doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.08.027

# 基于形态重构的叶片性状特征可视化表达方法

唐卫东 刘振文 刘冬生 龙满生

(井冈山大学电子与信息工程学院, 吉安 343009)

摘要:针对目前叶片性状特征在信息融合与表达过程中存在单一性及抽象性等问题,提出一种基于形态重构的叶 片性状特征可视化表达方法。以温室黄瓜叶片生长为例,将有效积温、生长速率等作为特征参数,建立叶片形态发 生模型,利用参数化样条曲线描述叶缘、叶脉的几何形态,采取二分法递归地分割叶缘及叶脉曲线,以实现叶片曲 面的网格化细分,结合叶色纹理信息映射模型,提出叶片性状特征的可视化表达方法。实验结果表明,运用该方法 得到的叶片性状特征模拟值与观测值之间的相对误差较小,其决定系数均达到 0.95 以上,均方根误差不大于 0.236,与传统的建模方法相比,该模型具有更高的拟合度和可靠性,能够有效实现黄瓜叶片性状变化的动态仿真, 可为实时掌握和预测植物生长发育状况提供依据。

关键词:黄瓜;叶片性状;特征参数;融合;可视化表达;温室 中图分类号:S126;S627 文献标识码:A 文章编号:1000-1298(2019)08-0249-08

# Visual Expression Method of Leaf Traits Based on Morphological Reconstruction

TANG Weidong LIU Zhenwen LIU Dongsheng LONG Mansheng (College of Electronics and Information Engineering, Jinggangshan University, Ji' an 343009, China)

Abstract: Leaf traits can provide important references for canopy light distribution, growth and development, and monitoring of external environment. Aiming at the problems of simplicity and abstraction in the process of processing and expressing leaf traits, a leaf traits fusion method based on morphological reconstruction was proposed. Taking the growth of cucumber leaves in greenhouse as an example, the effective accumulated temperature and growth rate were taken as characteristic parameters to establish the leaf morphogenesis model. The parametric spline curve was used to describe the geometric shape of leaf edge and vein. The dichotomy method was used to divide the leaf edge and vein curve recursively in order to realize the meshed subdivision of the blade surface. Combining with the leaf color texture information mapping model, a visual expression algorithm of leaf characteristics was introduced. The experimental verification results showed that the relative errors between the simulated and observed values of leaf traits obtained by this method were small, and the consistency was good, which demonstrated the method had certain feasibility and validity. Furthermore, in comparison with the typical statistical model and point cloud reconstruction model, the experimental results indicated that the square of correlation coefficients was above 0.95, and the root mean square deviation was no more than 0.236. Compared with traditional modeling methods, the proposed model had higher fitting degree and better reliability, by which it can effectively realize the dynamic simulation of cucumber leaf traits, which could provide a basis for real-time grasping and forecasting of plant growth and development. This method not only provided a reference for the dynamic tracking and management of greenhouse crop production, but also laid a theoretical foundation for the further study of the role of plants under various environmental factors.

Key words: cucumber; leaf traits; characteristic parameters; fusion; visual expression; greenhouse

收稿日期: 2019-02-18 修回日期: 2019-04-08

基金项目:国家自然科学基金项目(31860574、41561065)和江西省自然科学基金项目(20161BAB204172)

作者简介: 唐卫东(1974—), 男, 副教授, 博士, 主要从事农业信息化及温室环境控制研究, E-mail: metangwd@163. com

### 0 引言

近年来,数字与精准农业技术在很大程度上促 进了现代农业的发展,如数字农业技术在作物育种、 株型改良、作物生长发育状况监测及分析等方面均 发挥了重要作用<sup>[1-3]</sup>。与传统作物模型构建相比, 数字农业技术不仅有利于缩短试验周期、降低试验 成本,还可通过参数调控对复杂条件下作物的长势 进行直观而有效地预测。针对作物生长的复杂性, 在数字农业方面,以叶、花、果及根系等主要器官为 对象进行建模进而探究作物生长发育规律的研究已 引起国内外学者的广泛关注<sup>[4-9]</sup>。由于叶片是构成 植株冠层及影响其生长发育的重要器官,而其性状 表观对于植株冠层光分布、生长发育状况及外部环 境监测等具有重要参考意义,为此,针对叶片形态及 其表观的数字化研究是相关学者关注的热点问题。 国内外研究者通常采用图像理论、图形学方法或真 实感技术[10-18]构建叶片形态模型。另外,一些学者 从分子生物学角度探究了器官形体变化的内在机 理。KEITA 等<sup>[19]</sup>通过研究器官细胞分生组织的演 变规律,提出基于稀疏矩阵与L系统方法描述器官 形变过程。上述模型通过仿真可以从形态、颜色及 纹理特征等方面分析有关叶片器官的几何结构、营 养亏缺、水肥供应等,为进一步探究作物或作物群体 生长规律及其与外部环境的作用关系等奠定了基 础。

采取以上方法构建的叶片器官模型有助于定性 分析与掌握作物长势或受外部环境作用状况,然而, 由于不同生育期的叶片形体都在发生变化,上述模 型通常难以满足作物生长过程的跟踪与监测需求, 尤其在定量分析与动态掌握作物受外部环境作用下 的生长状况方面受限。例如,基于图像或点云数据 处理及特征提取的方法,虽然能够较好地对叶片等 器官形体进行重构,但是难以如实反映器官几何形 态的演变过程等<sup>[20-21]</sup>。因此,这些方法或模型多数 基于叶片形态参数静态地反映叶片性状特征,而无 法描述叶片性状在其生育期内的动态变化情况,其 存在的问题主要是:一方面在表达叶片性状时所利 用的特征较单一,缺乏对相关特征进行融合处理;另 一方面在叶片形态信息重构时主要基于特征提取, 而未考虑特征变化的连续性,从而导致叶片性状在 表达时缺乏动态性与直观性。因此,对叶片性状特 征进行有效融合并对其进行可视化表达,是深入而 系统地探究叶片性状变化规律的关键,叶片性状在 数字农业领域中具有重要的研究与应用价值。

