

基于 T-S 模糊模型的 TDR 土壤水分传感器标定方法研究*

胡月明¹ 卢启福² 薛月菊^{2†} 陈联诚¹

(1 华南农业大学信息学院, 广州 510642)

(2 华南农业大学工程学院, 广州 510642)

CALIBRATION METHOD OF A TDR-SENSOR FOR MONITORING SOIL WATER CONTENT BASED ON T-S FUZZY MODEL

Hu Yueming¹ Lu Qifu² Xue Yueju^{2†} Chen Liancheng¹

(1 College of Informatics, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China)

(2 College of Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China)

关键词 土壤水分传感器; 取土实验测量法; Takagi-Sugeno 模型; 无线传感器网络

中图分类号 TP393.04 **文献标识码** A

利用 TDR 土壤水分传感器实现土壤水分数值的精确采集具有现实意义^[1-3]。为了获得 TDR 土壤水分传感器水分含量测量所对应输出电压与实际土壤含水量的良好对应关系, 在采用取土实验测量法获得实际水分含量数值与对应输出电压数值的基础上, 利用 Takagi-Sugeno 模型逼近精度高、后件参数线性化等优点^[2,4]对 TDR 土壤水分传感器标定曲线进行分段线性建模, 获得良好的标定模型, 为土壤水分的精确实时测量提供了依据。

1 材料与方法

为建立 TDR 传感器标定模型, 先对传感器依据的 TDR 时域反射基本原理做简单介绍。时域反射技术是一种检测和分析电磁波与信号的行程和反射特性的方法。其基本原理是: 传感器的电子装置产生电磁脉冲, 耦合到同轴探杆中, 并沿此探杆传送。在导向物的末端, 部分脉冲在此反射并沿着探杆返回到电子装置。若被测量物质的含水量不同, 则脉冲往返的时间和介电常数也不同, 将介电常数

变化转换成电的信号由传感器输出, 所以传感器输出的电信号在工作范围内与土壤含水量相关。因此从传感器输出电的信号及脉冲传输时间可以得出土壤水分的含量。

1.1 供试材料

实验材料包括: 来自广东省湛江市经过 8 h 110℃ 烘干处理的砖红壤土; TDR 系列土壤水分传感器; 美国 CROSSBOW 公司生产 MICA2, MIB520 系列无线传感器网络设备, 通过无线传感器网络进行数据采集; 输入 220V, 输出 5V, 1 000 mA 开关型稳压直流电源, 用于给 TDR-3 土壤水分传感器供电; 近似圆柱形的水杯(上盖圆形直径 60 mm, 下底圆形直径 55 mm, 高 140 mm)若干; 计重桌称, 称量 1.5 kg, 精度 0.1 g, 最高精度 1/15 000 ~ 1/30 000, 内部解析度 15 000 ~ 30 000, 用于样土称重。

1.2 实验方法

1.2.1 数据采集前准备 1) 将准备好的砖红壤土进行 8h 110℃ 烘干处理。

2) 将近似圆柱形的水杯(上盖圆形直径 60 mm, 下底圆形直径 55 mm, 高 140 mm)进行编号, 从 1 至

* 国家自然科学基金项目(40671145, 40971125 和 41001310)、广东省自然科学基金项目(04300504, 05006623)和国家 863 计划项目(2008AA10Z223)资助

† 通讯作者, E-mail: xueyj@scau.edu.cn

作者简介: 胡月明(1963—), 男, 湖南安化人, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事土壤地理、GIS 应用研究。Tel: 18688882020; E-mail: ymhu163@163.com

收稿日期: 2010-10-17; 收到修改稿日期: 2011-06-17

20 左右,称出不同编号的杯子的重量,并进行记录。

3) 将土按一定的重量(300 g 左右,在杯中的高度大概 70 mm)装进已经编号的杯中,使每个杯中杯子和土的总重量相近,差值精度为 1.0 g,将称出的每个杯重和土的重量减去步骤 2 中记录的相应编号的杯重,求出每个编号杯中土的重量。

4) 找编号中的一个杯子(最好找编号最大的一个,便于实验操作),对杯中进行加水,加水方法具体如下:对杯子进行间隔性的少量加水,加水的间隔时间要视土壤对水的吸收程度来进行判断,一般是水被吸收了以后再进行加水处理;加水的量要控制,每次只加 5~10g 左右,对土进行加水操作,直至发现土已经处于饱和状态,不能再吸收水的情况下停止加水(饱和程度较难判断,采取目测方法)。

