

# 基于 LBM 的苹果采摘机器人视觉图像自动修复算法\*

陈 玉 赵德安

(江苏大学电气信息工程学院, 镇江 212013)

**【摘要】** 为恢复被果树枝叶遮挡后丢失的信息,首先通过计算遮挡因子,确定果树枝叶对苹果的遮挡区域;然后,利用格子波尔兹曼方法求解各向异性扩散方程,估计丢失的信息,提出了基于格子波尔兹曼方法的图像修复算法。实验证明,该算法能够有效实现苹果图像中枝叶遮挡部分的修复。与基于曲率驱动扩散的图像修复算法相比,该算法具有较高的峰值信噪比。由于算法的高度并行性,可以将其用于构建并行图像处理系统,并且适合苹果采摘机器人视觉系统。

**关键词:** 苹果 采摘机器人 格子波尔兹曼方法 图像修复

**中图分类号:** TP242.6<sup>+2</sup> **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2010)11-0153-05

## Automatic Image Inpainting Algorithm for Apple Harvesting Robot's Vision System Based on LBM

Chen Yu Zhao Dean

(School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

### Abstract

With the aim to recover the lost information of the apple harvesting robot's vision caused by the branches and leaves, an automatic image inpainting algorithm was proposed. By calculating the so called blocked factor, the area blocked by the branches and leaves was confirmed at first. And then, a Lattice Boltzmann method based on image inpainting algorithm (LBMII) was used to recover the lost information. The examination results show that the LBMII can recover the apple image effectively, and has higher PNSR than the algorithm based on the curvature-driven diffusions. More over, the parallism of the LBMII can be used to build the high speed parallel image processing system for apple harvesting robot.

**Key words** Apple, Harvesting robot, Lattice Boltzmann method (LBM), Image inpainting

### 引言

苹果采摘机器人视觉系统中,果实的识别和定位是其中的关键环节,能否快速、准确地识别和定位果实直接影响机器人操作的实时性和可靠性<sup>[1]</sup>。实际情况中,果实往往受到果树枝叶的遮挡,从而影响对果实的识别效果和定位精度。此外,目前开发的采摘机器人有很多<sup>[2~4]</sup>,但随着机器人的进一步智能化,算法随之越来越复杂,机器人的实时性也越

来越低。

为提高算法的实时性,本文选用格子波尔兹曼方法<sup>[5~6]</sup>(Lattice Boltzmann method,简称LBM)实现图像处理算法。相对于传统的数值解法,LBM具有稳定性好、编程简单、计算效率高的特点。另外LBM是一个天然的并行离散系统,可以用于构建高速并行图像处理系统(例如基于FPGA的并行图像处理系统),从而可以极大地提高算法的实时性。

为恢复被果树枝叶遮挡后丢失的信息,本文首

先在对苹果采摘机器人的视觉图像进行阈值分割的基础上通过计算遮挡因子,确定果树枝叶对苹果的遮挡区域;然后,利用格子波尔兹曼方法求解各项异性扩散方程,提出基于 LBM 的图像修复算法(LBM based on image inpainting,简称 LBMII),估计丢失的信息,为下一步的图像识别和定位提供更完整的信息。

## 1 基于偏微分方程的图像修补

目前图像修补模型大部分都是基于偏微分方程(partial differential equation,简称 PDE)。例如,Bertalmio、Sapiro、Caselles 和 Ballester 首先提出了一个有效的图像修复算法,即 BSCB 算法<sup>[7]</sup>。后来,Chan、Shen 和 Esedoglu 等对图像修补问题进行了系统的理论分析和研究,提出了基于总体变分(total variation,简称 TV)模型的图像修补算法<sup>[8]</sup>。但是以上两种模型都没有满足连接性原则。2001年,Tony Chan 和 Shen 提出了 CDD 算法<sup>[9]</sup>。CDD 算法在扩散过程中考虑了轮廓的几何信息(曲率),克服了前两种算法只能修补较小区域的缺陷。

CDD 算法是基于非线性扩散方程,即

$$\begin{cases} \frac{\partial u}{\partial t} = \nabla \cdot \left( f(|k|) \frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) & ((x,y) \in D) \\ u = u_0 & ((x,y) \in E) \end{cases} \quad (1)$$

