

基于模糊PID控制的家居照明环境智能调节方法

徐 劲, 孙 健, 孙 健, 李科岐

江苏理工学院机械工程学院, 江苏 常州

收稿日期: 2024年4月15日; 录用日期: 2024年5月8日; 发布日期: 2024年5月15日

摘要

本研究融合了神经网络和模糊推理技术, 提出了一种家居照明显能调节方案。该方法以家庭各区域的活动时间为输入变量, 根据活动时间长短来识别不同的生活场景, 并以此为规则推导出目标场景的特征值。灯具控制模型采用三层前馈型BP神经网络, 包括输入层、一个隐含层(13个神经元)和输出层, 利用正向传播和误差逆向传播优化模型参数。此外, 引入了模糊PID控制技术实现了对灯具更精确的调光控制。经仿真验证, BP神经网络模型拟合优度好、泛化能力强, 其预测得到的调光值可直接用于灯具调控。而模糊PID控制算法与传统PID控制相比, 能够实现更加精确和稳定的控制效果, 与其他主流控制方法相比更适用于家居照明。

关键词

神经网络, 模糊推理, 家居照明, 智能调节, 模糊PID控制

Intelligent Adjustment Method of Home Lighting Environment Based on Fuzzy PID Control

Jin Xu, Jian Sun, Jian Sun, Keqi Li

School of Mechanical Engineering, Jiangsu University of Technology, Changzhou Jiangsu

Received: Apr. 15th, 2024; accepted: May 8th, 2024; published: May 15th, 2024

Abstract

In this paper, an intelligent adjustment scheme for home lighting is proposed by combining neural

文章引用: 徐劲, 孙健, 孙健, 李科岐. 基于模糊 PID 控制的家居照明环境智能调节方法[J]. 传感器技术与应用, 2024, 12(3): 298-309. DOI: 10.12677/jsta.2024.123032

network and fuzzy reasoning technology. The method takes the activity time of each area of the family as the input variable, identifies different life scenes according to the activity time, and deduces the characteristic value of the target scene according to the rule. The lamp control model adopts three-layer feedforward BP neural network, including input layer, a hidden layer (13 neurons) and output layer. Forward propagation and error reverse propagation are used to optimize the model parameters. In addition, the fuzzy PID control technology is introduced to achieve more accurate dimming control of the luminaire. The simulation results show that BP neural network model has good fit and generalization ability, and the dimming value predicted by BP neural network model can be directly used for luminaire control. Compared with traditional PID control, fuzzy PID control algorithm can achieve more accurate and stable control effect, and is more suitable for home lighting compared with other mainstream control methods.

Keywords

Neural Network, Fuzzy Reasoning, Home Lighting, Intelligent Regulation, Fuzzy PID Control

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

近年来，随着智能家居技术的快速发展，家居照明系统作为智能家居环境中的重要组成部分，其自动化和智能化水平的提高受到了广泛关注[1]。有效的家居照明控制不仅能够提升居住者的舒适体验，还能实现能源的节约和高效利用[2]。传统的照明控制方法往往依赖于固定的规则或者简单的传感器反馈，难以适应家庭成员多变的生活模式和照明需求。因此，探索更加灵活和智能的照明控制方法成为了当前研究的热点。模糊控制作为一种处理不确定性和模糊性问题的有效工具，因其不依赖于系统的精确数学模型而被广泛应用于多种控制系统中。特别是模糊 PID 控制器，它结合了模糊逻辑的灵活性和 PID 控制的简洁性，通过模糊规则自动调整 PID 参数，以适应系统动态变化，显示出良好的控制性能。关于模糊 PID 在家居照明系统中的应用研究相对较少，这激发了本研究采用模糊 PID 控制家居照明的动机，旨在通过智能化调节照明参数，以适应不同场景需求，提升照明效果的同时达到节能的目的。

本研究综合分析了当前国内外在照明控制领域的研究进展，发现主要研究方向可以归纳为两大类：一是基于环境检测的照明调节方法，旨在通过实时监测环境变化自动调整照明条件；二是直接的灯光控制策略，这类方法主要关注如何更有效地调控灯光设备以满足使用者的需求。这两类研究各有侧重，共同推动了智能照明控制技术的发展。环境检测类通过天然光的模拟预测来调节室内照明，以适应光环境变化。加拿大学者开发可调节电致变色玻璃窗[3]，文献[4]提出了一种双目立体视觉的测量方法来进行 LED 的照度测量，中国香港学者对走廊照度的细致分析[5]，文献[6]提出了基于传感器网络技术的智能照明分布式控制算法，通过数据采集、特征提取、自适应加权和数据学习等步骤，实现了高精度的智能照明控制。这些研究凸显了智能照明系统在节能和提升用户体验方面的潜力，同时指出了基于高技术设备导致成本增加的问题。灯光控制领域的研究集中于利用智能算法设计控制器直接调节灯光。研究包括基于模糊 PID 串级控制[7][8]、PID 控制器调节人工光源[9]、模糊控制输出 PWM 信号控制照度[10][11]、以及利用神经网络算法[12]、粒子群优化算法[13]、遗传模拟退火算法[14]、深度强化学习算法[15]、改进麻雀搜索算法[16]优化灯光亮度等。这些研究表明，通过融合先进的控制理论和智能算法，可以显著提高

