转换参数。式中 $\psi_{a, s, t}$ 为剪切波函数, $\psi_{a, s, t}$ 的计算式如式(2)所示。

$$SH(\psi) = \{\psi_{a, s, t}(x) = |\det \mathbf{M}_{a, s}|^{-\frac{1}{2}} \psi(\mathbf{M}_{a, s}^{-1}x - t) : a, s \in \mathbf{Z}, t \in \mathbf{Z}^2\} \quad (2)$$

式中 $\mathbf{M}_{a, s} = \begin{pmatrix} a & \sqrt{as} \\ 0 & a \end{pmatrix} = \mathbf{S}\mathbf{A}$, \mathbf{A} 和 \mathbf{S} 都是 2×2 的可逆矩阵。

\mathbf{A} 表示多尺度分区的各向异性膨胀矩阵, \mathbf{S} 是用于方向分析的剪切矩阵, x 表示自变量, \mathbf{Z} 表示整数集。设定 $a > 0$,

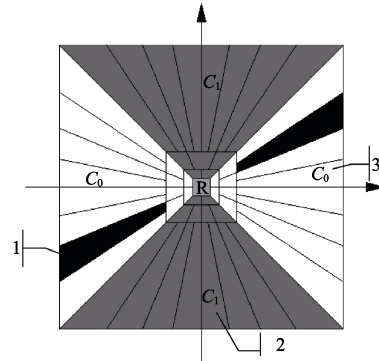
$s \in \mathbf{R}$, 则 \mathbf{A} 和 \mathbf{S} 矩阵可以表示为 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a & 0 \\ 0 & \sqrt{a} \end{pmatrix}$, $\mathbf{S} = \begin{pmatrix} 1 & s \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$ 。

在实际应用中,常取 $\mathbf{A}_0 = \begin{pmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$, $\mathbf{S}_0 = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$ 。

1.2 剪切波系数与纹理特征

剪切波呈现的丰富方向性是通过水平锥和竖直锥^[25]

来实现的。水平锥和竖直锥的划分如图1所示,图1中 C_0 为水平锥, C_1 为竖直锥, R 为去除的区域。同时,通过仿射矩阵理论和紧框架理论^[26]可得到图1所示的离散剪切波框架。图1中每一对小梯形对表示一个剪切波基函数的频率域支撑区间。这些不同的小梯形对表示的剪切波基函数,能够有效地获取图像不同方向上的纹理信息。



1. 剪切波基函数的频率域支撑区间 2. 竖直锥(C_1) 3. 水平锥(C_0)

1.Support range of shearlet basis function in the frequency domain 2. Horizontal cone (C_1); 3.Vertical cone (C_0).

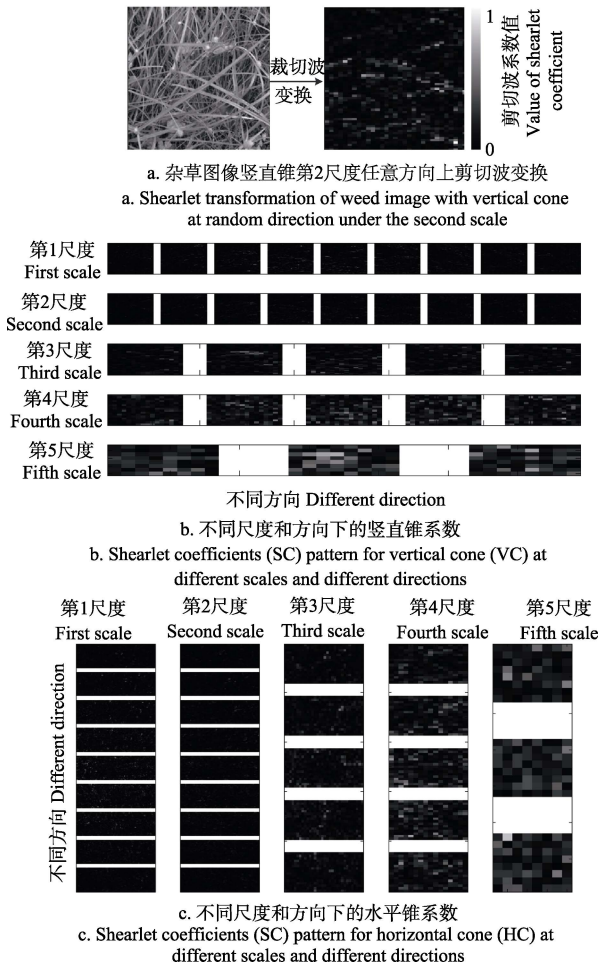
注: R 为去除区域。

Note: R represents removal region.

