

基于动态 RBF-NN 的温湿度解耦控制研究

孙冠琼¹, 魏 博²

(1. 青海大学 化工学院, 西宁 810000; 2. 青海西部水电有限公司 监督计控中心, 民和 810800)

摘要: 温室控制系统变量较多, 特别是温湿度控制间常存在强耦合现象, 为解决这个问题, 该文采用最近邻聚类算法对 RBF-NN 进行动态优化, 提高对控制系统的在线辨识能力, 再结合 PID-NNC, 建立基于动态 RBF-NN 的温湿度解耦控制策略。仿真结果表明, 与常规的 RBF-NN 解耦控制方法相比, 该策略解耦控制效果好, 系统稳定性强, 动态适应性好。

关键词: 温湿度控制; RBF-NN; 解耦控制; 最近邻聚类算法

中图分类号: TP273

文献标识码: A

文章编号: 1001-9944(2022)12-0024-04

Research on Temperature and Humidity Decoupling Control Based on Dynamic RBF-NN

SUN Guan-qiong¹, WEI Bo²

(1. College of Chemical Engineering, Qinghai University, Xining 810000, China; 2. Supervision and Control Center, Qinghai Western Hydropower Company, Minhe 810800, China)

Abstract: There are many variables in the greenhouse control system, especially the strong coupling phenomenon between temperature and humidity control. In order to solve this problem, this paper uses the nearest neighbor clustering algorithm to dynamically optimize the RBF-NN to improve the online identification ability of the control system. Combined with PID-NNC, a decoupling control measurement strategy of temperature room temperature and humidity based on dynamic RBF-NN is established. The simulation results show that, compared with the conventional RBF neural network decoupling control method, this strategy has better decoupling control effect and strong adaptability.

Key words: temperature and humidity control; RBF-NN; decoupling control; nearest neighbor-clustering algorithm

耦合现象是工业控制系统中普遍存在的一种现象。温室控制系统中需要控制的变量比较多, 温度、湿度、氧气、二氧化碳以及光照强度等, 这些变量间相互关联, 相互耦合, 很难有效地实现一对一控制^[1]。温度和湿度是温室环境中的主要因子, 对作物的生长和发育起关键作用。温湿度控制精度的好坏直接影响作物生长状态及产量, 且二者存在强耦合关系, 传统的单一控制方法因忽略二者的相互影响, 导致控制精度低、能耗高、效率低^[2]。所以在开展

温室生态环境优化控制过程中, 往往需要对温湿度进行解耦控制, 这也是目前温室控制的主要研究方向之一。

工业领域中为显著提高自动化控制系统的总体性能, 常将神经网络与 PID 控制结合建立神经网络 PID 控制器 (PID-NNC), 来实现对 PID 控制参数的优化。文献[3]为了解决系统中多变量耦合关系, 研究建立了 BP 神经网络 PID 解耦控制器, 并通过仿真分析验证其可行性。文献[4]提出了 RBF 神经网络

收稿日期: 2022-06-20; 修订日期: 2022-09-05

基金项目: 青海大学中青年科研基金项目 (2019-QGY-14)

作者简介: 孙冠琼 (1988—), 女, 硕士, 讲师, 研究方向为智能化仪表、检测技术、计算机控制系统的研究与开发; 魏博 (1990—), 男, 本科, 研究方向为智能仪表与无线传感器。

络(RBF-NN)自适应解耦控制器用于改善永磁电动机的转矩响应慢和电流波动大等问题,提高电动机的动态性能。文献[5]为了全面改善挤出机控制性能,在PID神经元控制的基础上,利用RBF-NN对控制系统的逼近能力,建立挤出机温度压力的解耦模型,研究结果表明该解耦控制方案,具有较优的辨识效果和解耦能力。

上述文献研究表明,将RBF-NN与PID相结合用于模型辨识及解耦控制可提高系统控制精度和自适应性。但是,常规RBF网络结构相对固定化,且初始值需设定在有效的映射范围内,否则其激活函数不能保证有效映射^[6],导致RBF网络失效,适应性差。

针对以上问题,本文利用最近邻聚类学习算法对常规RBF-NN进行动态优化,构建动态RBF-NN辨识模型,提高对系统的在线辨识能力,再结合PID-NNC,进而建立温室温湿度解耦控制策略,来提高温室系统控制性能。

