

基于均值漂移—连通域标记的多目标跟踪算法^{*}

鲁好波, 李坚强, 王小民

(深圳大学 计算机与软件学院, 广东 深圳 518060)

摘 要: 提出一种基于 Mean Shift 改进算法与连通域标记的多目标跟踪算法。在多目标跟踪过程中, 对目标瞬间丢失、目标遮挡或重叠时目标跟踪失败等情况有较好的改进。在跟踪过程中, 当目标丢失时, 基于改进的 Mean Shift 算法能自适应调整搜索窗口尺寸和方向。通过自适应扩展搜索窗口, 利用连通域标记算法搜索目标并计算其矩特征来获得跟踪目标的重心和大小信息, 并将获得的位置和尺度信息作为下一帧 Mean Shift 算法跟踪初始坐标和尺度, 统计目标区域颜色直方图作为 Mean Shift 算法目标模型, 从而解决了因目标速度过快而引起的目标瞬间丢失问题。最后研究结果显示, 这种改进的目标跟踪算法可以有效改善多目标跟踪的性能, 实现目标连续跟踪。

关键词: 均值漂移; 多目标跟踪; 连通域标记; 矩特征; 特征匹配

中图分类号: TP391; TP242

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2011)10-3963-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2011.10.100

Multi-objective tracking method based on Mean Shift—connected component labeling

LU Hao-bo, LI Jian-qiang, WANG Xiao-min

(School of Computer & Software, Shenzhen University, Shenzhen Guangdong 518060, China)

Abstract: This paper proposed an improved Mean Shift based algorithm and a connected components labeling algorithm for multi-target tracking, which had a good performance in the process of multi-target tracking to deal with the situations as target instant loss, target occlusion and target tracking failure during the overlapping. When the target was missing in the tracking, this improved tracking algorithm—Mean Shift could be self-adapted to adjust the size and direction of search window. What's more, through the self-adaptive extended search window, it made use of connected components labeling algorithm to search target and calculate its moment character as to acquire the tracking target focus and size, and the getting target focus and size will be the tracking initial coordinate and size of Mean Shift in the next frame. Calculated the color histogram of the object region and put the histogram as the object model. That could solve problems as target loss resulted from the over-speed target moving. The final results elicit that this kind of improved target tracking algorithm can be efficient in ameliorating the function of multi-target tracking and realizing target's continuing tracking.

Key words: Mean Shift; multi-target tracking; connected component label; torque; characters match

计算机视觉是通过计算机模拟人类视觉行为的一门学科, 其任务为对输入的图像(序列)数据自动进行分析和解释。而目标跟踪又是计算机视觉一个重要的研究方向, 目标跟踪是在一段视频序列中寻找与目标最相似区域的过程^[1,2]。在众多的跟踪算法中, Mean Shift 算法由于具有理论严谨、实时性好和跟踪精度较高等特点, 最近几年受到了广泛的关注。Mean Shift 算法最早由 Fukunaga 等人^[3]提出, 作为一个非参数化的数据统计方法, 用于数据聚类, 也称之为峡谷搜索算法(valley-seeking procedure)。Cheng^[4]在 1995 年首次将其引入图像处理领域。Bradski^[5]基于 Mean Shift 设计了一个 continuously adaptive Mean Shift(CamShift)跟踪算法, 用于人脸跟踪。Mean Shift 成功地应用于图像处理是由 Comaniciu 和 Meer 所著的关于图像分割和目标跟踪的两篇论文^[6,7], 极大推动了 Mean Shift 在图像处理中的研究。他们所提出的 Mean Shift 跟踪框架, 也称之为基于核的目标跟踪, 对目标的外表变化、噪声和遮挡等不敏感, 成为目标跟踪算法的研究热点^[8~16]。但是 Mean

Shift 算法的固定核函数窗影响了跟踪的准确性。虽然 CamShift 可以自适应调整搜索窗口尺寸, 但实际跟踪效果较差。根据 CamShift 在尺度和方向估计的启示, 利用二阶矩特征改进 Mean Shift 算法, 实现效果较 CamShift 好^[17]。

