

基于作物水胁迫声发射的精准灌溉模糊控制模型

游国栋, 王秀清, 杨世凤, 王德进
(天津科技大学电子信息与自动化学院, 天津 300222)

摘要: 设计了基于作物水胁迫声监测精准灌溉的模糊控制系统, 论述了正常灌溉和精准灌溉两种不同工作方式下常规双模模糊控制策略的制定, 控制策略的目标是既要保证作物正常生长又要实现节水效果. 在此基础上, 建立适用于作物生长环境的自学习模糊控制模型. 实验表明: 系统能够根据声发射号及影响作物生长的环境信息在一定范围内进行给水量调节, 实现作物的精准灌溉, 避免正常灌溉时效率低下、施水过量的问题.

关键词: 精准灌溉; 自学习模糊控制; 声发射技术; 作物水胁迫

中图分类号: S24 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-6510(2011)04-0074-05

Precision Irrigation Fuzzy Control Model Based on Water Stress in Crops

YOU Guo-dong, WANG Xiu-qing, YANG Shi-feng, WANG De-jin

(College of Electronic Information & Automation, Tianjin University of Science & Technology, Tianjin 300222, China)

Abstract: Precision irrigation in fuzzy control system based on crop water stress acoustic monitoring was designed. Moreover, conventional double fuzzy control model was found to carry out two work mode, normal irrigation and precision irrigation, which aims to both ensure normal growth of crops and achieve effective water-saving. Based on conventional fuzzy model, self learning fuzzy model for crop growth was built to tackle with normal irrigation and precision irrigation. In order to testify the control strategy, an experiment platform including virtual instruments was founded. Experiments show that the system can effectively conduct water regulation according to the acoustic emission and environment information affecting crop growth within the certain scope, realize accurate irrigation for crops and avoid low efficiency and water excessive in the normal irrigation.

Keywords: precision irrigation; self-learning fuzzy control; acoustic emission technology; water stress in crops

作物在生长过程中, 常受到众多环境因素的影响, 包括水分亏缺、温度异常、病虫害危害等, 其中水分亏缺对作物生长发育和产量的影响超过所有其他环境影响的总和^[1]. 同时, 水资源节约状况已成为评价一个国家或地区经济持续发展的重要指标. 对水资源节约的研究, 引起了国内外学者的普遍关注. 文献[2]表明农业灌溉用水约占全世界淡水的 70%, 其中 40%左右是由于蒸发、土壤深层吸收等浪费. 为解决此矛盾, 必须大力发展和推广精准灌溉.

本文给出基于作物水胁迫声监测的精准灌溉系统模糊控制模型的初步研究成果. 系统采用 6 个传感器分别监测声发射信号 AE(acoustic emission)、温

度、湿度、光照强度和 CO₂ 体积分数, 设计了精准灌溉的自学习模糊控制模型, 通过 6 个输入量确定给水量, 根据作物需水信息实时、适量地进行科学灌溉, 达到节水增产的目的.

1 检测原理及系统特征

1.1 作物水胁迫声发射检测原理

植物由于缺水而形成木质部导管的气栓塞, 张力会突然释放而产生冲击波, 即植物的“声发射”现象^[3]. 根据水分运输的内聚力理论, 水在土壤-植物-大气连续体系统中的运输是处于一定的负压压力或张

力下的. 土壤变得干燥时, 张力就相应地增加, 当超过一个极限值时, 由于水分子间的内聚力失效或对导管壁的附着力失效, 水柱的连续体就不能再保持下去, 从而发生断裂或抽空, 这称之为植物木质部的空穴现象, 此时, 张力会突然释放而产生冲击波. 声发射信号在超音频(100 ~ 300 kHz)范围内, 声发射传感器检测到的信号可以作为植物水分胁迫的生理指标, 判断出作物当前水分缺失^[1,4].

