

基于迭代式 RELIEF 算法的农业环境地形标记\*

屠珺 苑进 苗中华 刘成良

(上海交通大学机械与动力工程学院,上海 200240)

【摘要】 为了能够根据当前场景内容在线提取优势推理特征,使得提取后的优势特征集能更好地区分当前场景的地形类别,满足农业机器人室外导航环境要求,提出一种基于迭代式 RELIEF 算法的农业机器人地形标记方法。该方法通过超像素分割产生训练样本,由迭代式 RELIEF 算法输出一个特征权重向量,向量每个元素的值代表其所对应的候选特征对地形标记的影响程度,通过对特征权重设定阈值来剔除大量无关特征。地形标记试验结果表明,该方法不但能够将地面标记准确率与障碍标记召回率分别提高 1% 与 0.8%,还能将 SVM 地形分类器的计算复杂度降低 40% 左右。在导航试验中,该方法能够使农业机器人的导航效率提高 15% 左右。

关键词: 农业机器人 地形标记 迭代式 RELIEF 算法

中图分类号: TP242.6<sup>+</sup>2 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2011)S0-0128-05

Terrain Labeling Based on Iterative-RELIEF Algorithm  
in Agricultural Environment

Tu Jun Yuan Jin Miao Zhonghua Liu Chengliang

(School of Mechanical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract

To increase accuracy and efficiency of terrain labeling in agricultural environment, a method based on Iterative-RELIEF was proposed. In this method, training samples were generated by super-pixel segmentation, and then the feature selection algorithm Iterative-RELIEF output a feature weight vector with its elements representing to which extent the corresponding feature influenced the results of terrain labeling. A large amount of irrelevant features were discarded by setting the feature weight threshold. In the labeling experiment over DARPA datasets, the proposed method not only raised the accuracy of ground labeling and the recall rate of obstacle labeling by 1% and 0.8%, respectively, but reduced the computational complexity of the SVM terrain classifier by about 40%. In the navigation experiment, the method increased the efficiency of the agricultural robot by about 15%.

Key words Agricultural robot, Terrain labeling, Iterative-RELIEF algorithm

引言

在非结构化室外环境中实现自主导航对农业机器人来说是一项基础工作。可通过区域检测(地形标记)是农业机器人自主导航过程中需要解决的关键问题<sup>[1~2]</sup>。然而立体视觉系统存在检测范围小的问题,仅能在约 5 m 的范围之内提供精确可靠的障

碍检测<sup>[3]</sup>,远视场的地形感知精度不高会导致全局路径规划的低效甚至整个试验的失败<sup>[4~5]</sup>。为了解决上述问题,许多研究人员<sup>[6~8]</sup>采用基于由近及远学习的远距离地形标记方法。这种方法需建立基于外观特征的地形推理模型,该模型以近视场外观特征以及地形信息作为输入进行训练,然后基于远视场外观特征使用训练过的模型来推理远视场的地形

收稿日期: 2011-08-15 修回日期: 2011-08-23

\* 国家自然科学基金资助项目(61175038,31101461)、国家高技术研究发展计划(863 计划)资助项目(2010AA101403)和机械系统与振动国家重点实验室开放基金资助项目(MSVMS201103)

作者简介: 屠珺,博士生,主要从事农业机器人、机器视觉与模式识别研究,E-mail: roke@sjtu.edu.cn

信息。

对于模型中的外观特征,大多数学者都采用推理特征事先指定的策略<sup>[9~11]</sup>。然而像果园采摘机器人、除草机器人之类的在室外工作的农业机器人,在长期作业过程中很可能经历不同场景,在时间和空间上具有较大跨度,其内容的表现形式具有高度的动态不确定性。因此,上述根据经验预先确定的推理特征并不适用于室外农业机器人的导航。一个实用的农业机器人自主导航系统客观上需要一种能够根据当前场景内容在线提取优势推理特征的策略,使得提取后的优势特征集能更好地区分当前场景的地形类别。国内外在这方面的研究成果还没见报道,因此基于当前场景内容的最优特征自适应在线提取的研究是一个较新的领域,同时这也是非结构化农业环境下移动机器人实现远距离场景推理的一大难题。

