

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.03.037

基于参数自适应脉冲耦合神经网络的黄瓜目标分割*

王海青 姬长英 顾宝兴 田光兆

(南京农业大学工学院, 南京 210031)

摘要: 对脉冲耦合神经网络的参数进行简化,并自适应确定各参数,将图像的空间信息和灰度信息耦合到加权耦合连接系数中,进行温室黄瓜图像分割,采用二维 Tsallis 熵选择最佳迭代结果。试验结果表明:用区域对比度(GC)和区域一致性(UC)评价方法评价,该方法的分割效果好于采用香农熵和最小交叉熵终止迭代的标准脉冲耦合神经网络分割效果。

关键词: 黄瓜 机器视觉 图像分割 参数自适应 脉冲耦合神经网络 加权耦合连接系数

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2013)03-0204-05

Cucumber Image Segmentation Based on Weighted Connection Coefficient Pulse Coupled Neural Network

Wang Haiqing Ji Changying Gu Baoxing Tian Guangzhao

(College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China)

Abstract: Parameters of pulse coupled neural network (PCNN) were simplified and adaptive to determine. Spatial information and gray information of image were coupled to the weighted connection coefficient for greenhouse cucumber segmentation by using the 2-D Tsallis entropy to select the best results of iteration. Experimental results showed that, methods of contrast and regional consistency were employed to evaluate effect of different segmentation. Segmentation results of prospered method was better than using Shannon entropy and minimum cross entropy to terminate iteration of standard pulse coupled neural network segmentation.

Key words: Cucumber Machine vision Image segmentation Self-adaptive parameter adjusting Pulse coupled neural network Weighted connection coefficient

引言

黄瓜图像分割是农业机器人目标识别、定位和采摘等自动化作业的重要环节。目前已经有研究提出了不同的黄瓜图像处理方法,袁国勇^[1]等利用 Bayes 模式实现对成熟黄瓜果实与背景的分, Yang Qinghua^[2]基于粗糙集理论有效地实现温室黄瓜图像分割,这两种方法可有效进行黄瓜图像分割,但运算复杂且存在多次分割的问题。袁挺^[3]等

分析黄瓜果实的灰度特征,利用 P 参数阈值法实现了黄瓜图像分割,该算法虽然能将黄瓜分割出来,但这种方法依赖于黄瓜在图像中的比例一定,当拍摄黄瓜的过程中如果改变物距可能无法正确分割图像。

一般的图像阈值分割方法仅仅利用了图像的灰度信息而忽视了图像的空间信息;而脉冲耦合神经网络(PCNN)本身的优势在于将图像空间信息耦合到对应神经元的内部活动中,兼顾图像灰度信息,与动态阈值作比较确定输出值,最终得到分割后的

收稿日期: 2012-03-21 修回日期: 2012-06-04

* 国家高技术研究发展计划(863 计划)资助项目(2006AA10Z259)、中央高校基本科研业务费自主创新资助项目(KYZ201006)和南京农业大学青年科技创新基金资助项目(KJ09030)

作者简介: 王海青, 博士生, 主要从事机电一体化、农业机器人和机器视觉研究, E-mail: whq_nj@126.com

通讯作者: 姬长英, 教授, 博士生导师, 主要从事机电一体化、农业机器人和土壤机械研究, E-mail: chyji@njau.edu.cn

二值图像。它与经典的神经网络模型如BP神经网络、支持向量机等相比,不需要训练过程即可实现图像分割^[4],是一种比较有发展潜力的图像分割方法。本文应用脉冲耦合神经网络实现黄瓜图像分割,为智能化黄瓜收获的机器视觉系统提供思路。

1 PA-PCNN 模型

PCNN 由于其良好的特性而用于图像分割,它依赖于图像本身的自然属性,不用预先选择处理空间范围,是一种更自然的分割方式。PCNN 通过调节神经元的连接参数,可以对图像实现不同层次的分割,但是分割效果与脉冲神经耦合神经网络模型中各种门限参数、衰减时间常数、连接系数等设置有很大的关系。目前 PCNN 数学模型参数与图像分割结果之间的关系还没有明确的理论依据,其理论探讨及其应用研究正在进行,在实际应用过程中 PCNN 的各参数根据不同目的和依据经验通过多次试验,不断调节各参数取最优值;为了提高传统 PCNN 的图像分割能力,更好地适应图像处理的应用要求和减少人工干预,考虑图像处理的精度和效率,对 PCNN 模型做了一些变化,降低神经元连接通道信号的复杂性,自适应确定模型中的参数。经过改变的 PCNN 最显著的特点之一是采用参数自适应,实现图像自动分割,该模型称为参数自适应脉冲耦合神经网络(PA-PCNN),神经元模型如图1所示。