5) 对已经加水达到饱和的已编号土进行称重,记录其毛重(即杯、土和所加水的总重量),利用前面记录的相应编号的杯土重量,相减求出所加水的重量。

求出饱和时净加水量(G)以后,与已编号杯子数(m)进行平均,即得到后一个编号与前一个编号所加净水重差(ΔG): $\Delta G = G/(m-1)$,设每个杯子加水的次数为 n ,即每次向同一编号杯子中加水的量(ΔG_n)为 $\Delta G_n = \Delta G/n$,所以饱和湿度范围内土壤水分实验间隔点数(M), $M = (m-1)n$ 。

6) 向每个已编号的杯中加水,1 号杯中加水为 0 g,其余按照编号递增加水量增加 ΔG ,记录下每个杯子加水的量和 TDR 传感器通过无线传感器网络的读数。

1.2.2 数据采集阶段 按照前面步骤各个已编号杯子装好定量的水并做记录之后,再对各个已编号杯子各加 ΔG_n 的水,连加 n 次,每一次加水均记录下每个杯子加水的量和 TDR 传感器通过无线传感器网络的读数。

1.3 基于 Takagi-Sugeno 的标定模型建立

Takagi-Sugeno 模型是 1985 年由 Takagi 和 Sugeno 建立的后件为线性方程的模糊系统。Takagi 和 Sugeno 将整个非线性系统看作是多局部线性系统的模糊逼近,并且 Takagi-Sugeno 系统的逼近性也得到了证明^[4-6]。

由于本文只应用了单输入单输出(SISO)的 Takagi-Sugeno 模型,所以只给出了多输入单输出(MISO)的数学定义。

设输入向量 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$,每个分量 x_i 均为模糊语言变量,并设

$$T(x_i) = \{A_i^1, A_i^2, \dots, A_i^{m_i}\} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

1.2.1 数据采集前准备 1) 将准备好的砖红壤土进行 8 h 110℃ 烘干处理。

式中, $A_i^j(j=1, 2, \dots, m_i)$ 为 x_i 的第 j 个语言变量值,它是定义在论域上 U_i 上的一个模糊集合。相应的隶属度函数为 $\mu_{A_i^j}(x_i)$ ($i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m_i$)。

Takagi 和 Sugeno 所提出来的模糊规则后件是输入变量的线性组合,即:

$$R_j: \text{如果 } x_1 \text{ 是 } A_1^j, x_2 \text{ 是 } A_2^j, \dots, x_n \text{ 是 } A_n^j, \text{ 则 } y_j = p_{j0} + p_{j1}x_1 + \dots + p_{jn}x_n \quad (2)$$

式中, $j=1, 2, \dots, m, m \leq \prod_{i=1}^n m_i, p_{ji}$ ($i=1, 2, \dots, n$) 为后件参数。

若输入量采用单点集合的模糊化方法^[7-8],则对于给定的输入 X ,可以求得对于每条规则的适应度为

$$a_j = \mu_{A_1^j}(x_1) \wedge \mu_{A_2^j}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu_{A_{jn}}(x_n) \quad \text{或} \\ a_j = \mu_{A_1^j}(x_1) \mu_{A_2^j}(x_2) \dots \mu_{A_{jn}}(x_n), \text{模糊系统的输出量为每条规则的输出的加权平均,即}$$

$$y = \frac{\sum_{j=1}^m a_j y_j}{\sum_{j=1}^m a_j} = \sum_{j=1}^m \bar{a}_j y_j \quad (3)$$

$$\text{其中 } \bar{a}_j = \frac{a_j}{\sum_{i=1}^m a_i}$$

由于 Takagi-Sugeno 模型具有将整个非线性系统看做是多个局部线性系统来进行模糊逼近的性能,所建立的模型既具有很好的非线性的性能,又直观、易于理解。因此,本文利用 Takagi-Sugeno 模型建立 TDR 土壤水分传感器标定模型^[9-11]。

本文研究的 TDR 土壤水分传感器标定模型为单输入单输出(SISO)模型,通过设定 Takagi-Sugeno 网络前件网络参数,利用实际输入、输出和已设定前件网络参数,对 Takagi-Sugeno 模型的后件线性参数进行训练,最终求得理想的后件参数和输出,达到分段线性建模的理想效果。具体过程如下:

1.3.1 前件参数确定 由图 1 TDR 土壤水分含量散点及其分段点标记图可知 TDR 土壤水分含量散点图所成的曲线可划分为 3 个分段,分段点的确定可利用最小二乘法设定阈值进行扫描确定^[6]。最后得到分段点为 (55, 0), (178.5, 21.21), (595.5, 31.18) 和 (655, 39.92)。所以用于分段线性拟合的单输入单输出 Takagi-Sugeno 模型前件可取 3 个隶属函数其中隶属度函数 1 选取 Z 形曲线隶

属函数,隶属度函数 2 选取 *dsig* 型曲线隶属函数,隶属度函数 3 选取 S 型曲线隶属函数,其在 *MATLAB*7.0 中的函数分别定义为 $zmf(x,[a\ b])$, $dsigmf(x,[a1\ c1\ a2\ c2])$ 和 $smf(x,[a\ c])$ [7]。根据 TDR 土壤水分含量散点图和已确定的分段点,可人为设定三个隶属度函数的参数,对于 *zmf* 函数, $a = 177$, $b = 180$;对于 *dsigmf* 函数, $a1 = 50$, $c1 = 178.5$, $a2 = 50$, $c2 = 595.5$;对于 *smf* 函数, $a = 594$, $c = 597$ 。

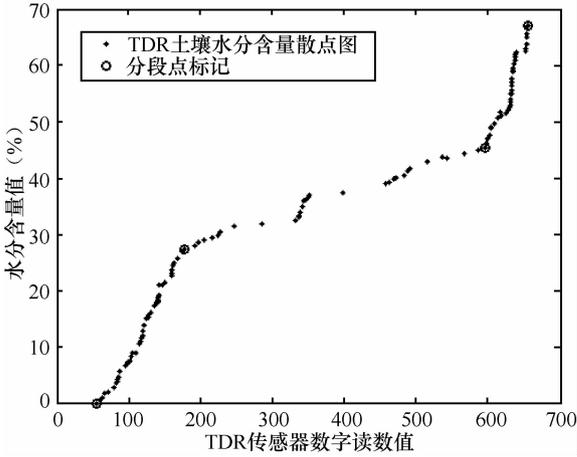


图 1 TDR 土壤水分含量散点图及其分段点标记图

1.3.2 模型结构的确定 用于拟合 TDR 土壤水分传感器标定曲线的 *Takagi-Sugeno* 模型采用单输入单输出 (SISO), 由 3 个局部线性来进行模糊逼近。

1.3.3 后件参数和输出的学习过程 利用上述所示的模型结构,以 TDR-3 测量值(平均值)作为输入,对应实际水分含量值作为目标输出,设定前件参数和初始化后件参数进行,对后件参数和输出进行学习,从而最后得到训练以后的输出值。具体过程如下:

设输入为 $X = [x_1\ x_2\ \dots\ x_n]^T$, 目标输出为 $Y = [y_1\ y_2\ \dots\ y_n]^T$, 其中 n 表示单输入单输出系统输出输出的次数, x_i 与 y_i 相对应 ($i = 1, 2, \dots, n$)。

根据给定各个隶属函数的参数和公式可求出

$$\text{前件参数矩阵 } \mu = \begin{bmatrix} \mu_1^1 & \mu_2^1 & \mu_3^1 \\ \mu_1^2 & \mu_2^2 & \mu_3^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \mu_1^n & \mu_2^n & \mu_3^n \end{bmatrix} \quad (4)$$

由于该模型为单输入单输出模型,因此每条规则的适应度 $a_j = \mu_j (j = 1, 2, 3)$, 令

$$\Phi = \begin{bmatrix} a_1^1 & a_2^1 & a_3^1 & a_1^1 x_1 & a_2^1 x_1 & a_3^1 x_1 \\ a_1^2 & a_2^2 & a_3^2 & a_1^2 x_2 & a_2^2 x_2 & a_3^2 x_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_1^n & a_2^n & a_3^n & a_1^n x_n & a_2^n x_n & a_3^n x_n \end{bmatrix} \circ$$

学习过程如下:

(1) 初始化后件参数,如图 4 所示,令后件参数矩阵 $P = [p_{00}\ p_{10}\ p_{20}\ p_{10}\ p_{11}\ p_{12}]^T$, 并初始化之。

(2) 根据已初始化的后件参数 P 和 Φ 计算输出值 $\hat{Y} = \Phi \cdot P$, 其中 $\hat{Y} = [\hat{y}_1\ \hat{y}_2 \dots \hat{y}_n]^T$ 。