1.2 精准灌溉系统的特征和要求

在一定程度范围内, 作物受水胁迫时发出悲鸣的频次随作物水胁迫的程度的增加而增加, 并与作物的蒸腾加速度有关; 为避免作物受水胁迫的影响, 可通过声发射传感器所获得的作物信息实现对作物视情灌溉和调节; 使作物的蒸腾量和灌溉量达到平衡调节, 力求使作物在最佳的土壤水环境下生长, 提高水的利用率, 改善作物果实品质^[5].

从相关关系来看, 植物的声发射频次与蒸腾速率、温度、湿度、CO₂ 体积分数、光照度之间存在一定相关性. 声发射频次与蒸腾速率、湿度、CO₂ 体积分数是正相关, 与温度、光照度是负相关^[6-7]. 借鉴文献[8-14], 系统采用 5 个传感器分别检测作物蒸腾速率、光照度、环境温度、湿度和 CO₂ 体积分数, 一个声发射传感器置于植株主径上, 检测作物受水胁迫发出的信号频次, 测量值分别为 T₁—T₅ 和 n_{AE}, 作为系统信号输入.

2 控制模型的建立

2.1 常规双模模型的建立

施水量会导致环境参数发生变化, 但变化的程度不同, 所以单纯地根据某环境参数决定施水量是不恰当的. 精准灌溉时, 声发射信号 n_{AE} 占绝对主导地位, 同时反映当前施水量; T₁ 直接反映作物蒸腾速率, 重要性仅次于 n_{AE}; T₂ 反映光照度, 对施水量的影响也比较重要, 但稍次于 T₁; T₃ 反映环境温度, 重要性次于 T₂; T₄ 反映湿度大小, 重要性次于 T₃; T₅ 反映 CO₂ 体积分数, 重要性级别最低. 根据以上分析, 在 Matlab 软件中建立 6 输入单输出常规模糊控制模型, 如图 1 所示, 图中下标 E 和 EC 分别表示参数的偏差和偏差变化率.

模糊控制模型包括正常灌溉和精准灌溉, 二者通过开关 1 和 2 选择. n_{AE} 和开关 1 的输出分别作为开关 1 和 2 的输出选择信号. 若 n_{AE} < 1.5%, 则开关 1

输出 0, 否则输出 1. 开关 1 的输出作为开关 2 的选择信号, 如果开关 1 输出为 0, 则选择前者, 否则选择后者. w_i (i = 1, 2, ..., 6) 和 w_i' (i = 1, 2, ..., 6) 分别为正常灌溉和精准灌溉时 6 个输入量之间的权值. 根据实验分析, 6 个输入量对施水量的影响不同, 因此对施水量影响的权值也不同. 借鉴加权平均法对每个 SISO 控制模型的输出进行加权平均, 有 U = f(w₁n_{AE} + w₂T₁ + w₃T₂ + w₄T₃ + w₅T₄ + w₆T₅), 其中 U 为模糊控制模型输出; f 为模糊控制关系.