1 动态RBF-NN的构造

常规的RBF-NN结构固定化,是因为其要求在网络构造时必先确定网络隐含层节点的个数,且要通过改变高斯基函数中的中心向量(网络映射范围)值和网络的输出权值向量来进行学习,限制了其在控制系统中的适应能力^[7-8]。

最近邻聚类学习算法(nearest neighbor-clustering algorithm),是一种在线自适应聚类学习算法^[9],将常规RBF-NN与其结合构造动态RBF-NN辨识模型,可以在不用提前确定神经网络隐含层节点数的情况下,通过聚类算法实现对RBF-NN结构进行优化调整和在线深度学习。

动态RBF-NN辨识模型构造过程如下:

$\mathbf{x}=[x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_n]^T$ 为该网络输入,网络激活函数 h_j 为高斯基函数:

$$h_j = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}-\mathbf{C}_j\|^2}{2b_j^2}\right), j=1, 2, 3 \cdots m \quad (1)$$

式中: $\mathbf{C}_j=[C_{1j} \ C_{2j} \ \cdots \ C_{nj}]$, $j=1, 2 \cdots n$,为第 j 个隐单元高斯基函数的中心向量; b_j 为高斯基函数的宽度向量。

(1)结合控制系统复杂度及特性选择合适的宽度向量 \mathbf{b} ,提前定义 $A(l)$ 和计数器 $B(l)$,分别用于

存放网络中各类输出之和以及各类样本具体个数, l 为样本类别数。

(2)从第一个数据对 (x^1, y^1) 开始,在 x^1 上建立一个聚类中心,令 $C_1=x^1, A(l)=y^1, B(l)=1$ 。此时的RBF网络隐单元只有1个, \mathbf{C}_1 为此隐单元的中心向量,隐单元到输出层的权值向量为 $\mathbf{w}_1=A(l)/B(l)$ 。

(3)当进行到第 k 个样本数据对 (x^k, y^k) 时, $k=2, 3, 4, \cdots, n$,设此时网络中已存在 n 个聚类中心 C_1, C_2, \cdots, C_n , n 个隐单元。分别求出 x^k 到 C_1, C_2, \cdots, C_n 的距离,即 $\|x^k - C_i\|, i=1, 2, \cdots, n$ 。假设 $\|x^k - C_i\|$ 为其中的最小值,则 C_j 为 x^k 的最近邻聚类。

若 $\|x^k - C_j\| \leq b, A(j)=A(j)+y^k, B(j)=B(j)+1$ 。当 $i \neq j$ 时, $i=1, 2, \cdots, n$,保持 $A(i)$ 和 $B(i)$ 的值不变。此时隐单元到输出层的权值向量为 $\mathbf{w}_i=A(i)/B(i)$ 。

若 $\|x^k - C_j\| > b, x^k$ 将成为第 $n+1$ 个聚类中心,并令 $C_{n+1}=x^k, A(n+1)=y^k, B(n+1)=1$,且保持 $A(i)$ 和 $B(i)$ 的值不变。网络中会新增第 $n+1$ 个隐单元,且权值向量为 $\mathbf{w}_{n+1}=A(n+1)/B(n+1)$ 。

(4)基于上述规则建立的动态RBF-NN的输出为

$$f_m(x^k) = \frac{\sum_{i=1}^n w_i \exp\left(-\frac{\|x^k - C_i\|^2}{b^2}\right)}{\sum_{i=1}^n \exp\left(-\frac{\|x^k - C_i\|^2}{b^2}\right)} \quad (2)$$

2 动态RBF-NN的温湿度解耦控制系统设计

温室解耦控制主要是针对温湿度耦合现象,本文设计的解耦控制系统主要包括三部分:动态RBF-NN辨识器、PID-NNC以及温湿度耦合对象。

2.1 系统动态RBF-NN辨识器设计

为了解决温湿度的耦合关系,设计动态RBF-NN辨识器来对耦合系统的模型进行辨识,通过动态辨识与学习方法来快速逼近温室控制系统模型的温湿度实际输出。然后再将辨识得到的Jacobian信息送至PID-NNC实现参数的在线整定,进而适应系统运行状态的变化,实现系统的解耦控制。系统结构如图1所示。