家居照明系统的智能化水平和能源使用效率。

对比了多个照明控制算法的效果和适用性，其中粒子群优化算法和遗传算法在优化多灯具系统照度分布均匀性方面的效果被频繁应用。这两种算法比较适用于广阔的公共照明区域，能够有效地处理区域照明需求的复杂性，并提高照度分布的均衡性。而经典 PID 控制易导致照度超调和灯光闪烁，模糊控制虽灵活但推理速度慢、精度低。针对这些问题，本文选择了基于人工神经网络的算法，结合模糊推理，以适应人眼对照度的模糊感知和个体差异化的光环境舒适度需求，实现了一种既精确又个性化的照明控制策略。通过对家居环境中不同活动模式的智能识别和照明需求的精准预测，本方法能够动态调整照明参数，使家居光环境的平均照度、照度均匀度和眩光值接近期望目标值。

2. 智能家居照明环境控制方法

2.1. 控制方法总体流程概述

总体的灯光亮度自动调整流程图如图 1 所示。系统根据人在室内各区域的活动时间进行模糊推理判断出相应的场景，通过设置在窗外的照度传感器判断有无日光。在没有日光时，根据目前所处的场景输出照度值、照度均匀值及眩光值，这些数据作为灯具调整的目标；当有日光时还需获取室内两处的照度值，作为 BP 神经网络的输入层数据，开启灯具进行傍晚灯光补偿，既能满足照度舒适度，又能降低耗能[17]。此外，这种方法还有助于减少灯具的损耗，从而延长照明设施的使用期限。

2.2. 模糊推理判断场景

模糊控制其原理是将专家或操作人员的经验转化为模糊规则，接着使用来自传感器的实时信号进行模糊化处理，将其作为这些规则的输入。通过模糊推理，系统能够生成输出值，随后对这些输出值进行去模糊化处理，最终将结果应用于执行器。模糊控制系统由模糊控制器和控制对象组成，如图 1 所示。

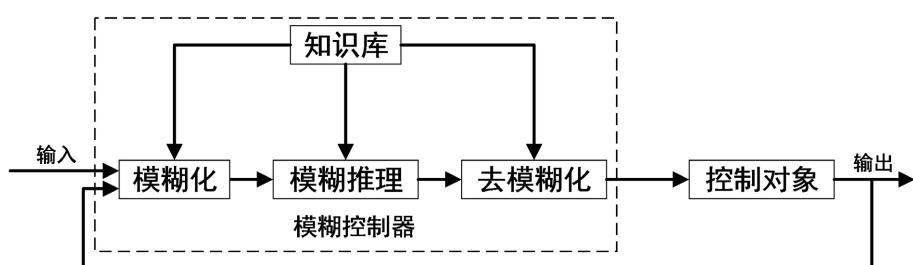


Figure 1. Composition of fuzzy control system

图 1. 模糊控制系统的组成

模糊控制器的基本结构如图 2 虚线框中所示，模糊控制算法过程具体为：

1) 模糊化

模糊化是将输入的精确量转换成模糊量。在输入论域上定义一系列模糊集合，每个模糊集合对应于一个语言变量，如负大 NB，负小 NS，零 ZO，正小 PS，正大 PB。这些模糊集合通常由隶属函数来描述，如三角形、梯形、高斯或钟形函数。隶属函数的值介于 0 和 1 之间，表示输入值与模糊集合的匹配程度。使用计算出的隶属度作为模糊逻辑规则的前提条件，进行模糊推理。

2) 模糊推理

模糊推理是基于模糊规则得到模糊输出量的过程。模糊规则大多是基于专家的经验来设定的，通常采用模糊语言来描述。例如：“如果仅餐厅有人活动，则输出就餐场景特征值”。转换为模糊语言：

If A and B and C then D ，其中 A 、 B 、 C 为前提条件必须同时满足，即取这些条件的模糊交集，最常

用方法是取它们隶属度函数的最小值。设有论域 x 、 y 、 z 和 w , 且 $A \in x$, $B \in y$, $C \in z$, $D \in w$, 规则的模糊推理过程描述为:

$$\mu_R(x, y, z) = \min(\mu_A(x), \mu_B(y), \mu_C(z)) \quad (1)$$

其中: μ_R 是关于模糊规则 R 的隶属度函数, 它表示 x 、 y 和 z 满足 A 、 B 和 C 的程度; $\mu_A(x)$ 、 $\mu_B(y)$ 、 $\mu_C(z)$ 为输入变量 x 、 y 、 z 的隶属度函数。然后求出确定结论 D 模糊强度的隶属度值, 可以通过隶属度规模法:

$$\mu'_D(w) = \min(\mu_R(x, y, z), \mu_D(w)) \quad (2)$$

其中: μ'_D 表示经过规则影响后的 D 的隶属函数, 此时 D 的隶属度被规模化到与 μ_R 相同的程度; $\mu_D(w)$ 为输出变量 w 的隶属度函数。在规则库应用了多个规则后, 将所有影响合并起来得到一个综合输出模糊集合。

3) 去模糊化

模糊推理产生模糊集合作为其结果。然而, 在实际的控制应用中, 这些模糊量需转换为实际用于控制的精确量, 这个转换过程被称作去模糊化。本文所采用的是重心法, 在连续的情况下, 去模糊化后的输出值 w_0 可以通过以下积分推导:

$$w_0 = \frac{\int_w w \mu_D(w) dw}{\int_w \mu_D(w) dw} \quad (3)$$

该方法适用于任何形状的隶属度函数, 不管其数学表达式多么复杂, 通过考虑所有可能的输出值及其隶属度的加权平均来提供一个平滑且准确的结果。

该系统通过运用模糊控制算法的模糊推理进行场景判断, 采用红外传感器检测人在餐厅的活动持续时间 t_1 、床附近活动持续时间 t_2 、客厅活动持续时间 t_3 [18]。这些时间参数作为模糊逻辑推理的输入变量, 而输出变量包括平均照度值、照度均匀值及眩光值, 这些用于识别特定场景的指标, 使用 MATLAB 自带的模糊逻辑工具箱来完成模糊推理。

