



华北电力大学学报(自然科学版)

Journal of North China Electric Power University(Natural Science Edition)

ISSN 1007-2691,CN 13-1212/TM

《华北电力大学学报(自然科学版)》网络首发论文

题目: 基于动态模糊神经网络的超临界机组协调控制
作者: 马良玉, 郑佳奕
收稿日期: 2020-08-12
网络首发日期: 2020-10-10
引用格式: 马良玉, 郑佳奕. 基于动态模糊神经网络的超临界机组协调控制. 华北电力大学学报(自然科学版).
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1212.TM.20201010.1646.005.html>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于动态模糊神经网络的超临界机组协调控制

马良玉, 郑佳奕

(华北电力大学 控制与计算机工程学院, 河北 保定 071003)

摘要：为改善超临界机组的协调控制品质，研究了基于动态模糊神经网络(DFNN)的超临界机组负荷与主汽压特性逆模型建模方法，借助火电机组全范围仿真机获取的仿真数据进行离线建模。以上述模型为基础，提出一种模型离线训练与在线校正相结合的协调系统 DFNN 逆控制方案，编制了实时控制算法。通过与仿真机进行实时双向数据交换，开展了详细的协调控制仿真实验。结果表明：采用 DFNN 逆控制，机组在大幅变工况下负荷与主汽压响应的快速性与机组原 PID 控制相比有较为显著的提高，有效改善了机组的协调控制品质。

关键词：动态模糊神经网络；超临界机组；逆模型；协调控制；在线校正

中图分类号：TP181 **文献标识码：**A

The Coordinated Control of Supercritical Unit Based on Dynamic Fuzzy Neural Network

MA Liangyu, ZHENG Jiayi

(School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

Abstract: In order to improve the coordinated control quality of supercritical units, the modeling method of inverse model of load and main steam pressure of supercritical units based on dynamic fuzzy neural network (DFNN) is studied. The off-line modeling experiment is carried out with the help of the simulation data obtained by the full-range simulator of 600MW supercritical unit, and a neural network inverse control scheme of coordinated system based on the combination of model off-line training and on-line correction is proposed. A detailed control simulation experiment is carried out through real-time two-way data exchange with the simulator. The results show that by using DFNN inverse control, the rapidity of response of load and main steam pressure are greatly improved compared with the original PID control, and the coordinated control quality of the unit is effectively improved.

Keywords: dynamic fuzzy neural network; supercritical unit; inverse model; coordinated control; online correction.

0 引言

超临界机组采用直流锅炉，具有大时滞、多变量、非线性和强耦合等特点，且考虑到锅炉和汽轮机各自的动态特性，传统的机组协调控制方法往往难以适应电网快速变负荷和深度调峰的运行要求，因此研究调节品质高的新型优化控制

策略成为火电厂研究的热点课题^[1]。

许多研究人员对基于线性理论与非线性系统理论的机组协调控制进行了深入研究^[2-7]：文献[2]借助 H_∞ 控制理论对不同工况点下的线性模型设计了多变量鲁棒 PID 控制器；文献[3]和文献[4]在某 1000MW 的超超临界机组非线性模型的基础上，利用状态反馈线性化求出其逆系统，实现了协调控制系统的线性化，并结合对建模误差与外扰有较强鲁棒性的多变量内模控制结构，

对反馈线性化后的伪线性系统进行控制设计；文献[5]通过在锅炉控制回路采用基于动态比例增益的前馈信号和改进的自抗扰控制器，来提高回路的响应速度和抗干扰能力；文献[6]针对超超临界机组协调控制，利用 Gap metric 理论分析机组非线性特征，提出全工况下的协调系统多模型预测控制策略。然而，对于大时延、多变量的协调控制系统来说，其精确的数学模型难以获得，即使能够建立数学模型，控制器的参数整定往往过于复杂；同时，由于各种干扰的存在，系统的结构甚至参数都可能发生变化，使理论应用于实践受到影响。

近年来，在火电厂过程控制领域出现了各种各样的新型智能控制策略^[8-10]，为解决上述问题带来了新的思路。文献[8]将模糊推理与自适应控制相结合，提出了在工程上可实现的智能解耦方法；文献[9]提出一种基于自适应反演算法的火电单元机组协调控制策略，仿真试验表明系统的跟踪速度，调节精度和抗干扰性都得到了提升；文献[10]针对超临界锅炉控制特点，建立了神经网络逆控制方案，并借助火电机组全范围仿真系统开展了详细的变工况控制仿真实验，验证了神经网络逆控制方法在火电厂应用的优异效果。

然而，由于神经网络模型结构优选缺乏固定的规律性，建模时只能通过反复试验来确定其结构及权值、阈值等参数^[11]。这不仅增加了建模耗时，也不利于模型进行在线自学习，如何进一步提高模型的精度和泛化能力、实现机组特性变化时模型的在线自校正是亟待突破的研究方向。