目前,国内外以玉米、水稻等田间作物叶器官为

对象的研究已有较多报道,而针对温室可控环境下 黄瓜等典型作物的叶器官研究尚不多见。为此,本 文以温室黄瓜叶片为研究对象,根据已有研究的植 株生物形态学特性,在构建叶片形态发生模型的基 础上对叶片几何形态进行重构,提出叶性状特征的 可视化表达方法,最后运用该方法实现叶性状变化 的动态仿真,为实时掌握和预测温室作物生长发育 状况提供参考。

### 1 生物形态学特性

对于黄瓜等植株而言,除了根系是植株吸收土 壤水分、养分的重要器官,地上部的叶片等器官在很 大程度上影响植株冠层的光合作用、呼吸作用及蒸 腾作用等生理生态功能,而且,黄瓜的生长状况可以 通过叶片性状特征直接反映出来。已有研究表明, 黄瓜植株生长是一个由微观到宏观的生命活动过 程,植株的生长、发育及演变过程具有显著的动力学 特性<sup>[22]</sup>。例如,根系对水肥的吸收是保证植株个体 正常生长、发育及演变的前提,根系将所吸收的水分 及养分向上运输到植株的地上部分,这是植株个体 生存的基本动力,而冠层叶部器官将光合产物通过 主茎运输到根部,确保根部器官进行正常的生长发 育,同时也促进根部对水分与养分的吸收。

由于黄瓜植株在其生长发育过程中受到光照、 温度等外部环境因子作用,从而使得植株冠层形态 结构不断发生变化,如叶片等器官形体变化。其中, 叶片不仅是植株拓扑结构演变的基本单元,也是构 成植株冠层结构的主要部分,其形体变化在一定程 度上影响冠层部分的生长发育。黄瓜叶片的基本形 态特征及构成如图1所示。研究表明,黄瓜叶片的 形态发生过程不仅是植株生长发育进程特征的体 现,还是温度、光照等外部环境因子共同作用的结 果。由于植株生长速率、生长发育进程等动力学参 数能够反映黄瓜植株冠层形态结构变化特征,为此,



图 1 叶片的基本形态特征及构成 Fig. 1 Basic morphological characteristics and structure of leaf 1. 叶缘 2. 叶柄 3. 主叶脉 4. 侧叶脉

黄瓜植株生长的动力学特性可以通过叶片等器官形 体变化来体现。

而从已有的温室黄瓜研究得知,在外部环境因 子作用中温度对黄瓜植株叶片等器官的形态变化影 响较大,且与单纯采用时间尺度相比,植株生长随所 需外部温度(即积温)的变化更能从宏观角度反映 植株发育状况。针对从定植后的黄瓜植株幼苗开始 发育到植株成熟,根据生长速率在各生长阶段的差 异性,本研究将黄瓜植株整个生长过程分为幼苗期、 生长初期、迅速生长期及成熟期等阶段,即植株生长 经历了由慢到快再到慢的不同阶段。

# 2 形态发生模型

叶片是黄瓜植株完成生理生态功能的主要器 官,从有关温室黄瓜生长模型的大量研究可知,植株 从定植后的幼苗开始到发育成熟,叶片器官的形态 发生过程可以利用有效积温及随温度变化的生长速 率来描述。

#### 2.1 有效积温

依据植株生长一定时间后的积温概念,将有效 积温表示为

$$g = \sum_{i=1}^{n_d} (t_{di} - t_b)$$
(1)

式中 g----有效积温,℃

t<sub>di</sub>——日平均温度,℃

- t<sub>b</sub>——植株发育所需的最低临界温度, ℃, 该 值由实验观测确定, 在植株生长期内 一般都有 t<sub>b</sub> < t<sub>di</sub>
- n<sub>d</sub>——定植后植株的生长时间,d

第j个生长阶段的有效积温为

$$g_{j} = \sum_{j=1}^{m_{j}} (t_{dj} - t_{b})$$
 (2)

式中 g<sub>j</sub> — 第 j 个生长阶段的有效积温, j ∈ {1,2, 3,4},该值由实验观测确定, ℃

> *t<sub>dj</sub>* ——第*j*个生长阶段内的日平均温度,℃ *m<sub>j</sub>* ——植株在第*j*个生长阶段的最大生长时 间.d

# 2.2 生长速率

生长速率随温度变化的关系表示为

$$v_p = \frac{t_{dj} - t_b}{g_j} \tag{3}$$

式中 vp--生长速率

一般可将 t<sub>b</sub> 和 g<sub>j</sub> 设为固定值, v<sub>p</sub> 随 t<sub>d</sub>变化。根 据生长速率和植株生长到任一阶段时的有效积温, 可以得到植株生长到一定时间后所处的生长进程。 依据植株各生育期的实验观测结果及气象资料数 据,计算植株在各生长进程内的累积温度,可以获得 植株在第*j*个生长阶段的有效积温*g<sub>j</sub>*。在利用生长 进程模型模拟植株生长进程时,通过气象资料的每 日平均温度计算得到*g*,*j*的值通过比较  $\sum_{m=0}^{j} g_m = \int_{0}^{\infty} g_m$ 的大小来确定。