模糊推理的输入变量是各个区域的持续活动时间, 根据采样周期为 10 分钟设定论域为[0,10]。把输入变量划分模糊子集分别为 NB、NS、ZO、PS、PB, NB 与 PB 选择梯形隶属度函数, 其余选择三角形隶属度函数。模糊推理的输出变量根据各场景的建议值可知[19], 平均照度值论域为[0,300], 照度均匀度论域为[0,1], 眩光值论域为[0,20], 在不同的场景下, 三者是一一对应的。研究 5 个特定场景, 包括观影、就餐、睡前、日常和聚会, 根据各场景的建议值确定隶属度, 选择梯形隶属度函数。

按照经验, 当客厅活动时间长, 其他区域活动时间很短, 则开启观影模式; 当餐厅活动时间长, 其他区域活动时间很短, 则开启就餐模式; 当床附近活动时间很长, 其他区域活动时间很短, 则开启睡前模式。因此制定模糊规则 108 条, 作为模糊推理的判断依据。

输入上述的模糊规则至模糊规则编辑器中, 得到模糊规则观察器, 通过改变模糊规则观察器的输入变量获取场景判断的数据样本。在实际应用时, 模糊逻辑推算得出的平均照度值为 194 lux 时, 不一定要求 BP 神经网络精确预测出调整灯光后的照度值必须是 194 lux, 重点在于调整至日常模式, 具体的照明参数则依据训练样本和用户的使用偏好来确定。

2.3. BP 神经网络模型构建

为了精确预测室内灯具的实际输出亮度, 必须建立一个准确的神经网络模型。根据 BP 神经网络理论[20], 首先确定输入、输出层节点, 傍晚模式神经网络模型输入层节点数为 5 个, 即目标平均照度值、目标照度均匀值、目标眩光值、天花板照度值和墙壁照度值。输出层节点数为 4 个, 即 4 个灯具的调光

比；夜晚模式神经网络模型输入层节点数为3个，即目标平均照度值、目标照度均匀值、目标眩光值，输出层节点为4个灯具的调光比。

根据万能逼近定理三层BP神经网络足以实现任何非线性映射[21]，选择单个隐藏层[22] [23]。本文采用以下经验公式确定隐藏层节点数：

$$l = \sqrt{n + m} + \alpha \quad (4)$$

其中 l 为隐藏层节点数； n 为输入层节点数； m 为输出层节点数； α 为 1~10 之间常数。根据公式(4)确定隐藏层节点范围后，通过循环尝试不同的隐含层节点数量，训练网络并计算均方误差，最终找到在训练数据上表现最佳的隐含层节点数量[24]。

在确定初始化网络参数后，对 BP 神经网络进行训练和测试，训练过程分为正向传播和逆向传播，如图 2 所示：

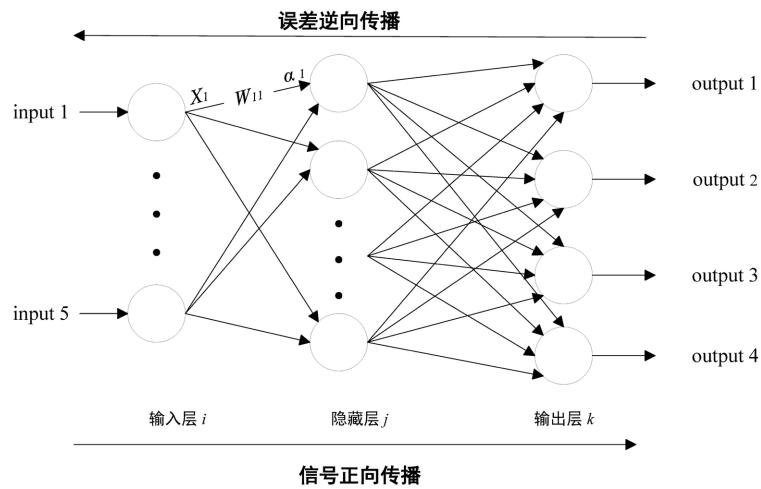


Figure 2. Schematic diagram of BP neural network model

图 2. BP 神经网络模型示意图

当正向传播时，数据从输入层传入，经过隐藏层的处理，最后到达输出层。每个神经元接收到的输入值会与对应的权重相乘再加上阈值，最后通过激活函数转换成输出值。本文中隐藏层激活函数采用 S 型正切函数 TANSIG，表达式为 $f(x)$ 。形式为：

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (5)$$

神经网络隐含层每个节点的输入为：

$$net_j = \sum_{i=1}^n \omega_{ij}(t) x_i(t) \quad (6)$$

其中 n 是输入层节点个数； ω_{ij} 是输入层和隐含层之间的权重。隐含层的输出 H_j 是：

$$H_j(t) = g(net_j(t) + a_j(t)) = \frac{1}{1 + e^{-\left[\sum_{i=1}^5 w_{ij}(t)x_i(t) + a_j(t)\right]}} \quad (7)$$

其中 a_j 是输入层和隐含层之间的阈值。输出层神经元的激活函数采用 purelin 函数，输出层输出为：

$$O_k(t) = \sum_{j=1}^m H_j(t) w_{jk}(t) + b_k(t) \quad (8)$$

其中: m 是隐藏层节点个数; ω_{jk} 是隐藏层和输出层之间的权值; b_k 是隐含层和输出层之间的阈值。由以上公式可得神经网络输出误差为:

$$E(t) = \|Y_k(t) - O_k(t)\|_2^2 \quad (9)$$

其中 $Y_k(t)$ 为期望输出。该公式实质上计算的是目标输出和实际输出之间的欧几里得距离的平方, 即均方误差(Mean Squared Error, MSE)。