本文提出一种基于迭代式 RELIEF (I-RELIEF) 算法的地形标记特征选取方法,根据场景的当前内容选出合适的特征进行地形标记。

## 1 训练样本获取

在进行特征选取之前,需要先确定进行特征选取所需的训练样本。由于以像素为视觉处理单元的方法容易受到噪声影响,并且一副场景图像往往有数百万个像素,若以像素为单元产生训练样本会导致后续迭代式 RELIEF 特征选择算法计算量大。因此本文采用超像素作为视觉处理单元来生成训练样本。一个超像素为包含若干像素的连通区域,并且每个超像素均有对应的外观特征向量及地形类别,其中地形类别表示了超像素对应场景区域的可通过性信息。超像素的划分是通过基于图结构的分割算法得到的,该算法将每个像素作为图的顶点,以相邻像素外观特征的相似性建边,将具有相似外观特征的连通区域划分为一个超像素,一幅  $640 \times 480$  像素的图像往往可以划分出  $800 \sim 1\,000$  个左右的超像素,其具体分割算法参阅文献[12]。若超像素所包含的某地形类像素超过一定比例,则认为该超像素为对应地形类的训练样本。像素的地形类别是由双目视觉获取的。首先通过左右两目获取的两幅图像计算视差图,然后从视差图中减去根据近距离场景信息及机器人坐标几何拟合的地平面,得到每个像素与地平面之间的距离。将该距离进行阈值化处理后便可得到以像素为单位的地形类别样本,该过程的具体步骤请参阅文献[5]。

一个超像素训练样本产生一个外观特征向量,包括颜色特征和纹理特征两部分,所有特征都需归

一化处理。

颜色特征涉及 6 种颜色空间的 18 个色彩通道,有 RGB 空间、HSL 空间、Lab 空间、c 空间、l 空间以及 m 空间。上述 c 空间、l 空间以及 m 空间定义的具体含义见文献[13]。对上述的每一个色彩通道,将其划分为 5 个区域(bin),将超像素所含像素的对应色彩值在 5 个区域中的归一化柱状图分布作为最终的颜色特征,共 90 维。

纹理特征包括:① LM 滤波器的平均输出以及每个像素点位置输出值最大的 LM 滤波器对应索引的柱状图分布<sup>[14]</sup>,共 36 维。② Gabor 滤波器的输出,4 个不同方向以及 3 个不同中心频率,共 12 维。

综上所述,训练样本的特征向量为 138 维,所获得的训练样本集记为  $E = \{\mathbf{x}, l_i\}$ 。其中  $\mathbf{x}$  代表超像素特征向量,代表地形类别(0 代表可通过区域,1 代表障碍),为超像素序号。需要说明的是,场景图像中并不是所有的超像素都作为训练样本,只有能够由双目视觉确定其地形类别的超像素才能作为训练样本,通常这些超像素都处于近视场;而其他的无法由双目视觉获取地形类别的超像素则为待分类样本,通常这些超像素都处于远视场。图 1 为某场景的超像素分割及远近视场划分示例,A 为近视场,B 为远视场。

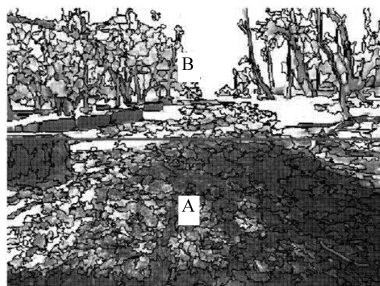


图 1 超像素分割及场景划分示例

Fig. 1 An example of super-pixel segmentation and division of field of view

## 2 迭代式 RELIEF 算法

特征选取方法一般分为 Filter 和 Wrapper 两类。Wrapper 类特征选择将学习算法的性能作为特征选择的评估标准,而 Filter 类特征选择的评估标准独立于学习算法。在大多数情况下,Filter 特征选择的计算效率远比 Wrapper 特征选择高。由于农业机器人室外自主导航有实时性的要求,因此本文选取 Filter 特征选择算法。在现有的 Filter 特征选择算法中,RELIEF 算法被公认为简单而有效的。Sun Y<sup>[15]</sup>在 2007 年提出了一种改进的迭代式 RELIEF (I-RELIEF) 算法。相对于传统的 RELIEF 算法,I-RELIEF 算法对于调和参数的选择不敏感,并且两