### 2.3 叶片形态发生模型

通常,植株上不同叶序的叶片因受积温作用的 影响而在形态变化方面有所差异,根据不同叶片开 始出现时的积温差别,可将植株上叶片出现时所需 的有效积温定义为

$$h_m = h + \sum_{k=1}^{n_f} h_k \tag{4}$$

$$h_k = d_k (t_{dj} - t_b) \tag{5}$$

$$h = \sum_{i=1}^{m_{a}} (t_{di} - t_{b})$$
 (6)

其中

- *h<sub>m</sub>*——从植株定植至叶片开始出现所需的有效积温,℃
- *h<sub>k</sub>*——第*k*个叶片出现时所需的有效积 温,℃
- d<sub>k</sub>——第 k 个叶片出现时所需的时间,d
- *h*——植株从定植至第1个叶片开始出现时 所需的有效积温,℃
- *N<sub>d</sub>*——植株从定植至第1个叶片开始出现的时间,d

尽管不同叶序的叶片形态有所差异,但叶片形态变化主要表现为叶片长度和宽度变化,为便于观测,叶片长度、宽度通常取叶片完全展开时的最大长度和宽度。已有实验表明,叶片长度的变化符合 S型曲线生长,因此,叶片长度可以表示为

 $V(x) = V = \mu_n v_n (g - h_m)$ 

$$\begin{pmatrix} h_{s}(g) = I_{s0}e^{-h(p+0)} \\ \begin{pmatrix} h_{m} < g \leq \sum_{n=1}^{4} g_{m} \end{pmatrix}$$

$$(7)$$

式中 Y<sub>s</sub>-----叶片长度, cm

μ<sub>n</sub>——修正系数,该值由实验观测确定

Y<sub>50</sub>——第1个叶片的初始长度

根据实验观测,黄瓜叶片器官具有相似生长现 象,且叶片宽度的变化与其长度呈现一定比例关系, 因此,叶片宽度可以表示为

$$Y_D(g) = \zeta Y_S(g) \tag{8}$$

式中 Y<sub>D</sub>-----叶片宽度,cm

ζ-----比例系数,由实验观测确定

根据已有的黄瓜实验观测结果得知,当叶片完 全展开时的叶片面积计算公式为

$$Y_A(g) = Y_S(g) Y_D(g) \delta$$
(9)

式中  $Y_4$ ——叶片面积, cm<sup>2</sup>

δ——形态系数,取0.73

当植株生长到一定时间,即有效积温达到饱和时, 叶片生长停止,此时叶片长度和宽度不再发生变化。

# 3 几何形态重构

252

依据上述黄瓜叶片形态发生模型,可以生成不同生育阶段叶片的基本形态信息,在此基础上可通过叶片几何形态的重构来反映叶片的性状特征变化。叶性状特征主要包括叶片形态及颜色纹理,其中,叶片形态主要表现为叶缘与叶脉的变化。黄瓜叶片的性状特征信息主要包括由叶缘、叶脉构成的几何形态信息和由颜色纹理形成的属性信息两方面,因此,叶片的几何形态重构主要是建立叶缘与叶脉的几何形态模型和相应的颜色纹理信息映射模型。

# 3.1 叶缘与叶脉的几何形态表示

根据实验观测对黄瓜叶片形态进行适当的简 化,如图2所示,为黄瓜叶片的叶缘与叶脉的几何形 态结构示意图,其中,P<sub>0</sub>、P<sub>1</sub>、…、P<sub>7</sub>是构成叶缘和叶 脉的特征点。考虑到黄瓜叶片在不同生育期的形态 变化具有相似性,本文设定构成叶缘和叶脉的上述 特征点除发生位置矢量的改变外其序列始终保持不 变。根据简化后的叶缘、叶脉的几何形态特征,为充 分利用上述特征点实现对叶缘和叶脉的灵活控制, 本文采用常见的参数化样条曲线<sup>[23]</sup>来描述叶缘、叶 脉的几何形态变化。



Fig. 2 Schematic of geometric structure of leaf margins and veins

#### (1)叶缘

通常黄瓜叶缘呈伞状结构,叶缘曲线主要由叶 缘上的一系列特征点控制,因此,当已知叶缘的特征 点位置矢量,可以将叶缘曲线的任意点位置矢量采 用非均匀有理 B 样条(Non-uniform rational B- splines,NURBS)曲线<sup>[23]</sup>形式表示为

$$\frac{(\mathbf{X} - t_i)N_{i,k-1}(\mathbf{X})}{t_{i+k} - t_i} + \frac{(t_{i+k+1} - \mathbf{X})N_{i+1,k-1}(\mathbf{X})}{t_{i+k+1} - t_{i+1}}$$
(11)

$$N_{i,0}(\lambda) = \begin{cases} 1 & (t_i \leq \lambda < t_{i+1}) \\ 0 & (\lambda < t_i \not \boxtimes \lambda \geq t_{i+1}) \end{cases}$$
(12)

式中 C——叶缘曲线的任意点位置矢量 P<sub>i</sub>——叶缘的特征点位置矢量 ω<sub>i</sub>——对应特征点的权重系数 N<sub>i,k</sub>(λ)——k 次 B 样条曲线的基函数 N<sub>i,o</sub>——指数为0 时 B 样条曲线的基函数 n——特征点数 λ——B 样条曲线的基函数控制参数 i——对应特征点的序数 t<sub>i</sub>——k 次 B 样条函数的节点参数