将误差通过网络反向传播, 逐层计算每个神经元的误差贡献, 并根据误差更新每个神经元的权重和阈值。本文采用梯度下降法更新神经网络中的权重和阈值, 以最小化损失函数即均方误差。其基本公式如下:

$$\theta_{new} = \theta_{old} - \eta \cdot \nabla_{\theta} J(\theta) \quad (10)$$

其中: θ 表示模型的权重或阈值; $J(\theta)$ 是损失函数, 衡量当前参数下模型输出与真实值之间的差异; $\nabla_{\theta} J(\theta)$ 表示损失函数在当前参数 θ 下的变化率; η 是超参数, 控制在梯度方向上更新参数的步长。在每次迭代中, 梯度下降算法计算损失函数关于当前参数的梯度, 然后在梯度反方向上更新参数, 因为该方向是损失函数下降最快的方向。重复正向传播与误差逆向传播的过程, 直到达到最大迭代次数或损失函数下降到一个预定的阈值。

2.4. 模糊 PID 控制

为了兼顾节能和照明效果, 使用模糊 PID 控制算法[25], 模糊 PID 控制结构图如图 3 所示。控制器利用采集的室内照度值和期望照度参数算出灯具调光比, 灯具输出对应调光比。数据集中有已开灯状态下天花板和墙壁两处的对应照度值, 利用照度传感器实测的照度值 E_1 与数据集中预设照度值 E_0 进行比较并反馈。

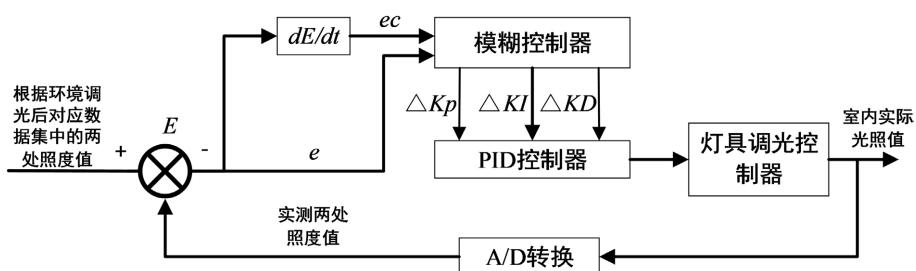


Figure 3. Fuzzy PID control structure diagram

图 3. 模糊 PID 控制结构图

使用误差 e 和误差的变化率 e_c 作为模糊控制器的输入, 通过模糊规则库进行模糊推理, 在线输出 ΔK_p 、 ΔK_I 、 ΔK_D 对 K_p 、 K_I 、 K_D 进行自动调整, 并利用这些参数对各灯具进行 PID 调光[26]。

$$e = E_1 - E_0 \quad (11)$$

$$e_c = \frac{de}{dt} \quad (12)$$

其中: E_0 为数据集中预设照度值; E_1 为实测照度值。

家庭日常模式的平均照度基本在 150~200 lux 之间, 取平均照度的基本论域为 [0, 300] [27]。当预设照度值 E_0 为 150 lux 时, 可以得到误差 e 的基本论域为 [-150, 150], 误差变化率 e_c 的基本论域为 [-30, 30], 通过量化因子 k_e , k_{ec} 将实际的精确量转换为模糊论域中的值[28], 表示为:

$$E = ek_e \quad (13)$$

$$E_c = e_c k_{ec} \quad (14)$$

其中：量化因子 $k_e = 3/150$; $k_{ec} = 3/150$ 。

将模糊语言变量 E 、 E_c 、 ΔK_P 、 ΔK_I 、 ΔK_D 划分为 7 个模糊子集为 {NB, NM, NS, Z, PS, PM, PB}，可得模糊集合论域 $\{-3, -2, -1, 0, 1, 2, 3\}$ 。对于输入变量，NB 与 PB 选择高斯隶属函数，其余选择三角形隶属函数；对于输出变量，选择三角形隶属函数。

在构建模糊控制方案时，需考虑 PID 控制器内部参数的特点。调整时，增加比例系数 K_P 能提升系统的反应速度，但若 K_P 过高，则会影响系统稳定性。因此，在调整的初期，应先适度增加 K_P 以快速获得响应，随后适当降低 K_P 以确保系统稳定性。较大的 K_I 能够提高系统对稳态误差的修正能力，但同时会降低系统响应速度。因此，在初期降低 K_I 以提升反应速度，然后逐步增加 K_I 以增强系统的稳态精度。微分系数 K_D 的合理调整可以有效防止超调现象，因此在初期增加 K_D 以减少超调，当系统开始趋于稳定时，适当减少 K_D 以避免振荡的发生。依据上述 PID 控制理论，制定模糊 PID 控制规则。

在模糊控制系统中，输入信号通过模糊处理后输出模糊化的结果。然而，这些经过模糊化处理的 PID 控制参数并不能直接应用于 PID 控制器，必须先进行反模糊化。根据公式(3)使用重心法反模糊化后，能够获得调整值 ΔK_P 、 ΔK_I 、 ΔK_D ，由此根据以下公式获得 PID 控制器实时调整参数：

$$\begin{cases} K_P = K_{P0} + \Delta K_P \\ K_I = K_{I0} + \Delta K_I \\ K_D = K_{D0} + \Delta K_D \end{cases} \quad (15)$$