图1 剪切波变换引起的频率分片

Fig.1 Tiling of frequency plane induced by shearlets

目前对剪切波系数的统计分析在图像降噪过程中建立模型时有广泛应用^[27]。本文主要利用剪切波对方向的敏感性,应用剪切波系数对图像纹理进行方向表达,系数范围为 $[-1, 1]$ 。其值越大,表明剪切波基函数的方向与图像中的方向越接近。当系数为1时,剪切波基函数的方向与图像中的方向完全一致;当系数为0时,剪切波基函数的方向与图像纹理的方向正交;当系数为-1时,剪切波基函数的方向与图像中的方向完全相反,但表示的纹理方向与值为1时一致。选择纹理比较复杂的杂草图片,如图2a左所示,经剪切波变换并作归一化处理,竖直锥第2尺度下第4方向上的系数图能够用图2a右灰度图表示。其中,剪切波系数越大,像素点越亮(白),表示图像中纹理与剪切波方向一致性越高。图2b、2c为原图像经剪切波变换后得到水平锥和竖直锥系数图。图2b从第1行往下为尺度从1到5的剪切波变换竖直锥系数图,图2c从第1列往右为尺度从1到5的剪切波变换水平锥系数图。随着尺度加大,剪切波变换系数图越来越粗糙,即像素块变大,同时,尺度中方向数也相应减少。尽管精细尺度下的剪切波系数更能反映图像中纹理的规律,但是信息比较零散。而粗糙尺度下的白色像素块能够表示更大范围的纹理趋势。因此,图像的边缘纹理特征与剪切波系数大小息息相关。基于这种相关性,本文采用剪切波系数的统计量来区分杂草与小麦图像。



注：尺度越大，表示的纹理越粗，尺度中方向数也越少。
Note: The greater the scale is, the more coarse the texture is, which means the less direction in the scale.

图 2 杂草图像及其水平锥与竖直锥剪切波系数

Fig.2 Weed image and its shearlet coefficients pattern for vertical cone and horizontal cone

2 剪切波变换识别麦苗区域杂草

2.1 方法步骤

1) 利用剪切波方法对图像进行图像分解变换^[28]，得到不同尺度不同方向下的剪切波系数图。

2) 利用剪切波系数对图像纹理的敏感性反映，对不同角度下拍摄的图像在不同尺度下的剪切波系数作均值处理，然后对同一角度下拍摄的杂草和麦苗图像相同尺度下的剪切波系数均值进行对比，选择能够区分小麦和杂草特征尺度下的剪切波系数图像作为进一步分析对象。

3) 对所选择尺度的剪切波系数图像作进一步分析，增加杂草和麦苗图像的样本量，选择均值和方差作为统计量进行对比分析，得出能够区别麦苗与杂草图像纹理特征的分值。

2.2 麦苗和杂草图像特征分析

麦苗与杂草的区分是麦田杂草识别中关键的一步。选取大田的麦苗图像 4 幅，以及杂草图像 4 幅（见图 3 所示），图中麦苗在竖直方向的纹理更加明显，而杂草的方向更复杂。

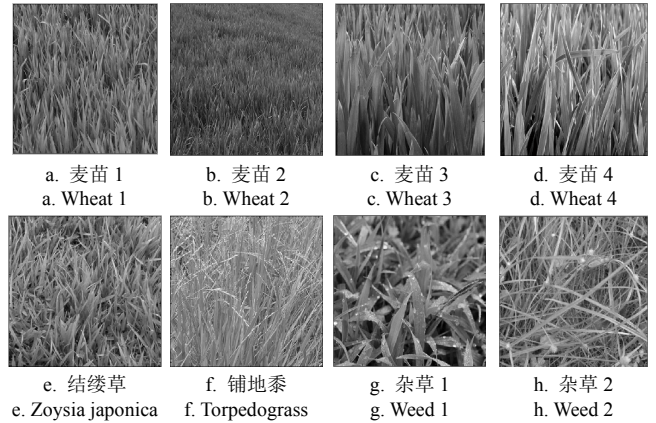


图 3 麦苗和杂草的原始图像

Fig.3 Original images of weed and wheat

2.3 剪切波变换系数图和区分算子的选择

剪切波变换优势在于图像纹理识别的自适应性，即对于纹理较为复杂的图片也能很好地识别。由于不同作物都有其自身的纹理特征，剪切波变换具有自适应性，所以能够根据其所对应的剪切波系数图对纹理进行分析。本文首先对比了图像经剪切波变换的水平锥、竖直锥处理后的系数图（不同尺度的对比），以及图片旋转 45° 之后图像的水平锥与竖直锥剪切波变换系数图（不同方向对比）。经过对比亮色区域分布情况的复杂度，可以得到样本中反映麦苗和杂草区别最明显的剪切波系数图像，亮色区域分布越复杂则在该方向上的纹理越复杂。由于本文选择了如图 3 所示的原始图像作为试验对象，其剪切波变换系数如图 4 所示，通过观察亮色区域的分布情况可知，在竖直锥第 2 尺度下的各方向上杂草的亮色区域相比于麦苗亮色区域更加复杂，表示纹理规律性差。另外，剪切波具有自适应性，针对不同的纹理特征，尺度越细，方向越多，越有利于区分不同的纹理特征，但是计算复杂度将会增大。本文选择尺度精细度适中的竖直锥第 2 尺度下的剪切波系数图像进行分析。杂草图像相比于麦苗图像在竖直锥第 2 尺度下每个方向上的纹理都更加复杂，表现为图 4c、4d 中亮（白色）区域分布更加复杂明显。