式中  $D$ ——待修补区域  $u_0$ ——原始图像

$E$ —— $D$  的补集  $D^c$  中的一个闭合区域,它包含了待修补区域周围的信息

$f(|k|)$  为图像等照度线的曲率函数,一般取

$$f(|k|) = |k| = \left| \nabla \left( \frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) \right| \quad (2)$$

随着修补过程的进行, $E$  中的图像信息将延伸到  $D$  中,最终将待修补区域填充,完成修补操作。

然而,将该算法应用于苹果采摘机器人的视觉系统中却存在着两个问题:首先,CDD 算法中需人工确定待修补区域  $D$ ,这在机器人视觉系统的实现中没有意义;其次,该算法耗时较长。

为克服第 1 个缺陷,在修补区域的自动提取中,通过计算遮挡因子,确定果树枝叶对苹果的遮挡区域;为克服第 2 个缺陷,在图像修补算法中,首次将格子波尔兹曼方法引入到了图像修补领域。由于格子波尔兹曼方法具有实现简单、算法高度并行化的特点,因此可以利用 FPGA 实现图像的并行处理,从而极大地提高算法的运算速度。

## 2 修补区域的自动提取

图 1 是一幅苹果图像。从图 1 可以看出,果树的树枝呈长条状,而树叶虽然较宽,但仍然呈长卵

形,其区域跨度较长,且宽度较窄。本文实验图像尺寸为  $462 \times 288$ ,实验中发现树枝和树叶的宽度普遍小于 10 个像素点。为提取这种狭长的连通区域,本文将 Lee 等<sup>[10]</sup>于 1997 年提出的判断人体毛发区域的算法改进如下:①首先在 HIS 空间下对苹果图像进行分割,如图 2 所示。②针对每个非苹果区域的像素,穿过该像素沿  $0^\circ$ 、 $45^\circ$ 、 $90^\circ$  和  $135^\circ$  四个方向作 4 条线,直到到达苹果区域像素为止,计算该线的长度。③如果 4 条线中有 1 条长度小于 10 个像素,那么该像素则被认为在遮挡区域的内部而被保留。④如果 4 条线的长度均大于 10 个像素,则该像素作为非遮挡区域。

图 3 给出了上述算法对图 2 进行遮挡区域提取的实验结果。图 3 中可以看到,提取结果中存在着大量干扰。

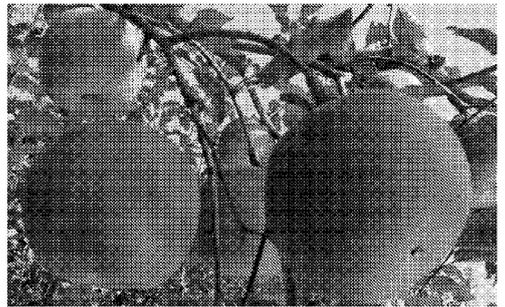


图 1 存在枝叶遮挡的苹果图像

Fig. 1 Image of apple fruit blocked by the branches and leaves



图 2 HIS 空间下苹果图像分割结果

Fig. 2 Image segment in HIS space



图 3 对图 2 进行遮挡区域提取的实验结果

Fig. 3 Extracting blocking area according to Fig. 2

为此,本文采用所谓的遮挡系数来滤除干扰。这里的遮挡系数定义为

$$E_i = \left( \frac{L_i}{M_i} \right)^2 \quad (3)$$

其中,  $M_i$  为图 3 中各连通区域  $D_i$  的边缘(即  $\partial D_i$ ) 的长度,  $L_i$  为苹果区域  $A$  与  $D_i$  相邻部分的长度, 即  $\partial D_i \cap \partial A$  的长度。式(1)中, 当  $L_i < M_i$  时,  $E_i < 1$ , 这表明连通区域  $D_i$  部分被苹果区域包围;  $E_i$  越接近于零表明连通区域  $D_i$  被苹果区域包围的部分越少, 其作为枝叶遮挡区域的可能性也随之降低; 因此, 如果给定一个阈值  $T$ , 那么满足  $E_i \in [T, 1)$  的连通区域  $D_i$  即可认定为枝叶遮挡区域。图 4 给出了利用遮挡系数去噪后的结果。