其中： K_{P0} 、 K_{I0} 、 K_{D0} 为 PID 控制器的初始值。

3. 仿真与分析

3.1. 搭建仿真模型

在室内各个区域的光照强度会受到不同区域灯光的影响，由此构成了一个复杂的多输入多输出照明控制模型。这种模型涵盖了多个独立的单输入对单输出传递函数，每个输出不仅受到与之直接相连的输入的影响，也可能受到其他输入的影响。假设室内有 n 个照明区域，每个区域的灯具亮度为输出 $y(i)$ ，每个区域的输入电压为 $u(j)$ ，其中 $i, j = 1, 2, \dots, n$ 。其中每个输出 $y(i)$ 都是所有输入 $u(j)$ 的函数，可以表示为一系列离散时间传递函数的组合。离散时间的 MIMO(多输入多输出)传递函数矩阵可以表示为：

$$H(z) = \begin{bmatrix} h_{11}(z) & h_{12}(z) & \cdots & h_{1n}(z) \\ h_{21}(z) & h_{22}(z) & \cdots & h_{2n}(z) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{n1}(z) & h_{n2}(z) & \cdots & h_{nn}(z) \end{bmatrix} \quad (16)$$

其中， $h_{ij}(z)$ 是从输入 $u(j)$ 到输出 $y(i)$ 的离散时间传递函数：

$$h_{ij}(z) = \frac{y_i(z)}{u_j(z)} = \frac{b_{ij0} + b_{ij1}q^{-1} + \cdots + b_{ijm}q^{-m}}{1 + a_{ij1}q^{-1} + \cdots + a_{ijn}q^{-n}} \quad (17)$$

其中： q^{-1} 是移位算子； a 为缩放增益； b 为偏移量。依据文献[29]，照明显度与输入电压之间的离散传递函数如下所示：

$$y(k) = \frac{b_2q^{-2} + b_3q^{-3} + b_4q^{-4}}{1 + a_1q^{-1} + a_2q^{-2} + a_3q^{-3}} \cdot u(k) \quad (18)$$

某灯具的输入电压与灯具亮度之间的关系如图 4 所示, 将数据带入公式(18)中得到照明系统的传递函数为[30]:

$$G(s) = \frac{0.03313}{0.011131s^2 + s} \quad (19)$$

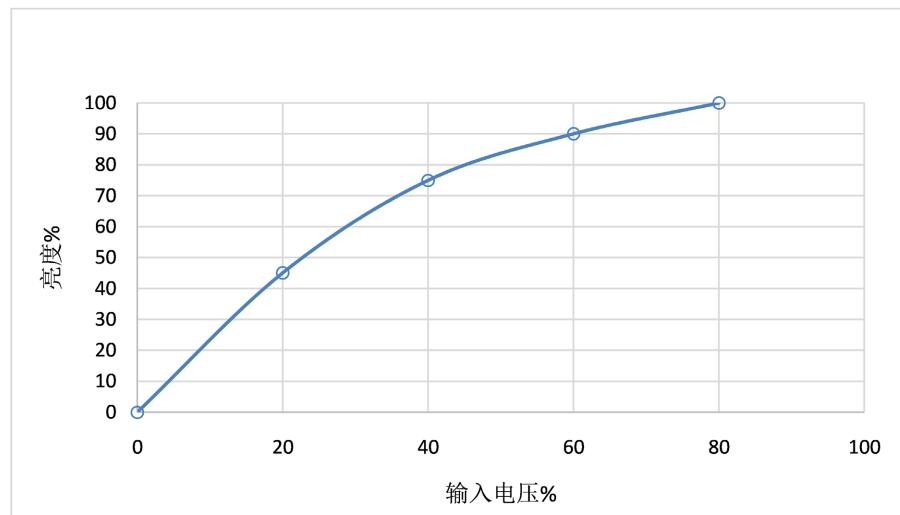


Figure 4. Relation between luminaire input voltage and luminance

图 4. 灯具输入电压与亮度关系

所搭建的 simulink 仿真模型如图 5 所示, 上部分是传统 PID 控制方式, 下部分是模糊 PID 控制, 这两种控制方式的输出都被导入到同一示波器中以便比较两者的控制效果。为了确保实验结果的准确性, 模糊 PID 控制器的初始参数与传统 PID 的参数一样。经过实验, 当 $K_P = 50$ 、 $K_I = 20$ 、 $K_D = 2$ 时, 控制效果最佳。