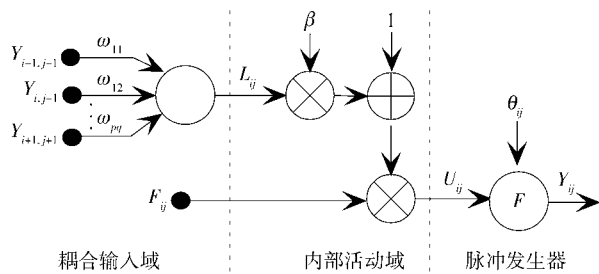


图1 PCNN 单元模型

Fig.1 Model for cell of pulse coupled neural network

$N_{m \times n}$ 表示一个由 m 行 n 列神经元构成的二维 PCNN, N_{ij} 表示网络中坐标为 (i, j) 的神经元, F_{ij} 、 Y_{ij} 、 θ_{ij} 和 L_{ij} 分别为神经元像素信号、脉冲输出信号、脉冲阈值和神经元连接集, 在神经元的耦合输入域, 神经元同时接收邻域神经元信号和外部输入信号; 各连接神经元的连接输入加权和调制处理后便形成神经元总内部活动值; 而脉冲发生器则根据神经元当前总内部活动值和当前脉冲阈值决定脉冲输出值。

网络迭代过程中, 神经元根据其自身是否被激活(点火)而主动更新其像素信号 $F_{ij}(n)$, 更新规则为

$$F_{ij}(n) = F_{ij}(n-1) + V_F Y_{ij}(n-1) \quad (1)$$

式中 V_F ——常数, 根据具体应用而设定的一个较大值

此更新规则表明, 当神经元发生点火时, 其对应的像素信号被赋予一个值, 使其在下次迭代过程中不能被其他神经元捕获, 同时其他没有点火的神经元, 其对应像素信号则保持不变。

在神经元连接集, L_{ij} 接收其他神经元的反馈输入进行求和, 以阶跃信号作为输出

$$L_{ij}(n) = \text{step} \left(\sum_{k,l} W_{kl} Y_{kl} \right) = \begin{cases} 1 & \left(\sum_{k,l} W_{kl} Y_{kl} > 0 \right) \\ 0 & \left(\sum_{k,l} W_{kl} Y_{kl} \leq 0 \right) \end{cases} \quad (2)$$

式中 W_{kl} ——加权耦合连接系数, 代表邻域神经元输出对中心神经元的贡献程度

通常选 W 为 $m \times m$ 矩阵, 且以 Y_{kl} 像元 (i, j) 为中心, 邻域中的任一神经元输出的脉冲输入到该神经元的 L 通道, 都会对该神经元的信号 L_{ij} 作出贡献, 即如果神经元 (i, j) 邻域内至少有一个神经元点火, 则 $L = 1$, 否则 $L = 0$ 。综合考虑邻域像素与当前神经元的距离和灰度差值, 是一个与当前对应像素连接距离及灰度差值相关的函数。设定当前神经元对应的像素灰度为 p_{ij} , 与其邻域神经元对应像素灰度 p_{kl} 的差值为 g_{kl} , 则其加权耦合连接系数为

$$W_{kl} = \begin{cases} g_{kl} e^{1-d_{kl}} & (d_{kl} > 0) \\ 1 & (d_{kl} = 0) \end{cases} \quad (3)$$

其中

$$g_{kl} = g_c \| p_{ij} - p_{kl} \|$$

$$d_{kl} = \sqrt{(x_{i+k} - x_i)^2 + (y_{j+l} - y_j)^2}$$

式中 d_{kl} ——神经元 N_{kl} 和 N_{ij} 之间的欧几里得距离
 g_c ——像素灰度差值调节差参数

约定 N_{ij} 与自身的连接距离为零, 一般情况加权耦合连接系数选用 3×3 的矩阵, 这时 Y_{kl} 为以像元 (i, j) 为中心的 8 邻域, 图 2 标识了 5×5 矩阵的中心神经元与其邻域神经元的连接距离和其对应该权重值之间的关系。