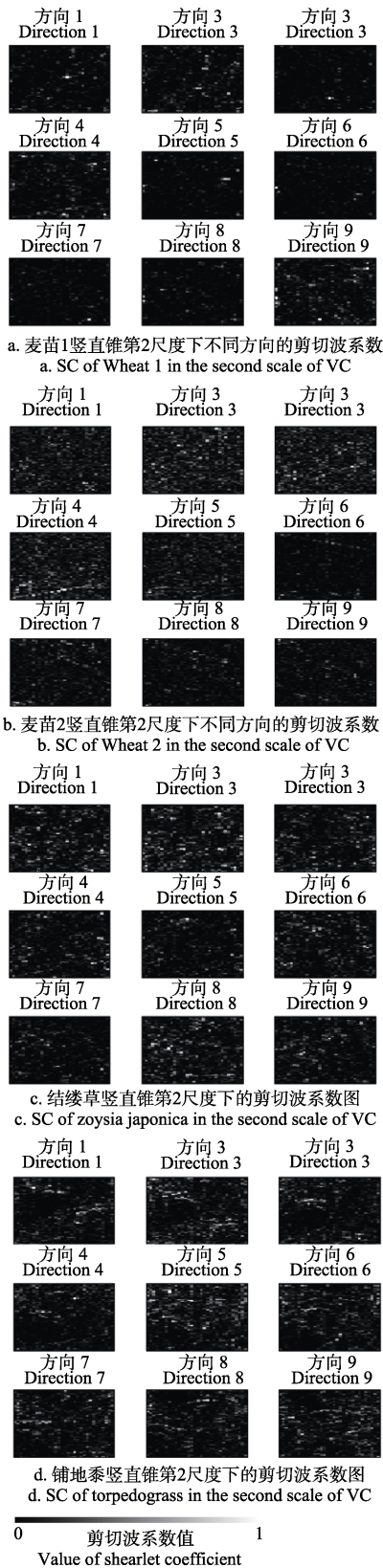
2.4 剪切波系数统计量分析

通过对剪切波系数图像的特征对比，明显看出杂草和麦苗的剪切波系数的区别。为提高非人工自动作业时的识别效率，本文选择了比较常见的统计量均值与均方差作为麦苗与杂草的区分算子，其优点是计算简便、效率高。

麦苗和杂草图像经过归一化处理后，选择竖直锥第 2 尺度下的剪切波变换，得到剪切波系数均值与均方差折线图，如图 5 所示。

图 5 中麦苗 1 所表示的折线图中每个点代表图 4a 中每个子图的剪切波系数均值，其他类似。通过图 5 可以看出，在竖直锥第 2 尺度下不同方向麦苗的剪切波系数均值较杂草的偏低。在方向序号 5 处，麦苗第 2 尺度的剪切波系数最大均值不超过 0.0417，而杂草最低为 0.0731。

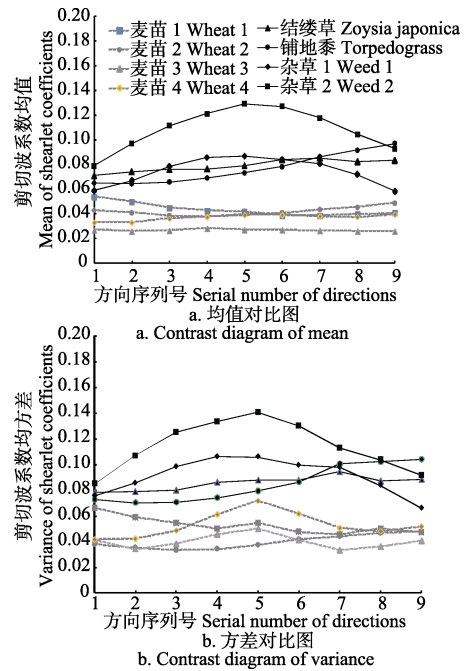
同时, 麦苗的均方差折线较杂草的均方差波动较小, 均方差值较低。在有区分度的方向序列号 4 处, 小麦最大方差 0.066, 杂草最低为 0.073。可见通过均值和方差的对比可以区分出小麦与杂草图像。



注: 9 个子图表示竖直锥第 2 尺度下 9 个不同方向的剪切波系数图。
Note: Nine images shows SC of nine different directions at the second scale of VC.