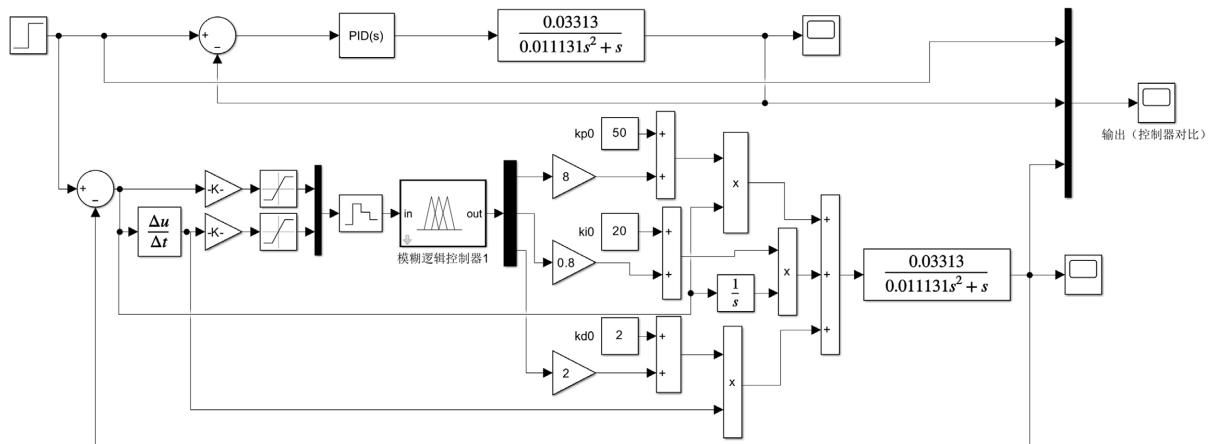


Figure 5. Fuzzy PID simulation model
图 5. 模糊 PID 仿真模型

3.2. BP 神经模型训练与预测分析

通过分析不同隐藏层神经元数量对均方误差影响, 进一步优化网络结构, 以达到更好的训练和预测效果, 训练误差图如图 6 所示。

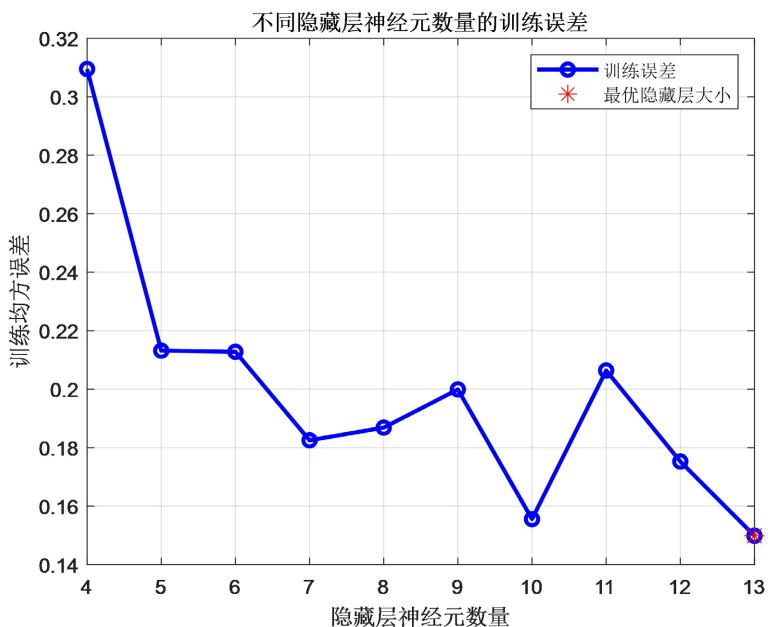


Figure 6. Training error diagram
图 6. 训练误差图

BP 神经网络模型参数设置见表 1。

Table 1. Parameter table of BP neural network model

表 1. BP 神经网络模型参数表

| 参数名称 | 参数设定 |
|-----------------------|----------------|
| 网络结构(输入层 - 隐藏层 - 输出层) | 5-1-4/3-1-4 |
| 训练学习率 | 0.01 |
| 隐藏层节点数 | 13 |
| 激励函数 | Tansig、purelin |
| 目标函数 | MSE |
| 最大迭代次数 | 1000 |
| 神经网络的允许误差范围 | 0.00001 |

为了验证 BP 神经网络模型在灯具调光比预测上的准确性, 选择决定系数(R-Square, R^2)、均方根误差(Root Mean Squared Error, RMSE)和平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)作为预测结果的评价指标。 R^2 提供了模型预测能力的量化度量, 表示模型能解释的目标变量变异程度的比例。 R^2 值越接近 1, 表明模型预测越准确。RMSE 和 MAE 提供了模型预测误差的大小, 但从不同角度衡量: RMSE 更重视较大的误差, 而 MAE 对异常值的敏感度较低, 因此当数据中存在离群点时, 通常会选择 MAE。具体公式为:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2} \quad (20)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (21)$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (22)$$

其中: y_i 是第 i 个实际值; \hat{y}_i 是第 i 个预测值; \bar{y} 是所有实际值的平均值; n 是样本的数量。最优的模型配置应该平衡模型复杂度和预测性能, 避免过拟合或欠拟合, 从而确保模型具有良好的泛化能力。模型评价结果如表 2 所示:

Table 2. Evaluation table of prediction model
表 2. 预测模型评价表

| | R^2 | RMSE | MAE |
|------|---------|----------|----------|
| 训练模型 | 0.92765 | 0.06423 | 0.044851 |
| 测试模型 | 0.93007 | 0.066026 | 0.044853 |

模型在解释训练集和测试集数据的变异性上都有超过 92% 的效果, 拟合优度效果较好。测试集的 R^2 稍高, 这表明模型对未知数据有良好的泛化能力。虽然测试集的 RMSE 略高, 但差异很小, 说明模型对新数据的预测误差与训练数据相似。训练集与测试集的 MAE 值接近, 说明在训练和测试数据上模型的平均预测误差几乎一致, 模型泛化能力好。文献[22]采用遗传算法(genetic algorithm, GA)优化的 BP 神经网络模型对室内热舒适度指标进行了预测, 本研究构建的 BP 神经网络模型与该方法所实施的预测相比较, 仿真结果如图 7 所示。