者的计算复杂度相同。因此 I-RELIEF 算法比 RELIEF 算法更适合实际应用。本文采用 I-RELIEF 算法来进行特征选择。

I-RELIEF 算法的目的是优化目标函数

$$C(\mathbf{w}) = \frac{1}{N} \sum_{\{n=1, o_n=1\}}^N (\|\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_{s_{n1}}\|_{\mathbf{w}} - \|\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_{s_{n2}}\|_{\mathbf{w}}) \tag{1}$$

其中  $\|\mathbf{x}\|_{\mathbf{w}} = \sum w_i \|\mathbf{x}_i\|$ ,  $s_{n1} \in M, s_{n2} \in H_n$ 。  $M_n = \{i: 1 \leq i \leq N, l_i \neq l_n\}$  代表样本集中与样本  $\mathbf{x}_n$  具有不同地形类别标签的样本序号集, 称为 Miss 集;  $H_n = \{i: 1 \leq i \leq N, l_i = l_n, i \neq n\}$  代表样本集中与样本  $\mathbf{x}_n$  具有相同地形类别标签的样本序号集, 称为 Hit 集。  $s_{n1}$  为 Miss 集中与样本  $\mathbf{x}_n$  距离最近的样本的序号,  $s_{n2}$  为 Hit 集中与样本  $\mathbf{x}_n$  距离最近的样本的序号。  $\mathbf{o} = [o_1, \dots, o_N]^T$  为一个二元参数向量, 若  $\mathbf{x}_n$  为异常样本则  $o_n = 0$ , 否则  $o_n = 1$ 。

为优化目标函数  $C(\mathbf{w})$ , 需计算迭代式算法

$$\begin{aligned} Q(\mathbf{w}|\mathbf{w}^{(t)}) &= E_{\{S, o\}}(C(\mathbf{w})) \approx \\ \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \gamma_n &\left( \sum_{i \in M_n} \alpha_{i,n} \|\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_i\|_{\mathbf{w}} - \sum_{i \in H_n} \beta_{i,n} \|\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_i\|_{\mathbf{w}} \right) = \\ \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \gamma_n &\left( \sum_{i \in M_n} \alpha_{i,n} \sum_j w_j m_{i,n}^j - \sum_{i \in H_n} \beta_{i,n} \sum_j w_j h_{i,n}^j \right) = \\ \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \gamma_n &\left( \sum_j w_j \underbrace{\sum_{i \in M_n} \alpha_{i,n} m_{i,n}^j}_{\bar{m}_n^j} - \sum_j w_j \underbrace{\sum_{i \in H_n} \beta_{i,n} h_{i,n}^j}_{\bar{h}_n^j} \right) = \\ \mathbf{w}^T \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \gamma_n &(\bar{\mathbf{m}}_n - \bar{\mathbf{h}}_n) \end{aligned} \tag{2}$$

式(2)中  $Q(\mathbf{w}|\mathbf{w}^{(t)})$  为第  $t$  次迭代的结果,  $\alpha_{i,n} = P_m(i|\mathbf{x}_n, \mathbf{w}^{(t)})$  表示样本  $\mathbf{x}_i$  为样本  $\mathbf{x}_n$  的最近 miss 样本的概率,  $\beta_{i,n} = P_h(i|\mathbf{x}_n, \mathbf{w}^{(t)})$  表示样本  $\mathbf{x}_i$  为样本  $\mathbf{x}_n$  的最近 Hit 样本的概率,  $\gamma_n = P_o(o_n = 0|D, \mathbf{w}^{(t)})$  表示样本  $\mathbf{x}_n$  为异常样本的概率。  $m_{i,n} = \|\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_i\|$ ,  $i \in M_n$ ;  $h_{i,n} = \|\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_i\|$ ,  $i \in H_n$ 。  $P_m(i|\mathbf{x}_n, \mathbf{w}^{(t)})$ 、 $P_h(i|\mathbf{x}_n, \mathbf{w}^{(t)})$  及  $P_o(o_n = 0|D, \mathbf{w}^{(t)})$  的计算式分别为