为解决上述问题，本文基于动态模糊神经网络（Dynamic Fuzzy Neural Network, DFNN），以某 600MW 超临界机组为对象，利用历史样本点离线建立了机组负荷、汽压特性的逆模型，并确定了离线训练与在线校正相结合的 DFNN 逆控制方案。通过与 600MW 机组的全范围仿真机进行实时双向数据交换，开展详细的控制仿真实验。结果表明：采用所设计的 DFNN 逆控制方案，大幅变工况下机组负荷响应的快速性和主汽压的稳定性与机组原控制相比有很大提高，有效改善了机组的协调控制品质，为提升火电厂整体控制性能提出了新思路和方法。

1 动态模糊神经网络

1.1 动态模糊神经网络的结构

动态神经网络（DFNN）的结构如图 1 所示：

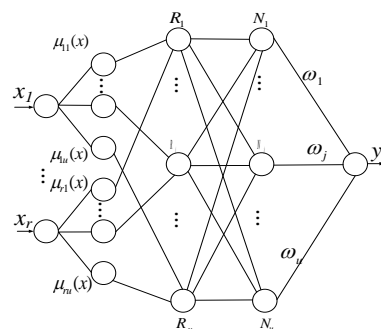


图 1 DFNN 算法

Fig.1 The algorithm of DFNN

DFNN 的第一层为输入层；第二层是隶属函数层，其每个节点都代表一个隶属函数（高斯函数）。第三层是模糊规则层，其每一个节点都代表一条模糊规则；第四层是对第三层的输出进行归一化；第五层是输出层。DFNN 中输出 y 关于输入 $X=(x_1, \dots, x_r)^T$ 的表达式为：

$$y(X) = \sum_{j=1}^u \omega_j \cdot N_j$$

$$= \frac{\sum_{j=1}^u [(a_{j0} + a_{j1}x_1 + a_{j2}x_2 + \dots + a_{jr}x_r) \exp(-\frac{\|X - C_j\|^2}{\sigma_j^2})]}{\sum_{j=1}^u \exp(-\frac{\|X - C_j\|^2}{\sigma_j^2})} \quad (1)$$

其中， R_j 是 DFNN 第三层的输出， N_j 是第四层的输出， ω_j 是第四层到输出层的连接权值，是关于输入 x_i 的线性函数， a_{ij} 为线性系数。 $C_j=(c_{ij}, c_{2j}, \dots, c_{rj})^T$ 为第 j 个模糊规则下的高斯函数中心向量， σ_j 是第 j 个模糊规则下高斯函数的宽度。其中， $i=1 \dots r$ ； $j=1 \dots u$ ， r 为输入样本的维度， u 为总的模糊规则数。

1.2 动态模糊神经网络的学习算法

1.2.1 模糊规则的确定

显然，在该模糊神经网络中，如果模糊规则数过少，系统将不能涵盖所有的输入输出状态。但如果模糊规则数过多，又会导致 DFNN 的过度拟合。对于模糊规则数的确定，可引入下述两个判据^[12,13]：

1) 系统误差判据

对于第 k 个观测数据 (X_k, t_k) ，其中， t_k 是期望的输出，定义系统误差：

$$\|e_k\| = \|t_k - y_k\| \quad (2)$$

如果 $\|e_k\| > k_e$ ，则需要增加一条新的模糊规则。这里的 k_e 根据 DFNN 期望的精度预先选定。

2) 可容纳边界

如果一个新样本位于某个存在的高斯函数

的覆盖范围（即可容纳边界）内，该样本就可以用已经存在的高斯函数代表，而无须产生新的高斯函数。

对第 k 个观测数据 (X_k, t_k) 计算输入值 X_k 和现有的高斯函数单元的中心 C_j 之间的距离 $d_k(j)$ ，即：

$$d_k(j) = \|X_k - C_j\| \quad j=1,2,\dots,u \quad (3)$$

令 $d_{\min} = \min(d_k(j))$ ，如果 $d_{\min} > k_d$ ，则要考虑增加一条模糊规则。否则该输入数据可以由现有的最近的高斯函数表示。这里 k_d 是可容纳边界的有效变量。

当进行模型的离线训练时，可对 k_e 和 k_d 进行动态调节：首先设置比较大的 k_e 和 k_d ，确定产生输出误差大而没有被现有模糊规则覆盖的位置。进一步，通过网络的训练，按照式(4)、(5)不断缩小 k_e 和 k_d ：

$$k_e = \max[e_{\max} \times \beta^i, e_{\min}] \quad (4)$$

$$k_d = \max[d_{\max} \times \gamma^i, d_{\min}] \quad (5)$$

其中， e_{\max} 是预先定义好的最大误差， e_{\min} 是期望的 DFNN 精度， β ($0 < \beta < 1$) 是收敛常数， d_{\max} 是输入空间的最大长度， d_{\min} 是最小长度， γ ($0 < \gamma < 1$) 是衰减常数。