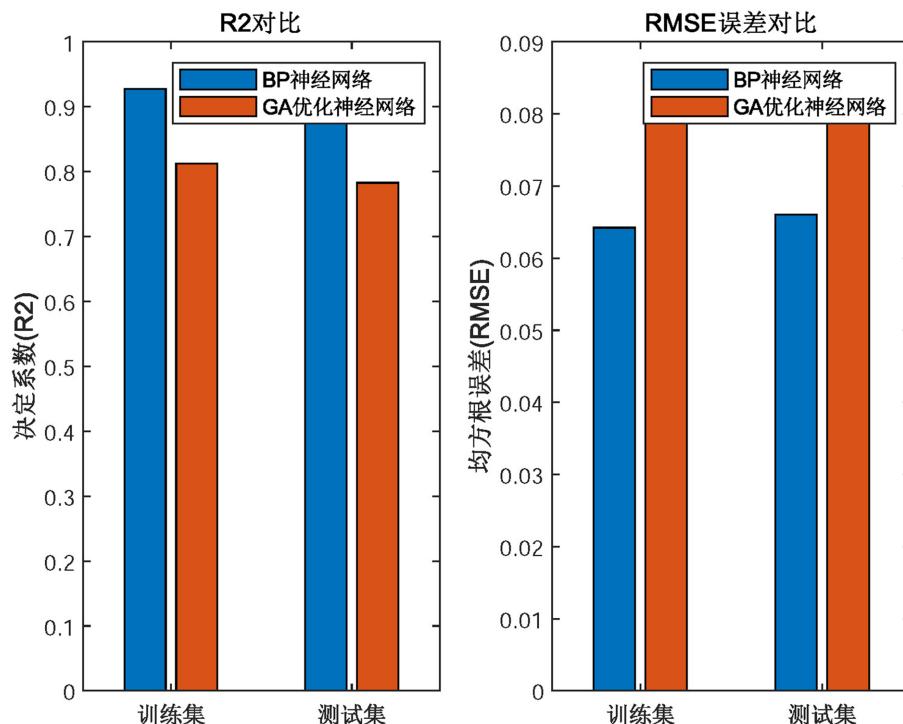


Figure 7. Comparison between BP neural network and GA-BP prediction
图 7. BP 神经网络与 GA-BP 预测对比图

由图 7 可知: 关于决定系数 R^2 , 无论是在训练集还是测试集上, BP 神经网络模型都展现出比 GA 优化的 BP 模型更高的拟合优度; 而在均方根误差 RMSE 的对比中, BP 神经网络模型同样显示出较低的误差值。这些结果表明本研究使用的 BP 神经网络模型具备了较强的预测能力。

3.3. 模糊 PID 控制仿真分析

为了验证模糊 PID 控制器在家庭照明控制系统中的适用性及效果，对传统 PID 控制与模糊 PID 控制的输出进行比较，不同控制方法对比如图 8 所示。仿真实验的结果显示，传统 PID 控制器和模糊 PID 控制均可以在 5 秒内达到指定平均照度以上。然而，在达到稳定状态方面，模糊 PID 控制器大约需要 10 秒的时间，相比之下，传统 PID 控制器则需要大约 20 秒。因此模糊 PID 控制算法可以对灯具进行更加精确的控制，且更快且平稳的达到了预设的平均照度、照度均匀度及眩光值。

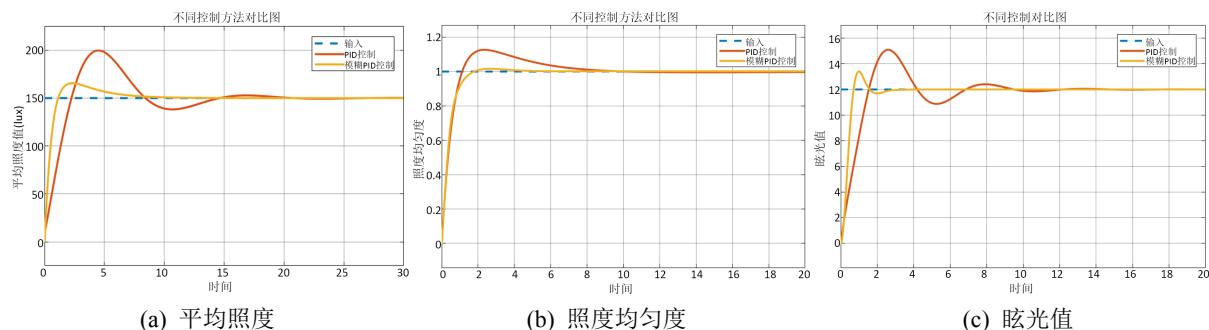


Figure 8. Comparison of different control methods

图 8. 不同控制方法对比图

在对两种控制方法进行比较后发现，采用模糊 PID 控制的家庭照明方法有着调节速度快、精度高的优点，能够提供一个更加稳定和均匀的照明环境。并且在一定程度上起到了节能的效果。

4. 结论

本文提出了一种基于模糊 PID 控制的家居照明调节方法，运用模糊推理技术确定目标场景的照明参数，结合室内实时照度反馈。利用 BP 神经网络的正向传播与误差逆向传播训练机制，实现了模型的高度拟合与不错的泛化性能，使得预测的灯光调节参数能够直接应用于照明系统中。此外，模糊 PID 控制的引入进一步增强了照明系统的响应速度及稳定性，与其他控制方法相比，本策略更加注重提升照明的均匀度、避免眩光，并确保在场景转换时的光线变化平滑，从而优化了视觉体验。本方法所实现的智能家居照明控制，不仅提升了居住环境的舒适度，还达到了节能高效的目的，符合当今绿色节能的发展趋势。

参考文献

- [1] 杨萌. 智能照明控制系统的应用现状及发展趋势[J]. 设备管理与维修, 2021(3): 147-148.
- [2] 孙瑜, 胡从川. 基于 ZigBee 技术的照明设备亮度自适应节能控制优化方法[J]. 自动化与仪表, 2023, 38(6): 14-17, 22.
- [3] Athienitis, A.K. and Tzempelikos, A. (2002) A Methodology for Simulation of Daylight Room Illuminance Distribution and Light Dimming for a Room with a Controlled Shading Device. *Solar Energy*, **72**, 271-281. [https://doi.org/10.1016/S0038-092X\(02\)00016-6](https://doi.org/10.1016/S0038-092X(02)00016-6)
- [4] Li, L., Wang, J., Yang, S., et al. (2021) Binocular Stereo Vision Based Illuminance Measurement Used for Intelligent Lighting with LED. *Optik*, **237**, Article ID: 166651. <https://doi.org/10.1016/j.jleo.2021.166651>
- [5] Li, D.H.W. and Lam, J.C. (2003) An Investigation of Daylighting Performance and Energy Saving in a Daylit Corridor. *Energy and Buildings*, **35**, 365-373. [https://doi.org/10.1016/S0378-7788\(02\)00107-X](https://doi.org/10.1016/S0378-7788(02)00107-X)
- [6] Wang, B. and Wang, F. (2021) Research on Intelligent Lighting Distributed Control Algorithm Based on Sensor Network Technology. *Microprocessors and Microsystems*, **81**, Article ID: 103729. <https://doi.org/10.1016/j.micpro.2020.103729>