#### (2)叶脉

黄瓜叶脉通常从叶基生出后由粗到细不断衍生 并形成网状结构。为了便于描述叶脉曲线的变化, 本文根据叶脉演变过程将其分为主叶脉与子叶脉 (或侧叶脉),不妨将由主叶脉直接分出的子叶脉称 为一级子叶脉,则根据叶脉形成特性该一级子叶脉 又可以进一步衍生为二级子叶脉、三级子叶脉等,考 虑到子叶脉衍生级数越高叶脉纹理越不明显且所需 的存储空间及处理时间开销越大,本文仅考虑到三 级子叶脉。主叶脉曲线的端点是由叶片基部特征点 (简称基点)P<sub>0</sub>与 P<sub>1</sub>、P<sub>2</sub>等各个特征点构成,而子叶 脉曲线可以视为由主叶脉曲线上的 Q<sub>1</sub>、Q<sub>2</sub>等特征点 与叶缘曲线上的 C<sub>1</sub>、C<sub>2</sub>等特征点控制,如主叶脉曲 线 P<sub>0</sub>P<sub>4</sub>的端点是特征点 P<sub>0</sub>、P<sub>4</sub>,而子叶脉曲线 Q<sub>4</sub>C<sub>4</sub> 是由主叶脉曲线 P<sub>0</sub>P<sub>4</sub>上的特征点 Q<sub>4</sub>与叶缘曲线 P<sub>3</sub>P<sub>4</sub>上的特征点 C<sub>4</sub>控制。

由于主叶脉曲线通常比较单一且变化不大,当已知主叶脉曲线的特征点位置矢量,可以将主叶脉曲线的任意点位置矢量用二次 Bézier 曲线<sup>[23]</sup>形式表示为

$$\boldsymbol{Q}_{m}^{\prime}(\boldsymbol{\mu}) = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\mu}^{2} & \boldsymbol{\mu} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 2 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{P}_{0} \\ \boldsymbol{Q}_{m} \\ \boldsymbol{P}_{m} \end{bmatrix}$$

(13)

式中 Q'<sub>m</sub> — 第 m 条主叶脉曲线任意点位置矢量 P<sub>0</sub> — 叶片基点位置矢量 Q<sub>m</sub> — 第 m 条主叶脉曲线特征点位置矢量  $P_m$ ——第m条主叶脉曲线的端点位置矢量  $\mu$ ——参数, $0 \le \mu \le 1$ 

由于子叶脉曲线是由主叶脉曲线上的特征点 Q<sub>i</sub>和叶缘曲线上的特征点 C<sub>i</sub>所控制,当已知子叶脉 曲线的特征点位置矢量,可以将子叶脉曲线的任意 点位置矢量用 NURBS 曲线<sup>[23]</sup>形式表示为

$$\boldsymbol{Q}_{s}'(\boldsymbol{\lambda}) = \sum_{i=1}^{n} \boldsymbol{M}_{i} \boldsymbol{\omega}_{i} N_{i,k}(\boldsymbol{\lambda}) / \sum_{i=1}^{n} \boldsymbol{\omega}_{i} N_{i,k}(\boldsymbol{\lambda})$$
(14)

式中 Q'\_\_\_子叶脉曲线的任意点位置矢量

*M<sub>i</sub>*——子叶脉曲线的特征点位置矢量,当*i* 取奇数时为叶缘曲线上的*C*<sub>1</sub>、*C*<sub>2</sub>等特 征点的位置矢量,而当*i*取偶数时为 主叶脉曲线上的*Q*<sub>1</sub>、*Q*<sub>2</sub>等特征点的位 置矢量

#### 3.2 叶片的网格化细分

为了表示叶片的颜色纹理属性信息,在不影响 由叶缘与叶脉曲线形成的叶片拓扑结构基础上还需 进一步对叶片曲面进行细分。由于现有方法多数适 用于叶片曲面静态重构,从而难以反映叶片在其生 长过程中发生的动态属性信息[15,24-27]。由于叶缘 与叶脉可以被视为构成叶片曲面的骨架,叶片曲面 的变化是在该骨架基础上形成。根据黄瓜叶片形态 特性,本文在现有特征点基础上采用二分法递归地 对叶缘与叶脉曲线进行分割,直到分割的曲线段满 足一定的阈值条件。若将分割点作为新的特征点. 可以得到由一系列特征点构成的点集。例如,当已 知主叶脉曲线  $P_0P_4$ 上的特征点  $Q_4$ 、 $P_4$ 及其位置矢 量,则可以采用二分法对曲线段 $Q_A P_A$ 进行处理并得 到分割点 M<sub>1</sub>及其位置矢量,在此基础上又可以对曲 线段 M<sub>1</sub>P<sub>4</sub>进行处理并得到分割点 M<sub>2</sub>及其位置矢 量,如此便可以获得一系列新的特征点,如图3所 示。

若忽略叶片在其生长过程中由于各类因素而产 生的畸形、缺损或孔洞等异常情况,由叶片曲面上的 各个特征点构成的三角形面片具有一定的连续性。 为此,根据黄瓜叶片的形态发生规律及叶缘与叶脉 的几何形态特征,本文运用典型的 Delaunay 三角剖 分算法<sup>[28]</sup>,并以二分法获得的所有特征点为点集来 实现叶片曲面的网格化细分。采用该细分方法生成 的网格既能够较好地保持原始网格的特征点,又使 得叶片曲面的网格化细分能够适应叶片的动态 生长。