基于上述两个指标，考虑以下四种情况：

- 1) 当 $\|e_k\| \leq k_e$ ， $d_{\min} \leq k_d$ 时，说明 DFNN 可以完全描述所有样本点，不需要增加模糊规则。
- 2) 当 $\|e_k\| \leq k_e$ ， $d_{\min} > k_d$ 时，说明 DFNN 具有较好的泛化能力，不需要增加模糊规则。
- 3) 当 $\|e_k\| > k_e$ ， $d_{\min} > k_d$ 时，需要增加一条模糊规则。
- 4) 当 $\|e_k\| > k_e$ ， $d_{\min} \leq k_d$ 时，表明尽管 X_k 可以聚集在已有的高斯函数附近，但覆盖 X_k 的高斯函数泛化能力并不是很好。因此，不需要增加模糊规则，但高斯函数的 σ 和结果参数 ω 需要被更新。

1.2.2 前提参数的初始化与动态调节

对第 k 个观测数据 X_k ，当需要增加第 j 条模糊规则时，对其 C_j 和 σ_j 进行初始化，：

$$C_j = X_k \quad (6)$$

$$\begin{cases} \sigma_1 = \sigma_0 \\ \sigma_j = k_l \times d_{\min} \quad (j \neq 1) \end{cases} \quad (7)$$

其中， k_l ($k_l > 1$) 是重叠因子。 k_l 越大，说明每个

隶属函数之间的重叠度越大。

对第 k 个观测数据 X_k ，当出现 $\|e_k\| > k_e$ ， $d_{\min} \leq k_d$ 时，需要找到最接近 X_k 的高斯函数，并按式(8)调整其 σ_j^k ：

$$\sigma_j^k = k_\omega \times \sigma_j^{k-1} \quad (8)$$

其中， k_ω ($k_\omega > 1$) 是预设常数。

1.2.3 结果参数的确定

假设 n 个样本点产生了 u 个模糊规则，对于第 k 个观测数据 X_k ，系统的输出 y_k 由式(1)计算，也可将式(1)写为如下形式：

$$\mathbf{W}\Psi = \mathbf{Y} \quad (9)$$

假定理想的输出为 $\mathbf{T} = (t_1, t_2, \dots, t_n) \in \mathbf{E}^n$ ，规定性能指标函数为：

$$\tilde{\mathbf{E}} = \|\mathbf{T} - \mathbf{Y}\| \quad (10)$$

即寻找最优的系数向量 $\mathbf{W}^* \in \mathbf{E}^{(r+1)u}$ ，使 $\tilde{\mathbf{E}}^T \tilde{\mathbf{E}}$ 最小。可采用最小二乘法 (LLS) 线性逼近：

$$\mathbf{W}^* \times \Psi = \mathbf{T} \quad (11)$$

最优的 \mathbf{W}^* 具有如下形式：

$$\mathbf{W}^* = \mathbf{T}(\Psi^T \Psi)^{-1} \Psi^T \quad (12)$$

1.3 模糊规则的实时剔除

在 DFNN 的学习过程中，如果检测到某一个模糊规则逐渐对系统失去了贡献作用，加以剔除便会获得更紧凑的 DFNN 结构。采用误差下降法作为剔除模糊规则的策略^[12]。首先将式(9)和式(10)写成线性回归模型的形式：

$$\mathbf{T}^T = \Psi^T \mathbf{W}^T + \mathbf{E} \quad (13)$$

令 $\mathbf{D} = \mathbf{T}^T \in \mathbf{E}^n$ ， $\mathbf{H} = \Psi^T = (h_1, h_2, \dots, h_v) \in \mathbf{E}^{n \times v}$ ， $v = u \times (r+1)$ ， $\theta = \mathbf{W}^T$ 有：

$$\mathbf{D} = \mathbf{H}\theta + \mathbf{E} \quad (14)$$

其中， $\mathbf{E} \in \mathbf{E}^n$ 是与 h_i 不相关的误差向量。

对于任意矩阵 \mathbf{H} ，如果它的行数大于列数，通过 QR 分解：

$$\mathbf{H} = \mathbf{Q}\mathbf{A} \quad (15)$$

其中， \mathbf{Q} 的各列向量 q_i 构成正交基，并且 $\mathbf{A} \in \mathbf{E}^{v \times v}$ 为一个上三角矩阵。通过这一变换，就可以计算每一个个体对输出性能指标的贡献。

联立式(14)和式(15)可得：

$$\mathbf{D} = \mathbf{Q}\mathbf{A}\theta + \mathbf{E} = \mathbf{Q}\mathbf{G} + \mathbf{E} \quad (16)$$

\mathbf{G} 的线性最小二乘解为：

$$\mathbf{G} = (\mathbf{Q}^T \mathbf{Q})^{-1} \mathbf{Q}^T \mathbf{D} \quad (17)$$