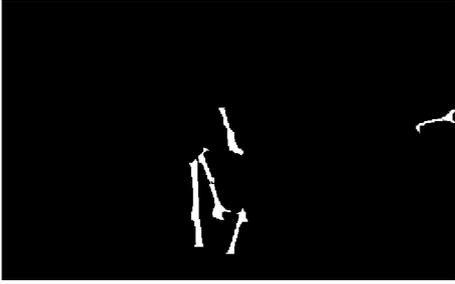


图 4 利用遮挡系数对图 3 去噪后的结果

Fig. 4 Denoising Fig. 3 with blocked factor

### 3 基于格子波尔兹曼方法的图像修补

目前格子波尔兹曼方法在图像处理领域主要用于图像各向异性去噪, 例如, 陈玉等构造的各向异性扩散 LBM 模型<sup>[11]</sup>, Qianshun C 等构造的 TV 模型<sup>[12]</sup>。

LBM 将流体看成由大量离散粒子组成的时空离散系统, 空间结构如图 5a 所示。粒子分布在离散空间中的每个网格中, 其数量代表网格点的状态。每个时刻每个网格中的粒子从不同方向(本文用  $i$  表示)向其邻居移动并发生碰撞, 如图 5b 和图 5c 所示。

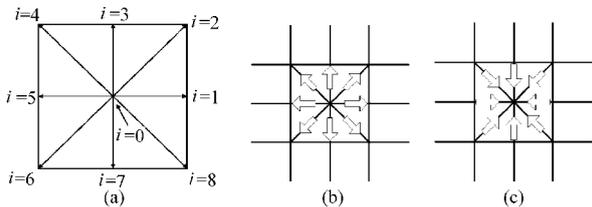


图 5 LBM 空间结构, 以及粒子的移动与碰撞示意图

Fig. 5 Construction, streaming and collision of LBM

(a) 空间结构 (b) 粒子移动 (c) 粒子碰撞

LBM 中模型的演化方程可以写为

$$f_i(\mathbf{r} + \varepsilon \mathbf{C}_i, t + \varepsilon) - f_i(\mathbf{r}, t) = \frac{1}{\tau(\mathbf{r}, t)} (f_i^{(0)}(\mathbf{r}, t) - f_i(\mathbf{r}, t)) \quad (4)$$

式中  $\tau$ ——松弛时间  $\varepsilon$ ——时间步长

$f_i(\mathbf{r}, t)$ ——粒子密度分布函数

$f_i^{(0)}(\mathbf{r}, t)$ ——局部平衡分布函数

这里  $f_i^{(0)}(\mathbf{r}, t)$  和  $f_i(\mathbf{r}, t)$  满足

$$\begin{cases} f_i^{(0)} = \beta_i u \\ \sum_i f_i = \sum_i f_i^{(0)} \end{cases} \quad (5)$$

其中

$$\beta_i = \begin{cases} 1 - \frac{8M}{9} & (i=0) \\ \frac{M}{9} & (i=1, 2, \dots, 8) \end{cases} \quad (M \in [0, 1])$$

式中  $u$ ——网格中粒子的总数

利用 Chapman - Enskog 展开式有

$$f_i = f_i^{(0)} + \varepsilon f_i^{(1)} + \varepsilon^2 f_i^{(2)} + o(\varepsilon^3) \quad (6)$$

$$\frac{\partial}{\partial t} = \varepsilon \frac{\partial}{\partial t_0} + \varepsilon^2 \frac{\partial}{\partial t_1} \quad (7)$$

将式(4)左边泰勒展开可以得到

$$f_i(\mathbf{r} + \varepsilon \mathbf{C}_i, t + \varepsilon) - f_i(\mathbf{r}, t) = \varepsilon \left( \frac{\partial}{\partial t} + \mathbf{C}_i \cdot \nabla \right) \cdot$$

$$f_i(\mathbf{r}, t) + \frac{\varepsilon^2}{2} \left( \frac{\partial}{\partial t} + \mathbf{C}_i \cdot \nabla \right)^2 f_i(\mathbf{r}, t) + o(\varepsilon^3) \quad (8)$$