图 4 小麦与杂草剪切波系数图像对比

Fig.4 Contrast of different SC images of wheat and weeds



注: 横轴的方向序列号同图 4 中的序列号。

Note: The serial number of horizontal axis is as the same as the serial number in Fig.4

图 5 麦苗和杂草图像竖直锥第 2 尺度下不同方向的剪切波系数均值与方差对比

Fig.5 Contrast of variance and mean under different directions of SC in the second scale of VC of wheat and weeds images

3 试验结果

3.1 试验数据对比

为更直观地表现杂草与麦苗图像的不同, 从互联网中选取麦苗图片 16 幅, 杂草图片 16 幅, 直接对竖直锥第 2 尺度所有方向的整体作剪切波系数均值以及所有方向均方差的均值, 得到如图 6 的结果, 均值和均方差的区分值可分别取为 0.07 和 0.08。本文对水平锥第 2 尺度下的剪切波系数进行类似处理, 结果显示区分杂草和小麦区分度较差, 从而验证了图像中小麦竖直方向纹理丰富但水平方向纹理较少, 而杂草纹理方向杂乱无章的情况。

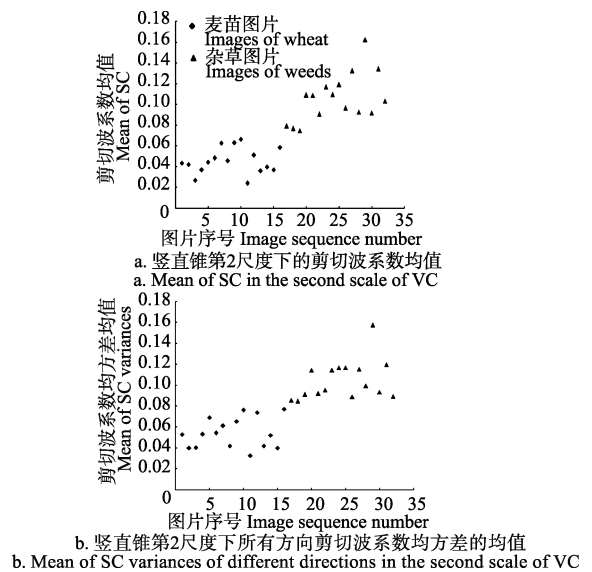


图 6 竖直锥第 2 尺度剪切波系数均值与不同方向均方差均值对比

Fig.6 Contrast of variance and mean under different directions of SC in the second scale of VC

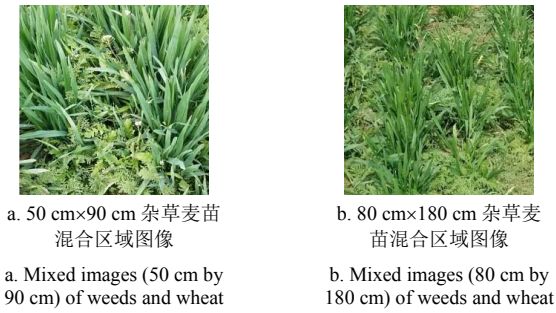


图 7 杂草麦苗混合图像

Fig.7 Mixed images of weeds and wheat

为了进一步验证方法的有效性，本文随机选取了 13 幅杂草图像和麦苗图像，处理得到每幅图像的竖直锥第 2 尺度所有方向的整体均值以及均方差均值，根据前面得到的区分值进行判定，正确的识别图像为 9 幅，准确率达到 69.2%。准确率不算太高的主要原因受图像来源不同，实际应用中区分值需要根据实际拍摄的图像进行重新标定。此外，还选择了 2 幅含有杂草的麦苗区域图像，如图 7a（区域面积约为大小 50 cm×90 cm）和图 7b（区域面积约为大小 80 cm×180 cm）所示，该图像大小接近超低空无人机喷药作业的有效识别区块面积。通过剪切波变换处理得到图 7a 剪切波系数均值为 0.104 8，均方差均值为 0.106 5，图 7b 的处理结果为 0.096 4 和 0.088 7，结

果均高于区分值 0.07 和 0.08，从而判定此图像区域中含有杂草，说明该方法能够对含杂草区域进行识别。

3.2 基于灰度共生矩阵的杂草和麦苗区分方法对比

灰度共生矩阵 (gray level co-occurrence matrix) 由 Haralick 等^[29]提出，表示图像中相距为 d 个像素（一般取 1, 2, 3, 4）、方向为 θ （一般有 4 种取值 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ ）的 2 个灰度像素同时出现的联合概率分布，反映图像灰度的方向、相邻间隔、变化幅度的综合信息。一般情况下，通过计算灰度共生矩阵的反差、能量、熵、相关性等特征量来表示纹理特征^[30]。其中，能量表示纹理变换的大小，越大表示纹理变化越稳定，粗纹理越多。表示局部均匀性的逆差距反映图像纹理的同质性，能够度量图像纹理局部变化的多少，值大则说明图像纹理的不同区域间缺少变化。相关性是度量图像灰度值在行、列方向上的相关性。图 3 中小麦与杂草图片的灰度共生矩阵的部分统计量如表 1 所示。

