

基于自组织模糊神经网络的大功率 LED 调光模型*

李纪宾, 饶欢乐, 王 晨, 钱依凡, 洪哲扬

(杭州电子科技大学 自动化学院, 浙江 杭州 310018)

摘要: 大功率 LED 光度输出不仅与操作电流大小有关, 且受传热过程的时滞时变不确定因素影响难以预测。针对传统机理建模存在参数提取困难、模型适应性弱等缺点, 提出基于模糊神经网络建模算法, 从而构建以操作电流、热沉温度、环境温度为输入, 光通量为输出的调光模型。模型结构和参数依据在线数据进行调整, 通过递推学习, 模糊规则得到增量式完善, 进而不断逼近实际动态过程。结果表明, 利用该方法构建的调光模型与参考模型理论值相对误差小于 3%, 与其他模型相比, 结构更加紧凑, 预测精度更高。

关键词: 大功率 LED; 光电热模型; 自组织模糊神经网络; 结构辨识; 参数学习

中图分类号: TN364+.2

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.201125

中文引用格式: 李纪宾, 饶欢乐, 王晨, 等. 基于自组织模糊神经网络的大功率 LED 调光模型[J]. 电子技术应用, 2021, 47(12): 105-109.

英文引用格式: Li Jibin, Rao Huanle, Wang Chen, et al. Dimming model of high-power LED based on self-organizing fuzzy neural network[J]. Application of Electronic Technique, 2021, 47(12): 105-109.

Dimming model of high-power LED based on self-organizing fuzzy neural network

Li Jibin, Rao Huanle, Wang Chen, Qian Yifan, Hong Zheyang

(School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: The luminosity output of high-power LED system is not only related to the current, but also hard to be predicted due to the uncertain nonlinear characters of thermal process. In view of the difficulties in extracting the parameters of the mechanism model and poor adaptability, an online modeling method was proposed to construct a fuzzy neural network with ambient temperature, heat sink temperature and operating current as input, and luminous flux as output. The model structure is self-organized and adjusted according to clustering analysis and error evaluation criteria. EKF algorithm and recursive least square method are used to learn network parameters. Through recursive learning, the rule is improved incrementally so that the model can approximate the actual system process as fast as possible. Validity of the algorithm is verified in a typical nonlinear system. Results show that the relative error between the theoretical values of the photometric prediction model and the reference model is less than 3%. Comparing with other model, this model has more compact structure and better generalization performance.

Key words: high-power LED; PET model; self-organizing fuzzy neural network; structure identification; parameter learning

0 引言

相较于传统光源, 大功率 LED 具有高光效和灵活可控等优势, 在提供交互式或动态照明方面颇具潜力, 如建筑照明^[1]、太阳光模拟器^[2]等。这类光源通常要求光度输出宽范围动态可调, 并且快速达到预定的精度要求。尽管 LED 自身开关特性可达兆赫兹, 但由于系统散热存在时滞、时变不确定特性, 使得光度输出规律难以预测。构建可分析、可计算和执行的调光模型对实现更加精细化的调光控制具有重要意义。

经典光电热^[3]理论表明 LED 结温、光通量、电流存在多参数耦合关系。而后, Tao^[4]等人通过机理分析, 构

建动态光电热模型, 用于计算光通量输出随系统温升的衰减变化。文献[5]~[6]考虑环境温度的热因素影响, 构建不同操作功率下的线性扰动模型, 设计了温度前馈补偿器, 以保证光度的恒定输出。文献[7]建立了基于状态空间表达的线性预测模型, 便于移植到低成本控制器中去。文献[8]采用多项式插值方法辨识不同驱动电流下的传递函数的零极点增益, 构建了线性参数时变模型, 但该方法需预先设置整个工作范围的操作条件, 计算量较大。尽管 LED 物理机制明确, 但多数模型^[3-6]基于等效阻容网络分析, 部分物理量(如结温)并不易于测量, 且模型采用离线设计, 在长时运行或环境变化较大的条件下将存在失配问题。

自组织模糊神经网络是具有可变结构和参数的非

* 基金项目: 国家重大科研仪器研制基金项目(61427808); 浙江省基础研究计划项目(LGG18F050002)