#### 3.3 叶色纹理信息映射模型

为了真实地再现不同生育阶段叶性状变化,需 要进一步建立叶片的颜色纹理信息映射模型。考虑



到在对叶片曲面进行网格化细分后得到一个由若干 特征点形成的点集,本文采用常见的离散法定义颜 色纹理<sup>[29-31]</sup>,并构造一个二维数组用于存储颜色纹 理信息,通过建立数组元素与叶片曲面特征点之间 的对应关系,实现颜色纹理信息的映射。为此,若叶 片曲面特征点矢量为 *M*,对应的颜色纹理坐标为 (α,β),则叶色纹理信息映射模型表示为

$$\boldsymbol{M} = f(\alpha, \beta) \tag{15}$$

其中

式中 f-----叶色纹理信息映射函数

采用参数方程形式确定f,即通过依次建立特征点的 坐标分量 x, y, z 与颜色纹理坐标分量  $\alpha, \beta$  之间的对 应关系得到。

 $\boldsymbol{M} = (x, y, z)$ 

此外,对于特征点之间的其它点的颜色纹理信 息可以通过对特征点颜色纹理取插值的方式获得。

# 4 可视化表达

随着植株叶龄的增长,从生长初期到成熟阶段 叶片的几何形态及颜色纹理等特征信息不断发生变 化。从上述黄瓜叶片的形态发生模型与几何形态重 构模型得知,叶性状特征信息随着有效积温、生长速 率的改变而呈现出一定的连续性。为了在计算机上 再现叶片的形态变化过程,需将叶片在其生长发育 过程中产生的性状特征信息转换为直观的可视化图 形信息。由上所述,叶片的几何形态及颜色纹理等 性状信息均与特征点有关,而特征点包含的基本信 息可以采取结构体形式定义,并以特征点结构体变 量为结点建立链表,再通过链表中结点的增加、删除 等操作实现特征点的动态存取。

可视化表达步骤如下:

(1)初始化相关信息:主要包括叶片的有效积 温、生长速率计算,对特征点链表进行初始化,建立 叶片形态信息表达的用户坐标系。 (2)由初始信息及叶片的形态发生模型得到叶 片的长度与宽度。

(3)根据步骤(2)结果,调用归一化的叶片形态 信息,利用叶缘、叶脉曲线模型获得相应的基本特征 点,将其加入链表。

(4)遍历链表,依据基本特征点信息采用二分 法对叶缘与叶脉曲线进行分割,将分割点作为新的 特征点加入链表。

(5)当分割的曲线段满足一定阈值条件,便不再 对叶缘与叶脉曲线进行分割,否则转入步骤(4)。

(6)运用 Delaunay 三角剖分算法,并根据链表 结点信息对叶片曲面进行网格化细分。

(7)依据颜色纹理信息映射模型及链表结点信息,得到各特征点的颜色纹理坐标。

(8)通过坐标系变换及投影变换,将上述叶性状特征的用户坐标信息转为设备坐标信息,再结合由步骤(6)得到的叶片曲面的网格化细分结果并调用光照模型及图形绘制函数,完成叶性状特征信息的可视化输出。

# 5 实验与分析

以无限生长型碧玉黄瓜为实验对象,分春秋两 茬进行无土栽培,第1茬用于模型构建,第2茬用于 模型检验,从幼苗开始直到植株成熟对叶片进行了 实验观测。考虑到温室黄瓜在营养期内叶片形态变 化较大且在整个生长期经历时间最长,本文主要对 该阶段的叶性状特征变化进行了观测。根据叶性状 的特征参数,每隔7d随机选取长势相当的100株 植株作为观测样本,再对样本分别采用非破坏性测 量和破坏性测量,其中,选取植株顶部向下数第5片 完全展开叶片为样本,将观测结果取平均值作为黄 瓜叶片性状的特征信息。

为了验证本文方法的有效性,对选取的叶片长 度、宽度及叶面积等叶性状特征参数进行了模拟,分 别得到不同生长时间的模拟值,再将实验观测值与 模型模拟值进行比较,并以观测值为基准统计出对 应的相对误差,如表1所示。从表1可知,叶长、叶 宽特征参数的模拟值相对误差较小,最大值为 8.80%,而叶面积参数的模拟值相对误差较大,最大 值为17.99%,其原因主要是叶面积的误差是由叶 长和叶宽形成的累积误差,因此误差相对较大。此 外,为了进一步评价本文模型的精度,将统计模型、 点云重构模型与本文模型进行对比,结果如表2所 示。本文采用均方根误差对上述模型模拟值和实验 观测值之间的一致性进行比较分析,均方根误差越 小,模拟值与观测值的吻合性越好,表明模型的预测 性越好。均方根误差计算公式为

$$R_{\rm mse} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N} (o_i - s_i)^2}{N}}$$
(16)

式中 R<sub>mse</sub>——均方根误差  $o_i$ ——实验观测值  $s_i$ ——模型模拟值 N——样本容量

表1 营养期黄瓜叶性状特征模拟值与观测值对比

Tab.1 Comparison of simulated and observed values of leaf characters of cucumber in nutritional period

生长时间/	间/ 叶长			叶宽			叶面积		
d	模拟值/em	观测值/cm	相对误差/%	模拟值/em	观测值/cm	相对误差/%	模拟值/cm <sup>2</sup>	观测值/cm <sup>2</sup>	相对误差/%
20	15.4	14.6	5.48	13.6	12.5	8.80	152.89	129.58	17.99
27	17.3	18.5	- 6. 49	15.1	14.3	5.59	190. 70	187.83	1.53
34	20.6	20.8	- 0. 96	17.3	18.7	- 7. 49	260.16	276.16	- 5.80
41	22.4	21.9	2.28	20. 2	20.4	- 0. 98	330. 31	317.20	4.13
48	24.8	23.7	4.64	21.4	21.1	1.42	387.43	355.05	9.12
55	25.4	24.3	4.53	22.5	21.6	4.17	417.20	372.66	11.95
62	25.6	24.5	4.49	23.4	21.7	7.83	437.30	377.47	15.85