通过表 1 可以看出，灰度共生矩阵方法利用均值均方差（即标准差）作为统计量，结果并不理想。对于能量值，小麦图像并不稳定，即图像的纹理变换的稳定度随着图片内容变化以及图片旋转而变化，很难用于区分麦苗与杂草；对于逆差距和相关性，随着纹理分布的复杂度变化而变化，无法区分杂草与小麦。

表 1 小麦与杂草图片灰度共生矩阵的统计量与剪切波统计量对比

Table 1 Comparison of statistics of gray level co-occurrence matrix and shearlet of wheat and weeds

图像 Images	灰度共生矩阵 Gray level co-occurrence matrix						剪切波 Shearlet	
	能量 Energy		逆差距 Inverse difference		相关性 Correlation		竖直锥第 2 尺度系数 Coefficients in the second scale of vertical cone	
	均值 Mean	标准差 Standard deviation	均值 Mean	标准差 Standard deviation	均值 Mean	标准差 Standard deviation	均值 Mean	标准差 Standard deviation
麦苗 1 Wheat 1	0.399	0.044	0.375	0.051	0.680	0.895	0.043	0.053
麦苗 2 Wheat 2	0.267	0.023	0.246	0.036	1.435	0.251	0.042	0.040
麦苗 3 Wheat 3	0.093	0.013	0.068	0.012	0.374	0.050	0.027	0.040
麦苗 4 Wheat 4	0.077	0.010	0.047	0.004	0.353	0.040	0.037	0.053
结缕草 Zoysia japonica	0.195	0.006	0.175	0.009	0.944	0.138	0.079	0.085
铺地黍 Torpedograss	0.202	0.017	0.170	0.020	1.423	0.132	0.077	0.085
杂草 1 Weed 1	0.128	0.006	0.103	0.010	0.206	0.075	0.075	0.091
杂草 2 Weed 2	0.216	0.031	0.189	0.029	0.300	0.406	0.109	0.114

此外，由于灰度共生矩阵的方向由人为规定，图像的细微变化都会使得灰度共生矩阵的特征值有所改变，而小麦与杂草的差别往往在于细微的方向差别。因此，很难用这种方向少且人为规定的方式来识别杂草。而剪切波变换通过多尺度多方向性能够自适应性的对图像的纹理进行识别，很容易通过剪切波变换系数找出杂草与小麦的具有主要区分性的方向。从剪切波统计量中可以看出，小麦的值均在 0.07 以下，标准差在 0.08 以下，而杂草的统计量均大于小麦，两者之间存在显著差异，适合杂草的识别。

3.3 中远距离拍摄图像中杂草和麦苗的区分

前述近距离拍摄的图像具有近似平行投影特征，分

辨率较高，主要可用于智能机器人、拖拉机机载智能除草剂喷洒设施对杂草的识别。而实际无人机作业时还应该考虑所采集到的图像分辨率较低，且图像具有透视投影特征，平行的纹理在图像中会出现汇聚现象，如图 8 所示。其中，低分辨率可能导致麦田图像无明显行间纹理，如图 9a 所示。

前已述及，剪切波系数能多尺度反应图像纹理的方向性。由于中远距离图像分辨率较低，采用较精细尺度下的剪切波系数进行纹理方向识别便失去意义；且无人机相对于除草机器人移动速度较快，对算法的效率要求较高。因此，此处主要用于检测粗糙尺度下剪切波系数在杂草识别中的效果。



图8 无人机喷洒农药

Fig.8 Spraying pesticide with unmanned aerial vehicle

a. 无人机拍摄的麦田图像
a. Wheat field picture taken from the unmanned aerial vehicleb. 杂草识别结果
b. Weeds identification result

注: 图 9a 所示麦田图像的大小为 766×452 像素; 采用子图块大小为 128×128 像素, 阈值 $\varepsilon=4$ 。

Note: Size of wheat image in figure 9a is 766×452 pixel; Size of sub-image is 128×128 pixel; Threshold value $\varepsilon=4$.