$$P_m(i|\mathbf{x}_n, \mathbf{w}) = \frac{f(\|\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_i\|_{\mathbf{w}})}{\sum_{j \in M_n} f(\|\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_j\|_{\mathbf{w}})} \quad (\forall i \in M_n) \tag{3}$$

$$P_h(i|\mathbf{x}_n, \mathbf{w}) = \frac{f(\|\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_i\|_{\mathbf{w}})}{\sum_{j \in H_n} f(\|\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_j\|_{\mathbf{w}})} \quad (\forall i \in H_n) \tag{4}$$

$$P_o(o_n = 0|D, \mathbf{w}) = \frac{\sum_{j \in M_n} f(\|\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_j\|_{\mathbf{w}})}{\sum_{x_i \in D \setminus \{\mathbf{x}_n\}} f(\|\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_i\|_{\mathbf{w}})} \tag{5}$$

$f(\cdot)$  为核函数, 表达式为  $f(d) = \exp(-d/\sigma)$ 。

记

$$\mathbf{v} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \gamma_n (\bar{\mathbf{m}}_n - \bar{\mathbf{h}}_n) \tag{6}$$

在  $(t+1)$  次迭代的时候,  $\mathbf{w}$  的重估计算式为

$$\mathbf{w}^{(t+1)} = \arg \max_{\mathbf{w} \in W} Q(\mathbf{w}|\mathbf{w}^{(t)}) = \mathbf{v} / \|\mathbf{v}\|_2 \tag{7}$$

其中  $W = \{\mathbf{w}: \|\mathbf{w}\|_2 = 1, \mathbf{w} \geq 0\}$

重复迭代式(6)和式(7)直到满足

$$\|\mathbf{w}^{(t+1)} - \mathbf{w}^{(t)}\| < \theta \tag{8}$$

式中  $\theta$  表示中止阈值。

最后依据所得的权重向量  $\mathbf{w}$  进行特征选择, 将权重小于阈值  $\delta$  的特征视为无关特征去除。

3 试验及结果分析

3.1 地形标记试验

SVM 方法作为地形标记的典型分类器被国外学者大量采用<sup>[8,16]</sup>, 效果较好。本试验目的为验证 I-RELIEF 算法对于 SVM 地形推理模型的效果。

试验涉及的场景数据来自美国科罗拉多大学机器人研究团队的试验, 包含 3 条行走路线的数据, 并且每条行走路线分别包括晴朗及多云 2 种光照条件下的场景图片, 因此共 6 个数据集: DS1A、DS1B、DS2A、DS2B、DS3A、DS3B。每个数据集包含有数百帧图片, 其中前 100 帧被人工标记为障碍、地面及未知 3 类。

评价标准采用“准确率-召回率”。其定义为: 准确率等于被正确归为该类的像素数与标记为该类的像素数的百分比; 召回率等于被正确归为该类的像素数与实际属于该类的像素数的百分比。其中像素的标记为其所属超像素的标记。

试验相关参数的取值如下: 核函数  $f$  的核宽度  $\sigma$  定义为所有样本之间的平均距离, 中止阈值  $\theta$  取为 0.01, 特征权重阈值  $\delta$  定为  $\sqrt{\frac{1}{2I}}$ , 其中  $I$  为原特征向量维数。SVM 分类器选取高斯核函数, 核宽度取 0.6。

表 1 列出了使用 SVM 分类器获得的标记精度, 分类器使用的外观特征分别为 138 维原始特征以及 I-RELIEF 算法选出的特征。可见, 在所有的 6 个数据集上, 采用 I-RELIEF 特征选择算法的分类精度都要高于不使用特征选择的分类精度。总体看, 采用 I-RELIEF 算法使地面标记准确率与障碍标记召回率分别提高 1% 与 0.8%。这应该归因于 I-RELIEF 算法去除了大量无关特征, 提高了 SVM 分类器的精度。