设 g_i 为 \mathbf{G} 的列向量，可将上式改写为：

$$g_i = \frac{q_i^T D}{q_i^T q_i} \quad i=1,2,\dots,v \quad (18)$$

当 $i \neq j$ 时, 因为 q_i 与 q_j 正交, D 的平方和由下式给出:

$$D^T D = \sum_{i=1}^v g_i^2 q_i^T q_i + E^T E \quad (19)$$

由式(19)可以看出, $\sum_{i=1}^v g_i^2 q_i^T q_i$ 是由回归量 q_i

所组成的决定性能指标的一部分。因此可以定义误差下降率为:

$$err_i = \frac{g_i^2 q_i^T q_i}{D^T D} \quad i=1,2,\dots,v \quad (20)$$

将式(18)代入式(20)中得:

$$err_i = \frac{(q_i^T D)^2}{q_i^T q_i D^T D} \quad i=1,2,\dots,v \quad (21)$$

上述方程中, 如果 err_i 值很大, 表明 q_i 和 D 的相似程度大, 即 q_i 对于输出影响显著。把 err_i ($i=1, \dots, (r+1)u$) 重新排列为矩阵 $\Delta = (\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_u) \in \mathbb{R}^{(r+1) \times u}$, Δ 的第 i 列 δ_i 就是与第 i 个规则相关的 $(r+1)$ 个误差下降率。定义 η_i 为第 i 个规则的重要程度:

$$\eta_i = \sqrt{\frac{\delta_i^T \delta_i}{r+1}} \quad (22)$$

η_i 越大表明第 i 个规则越重要。若满足:

$$\eta_i < k_{err} \quad (23)$$

则第 i 个规则可剔除。其中, k_{err} 表示规则重要性的阈值。

2 超临界机组负荷汽压特性建模

2.1 超临界机组负荷汽压特性建模方案确立

超临界机组参与 AGC 的变负荷过程中, 应优先满足电网负荷需求。以锅炉跟随为基础的协调控制 (BFCC) 模式, 依靠汽机调门迅速改变机组负荷, 并由锅炉侧燃料给水等子系统调节维持汽压、汽温等参数稳定, 这种模式最适应 AGC 负荷快速响应的要求。将超临界机组划分为锅炉和汽轮发电机组两部分, 由机理分析可知, 与机组负荷直接相关的参数包括主汽压力、主汽温度及汽轮机调门开度等; 主汽压力则受给水量、锅炉侧燃料量和汽机侧调门开度的共同影响^[1]。据此本文采用如下建模思路:

1) 协调控制对象逆模型的建立基于 BFCC 运行

模式;

- 2) 以汽轮机调门为界, 分别针对锅炉和汽轮机建立主汽压力和机组负荷的逆模型: 汽机侧调门开度调节负荷, 燃料量维持主汽压力。逆模型结构如图 2 所示。

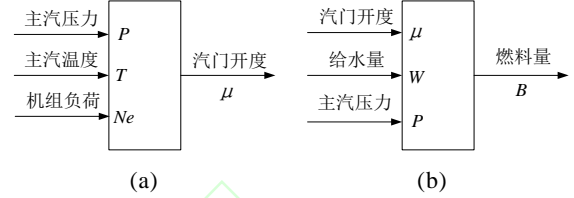


图 2 超临界机组负荷、主汽压特性逆模型

Fig. 2 The inverse model of load and main steam pressure of supercritical units

2.2 负荷-主汽压 DFNN 逆模型的训练

2.2.1 仿真试验平台简介

STAR-90 系统是华北电力大学开发的电站仿真平台。它具有图形化的仿真建模系统和高精度的电站算法库, 便于模型的调试、修改和扩展。为控制理论的研究提供了可靠的准工业试验环境。本文训练数据的获取、仿真试验的开展都是在由 STAR-90 系统开发的 600 MW 全范围超临界机组仿真机上进行的。

2.2.2 DFNN 逆模型的离线训练

以 DFNN 为基础, 采用具有时延反馈的输入建立负荷、汽压特性的逆模型, 结构如下:

将图 3 (a) 中 $P(k)$ 、 $T(k)$ 、 $Ne(k)$ 、 $P(k-1)$ 、 $T(k-1)$ 、 $Ne(k-1)$ 、 $\mu(k-1)$ 作为 DFNN 的输入, $\mu(k)$ 作为 DFNN 的输出, 构建负荷特性时延反馈 DFNN 逆模型。

将图 3 (b) 中 $\mu(k)$ 、 $W(k)$ 、 $P(k)$ 、 $\mu(k-1)$ 、 $W(k-1)$ 、 $P(k-1)$ 、 $B(k-1)$ 作为 DFNN 的输入, $B(k)$ 作为 DFNN 的输出, 构建主汽压特性时延反馈 DFNN 逆模型。

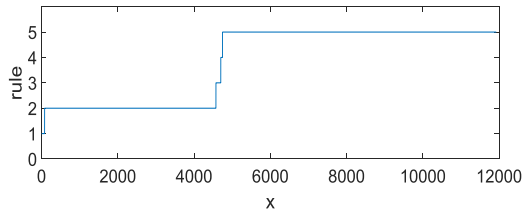
为提高 DFNN 逆模型的泛化能力, 网络训练样本所涉及的工况应包括不同负荷下的稳态工况数据和变负荷动态过程中的运行数据。数据收集过程中, 机组在 BFCC 模式下运行, 燃料、给水、汽机调门、风量、各级过热汽温等控制均在自动模式。变负荷率为 12MW/min, 变压速率为 1MPa/min。提取的训练数据包含 600MW 到 360MW 之间不同负荷点的稳态数据, 以及在各工况间连续降、升负荷的动态数据, 共 12000 组 (采样时间为 1s)。上述数据经归一化处理后用于 DFNN 逆模型的训练, DFNN 网络训练参数选取选择见表 1, 训练过程中模糊规则与均方根误