线性逼近器,通过学习规则来刻画非线性模式。聚类技术^[9-11]是一种无监督学习的规则提取方法,能够避免人为设定规则的主观性。文献[12]采用误差分级学习机制实现规则生长,文献[13]则基于邻域完备性优化网络结构,文献[14]提出的自组织模糊网络引入了最优脑外科方法修剪冗余规则。这些方法虽能够保证一定的学习精度,但复杂生长和修剪策略降低了学习效率,使网络难以理解和表达。综合上述文献的启发,本文提出一种结合密度聚类、误差和误差率分析的规则生成策略,使模型在精度和复杂度方面得到权衡,并应用于大功率LED调光模型的设计中。

1 系统描述

1.1 LED 光电热分析

LED 是功率型器件,其伏安特性具有类似二极管的负温度特性,通常由如下 Shockly 方程描述:

$$v_i(i_f, T_j) = \frac{nk_B T_0}{q} \left[1 - k_v \left(\frac{T_j}{T_0} - 1 \right) \right] \ln \left(1 + \frac{i_f}{I_0} \right) + R_d i_f \quad (1)$$

其中, I_0 是反向饱和电流, T_j 是结温, k_B 是玻尔兹曼常数, q 是电荷, n 是理想因子, T_0 是标称温度, k_v 为描述 LED 在不同结温下的电热漂移系数。

注入 LED 的电功率等于发出的热功率和光功率之和:

$$P_{ei} = v_i i_f = P_{opt} + P_{heat} = \eta_p P_{ei} + (1 - \eta_p) P_{ei} \quad (2)$$

其中, η_p 为电光转换效率。由文献[7]有:

$$\eta_p(i_f, T_j) = \bar{\eta}_p \left[1 - k_i \left(\frac{i_f}{I^*} - 1 \right) \right] \left[1 - k_\eta \left(\frac{T_j}{T^*} - 1 \right) \right] \quad (3)$$

其中, $\bar{\eta}_p$ 、 I^* 、 T^* 表示额定工况下标称值。 N 颗 LED 串联共享同一热沉的大功率 LED 阵列,系统总输出光通量可由下式计算, E_r 为发光效率:

$$\Phi(i_f, T_j) = NE_r \eta_p(i_f, T_j) P_{ei}(i_f, T_j) \quad (4)$$

1.2 传热方程

大功率 LED 模块通常有单颗或多颗 LED 集成在散热器上,其结构和热传递等效阻容网络如图 1 所示。其中, T_j 、 T_c 、 T_s 、 T_h 、 T_a 分别表示结温、封装外壳温度、导热体温度、热沉温度和环境温度。在实际工作中,由于热沉热阻远小于空气热阻,使得“LED 结温→散热器→环境”为主要传热路径。

系统各部分传热方程为:

$$m_j c_j \frac{dT_j}{dt} = (1 - \eta_p(i_f, T_j)) P_{ei}(i_f, T_j) - \frac{1}{R_{jc}} (T_j - T_c) - \frac{1}{R_{js}} (T_j - T_s) \quad (5)$$

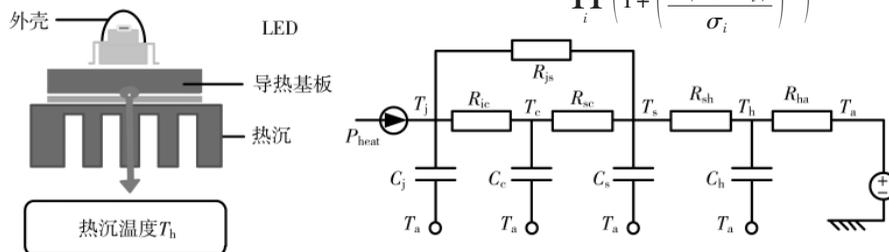


图 1 LED 模块结构及其等效传热网络

$$m_c c_c \frac{dT_c}{dt} = \frac{1}{R_{jc}} (T_j - T_c) + \frac{1}{R_{sc}} (T_s - T_c) \quad (6)$$

$$m_s c_s \frac{dT_s}{dt} = \frac{1}{R_{js}} (T_j - T_s) - \frac{1}{R_{sc}} (T_s - T_c) - \frac{1}{R_{sh}} (T_s - T_h) \quad (7)$$

$$m_h c_h \frac{dT_h}{dt} = \frac{N}{R_{sh}} (T_s - T_h) - \frac{1}{R_{ha}} (T_h - T_a) \quad (8)$$