图1中, $r_{in1}(k), r_{in2}(k)$ 为系统温湿度输入; $y_{out1}(k), y_{out2}(k)$ 为系统优化解耦后的温湿度输出; $y_{m1}(k), y_{m2}(k)$ 为2个动态辨识器RBF-NN1和RBF-NN2的输出; $u_1(k), u_2(k)$ 为PID-NNC1和PID-NNC2的输出; $e_1(k), e_2(k)$ 为温湿度偏差。

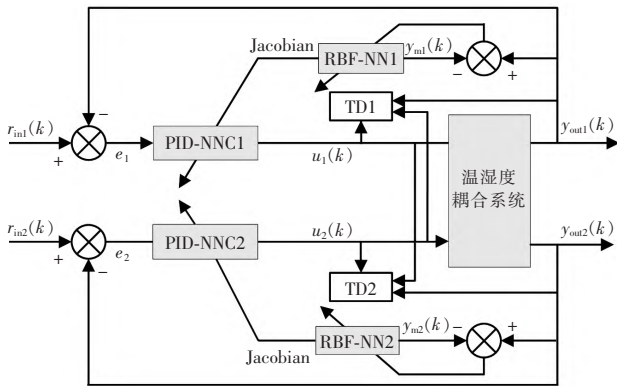


图1 动态 RBF-NN PID 解耦控制系统

Fig.1 Dynamic RBF-NN PID decoupling control system

针对温湿度控制双输入双输出的离散系统模型进行分析。

$$\begin{cases} y_{out1}(k) = f[y_1(k-1), \dots, y_1(k-m_1), u_1(k-1), \dots, \\ u_1(k-m_2), u_2(k-1), \dots, u_2(k-m_3)] \\ y_{out2}(k) = f[y_2(k-1), \dots, y_2(k-m_1), u_2(k-1), \dots, \\ u_2(k-m_2), u_1(k-1), \dots, u_1(k-m_3)] \end{cases} \quad (3)$$

式中: $f(\cdot)$ 为一个非线性函数; $u_1(k), u_2(k)$ 为 k 时刻系统的输入; $y_{out1}(k), y_{out2}(k)$ 为 k 时刻系统的输出。

动态 RBF-NN 辨识器的输入输出如下:

$$\begin{cases} x_1^k = [y_1(k-1), \dots, y_1(k-m_1), u_1(k-1), \dots, \\ u_1(k-m_2), u_2(k-1), \dots, u_2(k-m_3)] \\ x_2^k = [y_2(k-1), \dots, y_2(k-m_1), u_2(k-1), \dots, \\ u_2(k-m_2), u_1(k-1), \dots, u_1(k-m_2)] \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} y_{out1} = f_{out1}(x_1^k, C_1, C_2, \dots, C_j, \omega_1, \omega_1, \dots, \omega_j) \\ y_{out2} = f_{out2}(x_2^k, C_1, C_2, \dots, C_l, \omega_1, \omega_1, \dots, \omega_l) \end{cases} \quad (5)$$

以温度控制为例,其动态 RBF-NN1 的 Jacobian 信息为

$$\frac{\partial y_{out1}(k)}{\partial u_1(k)} \approx \frac{\partial y_{m1}(k)}{\partial u_1(k)} = \frac{\partial y_{m1}(k)}{\partial x_1^k} = \frac{\partial f_{m1}(x^k, C_1, C_2, \dots, C_j, \omega_1, \omega_1, \dots, \omega_j)}{\partial x_1^k} = \frac{2(Q_1 R_1 - Q_2 R_2)}{Q_1 b^2} \quad (6)$$

$$Q_1 = \sum_{i=1}^j \exp(-\|x^k - C_i\|^2 / b^2) \quad (7)$$

$$Q_2 = \sum_{i=1}^j \omega_i \exp(-\|x^k - C_i\|^2 / b^2) \quad (8)$$

$$R_1 = \sum_{i=1}^j \omega_i \exp(-\|x^k - C_i\|^2 / b^2) C_{l,i} \quad (9)$$

$$R_2 = \sum_{i=1}^j \exp(-\|x^k - C_i\|^2 / b^2) C_{l,i} \quad (10)$$

式中: $x^k, C_{l,i}$ 为 $u_1(k), \omega_i$ 每次更新的权值向量。

由以上分析过程可知,在输入-输出数据对变化下,动态 RBF-NN 结构随之呈动态变化,获得被控对象的 Jacobian 信息较常规 RBF-NN 更精准,较好地提高 PID-NNC 参数在线整定能力,进而提高温湿度系统控制性能。