为解决目标移动速度较快和多目标跟踪中目标间的干扰, 本文提出将连通域标记融于 Mean Shift, 对于跟踪目标突然丢失, 自适应扩大目标搜索窗^[18,19]。利用目标的颜色直方图进行反向投影, 并对获得的直方图概率图像进行二值化, 然后根据基于扫描线的连通域标记算法, 利用二阶矩特征计算出目标重心坐标以及大小和方向, 并将其作为当前 Mean Shift 算法跟踪的起始信息。在目标丢失情况下能够搜索到目标并进行跟踪, 提高算法鲁棒性。

1 改进 Mean Shift 跟踪算法

Mean Shift 方法是一种最优的寻找概率密度极大值的梯度

收稿日期: 2011-03-10; **修回日期:** 2011-04-21 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61001185)

作者简介: 鲁好波(1985-), 男, 山东青岛人, 硕士研究生, 主要研究方向为多媒体信息处理(luhaobo_304@163.com); 李坚强(1980-), 男, 广东韶关人, 讲师, 博士, 主要研究方向为多媒体信息处理; 王小民(1957-), 男, 河南长葛人, 副教授, 硕士, 主要研究方向为计算机网络与信息安全。

上升法。其基本思想是:通过反复迭代搜索特征空间中样本点最密集的区域,搜索点沿着样本点密度增加的方向漂移到局部密度极大值点。基于 Mean Shift 方法的目标跟踪技术通常采用核概率密度来描述目标的特征,由于目标的直方图具有特征稳定、抗部分遮挡、计算方法简单以及计算量小等特点,因此基于 Mean Shift 方法的跟踪一般采用直方图对目标进行建模,然后进行相似性度量,利用 Mean Shift 漂移向量不断搜索目标位置。

1.1 参考目标模型及候选目标模型描述

目标直方图模型是跟踪区域图像特征分布的近似表示,在 Mean Shift 跟踪算法中,通常用颜色直方图来表示目标,也可以结合纹理和边缘信息表示目标。根据用户选择区域得到的模型,称为目标模型 $\hat{q}$ 。在随后的视频序列中,会得到一个目标的候选区域,计算其相应的颜色直方图,称之为目标候选模型 $\hat{p}(y)$,简称目标候选, y 为该候选区域的中心。表示如下:

目标模型: (a) $\hat{q} = \{\hat{q}_u\}_{u=1, \dots, m}$; (b) $\sum_{u=1}^m \hat{q}_u = 1$ 。
候选模型: (a) $\hat{p}(y) = \{\hat{p}_u(y)\}_{u=1, \dots, m}$; (b) $\sum_{u=1}^m \hat{p}_u = 1$ 。

令 $\{x_i^*\} (i=1, \dots, n)$ 为定义在目标区域上规范化的像素位置(区域的中心已平移到原点 0, 像素位置规范化为 0-1)。用一个凸的单调递减的各向同性核,给区域中的每一个像素点赋予一定权值,离中心越近的点可靠性越高,因此有较高的权值;反之,则该点可靠性越低,权值也就较低,可以有效增强对噪声的抑制能力。

函数 $b: R_2 \rightarrow \{1, \dots, m\}$ 把一个像素 x_i^* 映射到相应特征空间的箱格 $b(x_i^*)$ 中,目标模型在特征 $u=1, \dots, m$ 的概率定义为

$$\hat{q}_u = C \sum_{i=1}^n k(\|x_i^*\|^2) \delta[b(x_i^*) - u] \tag{1}$$

其中: $\hat{q}_u$ 是第 u 个特征向量的概率密度, δ 是 Kronecker delta 函数,而 $k(x)$ 是一个各向同性核, C 为规范化常数,使目标的概率密度和为 1,定义如下:

$$C = 1 / \sum_{i=1}^n k(\|x_i^*\|^2) \tag{2}$$

运动目标在第二帧及以后的每帧中可能包含目标的区域称为候选区域,其中心坐标为 Y ,也是核函数的中心坐标。该区域中的像素用 $\{x_i\}_{i=1, \dots, n_h}$ 表示,参照式(1),对候选区域的描述称为目标候选模型,候选模型的特征值 $u=1, \dots, m$ 的概率密度为