PCNN 的内部活动项与标准的模型相同, 但由于馈送输入简化为神经元对应图像像素的灰度, 故内部活动项变化为

$$U_{ij}(n) = I_{ij}(n) (1 + \beta Y_{ij}(n)) \quad (4)$$

式中 $I_{ij}(n)$ ——外部刺激输入

调制系数 β 与外部刺激输入 I_{ij} 无关, 但在神经元之间有直接影响, 其决定了 PCNN 的点火范围, 即 PCNN 的捕获区域, 捕获区域的大小影响图像分割的精度。根据图像分割要求, 在同一个区域神经元

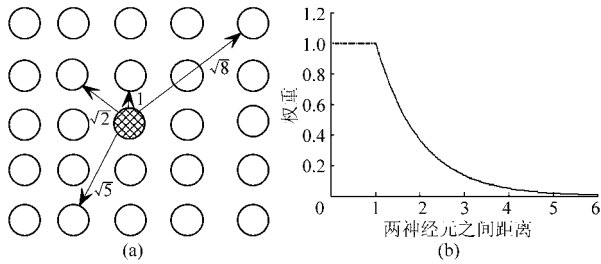


图2 常用的神经元的连接模式和其对应连接关系

Fig.2 Relationship between neurons connected mode and corresponding weights

(a) 常用的神经元连接模式

(b) 邻域神经元对中心神经元的连接关系

对应的像素具有相同的灰度等级则同步发放脉冲,而在其附近的具有相似灰度等级的像素将被捕获而强制发放脉冲,这是 PCNN 固有的特征之一,亦可有效地分割图像。过大的 β 值可能产生过分割,过小的 β 值可能产生欠分割。保证同一区域内灰度等级相同或相近的像素分割为一个联通的区域,图像分割结果平滑。本文 β 选取规则为

$$\beta_{ij} = C\sigma = \sigma/\mu \quad (5)$$

式中 σ 为以第 i 行第 j 列像素为中心的 8 邻域灰度标准差,反映一个数据集的离散程度,因此较小的标准差说明像素 (i,j) 的邻域内灰度分布范围较小,该区域灰度较均匀; μ 为以第 i 行第 j 列像素为中心的 8 邻域灰度均值。较小的 $C\sigma$ 表明像素 (i,j) 的邻域内灰度分布范围较小,该区域灰度较均匀;较大的 $C\sigma$ 表明区域分布不均匀。图像中每个像素的对比度都与其邻域相关,是局部邻域的特征反映;在图像处理中,如果该像素亮度比较大,对应神经元的连接强度就较大,该像素就越早点火。显然 β 反映了该像素所在的局部特征信息,其数值不能完全考虑到全局空间分布特征,但有一定的现实意义。

在标准的 PCNN 模型中,指数衰减阈值函数的变化规律符合人眼对亮度响应的非线性特性,但采用时间函数产生连续下降门限的方法,输出的结果是按照时间顺序排列的图像序列,给后续的处理过程带来一定困难^[5]。另外,由于图像分割的目的是区分背景和目标,或者不同的目标区,然而在背景和背景之间或不同的目标之间,其整体的灰度差异相对同属性目标的像素间灰度差要大。即它们之间的像素亮度相似性较差,所以没有必要采用阈值指数衰减函数进行分割^[6],而且指数衰减的阈值机制不利于图像处理算法的实现^[7]。基于上述分析,对 PCNN 模型中的阈值衰减函数做了改进,采用线性变化衰减函数。

$$\theta_{ij}(n) = V_{\theta}(n_{\max} - 1/n_{\max}) \quad (6)$$

式中 n_{\max} ——设置的最大迭代次数

V_{θ} ——阈值幅值

初始阈值直接影响算法的迭代速度和分割质量,选择比较小的初始阈值,能使邻近的神经元迅速点火而加快分割速度,但是可能造成黄瓜图像欠分割。改进的神经网络模型在分割图像过程中,阈值幅度常数 V_{θ} 是阈值的幅度调节常量,其作用是当迭代开始之前,所有神经元都处于休眠状态,所以 V_{θ} 可以取一个较大的常数值来保证迭代初始所有神经元不能点火。在多次试验过程中确定取图像的最大灰度能满足神经元在一个周期内点火一次,在不同的周期中不同的神经元点火的规则,因此设置 $V_{\theta} > \max(I)$,即 V_{θ} 大于图像的最大灰度。