2.2 PID-NNC 设计

以温度控制过程为例进行分析。PID-NNC1 结构如图 2 所示,通过 Hebe 规则调整单神经元加权值,进而实现控制自适应功能。

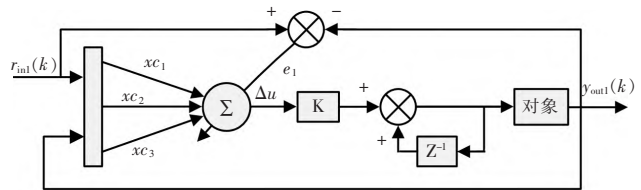


图2 PID-NNC1 结构图

Fig.2 PID-NNC1 structure diagram

k 时刻,系统偏差为

$$e_1(k) = r_{in1}(k) - y_{out1}(k) \quad (11)$$

单神经元网络输入为

$$\begin{cases} xc_1 = e_1(k) - e_1(k-1) \\ xc_2 = e_1(k) \\ xc_3 = e_1(k) - 2e_1(k-1) + e_1(k-2) \end{cases} \quad (12)$$

控制器输出为

$$u_1(k) = u_1(k-1) + k \sum_{i=1}^3 \omega_i(k) xc_i(k) \quad (13)$$

式中: k 为单神经元网络比例系数; ω_i 为加权系数。

性能指标函数为

$$E(K) = \frac{1}{2} [r_{in1}(k) - y_{out1}(t)]^2 = \frac{1}{2} e_1(k) \quad (14)$$

加权系数变化量为

$$\begin{aligned} \Delta \omega_i(k) &= -\eta \frac{\partial E}{\partial \omega_i} = -\eta \frac{\partial E}{\partial y_{out1}} \frac{\partial y_{out1}}{\partial u_1} \frac{\partial u_1}{\partial \omega_i} \\ &\approx \eta e_1(k) \frac{\partial y_{m1}}{\partial u_1} xc_i(k) \end{aligned} \quad (15)$$

式中: $\frac{\partial y_{m1}}{\partial u_1}$ 为温湿度耦合系统的 Jacobian 信息,由于动态 RBF-NN 对该耦合系统具有很好的逼近能力,

故用其辨识得到的 $\frac{\partial y_{m1}}{\partial u_1}$ 取代 $\frac{\partial y_{out1}}{\partial u_1}$ 。加权系数则为

$$\begin{cases} \omega_1(k) = \omega_1(k-1) + \eta_p e_1(k) \frac{\partial y_{m1}}{\partial u_1} x c_1(k) \\ \omega_2(k) = \omega_2(k-1) + \eta_i e_1(k) \frac{\partial y_{m1}}{\partial u_1} x c_2(k) \\ \omega_3(k) = \omega_3(k-1) + \eta_d e_1(k) \frac{\partial y_{m1}}{\partial u_1} x c_3(k) \end{cases} \quad (16)$$

式中: η_p, η_i, η_d 分别为 PID-NNC1 比例、积分、微分的 learning rate, 用来对不同的权系数分别进行调整。

3 温室温湿度控制系统仿真分析

考虑到温室控制系统的多变量、强耦合、非线性等特点, 很难建立精确的模型。温室环境中影响因子有温度、湿度、二氧化碳等, 关键因子是温度和湿度, 在建模时将二者作为主要的参数进行分析。因与温湿度相关控制量的多变性, 比如加热、通风、加湿等, 控制过程具有方法复杂、形势多样化等特点, 所以采用解析法和实验法相结合^[10-11], 根据相关实验数据建立温室温湿度模型如下:

$$\begin{cases} y_1(k) = 0.798y_1(k-1) + 0.215u_1(k) + 0.05u_2(k) \\ y_2(k) = 0.906y_2(k-1) + 0.148u_2(k) + 0.024u_1(k) \end{cases} \quad (17)$$