图9 无人机拍摄的麦田图像及杂草识别结果

Fig.9 Wheat field picture taken from unmanned aerial vehicle and weeds identification results

在剪切波变换中, 最粗糙尺度下的方向共有 6 个, 其中水平锥和竖直锥分别有 3 个方向。分别计算代表 6 个方向的剪切波系数的方差值, 构成一数组, 记为 $V_{ar}(6)$ 。数组元素值的相对大小反应了图像区域中杂草的含量。在杂草含量较多的情况下, 方差数组 $V_{ar}(6)$ 中的元素较为均匀, 反之则具有较大的变化梯度。因此, 用方差数组 $V_{ar}(6)$ 中的最大值和最小值之比 S

$$S = \frac{\max(V_{ar})}{\min(V_{ar})} \quad (3)$$

作为杂草和麦苗的判别依据, 即当 $S > \varepsilon$ 时, 图像呈现为较强的纹理特征, 可判定为麦田; 反之则为杂草。阈值 ε 的设定和图像的分辨率相关, 可根据经验设定。

通常, 杂草数量相对于麦苗并不多, 对大块图像进行剪切波变换得到的剪切波系数中, 无法精确反应较少的杂草带来的影响。因此, 对于大块图像采用分块处理, 分别判断小块图像中是否含有杂草, 既容易定位, 又容

易提高剪切波系数对杂草的敏感度及算法效率。

图 9a 所示麦田图像的大小为 766×452 像素, 采用子图块大小为 128×128 像素, 阈值 $\varepsilon=4$ 。识别结果标记在图 9b 中, 其中红色字体 “wheat” 表示该子块不含杂草, 黄色字体 “yellow” 表示该子块含杂草。

注意到, 识别结果基本正确, 但结果也受到了建筑物及拍摄角度的影响。实际上, 建筑物、天空等对象的影响可通过颜色直接剔除。

4 结论

杂草图像的纹理方向性比麦苗更多更复杂, 具有弥补颜色和简单形态区分等方法对杂草识别的不足。剪切波变换具有方向敏感性和方向自适应性, 论文给出的用于识别杂草和小麦叶片纹理的量化指标, 实现了识别指标的方向尺度无关性。研究表明剪切波方向和图像纹理方向一致性越强时, 剪切波系数越大, 而且采用均值和均方差均值就能够区分杂草和麦苗。针对所选择图片中杂草和小麦纹理的特点, 得到麦苗和杂草的剪切波系数区分均值和均方差均值的分别约为 0.07 和 0.08。同时, 论文对剪切波系数的分析方法能够实现对中远距离拍摄图像中杂草和麦苗图像的有效区分。与灰度共生矩阵方法相比, 剪切波变换具有多尺度多方向特性, 可自适应不同的麦苗区域图像, 方法更为灵活。因此, 剪切波变换能够为以图像处理为基础的非人工喷药作业等技术提供有力支撑, 为进一步研究麦田区域杂草含量计算奠定基础。

[参 考 文 献]

- [1] 李涛, 温广月, 钱振官, 等. 不同类型杂草危害对小麦产量的影响[J]. 中国植保导刊, 2013(4): 28—30.
Li Tao, Wen Guangyue, Qian Zhenguan, et al. The influence on wheat yield loss caused by different kinds of weeds[J]. China Plant Protection, 2013(4): 28—30. (in Chinese with English abstract)
- [2] 祖琴, 张水发, 曹阳, 等. 结合光谱图像技术和 SAM 分类法的甘蓝中杂草识别研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2015, 34(2): 479—485.
Zu Qin, Zhang Shuifa, Cao Yang, et al. Research on identification of cabbages and weeds combining spectral imaging technology and SAM taxonomy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 34(2): 479—485. (in Chinese with English abstract)
- [3] 祖琴, 赵春江, 邓巍, 等. 基于可见-近红外光谱分析的圆白菜与杂草识别技术[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(5): 1202—1205.
Zu Qin, Zhao Chunjiang, Deng Wei, et al. Research on discrimination of cabbage and weeds based on visible and near-infrared spectrum analysis[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(5): 1202—1205. (in Chinese with English abstract)
- [4] 赵川源, 何东健, 乔永亮. 基于多光谱图像和数据挖掘的多特征杂草识别技术[J]. 农业工程学报, 2013, 29(2): 192—198.
Zhao Chuanyuan, He Dongjian, Qiao Yongliang. Identification method of multi-feature weed based on multispectral images and data mining[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(2): 192—198. (in Chinese with English abstract)
- [5] 白敬, 徐友, 魏新华, 等. 基于光谱分析的冬油菜苗期田间杂草识别[J]. 农业工程学报, 2013, 29(20): 128—134.
Bai Jing, Xu You, Wei Xinhua, et al. Weed identification