其中, m 为等效质量, c 为等效热容。符号 R 、 $C=mc$ 分别表示相应部分的热阻和热容。由于二极管和其外壳的热容远小于散热器热容,当采样间隔较小时,其温度变化可忽略。令式(5)、式(6)左边为 0,代入式(8)有:

$$0 = \alpha_1 (1 - \eta_p(i_f, \hat{T}_j)) P_{ei}(i_f, \hat{T}_j) + \alpha_2 \hat{T}_j + \alpha_3 T_h \quad (9)$$

其中, α_1 、 α_2 、 α_3 为相应的常数项。利用式(9)求解出正解 \hat{T}_j 。结合式(4),得到系统输出总光通量为:

$$\Phi(t) = NE_r \eta_p(i_f(t), \hat{T}_j(t)) P_{ei}(i_f(t), \hat{T}_j(t)) \quad (10)$$

本文将模型(4)~(10)转化为差分形式,作为建模方法数值验证的参考模型,用于产生训练和测试数据。

2 自组织模糊神经网络

2.1 模糊神经网络

基于 TSK 型的模糊神经网络结构如图 2 所示。

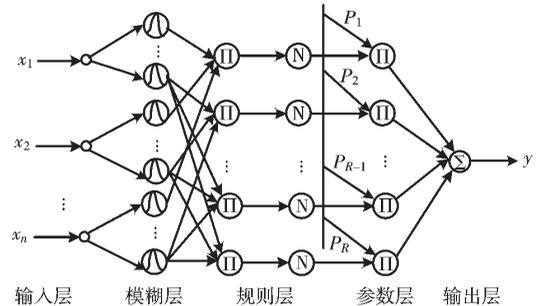


图 2 T-S 型模糊神经网络的结构图

第 1 层(输入层):将输入变量 x 进行归一化处理得到 $X=[X_1, X_2, \dots, X_n]^T$ 。

第 2 层(模糊层):将输入模糊映射到模糊集上,并采用如下 Cauchy 型函数^[11]计算隶属度:

$$O_i^{(2)} = \frac{1}{1 + \left(\frac{2(X_i - C_i)}{\sigma_i} \right)^2}, \quad i=1, 2, \dots, n \quad (11)$$

第 3 层(规则层):对应 if 部分,其节点个数等于规则数 R ,第 l 条规则的点火强度:

$$\tau_l = \frac{1}{\prod_i \left(1 + \left(\frac{2(X_i - C_i^l)}{\sigma_i} \right)^2 \right)}, \quad l \in [1, R] \quad (12)$$

输出为各规则贡献度 λ^l :

$$O_l^{(3)} = \lambda_l = \left[\frac{\tau_l}{\sum_{j=1}^R \tau_j} \right], l \in [1, R] \quad (13)$$

第4层(参数层):对应 then 部分多个线性多项式:

$$O_l^{(4)} = y^l = (p_1^l X_1 + p_2^l X_2 + \dots + p_n^l X_n + p_0^l) \quad (14)$$

第5层(输出层):经线性加权得到网络输出:

$$O^{(5)} = y = \sum_{l=1}^R \lambda_l y^l = \sum_{l=1}^R \lambda_l \boldsymbol{\pi}^l \boldsymbol{x}_e^T, l \in [1, R] \quad (15)$$

其中, $\boldsymbol{\pi}^l = [p_0, p_1, \dots, p_n]$, $\boldsymbol{x}_e^T = [1, X^T]^T$.

2.2 结构自组织

2.2.1 规则修正准则

传统方法会导致规则频繁生成和修剪。为提高网络收敛效率,本文引入密度聚类方法来确定规则中心,并用于规则的修正。

设 $\boldsymbol{z}(k) = (\boldsymbol{x}(k)^T, \boldsymbol{y}(k)^T)$ 为 k 时刻系统输入-输出数据,维数为 n 和 m 。当新数据散度值 $S(\boldsymbol{z}(k))$ 大于或小于所有聚类中心散度值,且位于某一中心领域范围 $\delta_i = 0.5\sigma_i$,表明该点概括性更强,该点将替代旧规则中心为新规则中心:

$$\begin{aligned} & \text{IF } S(\boldsymbol{z}(k)) < \min_{i=1}^R S(\boldsymbol{z}^i) \text{ OR } S(\boldsymbol{z}(k)) > \max_{i=1}^R S(\boldsymbol{z}^i) \\ & \text{AND } \delta_{\min}(k) < 0.5\sigma_i \\ & \text{Then } \boldsymbol{C} = \boldsymbol{x}^*, S(\boldsymbol{z}^*) = S(\boldsymbol{z}(k)) \end{aligned} \quad (16)$$