图 2 列出了两种方法分类效果的定性对比。第 1 列为原始 RGB 图像, 第 2 列为采用 138 维原始特征的地形分类结果, 第 3 列为采用 I-RELIEF 算法

表 1 使用 SVM 分类器获得的标记精度  
Tab. 1 Labeling accuracy of SVM classifier

| 数据集  | 准确率    |                   |        |                   | 召回率    |                   |        |                   |
|------|--------|-------------------|--------|-------------------|--------|-------------------|--------|-------------------|
|      | 地面     |                   | 障碍     |                   | 地面     |                   | 障碍     |                   |
|      | SVM    | SVM +<br>I-RELIEF | SVM    | SVM +<br>I-RELIEF | SVM    | SVM +<br>I-RELIEF | SVM    | SVM +<br>I-RELIEF |
| DS1A | 88. 00 | 89. 22            | 99. 52 | 99. 53            | 99. 51 | 99. 51            | 85. 79 | 87. 34            |
| DS1B | 89. 75 | 90. 35            | 99. 44 | 99. 44            | 98. 58 | 98. 59            | 88. 81 | 89. 45            |
| DS2A | 73. 85 | 74. 37            | 99. 58 | 99. 59            | 98. 95 | 98. 97            | 89. 92 | 90. 37            |
| DS2B | 68. 92 | 69. 43            | 99. 63 | 99. 65            | 98. 96 | 99. 02            | 88. 07 | 88. 91            |
| DS3A | 79. 84 | 81. 00            | 99. 52 | 99. 54            | 97. 16 | 97. 23            | 93. 95 | 94. 47            |
| DS3B | 70. 84 | 73. 01            | 99. 57 | 99. 58            | 97. 90 | 97. 91            | 92. 38 | 93. 01            |

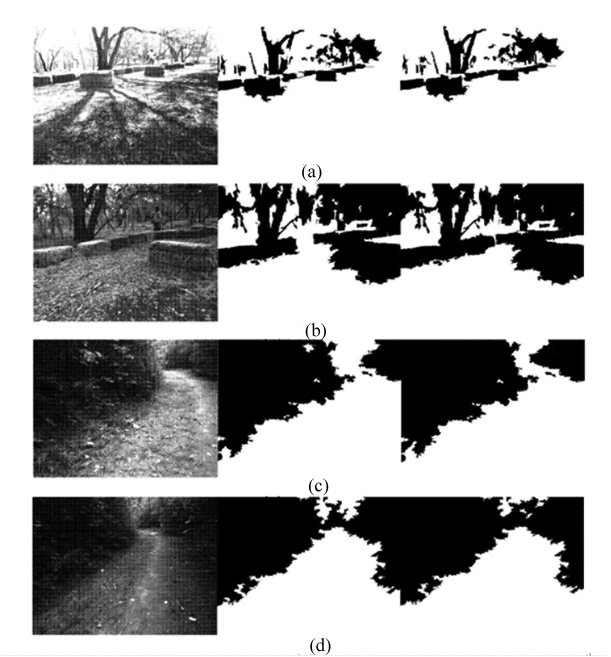


图 2 使用 SVM 分类器的定性结果对比

Fig. 2 Qualitative results of SVM classifier

(a) DS1A 第 28 帧 (b) DS1A 第 75 帧  
(c) DS3A 第 79 帧 (d) DS3B 第 56 帧

选取的特征进行地形分类的结果。地形分类结果图中白色代表可通过区域,黑色代表障碍。由图 2 可

见,若使用 138 维原始特征直接进行地形类别推理,会出现一定的地形误识别。这将导致机器人路径规划中出现伪路径,机器人会出现向障碍物行驶的情况,直到立体视觉系统察觉到该区域为障碍物为止。该情况会使农业机器人行驶路程增大,工作效率降低。