$$\hat{p}_u(y) = C_h \sum_{i=1}^{n_h} k(\| \frac{y-x_i}{h} \|^2) \delta[b(x_i) - u] \tag{3}$$

$$C_h = 1 / \sum_{i=1}^{n_h} k(\| \frac{y-x_i}{h} \|^2) \tag{4}$$

其中:式(4)是标准化的常量系数。

1.2 基于 Bhattacharyya 系数的测度

用 Bhattacharyya 系数定义目标模型和候选模型之间的距离。

$$d(y) = \sqrt{1 - \rho[\hat{p}(y), \hat{q}]} \tag{5}$$

$$\hat{\rho}(y) \equiv \rho[\hat{p}(y), \hat{q}] = \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(y) \hat{q}_u} \tag{6}$$

Bhattacharyya 系数是散度类型的测度,有着直观的几何意义。它是 m 维特征向量 $(\sqrt{\hat{p}_1}, \dots, \sqrt{\hat{p}_m})^T$ 和 $(\sqrt{\hat{q}_1}, \dots, \sqrt{\hat{q}_m})^T$ 之间夹角的余弦^[7],其值在 0~1。 $\hat{\rho}(y)$ 的值越大,表示两个模型越相似,在当前帧不同的候选区域中计算得到的候

选模型,使得 $\hat{\rho}(y)$ 最大的候选区域即是在本帧中目标的位置。

为使 $\hat{\rho}(y)$ 最大,在当前帧的目标中心先定位为前一帧中目标中心的位置 y_0 ,从这一点开始寻找最优匹配的目标,其中心为 y_0 。先计算目标候选模型 $\hat{p}(y_0)$,对式(6)在 $\hat{p}(y_0)$ 处进行泰勒展开, Bhattacharyya 系数可近似表示为

$$\rho[\hat{p}(y), \hat{q}] = \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(y_0) \hat{q}_u} + \frac{C_h}{2} \sum_{i=1}^{n_h} w_i k(\| \frac{y-x_i}{h} \|^2) \tag{7}$$

其中 $w_i = \sum_{u=1}^m \sqrt{\frac{\hat{q}_u}{\hat{p}_u(y_0)}} \delta[b(x_i) - u] \tag{8}$

式(7)的第二项表示在当前帧 y 处,基于核 $k(x)$ 的密度估计,密度模式应是密度的局部极大值。故对第二项求导数,令其等于零,得到 Mean Shift 公式:

$$y_1 = \frac{\sum_{i=1}^{n_h} x_i w_i g(\| \frac{y-x_i}{h} \|^2)}{\sum_{i=1}^{n_h} w_i g(\| \frac{y-x_i}{h} \|^2)} \tag{9}$$

其中: $g(x) = -k'(x)$ 。

w_i 表示候选区域像素点 x_i 属于目标可能性大小:一个点的权值越大,表明其属于目标的可能性越大。因此,候选区域的质心将会落在权值较大的区域,不断重复这样一个过程, Mean Shift 将收敛到目标位置。

当选择 $k(x)$ 为 Epanechnikov 核时, $g(x) = 1$,这时 Mean Shift 跟踪算法的收敛速度较快,式(9)简化为

$$y_1 = \frac{\sum_{i=1}^{n_h} x_i w_i}{\sum_{i=1}^{n_h} w_i} \tag{10}$$

1.3 瞬间丢失目标的改进

在目标跟踪过程中,当目标瞬间移动速度过快,突然从图像消失,或被遮挡,使搜索窗口迅速变小,并停留在背景中,且 Bhattacharyya 相关系数变得很小,目标跟踪丢失,即使目标仍在视野或者再进入视野中,还是很难跟踪到目标,这表明 Mean Shift 跟踪算法失效。针对以上情况,从效率和实时性角度出发,用自适应扩展搜索窗口改进 Mean Shift 算法。