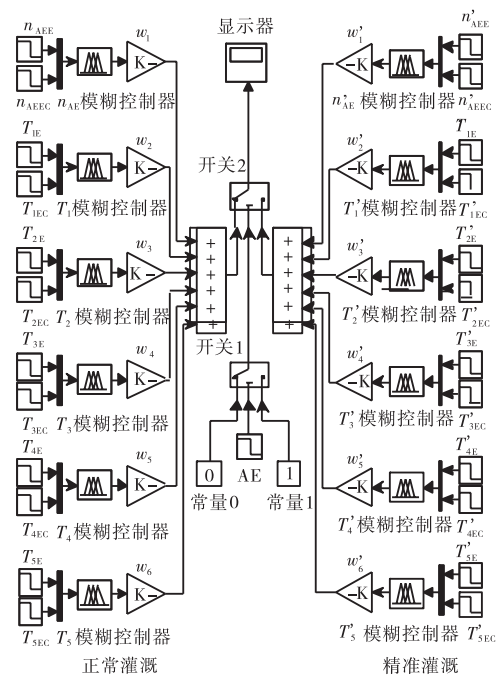


图 1 常规双模模糊控制模型结构
Fig.1 Double model fuzzy control system construction

为了得到输入因素对输出因素的决策权重, 采用 BP 神经网络学习算法, 并应用权重计算步骤, 两个状态都建立隐含层为 6 个神经元的 BP 网络计算权值, 采用 Matlab 仿真, 正常灌溉时 1 795 次达到目标 0.05, 精准灌溉时 419 次达到目标 0.03, 并对各神经元间的权重进行分析处理, 结果见表 1.

表 1 各参数的权值
Tab.1 Result of weight

灌溉方式	w ₁	w ₂	w ₃	w ₄	w ₅	w ₆
正常	0.464 7	0.234 1	0.070 2	0.069 7	0.231 0	0.206 0
精准	0.084 7	0.552 3	0.553 1	0.306 6	0.305 6	0.056 4

精准灌溉和正常灌溉时分别实测数据 100 组和 50 组, 每 6 s 采样一次, 将 2 min 内的数据相加取平均值. 分别将 n_{AE}、T₁—T₅ 的期望值设为 0.8、0.6、

0.8、0.7、0.7 和 2.5. 参考文献[1, 3, 5-6], 并根据各个参数的采集数据范围, 精准灌溉时 n_{AE} 、 T_1 和 T_2 的数据范围分别为 0.1~1.35、0.2~1.0 和 0.1~1.5, 分别计算与期望值之间的偏差, 得到各自偏差范围大致为 -0.7~0.7、-0.4~0.4 和 -0.7~0.7, 偏差变化率范

围分别为 -0.35~0.35、-0.2~0.2 和 -0.35~0.35. 同理, 正常灌溉时分别将 n_{AE} 、 T_1 — T_5 的期望值设为 1.0、0.6、0.8、0.8、0.8 和 1.0. 隶属函数均取三角形, 并采用 Sugeno 推理. 图 2 为精准灌溉时 n_{AE} 、 T_1 和 T_2 的控制曲面, T_3 — T_5 与 T_2 有类似的规则, 图形相似.