- from winter rape at seedling stage based on spectrum characteristics analysis[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(20): 128–134. (in Chinese with English abstract)
- [6] 毛文华, 姜红花, 胡小安, 等. 基于位置特征的行间杂草识别方法[J]. 农业机械学报, 2007, 38(11): 74–83. Mao Wenhua, Jiang Honghua, Hu Xiaolan, et al. Between-row weed detection method based on position feature[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2007, 38(11): 74–83. (in Chinese with English abstract)
- [7] 曹晶晶, 王一鸣, 毛文华, 等. 基于纹理和位置特征的麦田杂草识别方法[J]. 农业机械学报, 2007, 38(4): 107–110. Cao Jingjing, Wang Yiming, Mao Wenhua, et al. Weed detection method in wheat field based on texture and position features[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2007, 38(4): 107–110. (in Chinese with English abstract)
- [8] 刘波, 方俊永, 刘学, 等. 基于成像光谱技术的作物杂草识别研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(7): 1830–1833. Liu Bo, Fang Junyong, Liu Xue, et al. Research on chop-weed discrimination using a field imaging spectrometer[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(7): 1830–1833. (in Chinese with English abstract)
- [9] 阎庆, 梁栋, 张东彦. 基于监督局部线性嵌入算法的玉米田间杂草识别[J]. 农业工程学报, 2013, 29(14): 171–177. Yan Qing, Liang Dong, Zhang Dongyan. Recognition of weed in corn field based on supervised locally linear embedding algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(14): 171–177. (in Chinese with English abstract)
- [10] 李先锋, 朱伟兴, 纪滨, 等. 基于图像处理和蚁群优化的形状特征选择与杂草识别[J]. 农业工程学报, 2015, 26(10): 178–182. Li Xianfeng, Zhu Weixing, Ji Bin, et al. Shape feature selection and weed recognition based on image processing and ant colony optimization[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 26(10): 178–182. (in Chinese with English abstract)
- [11] 陈亚军, 赵博, 李树君, 等. 基于多特征的杂草逆向定位方法与试验[J]. 农业机械学报, 2015, 46(6): 257–262. Chen Yajun, Zhao Bo, Li Shujun, et al. Weed reverse positioning method and experiment based on multi-feature[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(6): 257–262. (in Chinese with English abstract)
- [12] 朱伟兴, 金飞剑, 谈蓉蓉, 等. 基于颜色特征与多层同质性分割算法的麦田杂草识别[J]. 农业机械学报, 2007, 38(12): 120–124. Zhu Weixing, Jin Feijian, Tan Rongrong, et al. Weed recognition method based on color feature and hierarchical homogeneity segmentation in wheat field[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2007, 38(12): 120–124. (in Chinese with English abstract)
- [13] 魏登峰. 精细农业向智慧农业演进发展的趋势: 访中国工程院院院士汪懋华[N]. 农村工作通讯, 2016-10.
- [14] 郑红, 李钊, 李俊. 灰度共生矩阵的快速实现和优化方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(11): 2509–2515. Zheng Hong, Li Zhao, Li Jun. Study on fast implementation and optimal method of gray level co-occurrence matrix[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(11): 2509–2515. (in Chinese with English abstract)
- [15] 毛文华, 曹晶晶, 姜红花, 等. 基于多特征的田间杂草识别方法[J]. 农业工程学报, 2007, 23(11): 206–209. Mao Wenhua, Cao Jingjing, Jiang Honghua, et al. In-field weed detection method based on multi-features[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2007, 23(11): 206–209. (in Chinese with English abstract)
- [16] 陶飞翔, 吴一全. 非下采样 Shearlet 变换与参数化对数图像处理相结合的遥感图像增强[J]. 测绘学报, 2015, 44(8): 884–892. Tao Feixiang, Wu Yiquan. Remote sensing image enhancement based on non-subsampled shearlet transform and parameterized logarithmic image processing model[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2015, 44(8): 884–892. (in Chinese with English abstract)
- [17] Demirel H., Anbarjafari G.. Image resolution enhancement by using discrete and stationary wavelet decomposition[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(5): 1458–1460.
- [18] Feng Wensen, Lei Hong. Single-image super-resolution with total generalised variation and shearlet regularisations[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 8(12): 833–845.
- [19] Gao Guorong, Xu Luping, Feng Dongzhu. Multi-focus image fusion based on non-subsampled shearlet transform[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 7(6): 633–639.
- [20] 吴欣亮. 基于剪切波变换的纹理分类研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2015. Wu Xinliang. Research of Texture Classification Based on Shearlet-transform[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2015. (in Chinese with English abstract)
- [21] 胥斌, 唐远炎, 房斌. 基于剪切波变换的纹理图像分类[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(29): 15–17. Xu Bin, Tang Yuanyan, Fang Bin. Image texture features classification based on shearlet transform[J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(29): 15–17. (in Chinese with English abstract)
- [22] Lim W Q. Nonseparable shearlet transform[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(5): 2056–2065.
- [23] Guo K, Labate D. Optimally sparse multidimensional representation using shearlets[J]. SIAM J. Math. Anal., 2008, 39(1): 298–318.
- [24] Guo K, Labate D, Lim W Q, et al. Wavelets with composite dilations and their MRA properties[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2006, 20(2): 202–236.
- [25] 胡江华. 基于 Shearlet 变换方向性的图像消噪[D]. 西安: 西北大学, 2014. Hu Jianghua. Image Denoising Based on the Directional Properties of Shearlet-transform[D]. Xi'an: Northwest University, 2014. (in Chinese with English abstract)
- [26] Easley G, Labate D, Lim W Q. Sparse directional image representations using the discrete shearlet transform[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2008, 25(1): 25–46.
- [27] 郭强, 郁松年. 基于三变量模型的剪切波去噪方法[J]. 自动化学报, 2010, 36(8): 1062–1072. Guo Qiang, Yu Songnian. Shearlet-based image denoising using trivariate prior model[J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(8): 1062–1072. (in Chinese with English abstract)
- [28] 郑红, 郑晨, 闫秀生, 等. 基于剪切波变换的可见光和红外图像融合算法[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(7): 1613–1619. Zheng Hong, Zheng Chen, Yan Xiusheng, et al. Visible and infrared image fusion algorithm based on shearlet transform[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(7): 1613–1619. (in Chinese with English abstract)
- [29] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Textural Features for Image Classification[J]. Systems Man & Cybernetics IEEE Transactions on, 1973, smc-3(6): 610–621.
- [30] 孙明. 数字图像处理与分析基础[M]. 北京: 电子工业出版社, 2013.