参数 $(n_{\max} - 1/n_{\max})$ 控制着阈值的下降速度和变化幅度,影响着 PCNN 网络运算的迭代次数和图像分割效率。其应该足够大,以保证阈值缓慢衰减,把相邻的灰度级通过不同的点火时刻进行区分。

2 PA-PCNN 黄瓜图像分割算法

在合理选择 PCNN 模型参数后,应用于 PCNN 分割过程中,分割结果还与循环次数有密切关系,不同的迭代次数会得到不同的分割效果,需选择其中最优化分割结果,以达到图像自动分割的目的。本文引入二维 Tsallis 熵 $(T_q(f))$ 最大为 PCNN 迭代次数的选择标准,即在给定总迭代次数 n_p 后,对输入图像进行 PA-PCNN 处理,计算每次迭代后得到的二值图像的 $T_q(f)$ 值,最后选择使 $T_q(f)$ 最大的迭代所得二值图像为最优分割结果。

用 PC 机对图像进行处理,计算机配置 Pentium Dual-core 处理器,CPU 主频为 2.50 GHz,内存为 1 GB,操作系统为 Windows XP。试验选择在南林大生态发展有限公司的温室中拍摄黄瓜图像,用 SANYO 数码相机在收获期自然光照环境下随机采集图像,为了降低图像处理的时间消耗,设置原图像分辨率为 640 像素 \times 480 像素,同时满足场景内包括完整黄瓜目标的需求,存储为 jpg 格式。

基于 PA-PCNN 图像分割算法可描述如下:

(1) 将归一化像素灰度 $I(i,j)$ 作为外界刺激信号 $S(i,j)$ 输入。

(2) $F_{ij}(0) = S_{ij}, L_{ij}(0) = 0, U_{ij}(0) = 0, \theta_{ij}(0) = 1, Y_{ij}(0) = 0$ 。

(3) 最大网络迭代次数 $n_{\max} = 50$,迭代变量 $n = 1$;并设置 $V_{\theta} = 1$ 。

(4) 由式(1)~(6)计算每个 PCNN 神经元更新值、连接集、加权耦合连接系数、 β 值/内部活动项和阈值进而确定脉冲输出 $Y_{ij}(n)$,将脉冲输出值存

储在矩阵 Y 中。

(5) 根据矩阵 Y 求对应二值图像的 $T_q(f)$ 值。

(6) 若 $T_q(f)$ 未到最大值, 转到步骤(5); 否则结束, 输出 Y , 即为图像分割结果。

3 试验结果分析与评价

目前 PCNN 迭代准则已经有多种方法, 马义德^[8]等提出基于香农熵的最大迭代准则; Yin Pengyeng^[9]提出基于最小交叉熵的迭代准则; 本文在图像过程中, 以二值图像的二维 Tsallis 熵最大值为 PCNN 迭代准则。

从图3~6可以看出应用不同迭代准则的各自分割的最佳二值图像。试验图像对比结果表明, 本文算法的分割效果在感官上优于其他两种方法的分割效果, 这是由于 PCNN 指数衰减特性及其点火捕获特性能够有效地对目标对象分割, 去除了大部分的背景, 黄瓜周边粘连噪声比较小, 主观视觉效果良好, 目标分割比较清楚(如黄瓜和背景的区别), 但是也丢失了部分边缘信息, 需要对此图像预处理进一步进行分析以得到完整的黄瓜图像。而基于最小交叉熵的分割(图5)目标区域则产生了欠分割, 没有将分割目标和背景区分出来。