(3) 计算性能指标 J (性能指标 $J = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (y_k - \hat{y}_k)^2$)。如果 J 大于等于阈值且相邻两次 J 不同,则 $P = [\Phi^T \Phi]^{-1} \Phi^T Y$ (其中 Y 为目标输出), 然后转向 (2), 否则结束。

本文研究的是如何有效的利用分段线性曲线来对 TDR 土壤水分传感器标定曲线进行拟合 [12-15], 可利用最终训练得到的后件线性参数 P , 以 x_i 为输入, (55, 0)、(178.5, 21.21)、(595.5, 31.18) 和 (655, 39.92) 为分段点, 得到用于 TDR 土壤水分传感器标定曲线建模的线性分段线性函数 \hat{y}_i , 具体如下: R_j : 如果 x_i 是 A_j 则 $\hat{y}_j = P_{j1} + P_{j0} x_i$ (5) 式中, $j = 1, 2, 3$, A_j 是 x_i 定义在论域上 U_j 上的一个模糊集合, 相应的隶属度函数为 μ_j 。以 X 为输入, \hat{Y} 为输出可得到利用后件线性参数 P , 由此可得到的用于 TDR 土壤水分传感器标定曲线建模的分段线性曲线。

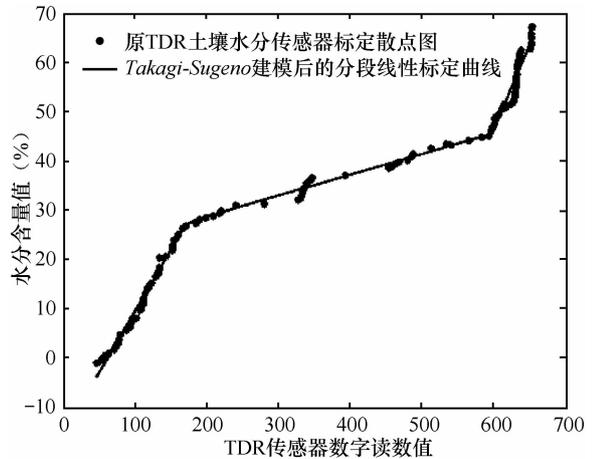


图 2 实际实验数据散点图与建模后的曲线对比图

2 结果与分析

通过确定的前件隶属函数参数,由以上介绍的训练方法可得后件线性参数 $p = [p_{00} \ p_{10} \ p_{20} \ p_{10} \ p_{11} \ p_{12}]^T = [0.00 \ 12.40 \ 17.84 \ 0.028 \ 0.197 \ 0.023]^T$,利用已知的前件和后件参数构建

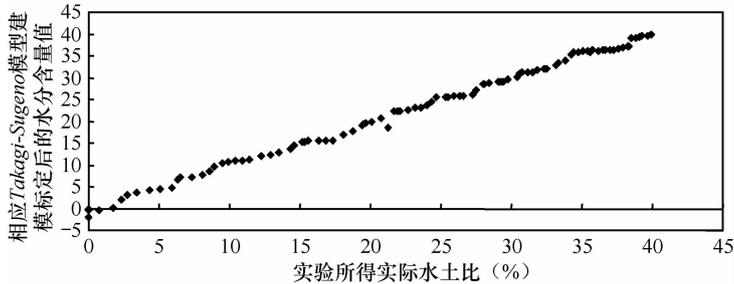


图3 实验所得实际水土比与 T-S 标定模型预测水土比相关性散点图

由皮尔逊相关系数

$$r = \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum (x_i - \bar{x})^2 \sum (y_i - \bar{y})^2}}, \text{ 可得表 5 中}$$

TDR 实验所得实际水土比与 T-S 标定模型预测水土比相关性系数

$$r = \frac{\sum_{i=0}^{n=20} (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=0}^{n=20} (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=0}^{n=20} (y_i - \bar{y})^2}} = 0.9984,$$

式中, x, y 为两相关变量, 分别表示 TDR 实际测量数据与标定模型数据, 它们的测量值成对: $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$, 由此可见利用 T-S 模糊模型建立的标定公式模型与真实 TDR-3 土壤水分传感器的测量相关系数接近于 1, 相关程度较好。

通过前面介绍的实验方法和实验过程进行实验, 得到 10 组每组水土比分布均在 0% ~ 40% 的 8 个实验数据, 对每组所测得的数据及其利用标定模型得到的预测数据计算每组的相关系数, 得到 10 组数据每一组的相关系数值, 如表 1。