- [7] Trobec Lah, M., Zupančič, B., Peternej, J., et al. (2006) Daylight Illuminance Control with Fuzzy Logic. *Solar Energy*, **80**, 307-321. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2005.02.002>
- [8] Liao, H., Sheng, X. and Yang, D. (2018) Design of Adaptive Lighting System Based on Fuzzy PID. 2018 Chinese Control and Decision Conference (CCDC), Shenyang, 9-11 June 2018, 1543-1547. <https://doi.org/10.1109/CCDC.2018.8407372>
- [9] Zhang, S. and Birru, D. (2012) An Open-Loop Venetian Blind Control to Avoid Direct Sunlight and Enhance Daylight Utilization. *Solar Energy*, **86**, 860-866. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2011.12.015>
- [10] Yuan, X., Yang, C., Yin, Z., et al. (2018) Power Saving LED Luminance Fuzzy Control with IOT Network. 2018 2ND International Conference on Artificial Intelligence Applications and Technologies (AIAAT 2018). *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, **435**, Article ID: 011001. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/435/1/011001>
- [11] Xiaogang, Y., Wang, W. and Fenna, L. (2020) Design and Simulation of Intelligent Dimmer Based on Fuzzy PID. 2020 International Conference on Intelligent Design (ICID), Xi'an, 11-13 December 2020, 86-89. <https://doi.org/10.1109/ICID52250.2020.00025>
- [12] Seyedolhosseini, A., Masoumi, N., Modarressi, M., et al. (2018) Zone Based Control Methodology of Smart Indoor Lighting Systems Using Feedforward Neural Networks. 2018 9th International Symposium on Telecommunications (IST), Tehran, 17-19 December 2018, 201-206. https://doi.org/10.1109/ISTEL_2018.8661118
- [13] 刘畅, 付保川, 吴征天, 等. 道路智能照明动态模型研究及其应用[J]. 照明工程学报, 2020, 31(3): 44-49.
- [14] 郭敬, 张玉杰. 基于遗传模拟退火算法的室内照明节能控制方法研究[J]. 应用光学, 2022, 43(5): 879-885.
- [15] 邓心, 那俊, 张瀚铎, 等. 基于深度强化学习的智能灯个性化调节方法[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(6): 264-270.
- [16] 张玉杰, 王帆. 基于改进麻雀搜索算法的照明控制优化[J]. 计算机应用, 2023, 43(3): 835-841.
- [17] 朱思峰, 杨诚瑞, 柴争义. 基于神经网络的智能家居管控方案[J]. 南开大学学报(自然科学版), 2023, 56(5): 1-8.
- [18] 孙家辉, 吴涛. 基于模糊控制的智能家居控制系统研究与设计[J]. 现代电子技术, 2022, 45(16): 161-164.
- [19] 李文洁. 基于神经网络的智能家居照明控制系统的研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 北京交通大学, 2022.
- [20] Zhang, X., Yin, F., Zhang, Y., et al. (2018) Drawing and Recognizing Chinese Characters with Recurrent Neural Network. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **40**, 849-862. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2017.2695539>
- [21] Hecht-Nielsen, R. (1992) III.3—Theory Of The Backpropagation Neural Network. In: Wechsler, H., Ed., *Neural Networks for Perception*, Academic Press, Cambridge, 65-93. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-741252-8.50010-8>
- [22] 王晓辉, 刘静蕾, 边会娟, 等. 基于改进BP神经网络的室内环境热舒适度预测与分析[J]. 控制工程, 2021, 28(7): 1437-1445.
- [23] 戴玉宽, 喻昕. 基于BP神经网络的智能家居系统建模与分析[J]. 新型工业化, 2022, 12(7): 240-244.
- [24] 兰胜坤. 遗传算法优化BP神经网络的说话人识别系统[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2013, 27(10): 91-95.
- [25] 李娟. 基于蚁群算法的太阳能LED路灯智能照明控制方法[J]. 照明工程学报, 2023, 34(3): 52-57.
- [26] 杜冠峰, 秦会斌. 基于车辆感知和模糊PID的隧道照明控制系统[J]. 传感器与微系统, 2021, 40(2): 95-97, 101.
- [27] 王加安, 杨鸿基, 张家祺. 基于遗传算法的室内照度光场分布及性能分析[J]. 照明工程学报, 2021, 32(4): 113-120.
- [28] 孙握瑜. 基于模糊神经网络算法的智能控制技术[J]. 河北北方学院学报(自然科学版), 2022, 38(5): 1-5.
- [29] De Keyser, R. and Ionescu, C. (2010) Modelling and Simulation of a Lighting Control System. *Simulation Modelling Practice and Theory*, **18**, 165-176. <https://doi.org/10.1016/j.simpat.2009.10.003>
- [30] 苗荣霞, 张洋, 李洁馨, 等. 基于交通流预测的隧道照明控制方法研究[J]. 微处理机, 2023, 44(6): 55-58.