其中, $S(\boldsymbol{z}(k))$ 、 $S(\boldsymbol{z}^*)$ 分别表示样本点和聚类中心的散度值,其计算方法可由文献[11]确定。

2.2.2 规则生成准则

定义1(系统误差^[15])对于观测数据 $\boldsymbol{z}(k)$,期望输出为 y_r ,各规则辨识误差 $\|e_i\| = \|y_r - y_i\|$ 。若 $\|e_i\| > k_e$,则考虑生成一条规则:

$$k_e = \max[\beta^{t-1} e_{\max}, e_{\min}] \quad (17)$$

其中, e_{\min} 为期望精度, e_{\max} 为最大输出误差, t 为学习时间。

定义2(可容纳边界)对于观测数据 $\boldsymbol{z}(k)$,计算其与规则中心的最小距离:

$$d_{i,\min} = \operatorname{argmin}(d_i(j)) = \operatorname{argmin}(\|\boldsymbol{X} - \boldsymbol{C}_j\|) \quad (18)$$

若 $d_{i,\min}$ 大于可容纳边界 k_d ,考虑增加一条新规则。

定义3(泛化因子)

文献[16]泛化因子 GF 用于检验模型的泛化能力:

$$GF = \sum_{i=1}^R \operatorname{err}_i \quad (19)$$

若 $GF < k_{GF}$ (k_{GF} 为预先设定值),表明现有规则不足,模型泛化性能较差,需考虑增加规则。在本文中,当满足定义1~定义3中的判断条件时,则生成一条新规则。相应地,网络规则层节点数都会适当增加:

$$\begin{aligned} & \text{IF } \|e_i\| > k_e, md_{i,\min} > k_d \text{ and } GF < k_{GF} \\ & \text{THEN } R := R + 1; \boldsymbol{C}_R = \boldsymbol{x}(k); S(\boldsymbol{z}^R) = S(\boldsymbol{z}(k)) \end{aligned} \quad (20)$$

2.3 参数学习

为提高模型抗噪能力,采用带遗忘因子的加权递推

最小二乘法(WRLS)对线性参数 $\boldsymbol{\pi}$ 进行估计:

$$\hat{\boldsymbol{\pi}}_k^i = \hat{\boldsymbol{\pi}}_{k-1}^i + \operatorname{cov}_k^i \boldsymbol{x}_{ek-1} \lambda^i (\boldsymbol{x}_{k-1}) (\boldsymbol{y}_k - \boldsymbol{x}_{ek-1}^T \hat{\boldsymbol{\pi}}_{k-1}^i) \quad (21)$$

$$\operatorname{cov}_k^i = \frac{1}{\rho} \left(\operatorname{cov}_{k-1}^i - \frac{\lambda^i (\boldsymbol{x}_{k-1}) \operatorname{cov}_{k-1}^i \boldsymbol{x}_{ek-1}^T \boldsymbol{x}_{ek-1} \operatorname{cov}_{k-1}^i}{\rho + \lambda^i (\boldsymbol{x}_{k-1}) \boldsymbol{x}_{ek-1}^T \operatorname{cov}_{k-1}^i \boldsymbol{x}_{ek-1}} \right) \quad (22)$$

其中, cov 为方差矩阵, $\hat{\boldsymbol{\pi}}_1^i = 0$, $\operatorname{cov}_1^i = \Omega I$, Ω 为一正大数, I 为单位阵, ρ 为遗忘因子。对于神经元参数 σ ,本文采用非线性 EKF 算法^[17]进行更新。

2.4 算法流程

- (1) 初始化网络参数。
- (2) 根据输入 $\boldsymbol{x}(k+1)$ 及规则,输出预测值 $\boldsymbol{y}(k+1)$ 。
- (3) 获取新观测数据 $\boldsymbol{z}(k+1)$,计算其散度值。
- (4) 更新现有规则中心散度值。
- (5) 判断是否满足式(16)前提,若满足,执行后转至步骤(6);否则,判断是否满足式(20)前提,满足则执行。
- (6) 调整神经元参数 σ 及后件参数 $\boldsymbol{\pi}$ 。