另一方面,使用特征选择方法还能提高 SVM 分类器的执行效率。设  $l$  为训练样本总数,  $N_s$  为支持向量的个数,  $d_L$  为样本数据的维数。当  $N_s/l \gg 1$  时, SVM 的计算复杂度为  $O(N_s^3 + N_s^2l + N_sd_Ll)^{[17]}$ , 记  $C = N_s^3 + N_s^2l + N_sd_Ll$ 。表 2 列出采用与不采用特征选择对于 SVM 分类器计算复杂度的比较数据,每个数据集随机抽取一帧进行对比。由表 2 可见,当采用 I-RELIEF 算法选取的特征进行地形标记时, SVM 分类器的计算复杂度相对于不进行特征选择时分别下降了 45%、51%、41%、35%、34% 以及 45%。大量的无关特征被剔除,使得 SVM 分类器的计算复杂度得到了显著降低。上述结果印证了 I-RELIEF 特征选择算法不但能够提高 SVM 分类器的精度还能有效提高其执行效率,对于有高实时性要求的农业机器人自主导航来说是很有意义的。

表 2 计算复杂度比较  
Tab. 2 Comparison of computational complexity

| 帧         | 样本数   | SVM        |     |            | SVM + I-RELIEF |    |           | 计算复杂度比 |
|-----------|-------|------------|-----|------------|----------------|----|-----------|--------|
|           |       | 支持向<br>量个数 | 维数  | 计算复杂度      | 支持向<br>量个数     | 维数 | 计算复杂度     |        |
| DS1A - 7  | 1 076 | 37         | 138 | 7 017 753  | 34             | 71 | 3 880 624 | 0. 55  |
| DS1B - 43 | 803   | 48         | 138 | 7 279 776  | 41             | 66 | 3 591 682 | 0. 49  |
| DS2A - 25 | 879   | 48         | 138 | 7 154 784  | 48             | 61 | 4 238 640 | 0. 59  |
| DS2B - 86 | 961   | 68         | 138 | 13 776 120 | 66             | 72 | 9 040 284 | 0. 65  |
| DS3A - 12 | 817   | 39         | 138 | 3 787 290  | 39             | 78 | 5 699 070 | 0. 66  |
| DS3B - 42 | 528   | 37         | 138 | 3 469 453  | 33             | 74 | 1 900 305 | 0. 55  |

### 3.2 导航试验

为了验证 I-RELIEF 算法在农业机器人视觉导航上的效果,在上海交通大学农学院进行了导航试验。试验设备为未来伙伴机器人公司的 AS-RF 型机器人(图 3),采用的双目视觉相机为加拿大 Point Grey 公司生产的 Bumblebee 双目视觉相机。试验环境如图 4 所示,其中  $S$  为导航试验起点, $E$  为终点。机器人的行驶速度设为  $0.4\text{ m/s}$ 。试验分别在采用 I-RELIEF 算法以及不采用 I-RELIEF 算法的情况下进行。采用 I-RELIEF 算法的导航行驶距离  $39\text{ m}$ ,行驶时间  $99\text{ s}$ ;不采用 I-RELIEF 算法的导航行驶距离  $44\text{ m}$ ,行驶时间  $115\text{ s}$ 。由此可见,采用 I-RELIEF 算法进行视觉导航,机器人的导航效率提高了  $15\%$  左右。