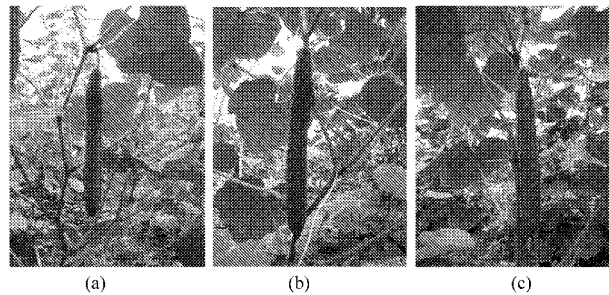


图3 原图像

Fig.3 Original image

(a) 晴天顺光拍摄 (b) 晴天逆光拍摄 (c) 阴天拍摄

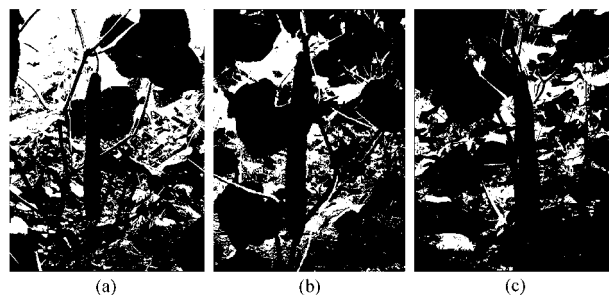


图4 香农熵迭代终止分割结果图

Fig.4 Shannon entropy iteration termination of segmentation results

(a) 晴天顺光拍摄 (b) 晴天逆光拍摄 (c) 阴天拍摄

为了客观评价图像分割效果, 有必要应用客观的、定量的评价方法。试验优度法被认为是具有实

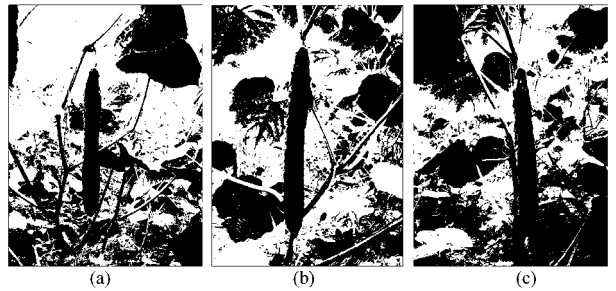


图5 最小交叉熵迭代终止分割结果

Fig.5 Minimum cross entropy iteration termination of segmentation results

(a) 晴天顺光拍摄 (b) 晴天逆光拍摄 (c) 阴天拍摄

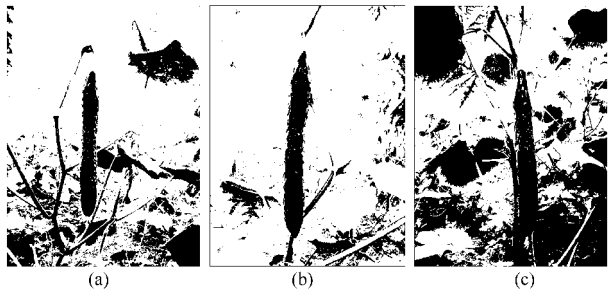


图6 本文提出的方法分割结果

Fig.6 Segmentation results of proposed method

(a) 晴天顺光拍摄 (b) 晴天逆光拍摄 (c) 阴天拍摄

际意义的图像分割评价准则, 这类方法在没有分割的先验知识的情况下, 根据分割图像计算某种优度值评价分割效果, 目前常用的测度有区域对比度(GC)^[10]和区域一致性(UM)^[11]。

上述评价准则应用到3种图像分割结果中, 其值越大者则分割效果越好。表1分别为基于香农熵最大迭代准则分割结果、基于最小交叉熵迭代准则分割结果和本文所提方法分割结果的区域一致性和区域对比度的量化结果比较, 从表1可以看出区域一致性指标没有太大差别, 但区域对比度显示本文提出的方法的结果优于其他两种分割方法的结果, 其主要原因是: 香农熵强调了系统内部的均匀性, 其信息量的大小仅依赖于图像中黑白像素的比例, 因

表1 分割结果定量评价

Tab.1 Quantitative evaluation of segmentation results

图像	迭代终止方法	区域一致性	区域对比度
图 a	香农熵	0.897 87	0.145 21
	最小交叉熵	0.996 65	0.205 13
	二维 Tsallis 熵	0.987 31	0.231 25
图 b	香农熵	0.997 66	0.096 65
	最小交叉熵	0.998 65	0.096 90
	二维 Tsallis 熵	0.997 42	0.153 53
图 c	香农熵	0.996 31	0.375 87
	最小交叉熵	0.996 62	0.114 81
	二维 Tsallis 熵	0.966 63	0.295 96