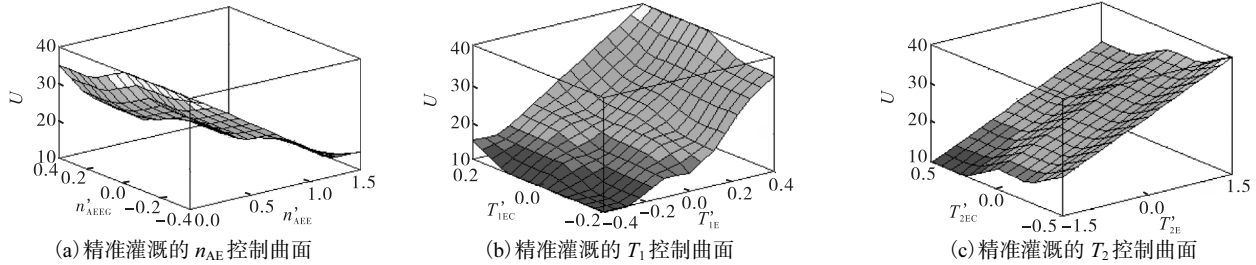


图 2 精准灌溉时 n_{AE} 、 T_1 和 T_2 的控制曲面

Fig.2 Control surface of n_{AE} , T_1 and T_2 in precision irrigation

2.2 自学习模糊控制模型的建立

为了增强系统向环境学习的能力, 建立了适用于现场环境的精准灌溉自学习模糊模型, 其结构与常规双模模糊控制模型一致, 仅对每个模糊子模型进行自学习训练. 对每个子模糊控制模型, 设其理想输出响应为 Y^* , 实际输出响应为 Y , 经论域归一化后的偏差为 $P_E = Y^* - Y$, 偏差变化率为 $P_{EC} = [P_E(k) - P_E(k-1)]/T$, 则理想的响应特性可用 $Y + \Delta Y$ 来表示. 假设 $\Delta Y = (P_E + P_{EC})/2$, 令 Y_M 、 P_{EM} 、 P_{ECM} 分别为修正后的 Y 、 P_E 、 P_{EC} , 由于 $P_E = Y^* - Y$, $Y_M = Y + \Delta Y$, $P_{EM} = P_E - \Delta Y$, $P_{ECM} \approx P_{EC} - \Delta Y$, 则 $P_{EM} + P_{ECM} \approx P_E + P_{EC} - 2\Delta Y$, 且 $P_{EM} + P_{ECM} \rightarrow 0$, 由此可知, ΔY 修正 Y 的目的是使 ΔY 趋于零, 这样系统就能得到期望理想响应. 据此确定各个子自学习模糊控制模型的性能函数为

$$J(P_E, P_{EC}) = (P_E + P_{EC})/2 \quad (1)$$

增量模型 $\Delta Y(k) = N \times \Delta U(k - \tau - 1)$, N 取 ΔU 的论域归一化值, $N = 1/5$. 则自学习模糊控制算法每一步的计算过程为: 对于采样时刻 k , 设此时输出量期望响应为 $Y^*(k)$, 实际输出响应为 $Y(k)$, 则偏差 $P_E(k) = Y^*(k) - Y(k)$, $P_{EC}(k) = [P_E(k) - P_E(k-1)]/T$, 此时的理想响应特性为

$$Y(k) = Y(k-1) + \Delta Y(k) = Y(k-1) + J(P_E, P_{EC}) \quad (2)$$

由增量模型 $\Delta Y(k) = N \times \Delta U(k - \tau - 1) = [\Delta U(k - \tau - 1)]/20$ 可计算出 $\Delta U(k - \tau - 1) = 10[P_E(k) - P_{EC}(k)]$, 由于每一步的控制量及观察值都被存在存储器中, 因此可以从存储器中取出 $\Delta U(k - \tau - 1)$, 则

修正后的控制量为

$$U^*(k - \tau - 1) = U(k - \tau - 1) + \Delta U(k - \tau - 1) \quad (3)$$

再将控制量转换成模糊量 A_u^* , 取出 $\tau + 1$ 步前的测量值并模糊化为相应的模糊量 A_1, A_2, \dots, A_k , 由此生成一条经自学习后得到的新控制规则

$$P_{Eu}^* = \left[P_{E1} \wedge \left(\tilde{A}_1 A_u^* \right) \right] \left[P_{E2} \wedge \left(\tilde{A}_2 A_u^* \right) \right] \dots \left[A_k \wedge \left(\tilde{A}_k A_u^* \right) \right]$$

如果存储器中已有相同前提条件的规则, 则与 P_{Eu}^* 进行比较, 若相同则原规则不必修改, 否则以新规则代替. 如果存储器中无前提条件相同的规则, 则将新规则写入存储器中. 不断重复自学习过程直到不修改规则或无新规则需要添加为止.

就精准灌溉系统而言, 系统给水量不仅和 n_{AE} 相关, 而且与温度等环境随机因素相关. 为了便于自学习控制算法编程, 分别用 $y(k+1)$ 和 $y(k)$ 表示 k 时刻和 $t-k$ 时刻的施水量. 施水量和 n_{AE} 之间存在一定的比例关系, 将此比例系数取为 k . 选择滞后时间 t 为 30 s, 仿真步长为 1s, 那么采样时刻 k , n_{AE} 的自学习模糊控制为

$$y(k) = \left(\frac{l_0}{v_0} + \frac{l_1}{v_1} \right) y(k-1) + \frac{A_0}{A} U(k-30) \quad (4)$$

同理, 可以建立 T_1 — T_5 的采样时刻 k 的自学习模糊控制方程. 为了便于直观比较学习前后规则变化情况, 图 3 给出精准灌溉的 n_{AE} 模糊控制子模型学习前后的控制曲面.