在式(4)两边分别根据  $\varepsilon$  的一阶无穷小和二阶无穷小联立方程, 分别可以得到

$$\frac{\partial}{\partial t_0} f_i^{(0)} + \mathbf{C}_i \cdot \nabla f_i^{(0)} = -\frac{1}{\tau} f_i^{(1)} \quad (9)$$

$$\frac{\partial}{\partial t_1} f_i^{(0)} - \nabla \cdot [(\tau - 0.5) \mathbf{C}_i^2 \cdot \nabla f_i^{(0)}] = -\frac{1}{\tau} f_i^{(2)} \quad (10)$$

将式(9)和式(10)两边对  $i$  求和, 得

$$\frac{\partial u}{\partial t_0} = 0 \quad (11)$$

$$\frac{\partial u}{\partial t_1} - \frac{4M}{9} \nabla \cdot [(\tau - 0.5) \nabla u] = 0 \quad (12)$$

将式(12)两边乘以  $\varepsilon$ , 并由式(11)可以得到

$$\frac{\partial u}{\partial t} - \frac{4M\varepsilon}{9} \nabla \cdot [(\tau - 0.5) \nabla u] = 0 \quad (13)$$

很明显, 式(13)是一各向异性的扩散方程, 利用该方程可以实现图像的修补工作。

### 4 基于 LBM 的图像修补算法 (LBMII)

第一步, 利用遮挡系数给出待修补区域, 为了保证待修补区域的完整性, 可以使用一定宽度的模板对待修补区域进行膨胀操作; 第二步, 必须对 LBM 模型初始化。本文将图像中的像素点看作是网格空间中的元胞, 将原始图像作为 LBM 模型的初始值, 粒子密度分布函数和局部平衡分布函数的初始值设置如式(3)。第三步, 对待修补区域以外的图像区域, 保持图像不变; 在待修补区域中, 利用基于 LBM 的 TV 模型进行各向异性扩散。这是一个迭代过

程:粒子从元胞内以特定方向向其邻居移动,在各个元胞内部发生碰撞,从而对元胞的状态产生影响,即

$$f_i(\mathbf{r} + \Delta h \mathbf{C}_i, t + \Delta t) = f_i(\mathbf{r}, t) + \frac{1}{\tau(\mathbf{r}, t)} [f_i^{(0)}(\mathbf{r}, t) - f_i(\mathbf{r}, t)]$$

每次碰撞后必须以式(3)重新计算局部平衡分布函数。如果达到最大迭代次数,则退出迭代。第四步,输出  $\rho(\mathbf{r}, t)$ 。

## 5 实验与讨论

### 5.1 参数的选取

为了实现图像的各向异性扩散,必须将松弛因子  $\tau$  设为图像梯度的递减函数,因此 Qianshun C 等将  $\tau$  定义为

$$\begin{cases} \tau = a + \frac{r}{|\nabla u|} \\ a = 0.5 \end{cases} \quad (14)$$

式中  $r, a$ ——常数

但是,式(14)存在两方面的缺陷:①虽然 Sterling 证明了当松弛因子大于 0.5 时可以保证模型的稳定性<sup>[13]</sup>,但文献[14]指出当松弛因子  $\tau$  大于 0.5,且十分接近 0.5 的时候,LBM 模型仍然会变得不稳定。根据式(14),当图像梯度很大的时候,  $\frac{r}{|\nabla u|}$  会变得非常小,LBM 模型仍然可能不稳定。②利用式(14)LBM 的宏观方程与 TV 模型是一致的,这导致了 LBM 模型不满足图像修复的连通性原则<sup>[8]</sup>。

为克服以上两种不足,将式(14)修改为

$$\begin{cases} \tau = a + \frac{|k|}{|\nabla u|} & (a \in [0.55, 0.6]) \\ k = \nabla \left( \frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) \end{cases} \quad (15)$$

这时,模型的宏观方程与 CDD 算法基本一致。

图 6a 和图 6b 分别给出了当  $\tau$  定义为式(15)和式(14)时模型对苹果图像的修复结果。很明显,当  $\tau$  定义为式(14)时,待修复区域仍然在图像中留下