差 (RMSE) 随输入样本 x 增多而产生的变化如图 3 和图 4。训练后模型的拟合效果如图 5。

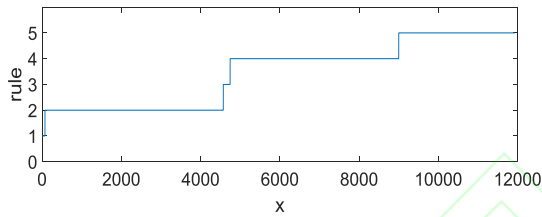
表 1 DFNN 网络训练参数选取

Tab.1 Selection of training parameters for DFNN

network							
d_{\min}	d_{\max}	e_{\min}	e_{\max}	σ_0	k_l	k_{err}	k_w
0.1	0.8	0.005	0.2	2	1.2	0.001	1.1



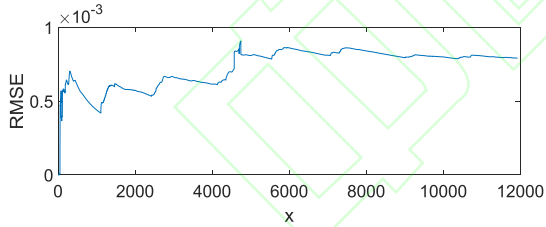
(a) 负荷 DFNN 逆模型



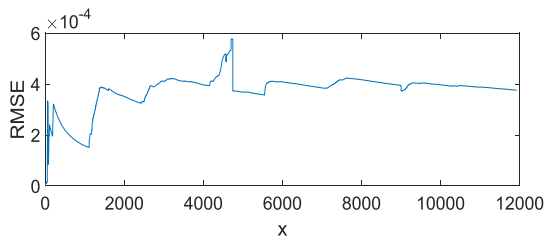
(b) 主汽压 DFNN 逆模型

图 3 训练时的模糊规则数变化

Fig. 3 The change of the number of fuzzy rules during training



(a) 负荷 DFNN 逆模型



(b) 主汽压 DFNN 逆模型

图 4 训练时的拟合误差 (RMSE) 的变化

Fig.4 The change of fitting error (RMSE) during training

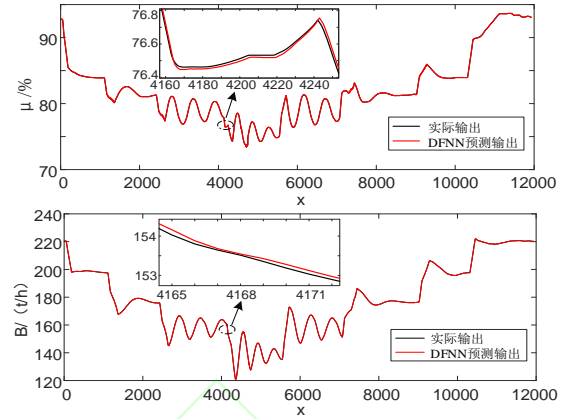


图 5 训练集的拟合效果

Fig.5 The performance of training set

为检验该 DFNN 逆模型在不同于训练工况下的预测精度和泛化能力, 将变负荷率设为 18MW/min, 同样在 600MW 至 420MW 之间连续分段升降负荷, 共获得 12000 组数据进行校验。拟合效果如图 6。

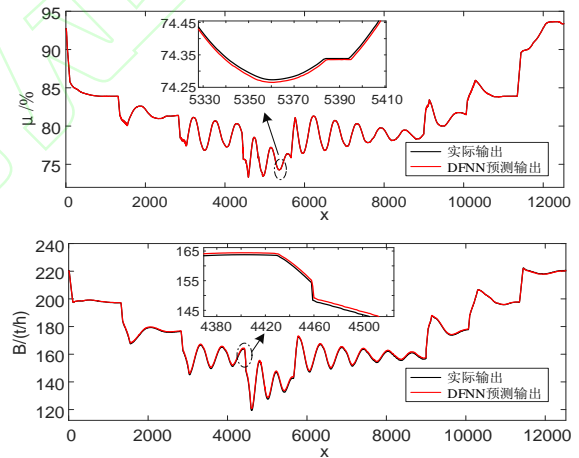


图 6 测试集的拟合效果

Fig. 6 The performance of the test set

可以看出, 所设计的负荷、主汽压逆 DFNN 模型可以快速地完成训练, 并具有较好地拟合精度。对于不同于训练样本的验证工况, 训练好的 DFNN 逆模型仍然具有较好的拟合效果。