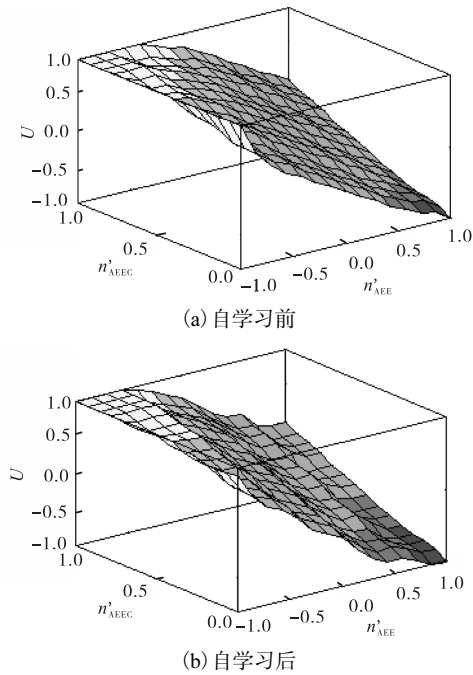


图3 精准灌溉的自学习前后的 n_{AE} 控制曲面
Fig.3 n_{AE} control surface before and after self-learning of precision irrigation

3 实验

为验证精准灌溉模糊控制模型的有效性,搭建了实验平台如图4所示.采用0~10 mA的电流模拟 T_1 — T_5 的测量值,用R15型声发射传感器采集 n_{AE} 的数值,电磁阀采用可调节流速的 ASCO 先导电磁阀

EFG551A001MS. 正常灌溉和精准灌溉时分别采集50和25组数据.部分仿真数据见表2,由于流量变化较细微,只列出有代表性的仿真结果.精准灌溉的模糊控制系统中6个输入量发生变化时要求模糊控制模型给出相应的流量给定值,通过系统自动调节对流量进行控制以达到理想给定值.

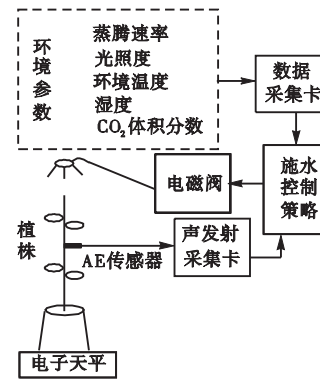


图4 系统结构框图
Fig.4 Block diagram of the collected system

由表2可以看出,随着 n_{AE} 的增加水流量有增大的趋势.在精准灌溉时,当6个输入量的偏差变化率都小于设定值0时,水流量相对较小,但随着偏差变化率的变化有不同程度的增减;当6个输入量的偏差变化率超过设定值0时,流量较大.在正常灌溉时,流量相对精准灌溉时要大.实验结果表明,模糊控制策略能有效完成作物精准灌溉的要求.