虽然跟踪目标瞬间丢失或遮挡,但在较短的时间内,目标还在丢失位置的附近,因此在丢失位置根据跟踪结果将搜索窗口作自适应调整。将目标的颜色直方图在跟踪窗口内进行反向投影,对于获得的二值化图像利用连通域标记算法搜索到为丢失目标的连通域,根据获得的目标有关的矩特征,利用中心二阶矩特征计算出用椭圆表示的目标长短轴和方向,并将此椭圆区域作为此目标重新跟踪的初始区域。

当搜索窗口迅速变小到小于阈值,或者相关系数 ρ 小于阈值,目标有可能丢失或者被遮挡。在跟踪算法中,设搜索窗口 search_window 作为输入,跟踪结果窗口 result_window 作为输出。根据经验,以前一帧窗口 pre_window 的 0.3 作为确定的阈值窗口,用 result_window 与 pre_window $\times 0.3$ 作比较,作出决策。若前者小于后者,在下一时刻(下一帧中)产生一个辅助的可扩大窗口 enlarge_window 累加到 result_window 上,使跟踪目标尽可能在搜索窗口范围之内,直到快速连通域标记法搜索到丢失的目标。对于多个目标颜色相同,当一个目标丢失的

时候扩大的窗口可能会获得另一个目标信息,在跟踪序列中查找是否存在搜索窗口中的目标,如果搜索窗中获得目标已在跟踪序列中则舍弃。

在视频序列图像中,搜索窗口调整描述如下: $image_size$ 为序列图像大小; $track_Target[i]$ 为跟踪目标序; $track_count$ 为跟踪目标数目; sub_frame 为目标丢失连续帧数的跨度,是视频当前帧数减去每次目标开始丢失时帧数; $linescan_connecteddomain(search_window)$ 为基于扫描线的连通域标记算法; $get_target[i]$ 为获得目标跟踪序列; get_count 为获得目标跟踪数目。

```
if ( result_window < pre_window * 0.3 || rho < 0.6 )
{
    enlarge_window = pre_window * 2sub_frame;
    search_window = result_window + enlarge_window;
    get_target
    linescan_connecteddomain( search_window );
    for(i = 0; i < get_count; i++)
    for(j = 0; j < get_count; j++)
    if( get_target[i] != track_Target[j] )
    { 将获得目标加入到跟踪序列中; }
    if ( search_window > image_size )
    search_window = image_size; }
```

2 连通域标记算法

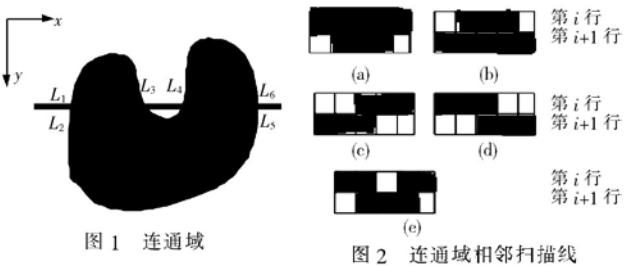
图 1 是一个二值图像,其中 C 为一连通域,即 C 为具有连通性质的点的集合,设前景灰度为 1,背景灰度为 0。根据扫描线与 C 的交点关系,有如下定义:

- a) 区间入点:如果 $f(x,y)=0,f(x+1,y)=1$,则 $f(x+1,y)$ 就为入点,如 L_1,L_4 。
- b) 区间出点:如果 $f(x,y)=1,f(x+1,y)=0$,则 $f(x,y)$ 就为出点,如 L_3,L_6 。
- c) 区间上点:如果 $f(x-1,y)=1,f(x+1,y)=1$,则 $f(x,y)$ 就为区间上点,如 L_2,L_5 。

从图 1 中可以看到,区间入点、上点、出点,由于同在同一条扫描线上,且为同一个线段区间内,所以它们必然为同一个连通域内。利用扫描线上线段区间的这个性质,就可以简化连通域表示,只需要记录区间入点和出点,以及当前的行数,就可以表示一个小的连通域。而对于任意一个连通域,都可以任意分割为小的连通域集,这些小的连通域又同属一个整体连通域中,即可以按照扫描线上的线段区间进行连通域的划分。