3 协调系统控制方案设计与仿真

3.1 协调系统神经网络逆控制方案

基于所设计的负荷、主汽压特性的 DFNN 逆模型, 分别构建基于负荷和主汽压特性的 DFNN 逆控制器: 将负荷特性的 DFNN 逆模型作为逆控制器串联在锅炉汽轮机机组前对机组的负荷进行控制; 将汽压特性的 DFNN 逆模型作为逆控制器串联在锅炉汽轮机机组前对主汽压进行控制。

在实施控制时,逆模型 B 通过每个控制周期中采集的实时数据进行自校正, 30min 替换用于控制的逆模型 A。负荷、主汽压的 DFNN 逆控制原理图如图 7。

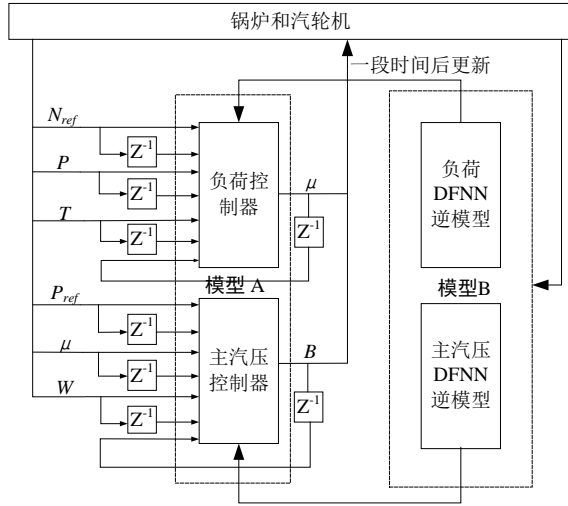


图 7 DFNN 控制原理图

Fig. 7 The schematic diagram of DFNN control

对于逆模型 B, 采用梯度下降法调整 DFNN 的前提参数和结果参数, 文献[12]表明高斯中心对系统性能影响不大, 因此前提参数中只对高斯宽度进行更新: 这里取误差的负梯度作为性能指标:

$$\tilde{E} = 1/2(t_k - y_k)^2 \quad (24)$$

结合式(9), 由链式规则可得:

$$\Delta W = W_{\text{new}} - W_{\text{old}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W} = \eta(t_k - y_k)\Psi \quad (25)$$

$$\Delta \sigma_j = \sigma_{j\text{new}} - \sigma_{j\text{old}} = -\xi \frac{\partial \tilde{E}}{\partial \sigma_j} \quad (26)$$

$$= 2\xi(t - y) \cdot \omega(k, j) \cdot R_j \cdot \|P - C^j\|^2 / \sigma_j^3$$

其中, η 和 ξ 分别为结果参数和高斯宽度训练的学习率。

考虑到随着输入数据量的增加, DFNN 的训练时间会长于控制器的样时间。因此, 应该设置固定的数据长度(L), 当采集的数据量大于 L 时, 将添加新数据并删除旧数据。

同时, 为了提高控制效果, 需要结合神经网络逆控制和闭环反馈控制的优点^[13]。以机组负荷和主汽压力的原始设定值为参考, 根据当前 k 时刻负荷和主蒸汽压力的反馈值实时调整逆控制器的输入 N_{ref} 和 P_{ref} :

$$N_{\text{ref}}(k+1) = N_{\text{ref}}(k) - k_1(Ne(k) - N_{\text{SP}}(k)) \quad (27)$$

$$P_{\text{ref}}(k+1) = P_{\text{ref}}(k) - k_2(P_t(k) - P_{\text{SP}}(k)) \quad (28)$$

式中, $N_{\text{sp}}(k)$ 及 $P_{\text{sp}}(k)$ 分别为负荷及主蒸汽压在 k 时刻的设定值。 k_1 和 k_2 分别是负荷和主蒸汽压力参考值的调节系数。

在 BFCC 模式下, 需要通过快速调节汽轮机阀门以更好地满足负荷需求, 使机组负荷优先变化。因此, 主蒸汽压力有可能产生较大偏差。为了减小初始动态阶段的主蒸汽压力偏差, 在 k_2 中引入负荷目标值和负荷变化率, 如式(29)和式(30)所示:

$$k_2 = \max(k_3, k_3 \times k_{\text{zoom}} \times Tar_{\text{dif}}(k) \times MW_{\text{rate}} / 12) \quad (29)$$

$$Tar_{\text{dif}}(k) = |(Ne(k) - Ne_{\text{tar_new}}) / (Ne_{\text{tar_old}} - Ne_{\text{tar_new}})| \quad (30)$$

其中, $Ne_{\text{tar_old}}$ 是变负荷前的稳态值, $Ne_{\text{tar_new}}$ 是新的目标值。 MW_{rate} 是变负载率。 k_{zoom} 是负荷开始变化时用于加速燃料侧变化的扩张系数, 当 Ne 接近 $Ne_{\text{tar_new}}$ 时, 燃料侧变化速度会逐渐变慢。

3.2 仿真试验

基于上述 DFNN 逆控制方案, 在 MATLAB 平台上开发了实时控制算法和通信程序, 并通过与 600 MW 超临界机组仿真机进行双向数据交换开展仿真试验。在试验过程中, 给水、过热器、再热器等系统的控制均设置为自动控制模式。负荷变化率设定为 12 MW/min, 主蒸汽压力变化极限设定为 1 MPa/min。DFNN 控制器的相关参数如表 2 所示。