表2 部分仿真数据
Tab.2 Partial data of simulation

n_{AE}	n_{AEEC}	T_1	T_{1EC}	T_2	T_{2EC}	T_3	T_{3EC}	T_4	T_{4EC}	T_5	T_{5EC}	水流量/($m^3 \cdot s^{-1}$)	
												正常灌溉	精准灌溉
-0.6	-0.4	-0.2	0	-0.4	0	-0.5	0	-0.5	0	-0.5	0	4.5	3.0
	0	-0.4	0	-0.6	0	-1.5	0	-1.5	0	-1.5	0	4.8	4.5
	0.4	0.2	0.4	0.4	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	10.8	6.9
-0.3	-0.4	-0.2	0	-0.4	0	-0.5	0	-0.5	0	-0.5	0	5.7	5.1
	0	-0.2	0	-0.3	0	-0.75	0	-0.75	0	-0.75	0	9.0	6.0
	0.4	0.2	0.4	0.4	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	11.7	6.3
0	-0.4	-0.2	0	0	0	-0.5	0	-0.5	0	-0.5	0	7.5	5.7
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10.8	6.3
	0.4	0.2	0.4	0.4	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	13.5	7.8
0.3	-0.4	-0.2	0.2	0	0.3	0	0.75	0	0.75	0	0.75	9.6	6.9
	0	0.2	0.2	0.4	0.4	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	12.6	8.4
	0.4	0.2	0.4	0.4	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	14.2	9.9
0.6	-0.4	-0.2	0.4	0	0.6	0	1.5	0	1.5	0	1.5	12.6	9.9
	0	0.4	0.4	0.4	0.4	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	14.0	11.4
	0.4	0.2	0.4	0.4	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	14.5	12.0

4 结 语

根据作物生长受水胁迫和环境因素影响的特点,本文设计了作物精准灌溉的常规双模模糊控制模型.为了克服主观性规则制定对系统控制质量的影响,在模糊控制模型结构设计中引入自学习功能,提出了一种适用于作物生长的自学习模糊控制算法,并建立了作物精准灌溉的自学习模糊控制模型,使模糊控制系统具有自我完善性,并在运行时随着工作情况的改变修正规则以适应实际情况.仿真结果表明,该控制策略能够根据声发射号及影响作物生长的环境信息在一定范围内进行给水量调节,实现了作物的精准灌溉,避免了正常灌溉时水量浪费、效率低下的问题,为作物精准灌溉的智能控制提供了一种思路及方法.

参考文献:

- [1] 熊书明,王良民,王新胜,等.作物精量灌溉系统的无线传感网络应用开发[J].农业工程学报,2009,25(7):143-147.
- [2] 康绍忠,蔡焕杰,冯绍元.现代农业与生态节水的技术创新与未来研究重点[J].农业工程学报,2004,20(1):1-6.
- [3] 高峰,俞立,张文安,等.基于作物水分胁迫声发射技术的无线传感器网络精量灌溉系统的初步研究[J].农业工程学报,2008,24(1):60-63.
- [4] 张寄阳,段爱旺,孙景生,等.作物水分状况自动监测与诊断的研究进展[J].农业工程学报,2006,22(1):174-178.
- [5] 杨世风,钱东平,霍晓静,等.作物水胁迫声发射检测及视情灌溉系统的研究[J].农业工程学报,2001,17(5):150-152.
- [6] 霍晓静.作物水胁迫声发射监测系统的研究及应用[D].保定:河北农业大学,2002:11-48.
- [7] 王秀清,廉泽波.植物病害图像压缩与传输的研究[J].天津科技大学学报,2010,25(2):61-64.
- [8] Tyree M T, Sperry J S. Characterization and propagation of acoustic emission signals in woody plants: towards an improved acoustic emission counter[J]. Plant, Cell and Environment, 1989, 12(4): 371-382.
- [9] Ercument Karakas. The control of highway tunnel ventilation using fuzzy logic[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2003, 16(7/8): 717-721
- [10] 诸静.模糊控制原理与应用[M].北京:机械工业出版社,2003.
- [11] Li RenHou, Zhang Yi. Fuzzy logic controller based on genetic algorithms[J]. Fuzzy Sets and System. 1996, 83(1): 1-10.
- [12] Kim Yong-Tae, Bien Zeungnam. Robust self-learning fuzzy controller design for a class of nonlinear MIMO systems[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2000, 111(2): 117-135.
- [13] 王淑芳,王剑波,张丽,等.局部通风机调速控制系统的研究[J].煤炭学报,2006,31(6):813-818.
- [14] Lin Wei-Song, Tsai Chih-Hsin. Self-organizing fuzzy control of multi-variable systems using learning vector quantization network[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2001, 124(2): 197-212.