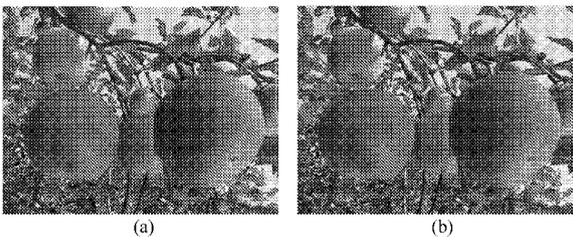


图 6  $\tau$  分别定义为式(15)和式(14)时模型对苹果图像的修复结果

Fig. 6 Image inpainting as  $\tau$  is defined as (15) and (14) respectively

(a)  $\tau$  定义为式(15) (b)  $\tau$  定义为式(14)

了较为明显的印迹;而当  $\tau$  定义为式(15)时,待修复区域与图像背景没有明显的边界,并且两者很好地融合在一起。这表明当  $\tau$  定义为式(15)时,对苹果图像的修复是非常有效的。

### 5.2 主观评价

图 7 给出了 LBMII 在苹果图像修复中的实验结果。图 8 给出了 CDD 算法的实验结果。图 7 和图 8 中,第 1 列为存在枝叶遮挡的苹果图像,第 2 列为修复后的结果。从图 7 中可以看到,两幅苹果图像中的枝叶遮挡部分已经被很好地修复了;而图 8 中,枝叶遮挡部分经修复后,灰度仍与周围像素存在较大的差别。从图 7 和图 8 的实验结果来看 LBMII 算法是有效的。所有测试都是在 Inter T6500 CPU、2GB 内存的个人计算机上,以 Windows 7 为操作系统,利用 Matlab 7 编程实现的。