表 2 DFNN 控制器相关参数

k_1	k_3	L	η	ξ
0.5	2 (降负荷)	500	0.05	0.1
	2.5 (升负荷)			

在试验过程中, 设置煤的质量发生 2% 到 5% 的扰动。将变负荷率设为 12MW/min, 变压速率设为 1MPa/min, 分别采用 DFNN 逆控制和机组原 PID 进行实验: 先降负荷, 从 600MW 定压降负荷至 540MW 稳定后滑压降至 480MW。负荷和汽压控制效果对比如图 8, 汽轮机的调门开度和燃料量的变化如图 9 所示。

再升负荷: 从 480MW 滑压升负荷至 540MW 稳定后定压升负荷至 600MW。负荷和汽压控制

效果对比如图 10, 汽轮机的调门开度和燃料量的变化如图 11 所示。

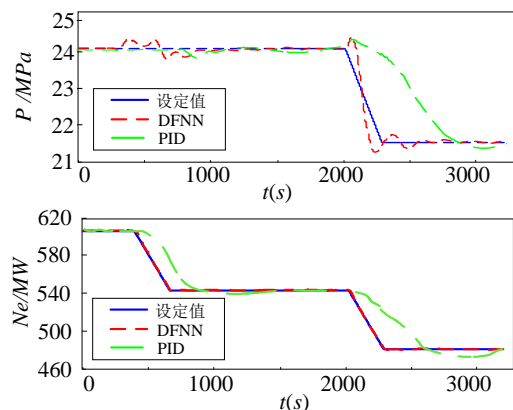


图 8 降负荷试验中负荷和主汽压的控制效果

Fig. 8 Control effect of load and main steam pressure in load reduction test

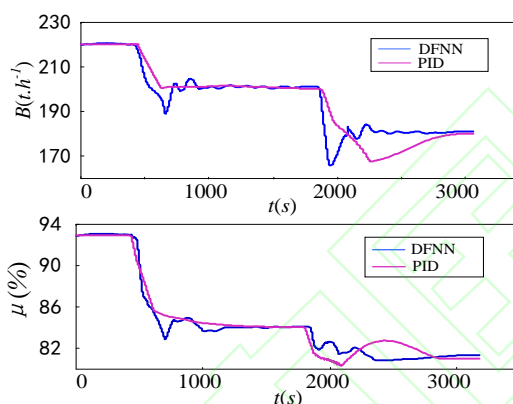


图 9 降负荷试验中汽轮机调门开度与燃料量的变化

Fig. 9 Change of regulating valve opening and fuel quantity of steam turbine in load reduction test

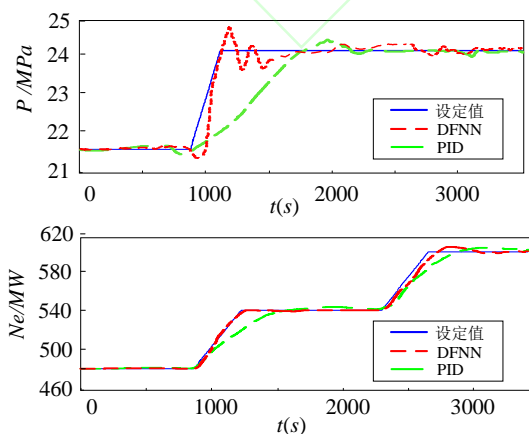


图 10 升负荷试验中负荷和主汽压的控制效果

Fig. 10 Control effect of load and main steam pressure in load rise test

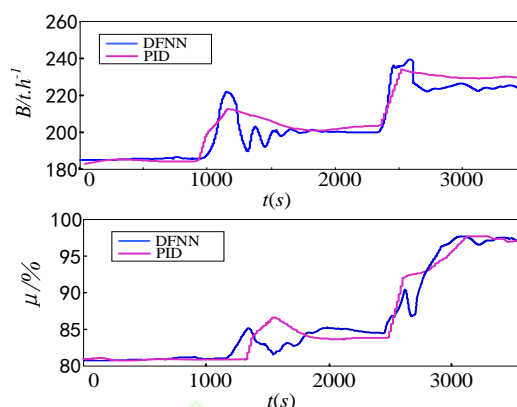


图 11 升负荷试验中汽轮机调门开度与燃料量的变化

Fig. 11 Change of regulating valve opening and fuel quantity of steam turbine in load rise test.