利用实验观测值与模拟值之间 1:1关系图得到的决定系数  $R^2$  和均方根误差  $R_{mse}$ 来分析模型的拟合度和可靠性。如表 2 所示,通过运用不同模型或方法依次得到叶性状特征参数的  $R^2$  和  $R_{mse}$ 。其中,叶长的  $R^2$  和  $R_{mse}$ 分别为 0.963 和 0.232 cm,叶宽的  $R^2$  和  $R_{mse}$ 分别为 0.955 和 0.226 cm,叶面积的  $R^2$  和  $R_{mse}$ 分别为 0.951 和 0.236 cm<sup>2</sup>。比采用前两种模型得到的  $R^2$  和  $R_{mse}$ 更优,表明运用本文方法得到的叶

性状特征参数模拟值与观测值具有更高的拟合度及 更高的可靠性。

从实验统计结果得知,运用本文方法构建的模型其拟合度均在0.95以上,表明模型模拟结果与实验观测值具有较好的一致性,该模型与传统的建模方法相比具有较好的可靠性和准确性。

此外,为了实现黄瓜叶性状变化的计算机仿真, 利用 Visual C++6.0 编译平台,开发了一个基于形

Tab. 2 Comparison of characteristic parameters of leaf traits obtained from different models

特征	统计	十模型	点云重	重构模型	本文模型		
参数	$R^2$	$R_{\rm mse}$	$R^2$	$R_{\rm mse}$	$R^2$	$R_{ m mse}$	
叶长	0.935	0.352 cm	0.946	0.315 cm	0.963	0. 232 cm	
叶宽	0.927	0.385 cm	0.943	0.338 cm	0.955	0.226 cm	
叶面积	0.913	$0.374~\mathrm{cm}^2$	0.937	$0.364~\mathrm{cm}^2$	0.951	0. 236 cm <sup>2</sup>	

态重构的黄瓜叶性状可视化系统。根据植株生物形态学特性及叶片几何形态变化规律,本系统利用开放式图形库(Open graphics library,OpenGL)提供的基本图形函数模块及有关阴影及光照函数模块,通过有效积温等外部环境的驱动实现叶性状的可视化仿真。

运用本研究提出的基于形态重构的黄瓜叶性状 可视化表达算法,通过修改叶片生长相关属性信息, 可以依次得到叶片生长过程中连续的性状变化动态 仿真结果。如图4所示,反映了叶片在不同生长阶 段的性状变化可视化仿真与实验观测对比结果。

从叶片性状变化过程的仿真实验得知,从定植 后的植株幼苗开始,由于生长速率在不同生长阶段 的变化,幼苗期和生长初期的生长速率相对较慢,而 进入迅速生长期后生长速率显著提高,该阶段叶片 发育较快,到了成熟期植株生长速率迅速下降并趋 于停止,此时叶片发育成熟。

# 6 结论

(1)在分析黄瓜生物形态学特性的基础上,以 有效积温、生长速率等影响叶片生长相关的参数对 叶片的形态发生模型进行了构建。利用常见的参数





化样条曲线描述了叶缘、叶脉的几何形态变化,再采 用二分法对叶缘与叶脉曲线进行分割,以实现叶片 形态的网格化细分,并建立了叶片的颜色纹理信息 映射模型,最后提出了叶性状特征的可视化表达 方法。

(2)实验结果表明,本文方法得到的叶片性状 特征模拟值与实验观测值之间的相对误差较小,一 致性较好,具有一定的可行性和有效性。与统计模 型、点云重构模型的实验对比结果得知,采用本文模 型得到叶性状特征模拟值与实验观测值之间的决定 系数均达到 0.95 以上,均方根误差不大于 0.236, 表明本文模型具有更高的拟合度和可靠性。

```
参考文献
```

- HU B G, ZHAO X, YAN H P, et al. Plant growth modeling and visualization-review and perspective [J]. Acta Automatica Sinica, 2001, 27(4):567-584.
- [2] 杨其长,魏灵玲,刘文科,等. 中国设施农业研究现状及发展战略[J]. 中国农业信息,2012(11):22-27.
   YANG Qichang, WEI Lingling, LIU Wenke, et al. Research and development strategy of facility agriculture in China[J]. China Agriculture Information, 2012(11):22-27. (in Chinese)
- [3] 赵春江,陆声链,郭新宇,等.数字植物研究进展:植物形态结构三维数字化[J].中国农业科学,2015,48(17):3415-3428.

ZHAO Chunjiang, LU Shenglian, GUO Xinyu, et al. Advances in research of digital plant: 3D digitization of plant morphological structure[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2015, 48(17): 3415 - 3428. (in Chinese)

- [4] KOLECKA N, KOZAK J, KAIM D, et al. Mapping secondary forest succession on abandoned agricultural land with LiDAR point clouds and terrestrial photography[J]. Remote Sensing, 2015, 7(7):8300-8322.
- [5] 吴露露,马旭,齐龙,等. 基于叶片形态的田间植物检测方法[J/OL]. 农业机械学报,2013,44(11):241-246.
   WU Lulu, MA Xu, QI Long, et al. Field plants detection based on leaf morphology[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(11):241-246. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\_abstract.aspx? flag = 1&file\_no = 20131141&journal\_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.11.041. (in Chinese)
- [6] MARTINEZ J A, RUFAT J, ARNO J, et al. Mobile terrestrial laser scanner applications in precision fruticulture/horticulture and tools to extract information from canopy point clouds[J]. Precision Agriculture, 2017, 18(1):111-132.