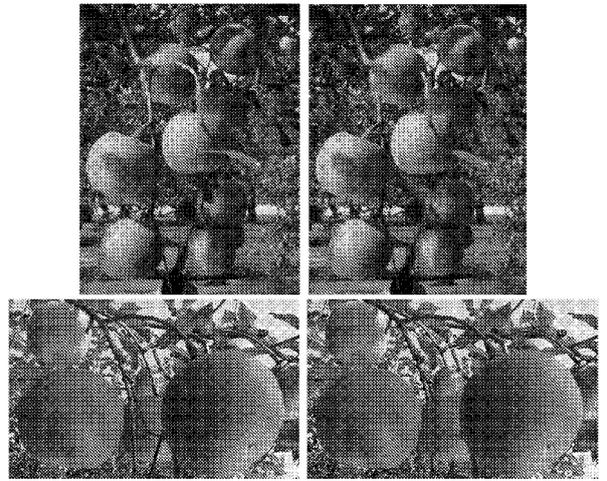


图 7 LBMII 的苹果图像修复实验结果

Fig. 7 Image inpainting based on LBMII

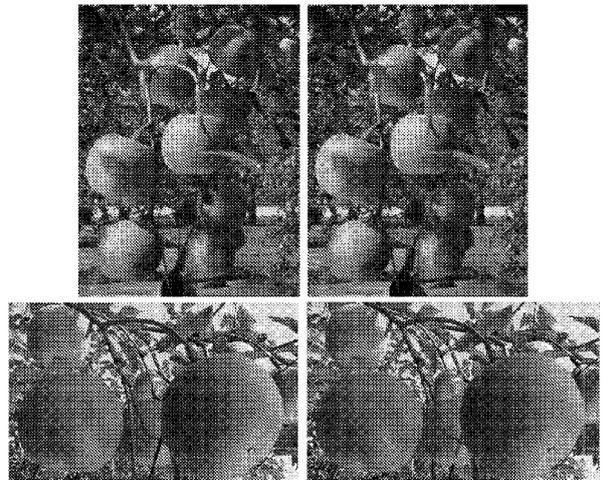


图 8 CDD 的苹果图像修复实验结果

Fig. 8 Image inpainting based on CDD

### 5.3 客观评价

表 1 通过计算图 9 中测试图像的修复结果与原始图像间的峰值信噪比 (PSNR),给出了对 LBMII

和 CDD 算法的计算精度的客观评价;同时,表 1 还通过给出每次迭代计算所花费的 CPU 时间,给出了对 LBMII 和 CDD 算法计算速度的客观评价。

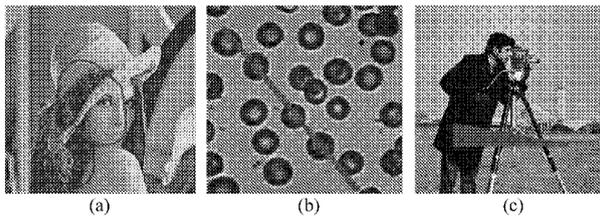


图 9 测试图像

Fig. 9 Test images

(a) Lena (b) 血细胞 (c) 摄影师

从表 1 可以看出,在时间上,经典的 CDD 算法相对于本文算法较为快速。但由于本文图像修复算法的高度并行性,可以用于构建并行图像处理系统,这样特别适合苹果采摘机器人视觉系统这样的对实时性要求高的图像处理系统。在计算精度上,本文算法具有较高的峰值信噪比,说明本文算法具有较高的计算精度。

## 6 结束语

为恢复被果树枝叶遮挡后丢失的信息,首先通过计算遮挡因子,确定果树枝叶对苹果的遮挡区域;

表 1 LBMII 和 CDD 算法的迭代耗时和峰值信噪比  
Tab. 1 Time-cost and PSNR analysis of LBMII and CDD

| 图片   | 算法    | 尺寸        | 迭代时间/s·次 <sup>-1</sup> | PSNR  |
|------|-------|-----------|------------------------|-------|
| Lena | LBMII | 256 × 256 | 0.029                  | 53.28 |
|      | CDD   | 256 × 256 | 0.025                  | 52.56 |
| 血细胞  | LBMII | 210 × 204 | 0.014                  | 43.35 |
|      | CDD   | 210 × 204 | 0.01                   | 38.79 |
| 摄影师  | LBMII | 256 × 256 | 0.029                  | 40.23 |
|      | CDD   | 256 × 256 | 0.022                  | 36.21 |

然后提出了一种基于格子波尔兹曼方法的并行图像修补方法,通过求解各向异性扩散方程,对遮挡区域进行修补操作,从而估计出丢失的信息。主观评价结果显示,经 LBMII 算法处理后,苹果图像中的枝叶遮挡部分已被很好地修复;而在 CDD 算法的修复结果中,枝叶遮挡区域经修复后,灰度仍与周围像素存在较大的差别。客观评价结果表明 CDD 算法相对于本文算法,其实验结果中存在较为明显的待修复区域的遗留痕迹。本文图像修复算法具有高度并行性,可以用于构建并行图像处理系统,特别适合如苹果采摘机器人视觉系统这类对实时性要求高的图像处理系统。另外,本文算法具有较高的峰值信噪比,说明该算法具有较高的计算精度。

## 参 考 文 献

- 1 Bulanon D M, Kataoka T, Ukamoto H, et al. Development of a real-time machine vision system for the apple harvesting robot [C]//SICE Annual Conference, Sapporo, 2004.
- 2 王津京,赵德安,姬伟,等. 采摘机器人基于支持向量机苹果识别方法[J]. 农业机械学报,2009,40(1):148~151.  
Wang Jinjing, Zhao Dean, Ji Wei, et al. Apple fruit recognition based on support vector machine using in harvesting robot [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(1):148~151. (in Chinese)
- 3 蔡健荣,周小军,王锋,等. 柑橘采摘机器人障碍物识别技术[J]. 农业机械学报,2009,40(11):171~175.  
Cai Jianrong, Zhou Xiaojun, Wang Feng, et al. Obstacle identification of citrus harvesting robot [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(11):171~175. (in Chinese)
- 4 袁挺,李伟,谭豫之,等. 温室环境下黄瓜采摘机器人信息获取[J]. 农业机械学报,2009,40(10):151~155.  
Yuan Ting, Li Wei, Tan Yuzhi, et al. Information acquisition for cucumber harvesting robot in greenhouse [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(10):151~155. (in Chinese)
- 5 Chen S Y, Chen H D, Martinez D, et al. Lattice Boltzmann model for simulation of magnetohydrodynamics [J]. Physics Review Letter, 1991, 67(27):3776~3779.
- 6 Qian Y H, Humieres D, Lallemand P. Lattice BGK models for Navier - Stokes equation [J]. Europhysics Letters, 1992, 17(6):479~484.
- 7 Bertalmio M, Sapiro G, Caselles V, et al. Image inpainting [C]//Proc. SIGGRAPH ACM, 2000:417~424.
- 8 Chan T F, Shen J. Mathematical models for local non-texture inpaintings [J]. SIAM J. Appl. Math., 2002, 62(3):1019~1043.
- 9 Chan T F, Shen J. Non-texture inpainting by curvature-driven diffusions (CDD) [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2001, 12(4):436~449.
- 10 Lee T K, Ng V, Gallagher R, et al. Dullrazor: a soft ware approach to hair removal from images [J]. Computers in Biology and Medicine, 1997, 27(6):533~543.