在各采样时刻,循环执行步骤(2)~步骤(6)实现在线建模。

3 实验与分析

3.1 非线性系统辨识

为验证本方法有效性,考虑如下非线性动态系统:

$$y(t+1) = \frac{y(t)y(t-1)[y(t)+2.5]}{1+y^2(t)+y^2(t-1)} + u(t) \quad (23)$$

给定输入信号 $u(t) = \sin(2\pi t/25)$,初始状态 $y(0) = 0$, $y(1) = 0$ 。由式(23)产生 1000 个样本,前 800 个样本用于训练 $t = 1, 2, \dots, 800$,后 200 个样本用以测试其泛化性能 $t = 801, 802, \dots, 1000$ 。网络参数设置如下: $\rho = 0.95$, $\Omega = 800$, $\delta = 1.0$, $e_{\min} = 0.03$, $e_{\max} = 0.5$, $\varepsilon_{\min} = 0.25$, $\varepsilon_{\max} = 0.75$, $k_{err} = 0.0015$, $k_{GF} = 0.99$ 。

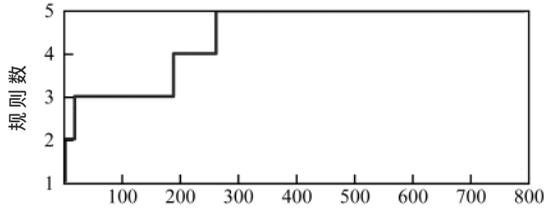
训练结果如图3、图4所示,表1给出了与现有模糊网络建模方法的对比,所有算法均采用同样的训练集和测试集。

由图3、图4可以看出,经过不断的增进式学习,最终生成5条规则,且测试误差在 $[-0.0015, 0.0015]$ 范围内,说明模型具有一定的泛化能力。由表1可知,相较于仅依据密度聚类 eTS 模型、ANFIS 网络以及 DFNN 模型,网络结构更加紧凑;尽管模型精度和泛化能力方面稍逊色于 GDFNN,但其计算速度更快。因此,本文所提出的模型具有较优的综合性能。

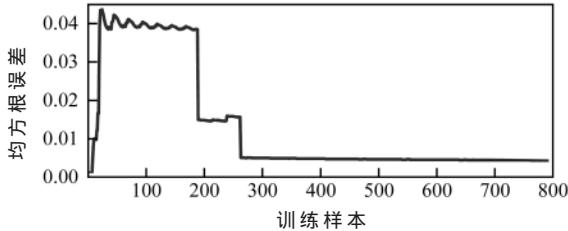
3.2 大功率 LED 调光模型

本文采用大功率 LED 暖白(CREE family Xlamp Xp-G)作为实验对象,参考模型来自于模型(4)~(8),模型中的热阻、热容等其他参数可由文献[7]及相应的数据手册确定。网络输入为热沉温度 T_r 、环境温度 T_a 以及驱动电流 I_t ,输出为下一时刻输出光通量预测值。