- [7] 姜文涛,刘万军,袁姮. 基于软特征理论的目标跟踪研究[J]. 计算机学报,2016,39(7):1334-1355.
   JIANG Wentao, LIU Wanjun, YUAN Heng. Research of object tracking based on soft feature theory[J]. Chinese Journal of Computers, 2016, 39(7):1334-1355. (in Chinese)
- [8] MEDEIROS H, KIM D, SUN J, et al. Modeling dormant fruit trees for agricultural automation [J]. Journal of Field Robotics, 2017, 34(7):1203-1224.
- [9] LEHNERT C, ENGLISH A, MCCOOL C, et al. Autonomous sweet pepper harvesting for protected cropping systems [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2017, 2(2):872 - 879.
- [10] 杨亮,郭新宇,陆声链,等. 基于多幅图像的黄瓜叶片形态三维重建[J]. 农业工程学报,2009,25(2): 141-144.
   YANG Liang, GUO Xinyu, LU Shenglian, et al. 3D morphological reconstruction of cucumber leaf based on multiple images
   [J]. Transactions of the CSAE,2009,25(2):141-144. (in Chinese)
- [11] 王树文,张长利. 基于图像处理技术的黄瓜叶片病害识别诊断系统研究[J]. 东北农业大学学报,2012,43(5):69-73.
   WANG Shuwen, ZHANG Changli. Study on identification of cucumber leaf disease based on image processing[J]. Journal of Northeast Agricultural University, 2012, 43(5):69-73. (in Chinese)
- [12] LI Z, ISLER V. Large scale image mosaic construction for agricultural applications [J]. IEEE Robotics & Automation Letters, 2016, 1(1):295-302.
- [13] 乔虹,冯全,张芮,等. 基于时序图像跟踪的葡萄叶片病害动态监测[J]. 农业工程学报,2018,34(17):167-175.
   QIAO Hong, FENG Quan, ZHANG Rui, et al. Dynamic monitoring of grape leaf disease based on sequential images tracking
   [J]. Transactions of the CSAE, 2018,34(17):167-175. (in Chinese)
- [14] 刘媛. 基于深度学习的葡萄叶片病害识别方法研究[D]. 兰州:甘肃农业大学,2018.
   LIU Yuan. Research on methods on grape leaf disease recognition based on deep learning[D]. Lanzhou: Gansu Agricultural University, 2018. (in Chinese)
- [15] 孙智慧,陆声链,郭新宇,等. 基于点云数据的植物叶片曲面重构方法[J]. 农业工程学报,2012,28(3):184-190.
   SUN Zhihui, LU Shenglian, GUO Xinyu, et al. Surfaces reconstruction of plant leaves based on point cloud data [J].
   Transactions of the CSAE, 2012, 28(3):184-190. (in Chinese)
- [16] 王志彬,王开义,王书锋,等. 基于动态集成的黄瓜叶部病害识别方法[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(9):46-52.
   WANG Zhibin, WANG Kaiyi, WANG Shufeng, et al. Recognition method of cucumber leaf diseases with dynamic ensemble learning[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(9):46-52. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\_abstract.aspx? flag = 1&file\_no = 20170906&journal\_id = jcsam. DOI: 10.6041/j.issn. 1000-1298.2017.09.006. (in Chinese)
- [17] XIE K, YAN F, SHARF A, et al. Tree modeling with real tree-parts examples [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2016, 22(12): 2608 - 2618.
- [18] JORDAN U, MIKOLAJ C, PRZEMYSLAW P, et al. The use of plant models in deep learning: an application to leaf counting in rosette plants[J]. Plant Methods, 2018, 14:6 - 15.
- [19] KEITA M, MIKI O, CHIAKI Y, et al. Gravitropism interferes with hydrotropism via counteracting auxin dynamics in cucumber roots: clinorotation and spaceflight experiments[J]. New Phytologist, 2017, 215:1476 - 1489.
- [20] 蔡祥,孙宇瑞,赵燕东,等. 基于 3-D 数据的叶片萎蔫形态辨识方法[J/OL]. 农业机械学报,2015,46(5):286-292.
   CAI Xiang,SUN Yurui,ZHAO Yandong, et al. Identification methods for plant wilting at leaf-scale based on 3-D imaging[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2015,46(5):286-292. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\_abstract.aspx? flag = 1&file\_no = 20150541&journal\_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.05.
   O41. (in Chinese)
- [21] VO A V, LINH T H, LAEFER D F, et al. Octree-based region growing for point cloud segmentation [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2015, 104:88 - 100.
- [22] HAMUDA E, MC G B, GLAVIN M, et al. Automatic crop detection under field conditions using the HSV colour space and morphological operations[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017,133:97 - 107.
- [23] 徐艳蕾,贾洪雷,包佳林. 基于模糊顺序形态学的植物叶片脉络边缘提取[J]. 农业工程学报,2015,31(13):193-198.
   XU Yanlei, JIA Honglei, BAO Jialin. Plant leaf vein edge detection based on fuzzy order morphology[J]. Transactions of the CSAE,2015,31(13):193-198. (in Chinese)
- [24] 肖伯祥,郭新宇,王纪华,等. 玉米叶片形态建模与网格简化算法研究[J]. 中国农业科学,2007,40(4):693-697.
   XIAO Boxiang, GUO Xinyu, WANG Jihua, et al. Maize leaf morphological modeling and mesh simplification of surface[J].
   Scientia Agricultura Sinica, 2007, 40(4):693-697. (in Chinese)
- [25] 苗腾,赵春江,郭新宇,等. 基于数据约束的黄瓜叶片参数化建模[J]. 农业机械学报,2011,42(1):171-176. MIAO Teng, ZHAO Chunjiang, GUO Xinyu, et al. Parameterized geometric modeling of cucumber leaf based on data constrains[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2011,42(1):171-176. (in Chinese)
- [26] SYLVAIN D, CHRISTIAN J, PASCAL R. Pypetree: a tool for reconstructing tree perennial tissues from point clouds [J]. Sensors, 2014, 14(3):4271-4289.

random forest regression algorithm [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2012, 18: 399-406.