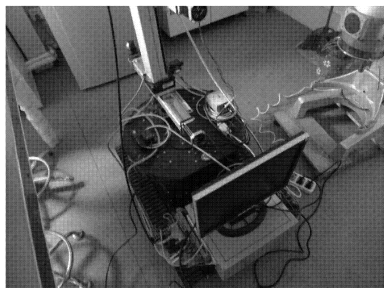


图 3 导航试验设备

Fig. 3 Experimental equipment for navigation

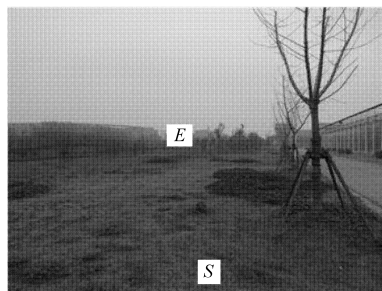


图 4 导航试验环境

Fig. 4 Environment for navigation experiment

### 4 结论

(1) 采用 I-RELIEF 特征选择算法能够提高 SVM 地形分类器的分类效果,这是因为特征选择算法剔除了大量的无关特征。

(2) 采用 I-RELIEF 特征选择算法能够有效提高 SVM 地形分类器的执行效率。相对于使用原始高维特征,采用 I-RELIEF 选择的特征能够使 SVM 地形分类器的计算复杂度减少  $40\%$  左右。

(3) 采用 I-RELIEF 算法,使得在非结构化环境下,农业机器人视觉导航系统的效率得到了提升。

(4) I-RELIEF 算法仅能去除无关特征,无法去除冗余特征。后续还要进行算法上的改进,使冗余特征能够有效去除,从而进一步提高地形分类的精度与效率。

### 参 考 文 献

- 张磊,王书茂,陈兵旗,等. 基于双目视觉的农田障碍物检测[J]. 中国农业大学学报,2007,12(4):70~74.  
Zhang Lei, Wang Shumao, Chen Bingqi, et al. Detection of obstacles in farmland based on binocular vision[J]. Journal of China Agricultural University, 2007, 12(4): 70~74. (in Chinese)
- 王荣本,李琳辉,金立生,等. 基于双目视觉的智能车辆障碍物探测技术研究[J]. 中国图象图形学报,2007,12(12): 2 158~2 163.  
Wang Rongben, Li Linhui, Jin Lisheng, et al. Study on binocular vision based obstacle detection technology for intelligent vehicle[J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(12): 2 158~2 163. (in Chinese)
- Ollis M, Huang W H, Happold M, et al. Image-based path planning for outdoor mobile robots[C] // IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 2 723~2 728.
- Jackel L D, Krotkov E, Perschbacher M, et al. The DARPA LAGR program: goals, challenges, methodology, and phase I results[J]. Journal of Field Robotics, 2006, 23(11~12): 945~973.
- Procopio M J, Mulligan J, Grudic G. Learning terrain segmentation with classifier ensembles for autonomous robot navigation in unstructured environments[J]. Journal of Field Robotics, 2009, 26(2): 145~175.
- Dahlkamp H, Kaehler A, Stavens D, et al. Self-supervised monocular road detection in desert terrain[C] // Gaurav Suhas Sukhatme. Stefan Schaal, Wolfram Burgard. Robotics: Science and Systems Conference, Cambridge, Mass: MIT Press, 2007.
- Happold M, Ollis M, Johnson N. Enhancing supervised terrain classification with predictive unsupervised learning[C] // Gaurav Suhas Sukhatme. Stefan Schaal, Wolfram Burgard. Robotics: Science and Systems Conference, Cambridge, Mass: MIT Press, 2007.
- Bajracharya M, Howard A, Matthies L H, et al. Autonomous off-road navigation with end-to-end learning for the LAGR program[J]. Journal of Field Robotics, 2009, 26(1): 3~25.
- Manduchi R. Obstacle detection and terrain classification for autonomous off-road navigation[J]. Autonomous Robots, 2005, 18(1): 81~102.