扫描线算法的另外一个特点是扫描由上而下,从左至右。这也就决定了只有相邻扫描线上的线段区间才有可能直接合并为同一个连通域,反之则不能直接合并为同一个连通域。利用线段区间的这个性质,连通域的判断也就简化为相邻扫描线上线段区间是否可以合并为一个连通域的判断问题,更进一步简化为相邻线段区间之间的端点关系问题。

以 4 连通域为例,如图 2 所示,给出了相邻扫描线上线段区间之间可以为连通域的可能情况图。



通常第 i 行扫描线上线段区间的所属连通域,然后判断第 $i+1$ 行扫描线上线段区间的所属连通域。通过观察可以看到,对于图 2 中的 (b) ~ (e) 这几种情况,可以将第 $i+1$ 行中相应的线段区间与第 i 行以及第 i 行为同一个连通域中的相应线段区间集合合并为同一个连通域。而对于图 2 (a) 的情况,由于第 $i+1$ 行线段区间 C 首先和第 i 行以及第 i 行为同一个连通域的线段区间集合 A 合并为同一个连通域,所以此后的连通域合并过程中,与 C 为同一个连通域的线段区间就必须与 C 即 A 属于相同连通域。这样的合并相当于两个已知连通域的合并。

3 实验结果与分析

通过基于 Mean Shift 算法的多目标跟踪(方法 1)和改进 Mean Shift/连通域标记(方法 2)的多目标跟踪实验,来验证本文提出方法的有效性。实验中,采用两个不同种类的球(如鸡蛋和乒乓球)作为跟踪目标。两个球作相向运动,实验的跟踪过程包括它们运动中的交错、重叠和分离。运动目标的跟踪效果用椭圆来显示。改进前的效果如图 3 所示。

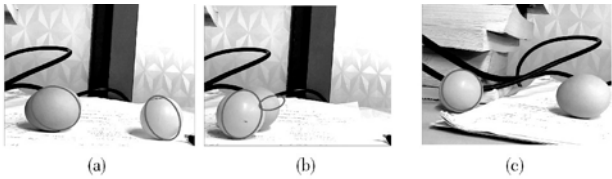
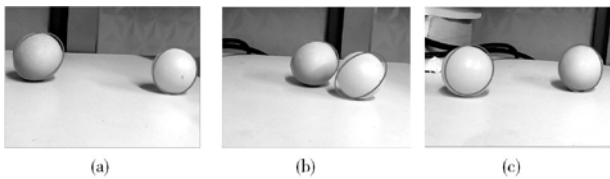


图 4 所示为改进 Mean Shift/连通域标记组合算法的多目标跟踪结果。图 4 与图 3 中两个目标交错、重叠到分离的过程相同。在跟踪过程中的每一时刻,Mean Shift 不断迭代到最优位置。另外,在此过程中,若目标由于速度过快而引起目标瞬间丢失,则搜索窗口会通过自适应地扩展,并利用连通域标记算法获得目标重新跟踪的信息,使得目标再次成功跟踪。因此,图 4 两目标分离后,还能继续保持对各目标的跟踪,提高了跟踪的效果。而如图 3 未经改进算法两目标交错后一个目标跟踪失败。



为进一步说明本文提出算法的有效性,在相同条件下,采用 Mean Shift 算法、改进 Mean Shift/连通域标记组合算法分别进行了 50 次两球作相向运动的多目标跟踪实验,每次实验过程包括它们运动中的交错、重叠和分离。从表 1 统计结果可知,方法 1 的跟踪成功率为 50%,方法 2 的跟踪成功率为 92%,方法 2 明显优于方法 1,而且跟踪结果比较稳定。