[27] 郭澎涛,李茂芬,罗微,等.基于多源环境变量和随机森林的橡胶园土壤全氮含量预测[J].农业工程学报,2015, 31(5):194-202.

GUO Pengtao, LI Maofen, LUO Wei, et al. Prediction of soil total nitrogen for rubber plantation at regional scale based on environmental variables and random forest approach[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(5): 194-202. (in Chinese)

- [28] VICENTE-SERRANO S M, BEGUERIA S, LOPEZ-MORENO J I. A multiscalar drought index sensitive to global warming: the standardized precipitation evapotranspiration index[J]. Journal of Climate, 2010, 23(7): 1696-1718.
- [29] SOHN S J, AHN J B, TAM C Y. Six month-lead downscaling prediction of winter to spring drought in South Korea based on a multimodel ensemble[J]. Geophysical Research Letters, 2013, 40(3): 579 – 583.
- [30] 赵兴凯,李增尧,朱清科. 基于 SPI 和 SPEI 陕北黄土区土壤水分对气候特征的响应[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(8):155-163.

ZHAO Xingkai, LI Zengyao, ZHU Qingke. Response of soil moisture on climate characteristics based on SPI and SPEI in Loess region of Northern Shaanxi [ J/OL ]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(8): 155 – 163. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\_abstract.aspx? flag = 1&file\_no = 20160820&journal\_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.08.020. (in Chinese)

- [31] THORNTHWAITE C W. An approach toward a rational classification of climate [J]. Geographical Review, 1948, 38(1): 55-94.
- [32] PEEL M C, FINLAYSON B L, MCMAHON T A. Updated world map of the Köppen-Geiger climate classification [J]. Hydrology & Earth System Sciences Discussions, 2007, 11(5): 439 – 473.
- [33] JI L, PETERS A J. Assessing vegetation response to drought in the Northern Great Plains using vegetation and drought indices
   [J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 87(1): 85 98.
- [34] YUAN Xing, MA Zhuguo, PAN Ming, et al. Microwave remote sensing of short-term droughts during crop growing seasons [J]. Geophysical Research Letters, 2015, 42(11): 4394 - 4401.
- [35] BEGUERIA S, VICENTE-SERRANO S M, ANGULO-MARTINEZ M. A multiscalar global drought dataset: the SPEIbase: a new gridded product for the analysis of drought variability and impacts [J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2010, 91(10): 1351-1354.
- [36] POTOP V, BORONEANT C, MOZNY M, et al. Observed spatiotemporal characteristics of drought on various time scales over the Czech Republic[J]. Theoretical and Applied Climatology, 2014, 115(3-4): 563-581.
- [37] WU Jianjun, ZHOU Lei, LIU Ming, et al. Establishing and assessing the integrated surface drought index (ISDI) for agricultural drought monitoring in mid-eastern China [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2013, 23: 397-410.
- [38] TRUONG X L, MITAMURA M, KONO Y, et al. Enhancing prediction performance of landslide susceptibility model using hybrid machine learning approach of Bagging ensemble and logistic model tree [J]. Applied Sciences-Basel, 2018, 8(7): 1046.

#### (上接第256页)

- [27] 吴升,赵春江,郭新宇,等. 基于点云的果树冠层叶片重建方法[J]. 农业工程学报,2017,33(增刊1):212-218.
   WU Sheng, ZHAO Chunjiang, GUO Xinyu, et al. Method of fruit tree canopy leaf reconstruction based on point cloud[J]. Transactions of the CSAE,2017,33(Supp. 1):212-218. (in Chinese)
- [28] 杨军,林岩龙,李龙杰,等. 基于快速 Delaunay 三角化的散乱点曲面重建算法[J]. 计算机工程与科学,2015,37(6):1189-1195. YANG Jun, LIN Yanlong, LI Longjie, et al. A surface reconstruction algorithm for unorganized points based on fast Delaunay triangulation[J]. Computer Engineering & Science,2015,37(6):1189-1195. (in Chinese)
- [29] 郑一力,钟刚亮,王强,等. 基于多特征降维的植物叶片识别方法[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(3):30-37.
  ZHENG Yili, ZHONG Gangliang, WANG Qiang, et al. Method of leaf identification based on multi-feature dimension reduction [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017,48(3):30-37. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\_abstract.aspx? flag = 1&file\_no = 20170304&journal\_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298. 2017.03.004. (in Chinese)
- [30] LIU L, FIEGUTH P, GUO Y, et al. Local binary features for texture classification: taxonomy and experimental study[J]. Pattern Recognition, 2017, 62:135 160.
- [31] 邓向武,齐龙,马旭,等. 基于多特征融合和深度置信网络的稻田苗期杂草识别[J]. 农业工程学报,2018,34(14):165-172.
   DENG Xiangwu, QI Long, MA Xu, et al. Recognition of weeds at seedling stage in paddy fields using multi-feature fusion and deep belief networks[J]. Transactions of the CSAE,2018,34(14):165-172. (in Chinese)