首先,将模型(4)~(10)转化为差分形式,采样时间设置为 1 s,初始热沉温度与室温 25 °C 一致,并施加 ± 0.2 °C

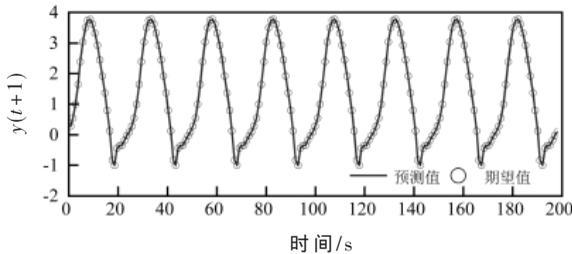


(a) 规则生长曲线

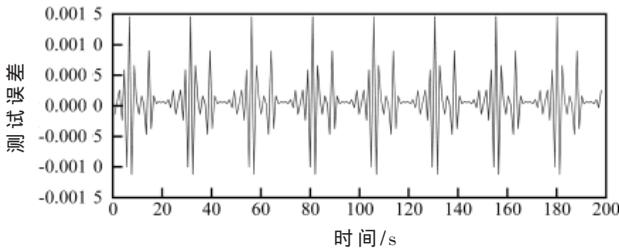


(b) 误差收敛曲线

图3 规则生长及 RMSE 变化曲线



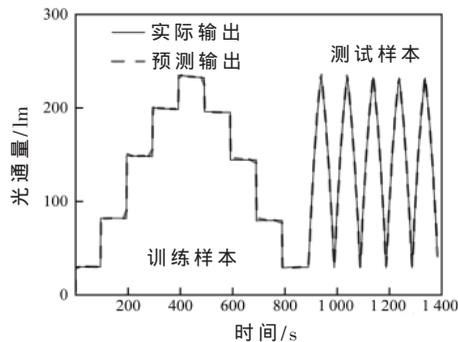
(a) 模型预测值与期望值



(b) 测试集预测误差

图4 测试样本拟合曲线及其预测误差

的随机干扰噪声。驱动电流以阶跃形式由 0.1 A 调至



(a) 光度输出预测与期望输出

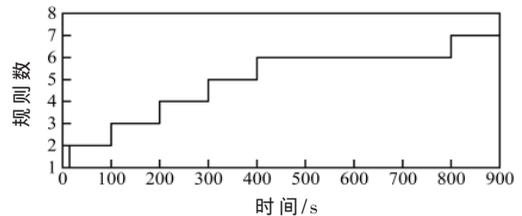
表 1 与其他方法的比较

模型	规则	RMSE		训练时间/s
		训练集	测试集	
ANFIS	13	0.014 2	0.015 7	-
eTS	16	0.046 0	0.043 1	3.54
DFNN	6	0.027 0	0.028 3	0.99
GDFNN	8	0.013 0	0.010 8	1.14
本文	5	0.014 7	0.013 5	0.48

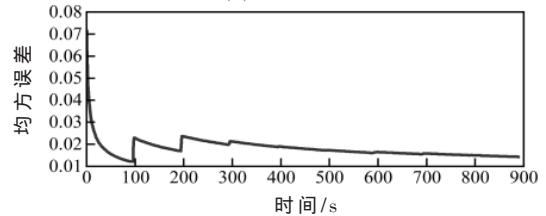
1.2 A, 间隔 0.3 A, 持续 100 s; 再从 1.2 A 下降至 0.1 A, 间隔 0.3 A; 模拟 LED 由暗至亮再至暗的过程, 共产生 900 个数据作为训练集。

为检验模型泛化能力, 将热沉温度初态值设置为最后一组训练集的温度值, 且将室温改变为在 $26 \pm 0.2 \text{ }^\circ\text{C}$ 区间内。将原阶跃电流信号变更为从 0.1 A 到 1.2 A, 1.2 A 到 0.1 A 连续变化的斜坡信号, 并将采样间隔缩短为 50 s, 共计 400 个数据用于测试。初始参数设置如下: $\rho=0.95, \Omega=800, \delta=1.0, e_{\min}=0.15, e_{\max}=0.75, \varepsilon_{\min}=0.25, \varepsilon_{\max}=0.75, k_{\text{err}}=0.001 5, k_{\text{GF}}=0.99$ 。

图 5、图 6 为在线建模的仿真结果, 由图 5(a) 可以看

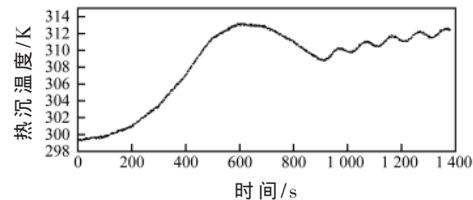


(a) 规则生长曲线

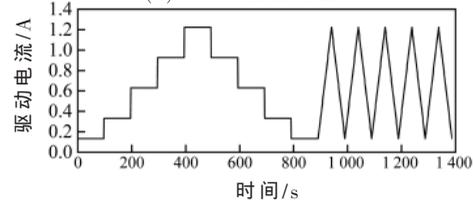


(b) 训练误差变化曲线

图5 规则生长及 RMSE 变化曲线



(b) 热沉温度变化曲线



(c) 驱动电流设定曲线

图6 大功率 LED 输出光的在线辨识结果

出,当 LED 操作电流在大范围内变化时,不管是训练样本还是测试样本,所建立模型均能准确预测随热沉温度变化引起的光通量变化。由图 5(b)可知,仅在操作点变化时会出现较大预测误差,但因引入误差学习机制,模型能够及时修改或生成规则以消除误差。表 2 给出一些模型评价指标,其中光通量预测最大误差不超过 3%;表 3 给出了与其他网络的广泛比较。结果表明,本模型结构紧凑,泛化能力强,能够依据工况变化自适应调整,正确反映光度的动态变化。