表 1 两种方法多目标跟踪的成功率比较

跟踪方法	实验次数	成功次数	成功率/%
方法 1	50	25	50
方法 2	50	46	92

4 结束语

本文针对多目标跟踪中目标瞬间丢失、目标交错、重叠时

跟踪失败的情况,提出了改进 Mean Shift/连通域标记组合的多目标跟踪方法。实验结果表明,改进 Mean Shift/连通域标记组合算法能实现多目标交错、重叠时的连续跟踪,可有效提高多目标跟踪的成功率。然而,基于 Mean Shift 算法的目标跟踪要求目标具有特定的颜色,若背景中存在较大面积的干扰色,或各目标间颜色较为接近,就会影响跟踪效果。为减少本算法在实际应用中的不足,可以将算法应用在背景色与目标颜色差别较大场景中,或者对颜色相近的多个目标进行运动估计,亦或者可以利用目标纹理特征来进行跟踪。为此,如何有效利用各目标的多种特征信息来提高多目标跟踪成功率,需要进一步研究。

参考文献:

[1] YILMAZ A, JAVED O, SHAH M. Object tracking: a survey[J]. *ACM Computing Surveys*, 2006, 38(4): 13-57.

[2] 朱胜利. Mean Shift 及相关算法在视频序列跟踪中的研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2005.

[3] FUKUNAGA K, HOSTETLER L D. 密度函数的梯度估计在目标识别中的应用[J]. *信息理论 IEEE 会刊*, 1975, 21(1): 32-40.

[4] CHENG Yi-zong. Mean Shift 模式搜索和聚类[J]. *模式分析与机器智能 IEEE 会刊*, 1995, 17(8): 790-799.

[5] BRADSKI G R. 在可交互用户系统中的应用的计算机视觉人脸识别[J]. *英特尔技术期刊*, 1998, 2(2): 1-15.

[6] COMANICIU D, MEER P. Mean Shift: 一种用于特征空间分析的鲁棒性方法[J]. *模式分析与机器智能 IEEE 会刊*, 2002, 24(5): 603-619.

[7] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. 基于核的目标跟踪[J]. *模式分析与机器智能 IEEE 会刊*, 2003, 25(4): 564-575.

[8] COLLINS R T. 基于尺度空间的 Mean-Shift 斑跟踪[C]//IEEE. 2003 年计算机视觉与模式识别国际会议论文集. 美国: IEEE 计算机协会, 2003: 234-240.

[9] COLLINS R T, LIU Yan-xi, LEORDEANU M. 判别跟踪特征点的在线选择[J]. *模式分析与机器智能 IEEE 会刊*, 2005, 27(10): 1631-1643.

[10] HARITAOGLU I, FLICKNER M. 商场中购物群的检测与跟踪[C]//IEEE 2001 年计算机视觉与模式识别国际会议论文集. 美国: IEEE 计算机协会, 2001: 431-438.

[11] MAGGIO E, CAVALLARO. 基于粒子滤波和模型自适应的 Mean Shift 的方法[C]//IEEE 2005 年声学、语音和信号处理的国际会议论文集. 美国: IEEE 计算机协会, 2005: 221-224.

[12] YANG Cang-jiang, DAND R, DAVIS L S. 一种基于新相似度方法的高效 Mean-Shift 方法[C]//IEEE 2005 年计算机视觉与模式识别国际会议论文集. 美国: IEEE 计算机协会, 2005: 176-183.

[13] YILMAZ A. 一种基于非对称核的尺度和方向自适应 Mean Shift 方法[C]//IEEE 2007 年计算机视觉与模式识别国际会议论文集. 美国: IEEE 计算机协会, 2007: 1-6.

[14] ZIVKOVIC Z, KROSE B. 一种基于颜色直方图的类 EM 目标跟踪算法[C]//IEEE 2004 年计算机视觉与模式识别国际会议论文集. 美国: IEEE 计算机协会, 2004: 798-803.

[15] 贾静平, 张艳宁, 柴艳妹, 等. 目标多自由度 Mean Shift 序列图像跟踪算法[J]. *西北工业大学学报*, 2005, 23(5): 618-622.

[16] 彭宁嵩, 杨杰, 刘志, 等. Mean-Shift 跟踪算法中核函数窗宽的自动选取[J]. *软件学报*, 2005, 16(9): 1542-1550.