- 9 Ghlita O, Mallon J, Whelan P F. Epipolar line extraction using feature matching [ C ] // Proceedings of the Irish Machine Vision & Image Processing (IMVIP), 2001: 87 ~ 97.
- 10 Zhang Z. A flexible new technique for camera calibration [ C ] // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1 330 ~ 1 334.
- 11 马颂德, 张正友. 计算机视觉——计算理论与算法基础 [ M ]. 北京: 科学出版社, 1998.
- 12 胡天翔. 智能对靶喷雾机软件系统设计与集成研究 [ D ]. 南京: 南京林业大学, 2009.  
Hu Tianxiang. Design and integration of software system for intelligent toward-target sprayer [ D ]. Nanjing: Nanjing Forestry University, 2009. (in Chinese)

~~~~~

(上接第 152 页)

- 10 陈军, 朱忠祥, 鸟巢凉, 等. 基于神经网络的农用车辆自动跟踪控制 [ J ]. 农业机械学报, 2007, 38(5): 131 ~ 133.  
Chen Jun, Zhu Zhongxiang, Torisu Ryo, et al. Automatic on-tracking control of farm vehicle based on neural network [ J ]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2007, 38(5): 131 ~ 133. (in Chinese)
- 11 张智刚, 罗锡文, 赵祚喜, 等. 基于 Kalman 滤波和纯追踪模型的农业机械导航控制 [ J ]. 农业机械学报, 2009, 40(增刊): 6 ~ 12.  
Zhang Zhigang, Luo Xiwen, Zhao Zuoxi, et al. Trajectory tracking control method based on Kalman filter and pure pursuit model for agricultural vehicle [ J ]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(Supp.): 6 ~ 12. (in Chinese)
- 12 李士勇. 模糊控制、神经控制和智能控制论 [ M ]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 1998.
- 13 吕安涛. 基于 GPS/IMU 的拖拉机自动驾驶方法的研究 [ D ]. 北京: 中国农业大学, 2006.  
Lü Antao. Study on GPS/IMU-based automatic driving methods of tractor [ D ]. Beijing: China Agricultural University, 2006. (in Chinese)

~~~~~

(上接第 157 页)

- 11 陈玉, 严壮志, 钱跃竝. 基于格子波尔兹曼模型的图像去噪 [ J ]. 电子学报, 2009, 37(3): 574 ~ 580.  
Chen Yu, Yan Zhuangzhi, Qian Yuehong. The Lattice Boltzmann method based image denoising [ J ]. Chinese Journal of Electronics, 2009, 37(3): 574 ~ 580. (in Chinese)
- 12 Qianshun C, Tong Y. A Lattice Boltzmann method for image de-noising [ J ]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(12): 2 797 ~ 2 802.
- 13 Sterling J D. Stability analysis of Lattice Boltzmann methods [ J ]. Journal of Computational Physics, 1996, 123(1): 196 ~ 206.
- 14 Buick J M, Cosgrove J A. Investigation of a Lattice Boltzmann model with a variable speed of sound [ J ]. Journal of Physics, A: Mathematical and General, 2006, 39: 13 807 ~ 13 815.