表 2 模型的性能指标

性能指标	训练集实际(期望)输出	测试集实际(期望)输出
RMSE	0.018 6	0.012 5
APE	0.007 9	0.009 6
Max	80.818 1(83.980 2)	217.776 3(218.193 0)
Min	146.446 9(146.453 8)	56.655 0(56.643 2)

表 3 与其他典型方法的比较

模型	规则(节点)	训练 RMSE	测试 RMSE	测试 APE
eTS	45	0.087 5	0.092 7	0.027 5
DFNN	18	0.037 3	0.043 2	0.013 6
GDFNN	12	0.012 4	0.010 4	0.008 4
本文	7	0.018 6	0.012 5	0.009 6

4 结论

本文设计了基于模糊神经网络的大功率 LED 调光模型。该模型能够准确预测随温度变化的系统的光通量输出,且具有结构紧凑、计算开销小等特点,便于移植入低成本控制器。此外,本文提出算法可进一步拓展,如引入色度、光谱函数等,为实现更优的调光控制提供可计算、可分析和可执行的模型基础。

参考文献

- [1] PERUFFO A, PANDHARIPANDE A, CAICEDO D, et al. Lighting control with distributed wireless sensing and actuation for daylight and occupancy adaptation[J]. Energy and Buildings, 2015, 97: 13-20.
- [2] 李超, 李果华, 邵剑波, 等. 多波段 LED 太阳模拟器及其测试系统的研制[J]. 发光学报, 2019, 40(5): 635-642.
- [3] HUI S Y, QIN Y X. A general photo-electro-thermal theory for light emitting diode(LED) systems[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2009, 24(8): 1967-1976.
- [4] TAO X, HUI S. Dynamic photoelectrothermal theory for light-emitting diode systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2011, 59(4): 1751-1759.
- [5] HUANG B J, HSU P C, WU M S, et al. Study of system dynamics model and control of a high-power LED lighting luminaire[J]. Energy, 2007, 32(11): 2187-2198.

- [6] HUANG B J, TANG C W. Thermal - electrical - luminous model of multi-chip polychromatic LED luminaire[J]. Applied Thermal Engineering, 2009, 29(16): 3366-3373.
- [7] BACCARI S, VASCA F, TIPALDI M, et al. Model predictive control for luminous flux tracking in light-emitting diodes[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2017, 25(2): 695-703.
- [8] DONG J, ZHANG G. Identification and robust control of the nonlinear photoelectrothermal dynamics of LED systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(3): 2215-2225.
- [9] 王娜, 胡超芳. 基于最近邻模糊聚类的 T-S 模糊辨识方法[J]. 控制工程, 2019, 26(6): 1068-1073.
- [10] 于昊, 张吉礼. 基于在线减法聚类的变频水泵模糊建模方法[J]. 暖通空调, 2019, 49(3): 80-86.
- [11] ANGELOV P, FILEV D. Simpl_eTS: a simplified method for learning evolving Takagi-Sugeno fuzzy models[C]//IEEE International Conference on Fuzzy Systems. IEEE, 2005.
- [12] WU S, ER M J. Dynamic fuzzy neural networks—a novel approach to function approximation[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part B Cybernetics A Publication of the IEEE Systems Man & Cybernetics Society, 2000, 30(2): 358-364.
- [13] WU S, ER M J, GAO Y. A fast approach for automatic generation of fuzzy rules by generalized dynamic fuzzy neural networks[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2001, 9(4): 578-594.
- [14] LENG G, MCGINNITY T M, PRASAD G. Design for self-organizing fuzzy neural networks based on genetic algorithms[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2007, 14(6): 755-766.
- [15] WANG N, ER M J, MENG X Y, et al. An online self-organizing scheme for parsimonious and accurate fuzzy neural networks[J]. International Journal of Neural Systems, 2010, 20(5): 389-403.
- [16] 陶永芹, 崔杜武. 基于动态模糊神经网络算法的负荷辨识[J]. 控制与决策, 2011, 26(4): 519-523, 529.
- [17] 乔俊飞, 袁喜春, 韩红桂. 基于 EKF 的自组织 T-S 模糊 Elman 网络[J]. 控制与决策, 2014, 29(5): 853-859.

(收稿日期: 2020-11-18)

作者简介:

李纪宾(1996-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 光电控制、模式识别。

饶欢乐(1987-), 女, 博士研究生, 讲师, 主要研究方向: 传感检测及仪器、智能信息处理。



扫码下载电子文档

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所