动态 RBF 辨识器输入为

$$\begin{cases} x_1 = [u_1(k-1), u_1(k-2), u_2(k-1), u_2(k-2), y_1(k-1)] \\ x_2 = [u_2(k-1), u_2(k-2), u_1(k-1), u_1(k-2), y_2(k-1)] \end{cases} \quad (18)$$

$$\begin{cases} r_1 = 1, 0 \leq t \leq 48 \\ 0.6 < r_1 < 1, 48 < t < 50 \\ r_1 = 0.6, 50 \leq t \leq 150 \\ r_2 = 1, 0 \leq t \leq 150 \end{cases} \quad (19)$$

采样周期 $T_s = 0.1$ s, $b = 0.65$, 辨识器学习速率 $\eta_p = \eta_i = \eta_d = 0.15$, PID 的初始参数 $k_p = 1, k_i = 0.1, k_d = 0.01$ 。常规 RBF-NNPID 解耦控制和改进的动态 RBF-NNPID 解耦控制仿真结果分别如图 3 和图 4 所示。

图 3 和图 4 仿真结果对比分析, 在第一阶段, 设定值 r_1 和 r_2 均为 1 时, 图 4 中动态 RBF-NN PID 作用下温湿度控制系统超调量相对于常规 RBF-NN 控制要小, 动态性能好。第二阶段, 在 48 s~50 s 时, 将温度设定值 r_1 从 1 逐渐调整为 0.6, 湿度设定值 r_2 不变仍为 1 时, 对应系统温湿度输出也开始变化。

第三阶段, 对比图 3 和图 4 温湿度输出曲线可以明显看出, 在 r_1 稳定在 0.6 后, 图 4 中温度输出 y_1 对湿度输出值 y_2 的影响, 要比图 3 中小的多。且图 4 中 y_1 和 y_2 超调小, 解耦效果好, 稳定性和动态适应能力相比于图 3 也要好的多。

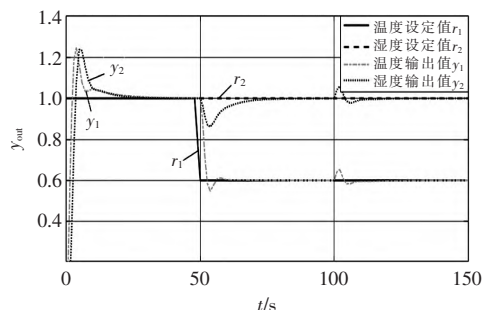


图 3 常规 RBF-NN PID 解耦控制

Fig.3 Conventional RBF-NN PID decoupling control

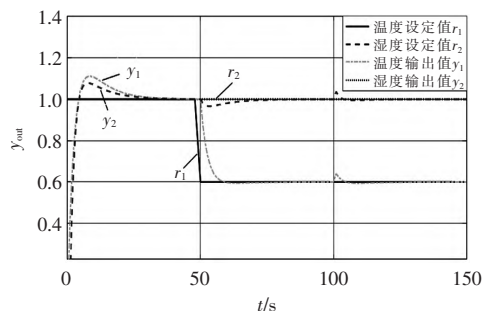


图 4 动态 RBF-NN PID 解耦控制

Fig.4 Dynamic RBF-NN PID decoupling control

系统再次稳定后, 在 100 s 时加入一个干扰信号, 图 3、图 4 中温湿度输出 y_1 和 y_2 都有一定超调, 但图 4 中超调小, 且能够较快地再次进入稳定状态。对比图 3、图 4 可知, 动态 RBF-NN 控制的稳定性和抗干扰性比常规 RBF-NN 控制更好。

所以据以上仿真结果可验证, 与常规方法相比, 改进后的动态 RBF-NN 控制方案对温湿度的控制效果更好, 解耦能力强, 系统更加稳定。

4 结语

温室温湿度耦合现象是温室控制系统中重要的问题。神经网络在控制系统中应用日渐成熟, 本文在常规 RBF-NN 解耦控制的基础上, 将最近邻算法和 RBF-NN 相结合设计动态 RBF-NN 解耦控制器, 改善了常规 RBF-NN 结构固定, 适应性不强的特性, 提高了温室系统解耦能力, 实用性强。对温室温湿度控制系统研究具有一定参考意义。(下转第 33 页)