Regional weed identification method from wheat field based on unmanned aerial vehicle image and shearlets

Wang Haihua^{1,2}, Zhu Mengting¹, Li Li¹, Wang Liyan¹, Zhao Haiying³, Mei Shuli^{2*}

(1. Key Laboratory of Modern Precision Agriculture System Integration Research, Ministry of Education, China Agricultural University, Beijing 100083, China; 2. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China; 3. Mobile Media and Cultural Computing Key Laboratory of Beijing, Century College, Beijing University of Post&Telecommunication, Beijing 102613, China)

Abstract: Weeds is one of the main harmful factors to the yield and quality of wheat and other main crops during seedling stage. Image processing technology is often used in weed recognition, but the method mainly cares about the weeds between different rows, which is always inefficient and wasteful for unmanned aerial vehicle (UAV) and machine spraying ways. In order to overcome the limitations above, this paper proposes a regional weed identification method, which takes advantage of properties of shearlets. Shearlets have attracted much attention in the field of image recognition because of its good sensitivity and fast computation in texture recognition. Meanwhile, it is a multi-scale analysis method with the characteristic of direction independence. Through the comparison of the regional images of the wheat and weed, it shows that the texture of the weed leaves is more complex while the wheat leaves are relatively regular. So we first choose 8 images including 4 wheat images and 4 weed images. Then we obtain shearlet transform coefficient (STC) at diverse scales and directions according to the different texture characteristics of wheat and weeds. In the STC images of different scales, the brightness from black to white represents different coefficient value. Moreover, the complexity of bright regional distribution represents the textural complexity, which can be used to distinguish wheat and weeds. Shearlets have self-adaptability because of different directions on these scales, so that obvious textural features in images taken from different angles can be detected. In our research, we take the self-adaptability of shearlets and the differences of STC images into account, and we choose the STC in the second scale of vertical cone to distinguish wheat weeds as experimental object. The result shows that the STC mean of wheat in the second scale is lower than that of weeds. Additionally, the fluctuation of STC mean of wheat is smaller than that of weeds. This study chooses 16 wheat images and 16 weeds images, aiming to distinguish weed and wheat more intuitively; we take a further statistical analysis on the mean and variance of coefficient matrixes of shearlets in the second scale of vertical cone. After normalization treatment, the distinction mean values and mean square error between wheat seedling and weeds are about 0.07 and 0.08 respectively. We randomly select 13 pictures of weeds and wheat seedling, and the recognition accuracy is 69.2%. The experimental results of contrast experiment show that the shearlet-transform method performs better than gray level co-occurrence matrix (GLCM) method to distinguish wheat seedling and weeds. We can get an explanation for the experimental results from the different theory of the shearlet-transform and GLCM. The theory of shearlet-transform shows that it can get different directions information adaptively. On the contrary, GLCM can only get the directions assigned, so the number of directions for image processing can't be changed. In addition, the method of splitting blocks of larger image gathered by UAV is used to realize the effective identification of non-wheat region. From the experimental results, we can see that the difference between wheat and weeds is based on effective shearlet-transform, and we can generalize our method to other image classification based on textural features. Furthermore, this method performs with high flexibility and stability and it has the potential for herbicide spraying in the field.

Keywords: unmanned aerial vehicle; image recognition; crops; regional image; wheat seedling; weed identification; shearlets transform; gray co-occurrence matrix