表 1 10 组实验数据各自的相关系数

组别	皮尔逊相关系数	组别	皮尔逊相关系数
1	0.9103	6	0.9002
2	0.9702	7	0.9993
3	0.9013	8	0.9100
4	0.9617	9	0.9985
5	0.9134	10	0.9047

Takagi-Sugeno 的分段线性模型, 以 TDR-3 实际测量值(平均值)为测试输入, 对应水分含量值“%”为测试目标输出。

实际实验数据散点图与建模后的曲线对比如图 2 所示。由图 2, 以实际实验测量水分含量值(平均值)为 X 轴, *Takagi-Sugeno* 建模标定后水分含量值为 Y 轴, 建立散点图, 如图 3 所示。

由表 1 可以看出, 利用 *Takagi-Sugeno* 模糊模型建立的 TDR 土壤水分传感器标定模型与真实 TDR-3 土壤水分传感器的测量相关系数均在 0.9000 以上, 相关程度较好。其中, 最低的相关系数为 0.9002, 最高的相关系数为 0.9993, 平均值为 0.9370。这也进一步验证了, 利用 *Takagi-Sugeno* 模糊模型建立的 TDR 土壤水分传感器标定公式模型, 建模简单, 更能够得到准确的预测数据, 这种方法在 TDR 土壤水分传感器的标定中是可行的。

3 结论

本文提出基于 *Takagi-Sugeno* 模糊模型的土壤水分传感器的标定方法。通过大量土壤水分监测实验表明, *Takagi-Sugeno* 模糊方法建立的标定模型简单、易懂, 且提高了土壤水分监测精度, 为土壤水分的实时的监测提供了可行的方法。本文实验采用的土样是来自广东省湛江市的砖红土, 不同土壤的标定模型不同, 但对于其他类型土壤的标定同样可采用以上的方法进行, 本文提出的方法具有普遍使用性。

参考文献

- [1] 卢启福, 吴慕春, 胡月明, 等. 基于 TDR-3 的土壤水分传感器标定模型研究. 传感技术学报, 2009, 22(7): 83—84
- [2] 朱安宁, 吉丽青, 张佳宝. 不同类型土壤介电常数与体积含水量经验关系研究. 土壤学报, 2011, 44(2): 263—268
- [3] 高亮, 成立, 袁寿其. 多元回归分析在土壤湿度传感器标定中

- 的应用. 农机化研究, 2003, 4(2): 182—183
- [4] 粟迎南. 基于 T-S 模型的建模方法的研究. 成都: 四川大学学报, 2004
- [5] Bates D M, Watts D G. 非线性回归分析及其应用. 韦博成, 等. 译. 北京: 中国统计出版社, 1997
- [6] 马俊峰, 张庆灵. T-S 模糊广义系统的逼近性. 控制理论与应用, 2008, 25(5): 837—844
- [7] 王宏伟. 基于模糊模型的模糊辨识方法及其应用研究. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学土木工程学院, 1999
- [8] Yan X W, Deng Z D, Sun Z Q. Competitive Takagi-Sugeno fuzzy reinforcement learning. Proceedings of the 2001 IEEE International Conference on Control Applications (CCA'01) (Cat. No. 01CH37204), 2001: 878—883
- [9] 李国勇. 智能控制及其 MATLAB 实现. 北京: 电子工业出版社, 2005
- [10] Sun Z Q, Xu H B. Fuzzy-neural network based on T-S model. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 1997, 37(3): 76—80
- [11] Liu S R, Yu J S. A neural fuzzy inference system and its application to product quality robust estimation. Proceedings of the 14th World Congress. International Federation of Automatic Control, 1999, 12: 503—508
- [12] Skierucha W, Wilczek A, Alokina O. Calibration of a TDR probe for low soil water content measurements. Sensors and Actuators A: Physical, 2008, 147(1): 44—52
- [13] 高艳, 孙瑞宇, 马道坤, 等. FDS 土壤水分传感器的两步标定法. 中国农业大学学报, 2006, 11(2): 78—81
- [14] Stangl R, Buchan G D, Loiskandl W. Field use and calibration of a TDR-based probe for monitoring water content in a high-clay landslide soil in Austria. Geoderma, 2009, 150(1/2): 23—31
- [15] 张冬梅, 池宝亮, 黄学芳, 等. 土壤水分时域反射仪 TDR 自制探头的校正与应用. 山西农业科学, 2007, 35(2): 52—54