[17] 宁纪锋. 图像分割和目标跟踪中的若干问题研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2009.

[18] 马吉甫, 高雪峰. 基于扫描线的连通域搜索算法[J]. *福建电脑*, 2006, 6(12): 121-131.

[19] 王静. 二值图像连通域的分段标记算法及实现[J]. *红外与激光工程*, 2010, 39(4): 761-765.

(上接第 3959 页)环境下的生长发育进行模拟。如图 6 所示, 黄瓜植株在各生育阶段均保持了良好的生长状况。

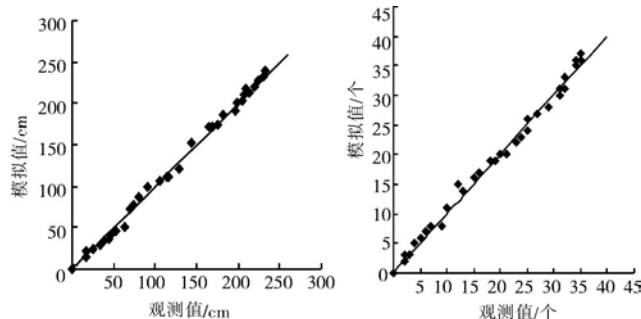


图 3 株高观测值和模拟值的相关图

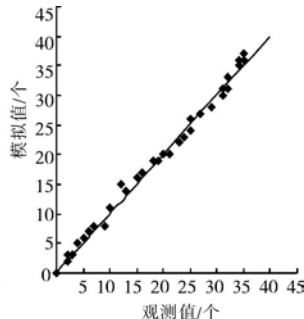


图 4 叶龄观测值和模拟值的相关图

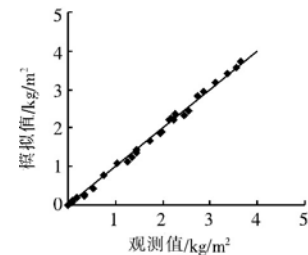


图 5 干物质积累观测值和模拟值的相关图



图 6 虚拟黄瓜植株生长模拟

5 结束语

本文基于生长模型并采用计算机与信息化技术,对温室黄

瓜植株生长虚拟模型进行了研究。在现有生长模型基础上,以累积生长度日为参数,建立了黄瓜的形态发生与生理功能模型。采用虚拟植物方法,建立了植株拓扑与器官形态变化的规则化描述模型,并在信息重构与融合基础上构建了黄瓜植株生长的虚拟模型。实验结果表明了所构建的模型不仅能反映作物生长发育规律,而且利用作物生长过程的计算机重现,能够为温室作物生产的动态跟踪与管理提供依据,也为提高温室环境智能决策与调控水平奠定基础。

参考文献:

[1] De REFYE P, HEUVELINK E, BARTHÉLÉMY D, et al. Plant growth models[C]//Encyclopedia of Ecology. 2008: 2824-2837.

[2] JALLAS E, SEQUEIRA R, MARTIN P, et al. Mechanistic virtual modeling: coupling a plant simulation model with a three-dimensional plant architecture component[J]. *Environmental Modeling and Assessment*, 2009, 14(1): 29-45.

[3] PRATA R, De MORAES F, KRAJEWSKI W F. Three-dimensional digital model of a maize plant[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2010, 150(3): 478-488.

[4] 钟南, 罗锡文, 秦琴. 基于生长函数的大豆根系生长的三维可视化模拟[J]. *农业工程学报*, 2008, 24(7): 151-154.

[5] 何火娇, 杨红云, 唐建军, 等. 水稻植株虚拟生长可视化系统设计及其实现[J]. *系统仿真学报*, 2009, 21(14): 4393-4396.

[6] 唐卫东. 基于生长模型的虚拟植物技术研究——以北固山湿地优势植物芦苇为例[D]. 镇江: 江苏大学, 2007.

[7] 唐卫东, 刘昌鑫, 李萍萍, 等. 基于 Open-L 系统及递归表示的虚拟植物模型[J]. *农业机械学报*, 2009, 40(1): 167-170.