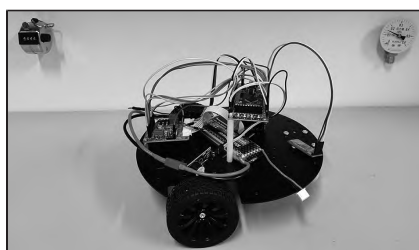


图 10 两轮差速小车

Fig.10 Two wheel differential car



图 11 手机蓝牙端数据接收

Fig.11 Data reception of mobile phone Bluetooth

5 结语

本文是电子系统设计课程的设计成果,以电力系统变电站智能巡检为背景,设计了一款可用于变电站仪表识别的智能机器人,重点实现了智能机器人的位置 PID 控制、基于 OpenMV 的仪表识别、通

过 WiFi 热点模式的图像实时传输功能,从而对数字式仪表和指针式仪表进行精确识别。若出现仪表数据异常,智能机器人则可以实时报警。本项目所设计的变电站智能机器人,为变电站的日常巡检提供了一种思路,可以促进电网的“信息化、数字化、自动化、互动化”发展。

参考文献:

- [1] 张龙玉.基于深度学习的变电站仪表的检测与识别算法研究[D].天津:天津理工大学,2021.
- [2] 杨典,李小燕,刘培焱,等.基于 OpenCV 的变电站仪表识别方法研究[J].自动化与仪表,2022,37(4):75-80.
- [3] 杨张凤.变电站仪表读数识别方法的设计与实现[D].长沙:湖南大学,2020.
- [4] 金印彬,刘宁艳.STM32CubeMX 基础教程[M].西安:西安交通大学出版社,2021.
- [5] 张文青,龙奕帆.基于 OpenMV 视觉模块的智能小车巡线系统设计[J].集成电路应用,2021,38(10):232-233.
- [6] 孙凤杰,郭凤顺,范杰清,等.基于图像处理技术的表盘指针角度识别研究[J].中国电机工程学报,2005(16):73-78.
- [7] 金京犬,刘清.基于嵌入式 ARM 的指针式仪表读数的识别研究[J].南京师范大学学报(工程技术版),2009,9(1):23-27.
- [8] 李姗姗.复杂场景下基于霍夫变换的目标检测方法研究 [D].合肥:安徽大学,2019.
- [9] 王泽川,曾维鹏,黄果.基于 OpenMV 图像识别智能小车的设计与制作[J].电子世界,2019(24):143-144.
- [10] 刘杰.基于 WIFI 通信技术的矿井通风监测系统应用[J].机械研究与应用,2021,34(6):156-158.

(上接第 27 页)

参考文献:

- [1] 马万征,毛罕平,李忠芳,等.温室环境多变量控制系统解耦现状及发展趋势[J].江苏农业科学,2012,40(2):313-314+331.
- [2] Montoya A P, Guzman J L, Rodriguez F, et al. A hybrid-controlled approach for maintaining nocturnal greenhouse temperature: simulation study[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016(123):116-124.
- [3] 李爽. 基于 BP 神经网络 PID 多变量解耦控制的研究与应用[D].沈阳:沈阳大学,2013.
- [4] Hong Yu-jie, Hong Bing-xu. Adaptive decoupling control using radial basis function neural network for permanent magnet synchronous motor considering uncertain and time-varying parameters[J]. IEEE Access, 2020.
- [5] 陈明霞,周冬冬,张寒.基于 RBF-NN 的挤出机温度压力控制系统[J].机床与液压,2021,49(5):71-76.
- [6] 刘金锟.智能控制[M].北京:电子工业出版社,2017.
- [7] 李明河,王萌,施艳艳,等.基于动态径向基函数神经网络的多变量解耦控制[J].浙江大学学报:工学版,2007,41(10):1701-1705.
- [8] 刘寅虎,李绍铭.基于动态 RBF-NN 在线辨识的单神经元 PID 控制[J].系统仿真学报,2006(S2):804-807.
- [9] 滕伟峰.基于 PSO 神经网络的解耦控制及其在精馏塔上的应用研究[D].杭州:浙江理工大学,2015.
- [10] 谭志君.基于多变量控制的智能温室控制系统[D].上海:东华大学,2015.
- [11] 王鹏,龚瑞昆.基于粒子群算法优化 PIDNN 的温室系统解耦控制[J].江苏农业科学,2018,46(23):241-244.

欢迎投稿 欢迎订阅 欢迎刊登广告