- controller area network[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(12): 88 ~ 92. (in Chinese)
- 9 周建军, 郑文刚, 李素, 等. 基于 ISO11783 的拖拉机导航控制系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2010, 41(4): 184 ~ 189.  
Zhou Jianjun, Zhen Wengang, Li Su, et al. Automatic navigation control system for tractor based on ISO11783 [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(4): 184 ~ 189. (in Chinese)
- 10 吴晓鹏, 赵祚喜, 张智刚, 等. 东方红拖拉机自动转向控制系统设计[J]. 农业机械学报, 2009, 40(增刊): 1 ~ 5.  
Wu Xiaopeng, Zhao Zuoxi, Zhang Zhigang, et al. Development of automatic steering control system based on Dongfanghong tractor[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(Supp.): 1 ~ 5. (in Chinese)
- 11 汪明磊, 陈无畏, 王檀彬, 等. 基于分层传感器信息融合的智能车辆导航[J]. 农业机械学报, 2009, 40(11): 165 ~ 171.  
Wang Minglei, Chen Wuwei, Wang Tanbin, et al. Navigation study for intelligent vehicle based on layered sensor information fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(11): 165 ~ 171. (in Chinese)
- 12 刘兆祥, 刘刚, 籍颖, 等. 基于自适应模糊控制的拖拉机自动导航系统[J]. 农业机械学报, 2010, 41(11): 148 ~ 154.  
Liu Zhaoxiang, Liu Gang, Ji Ying, et al. Autonomous navigation system for agricultural tractor based self-adapted fuzzy control[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(11): 148 ~ 154. (in Chinese)
- 13 王友权, 周俊, 姬长英, 等. 基于自主导航和全方位转向的农用机器人设计[J]. 农业工程学报, 2008, 24(7): 110 ~ 113.  
Wang Youquan, Zhou Jun, Ji Changying, et al. Design of agricultural wheeled mobile robot based on autonomous navigation and omnidirectional steering[J]. Transactions of the CSAE, 2008, 24(7): 110 ~ 113. (in Chinese)
- 14 介战, 陈家新, 刘红俊. GPS 联合收获机随机喂入量模糊控制技术[J]. 农业机械学报, 2006, 37(1): 55 ~ 58.  
Jie Zhan, Chen Jiaxin, Liu Hongjun. Research on fuzzy control of random feed quantity of GPS combine[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2006, 37(1): 55 ~ 58. (in Chinese)
- 15 陈进, 李耀明, 季彬彬, 等. 联合收获机喂入量测量方法[J]. 农业机械学报, 2006, 37(12): 76 ~ 78.  
Chen Jin, Li Yaoming, Ji Binbin. Study on measurement method of combine feed quantity[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2006, 37(12): 76 ~ 78. (in Chinese)
- 16 姬江涛, 王荣先, 符丽君. 联合收获机喂入量灰色预测模糊 PID 控制[J]. 农业机械学报, 2008, 39(3): 63 ~ 66.  
Ji Jiangtao, Wang Rongxian, Fu Lijun. Grey prediction fuzzy PID control of the feeding quantity in combine[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2008, 39(3): 63 ~ 66. (in Chinese)
- 17 陈度, 祝青园, 郑永军, 等. 联合收割机性能检测系统研究[C] // 中国农业机械学会 2008 年学术年会论文集: 846 ~ 850.
- 

(上接第 132 页)

- 10 Halatci I, Brooks A, Iagnemma K. Terrain classification and classifier fusion for planetary exploration rovers[C] // 2007 IEEE Aerospace Conference, 2007.
- 11 王明军, 周俊, 屠珺, 等. 基于条件随机场的大范围地形感知框架[J]. 机器人, 2010, 32(3): 326 ~ 333.  
Wang Mingjun, Zhou Jun, Tu Jun, et al. Long-range terrain perception based on conditional random fields[J]. Robot, 2010, 32(3): 326 ~ 333. (in Chinese)
- 12 Felzenszwalb P, Huttenlocher D P. Efficient graph-based image segmentation[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 59(2): 167 ~ 181.
- 13 Sridharan M, Stone P. Color learning and illumination invariance on mobile robots: a survey[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2009, 57(6/7): 629 ~ 644.
- 14 Leung T, Malik J. Representing and recognizing the visual appearance of materials using three-dimensional textons[J]. International Journal of Computer Vision, 2001, 43(1): 29 ~ 44.
- 15 Sun Y. Iterative RELIEF for feature weighting: algorithms, theories, and applications[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(6): 1 035 ~ 1 051.
- 16 Halatci I, Brooks C A, Iagnemma K. A study of visual and tactile terrain classification and classifier fusion for planetary exploration rovers[J]. Robotica, 2008, 26(6): 767 ~ 779.
- 17 Burges C J C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition[J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 1998, 2(2): 121 ~ 167.