此图像中黑白像素概率相当时,产生的香农熵最大,但不同环境下的图像目标和背景像素是不确定的,因此香农熵不能反映图像分割质量的好坏;交叉熵反映了两个系统间信息量的差异,即分割前后两幅图像信息量的差,用分割后的二值图像取代原图像时期信息量变化的期望值,当图像中目标灰度变化较小或产生一定失真畸变时,其交叉熵几乎不变,因此交叉熵作为图像分割迭代准则不合适。

4 结束语

针对黄瓜图像的色彩相近及灰度近似的特点,采用脉冲耦合神经网络分割方法,自适应调整其各参数,结合其动态阈值、脉冲耦合、相乘调制等特性,取得了良好的分割效果。但是设置众多的 PCNN 参数及迭代次数,只能满足特定的图像实现特定的目的。

参 考 文 献

- 袁国勇,张铁中. 温室黄瓜果实的模式识别与分割[J]. 农机化研究,2006(7):150~153.
Yuan Guoyong, Zhang Tiezhong. Pattern recognition of cucumber image by Bayes sort discrimination model[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2006(7):150~153. (in Chinese)
- Yang Qinghua, Qi Liyong, Bao Guanjun, et al. Cucumber image segmentation algorithm based on rough set theory[J]. New Zealand Journal of Agricultural Research, 2007,50(5):989~996.
- 袁挺,徐晨光,任永新,等. 基于近红外图像的温室环境下黄瓜果实信息获取[J]. 光谱学与光谱分析,2009,29(8):2054~2058.
Yuan Ting, Xu Chenguang, Ren Yongxin, et al. Detecting the information of cucumber in greenhouse for picking based on NIR image[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(8):2054~2058. (in Chinese)
- Lindblad T, Kinser J M. Image processing using pulse-coupled neural networks[M]. New York: Pringer-Verlag Inc., 2005.
- 徐学强,汪渤,于家城,等. 基于改进型脉冲耦合神经网络的图像分割方法[J]. 火箭与制导学报,2006,26(1):126~128.
Xu Xueqiang, Wang Bo, Yu Jiacheng, et al. Image segmentation based on an improved PCNN[J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2006,26(1):126~128. (in Chinese)
- 石美红,张军英,张晓滨,等. 基于改进型脉冲耦合神经网络的图像二值分割[J]. 计算机仿真,2002,19(4):42~46.
Shi Meihong, Zhang Junying, Zhang Xiaobin, et al. Image binary segmentation based on improved PCNN model[J]. Computer Simulation, 2002,19(4):42~46. (in Chinese)
- Stewart R D, Ferrier I, Oppner M. Region growing with pulse coupled neural networks: an alternative to seeded region growing[J]. IEEE Transactions on Neural Network, 2002, 13(6):1557~1562.
- 马义德,戴若兰,李廉. 一种基于脉冲耦合神经网络和图像熵的自动图像分割方法[J]. 通信学报,2002,23(1):46~51.
Ma Yide, Dai Ruolan, Li Lian. Automated image segmentation using pulse coupled neural networks and images entropy[J]. Journal on Communications, 2002, 23(1):46~51. (in Chinese)
- Yin Pengyeng. Multilevel minimum cross entropy threshold selection based on particle swarm optimization[J]. Applied Mathematics and Computation, 2007,184(2):503~513.
- Levine M D, Nazif A M. Dynamic measurement of computer generated image segmentations[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelling, 1985, 7(2):155~164.
- Sahoo P K, Soltani S, Wong A K, et al. A survey of thresholding techniques[J]. CVGIP, 1988, 41(2):233~260.

书 讯

日本京都大学教授 Naoshi Kondo(近藤直)与日本冈山大学教授 Mitsuji Monta(门田充司)、日本北海道大学教授 Noboru Noguchi(野口伸)合作完成了专著《Agricultural Robots: Mechanisms and Practice》(农业机器人:机构与实例),并由 Kyoto University Press(京都大学出版社)和 Trans Pacific Press(墨尔本,澳大利亚)联合出版。该书通过大量实例详细讲述了农业机器人的构成要素、机构组成、基本原理等,使读者深入了解农业机器人、农业设施的使用和研究现状。为了加深理解,作者还收集了大量的照片、图片和动画,制作成光盘作为该书的附件,便于读者在计算机上浏览。本书可以作为大学、专科学校的教材以及研究人员和技术人员的参考书。有意询问细节或购买者,请联系中国农业大学精细农业研究中心的孙红博士,联系电话:010-62737924, E-mail: pfcu@cau.edu.cn。