通过与 PID 控制的比较可以看出, 在上述试验中, DFNN 逆控制能更好地跟踪机组负荷的设定值。虽然 DFNN 算法与原 PID 控制方法相比, 主汽压力波动较明显, 但是传统 PID 控制往往很存在调整时间长、负荷响应慢的问题^[14], 而 DFNN 控制缩短了主汽压力的调整时间, 并能较快地实现稳定, 这对于提升大容量高参数的直流炉机组的经济性、实现快速变负荷具有重要意义。

4 结论

本文针对超临界机组大时滞、多变量、非线性和强耦合等特点, 基于以锅炉跟随为基础的协调控制方式, 建立了超临界机组负荷、主汽压特性的动态模糊神经网络逆模型。在此基础上, 设计了一种协调系统 DFNN 逆控制方案; 在 MATLAB 平台上编制了 DFNN 逆控制算法; 借助火电机组全范围仿真系统开展了仿真实验研究, 结果表明:

1) 与原机组协调控制相比, 协调系统采用 DFNN 逆控制方法, 机组负荷、主汽压调节的快速性方面有很大的提高, 验证了基于 DFNN 逆控制的良好效果。

2) 不同于以往的神经网络逆控制, 本文通过引入 DFNN 算法, 使得控制器能够在满足实时控制的前提下完成自校正, 这有利于提升其在煤质改变、真空改变或大范围变工况时的负荷跟踪能力、抗干扰性能, 从而更贴近于工程实际。

总的来说, 模糊神经网络作为一个强有力的建模工具, 已经广泛地应用到各个领域, 尤其是动态模糊神经网络采用离线训练和在线校正相结合的方法, 学习速度快, 更适合于实时控制应用。相信

经过不断的研究和实验会日趋成熟，并在电站控制优化中发挥更大的作用。

参考文献：

- [1] 马良玉, 王智燕, 高志元, 等. 超临界机组负荷汽压特性神经网络逆模型研究[J]. 自动化与仪表, 2013, 28(12): 5-8+23.
MA Liangyu, WANG Zhiyan, GAO Zhiyuan, et al. Research on neural network inverse model of steam pressure characteristics of supercritical units [J]. Automation and Instrumentation. 2013, 28(12): 5-8+23.
- [2] 秦志明. 超超临界机组动态模型与控制的研究[D]. 华北电力大学, 2014.
- [3] 项丹, 刘吉臻, 李露. 基于非线性内模控制的直流炉机组协调控制系统设计[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2014, 41(5): 82-88;
XIANG Dan, LIU Jizhen, LI Lu. Design of the once-through boiler-turbine coordinated control system based on nonlinear internal model control[J], Journal of North China Electric Power University(Natural Science Edition), 2014, 41(5): 82-88.
- [4] 李露, 刘吉臻, 项丹. 基于稳定逆的直流炉机组协调控制系统前馈-反馈控制[J]. 动力工程学报, 2015, 35(1): 30-36.
LI Lu, LIU Jizhen, XIANG Dan. Feedforward-Feedback control of DC furnace unit coordinated control system based on stable inverse[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering. 2015, 35(1): 30-36.
- [5] 吴振龙, 张玉琼, 李东海, 等. 循环流化床机组的自抗扰控制研究[J]. 西安理工大学学报, 2018, 34(1): 74-80.
WU Zhenlong, ZHANG Yuqiong, LI Donghai, et al. Research on active disturbance rejection control for circulating fluidized bed unit[J]. Journal of Xi'an University of Technology, 2018, 34(1): 74-80.
- [6] 黄达, 张志鹏, 杨文思. 700 MW 超临界火电机组协调系统全工况多模型预测控制及其工程应用[J]. 工业控制计算机, 2020, 33(1): 114-117+121. 、
HUANG Da, ZHANG Zhipeng, YANG Wensi. Multi-model Predictive control strategy for coordinated system of a 700MW ultra-supercritical unit under Full operating conditions and its engineering application[J]. Industrial Control Computer, 2020, 33(1): 114-117+121.
- [7] 胡建根, 孙耘, 李泉, 等. 超(超)临界火电机组乘数型协调预测函数优化控制研究及应用[J]. 动力工程学报, 2018, 38(7): 552-557.
- HU Jiagen, SUN Yun, LI Quan, et al. Research and application of multi-type coordinated prediction function optimization control for super (super) critical thermal power units[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering. 2018, 38(7): 552-557.
- [8] LIU Hongbo, Li Shaoyuan. Intelligent coordinated control of power-plant main steam pressure and power output[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2004(3): 350-358.
- [9] 席嫣娜, 王印松. 一种基于自适应反演算法的火电单元机组协调控制策略[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(7): 2070-2081.
XI Yanna, WANG Yinsong. A coordinated control strategy for thermal power unit based on adaptive inversion algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(7): 2070-2081.
- [10] LEE K Y, MA L Y, BOO C J, et al. Intelligent modified predictive optimal control of reheater steam temperature in a large-scale boiler unit[C]// IEEE Power & Energy Society General. Calgary, Canada, IEEE, 2009, 26-30.
- [11] 杨优生. 基于动态模糊神经网络的电站机炉协调系统建模研究[D]. 华北电力大学, 2018.
- [12] ER M J, Wu S Q, A fast learning algorithm for parsimonious fuzzy neural systems[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2002, 126(3): 337-351.
- [13] KIM C K, JANG G. Development of Jeju-Haenam HVDC system model for dynamic performance study[J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2006, 28(8): 570-580.
- [14] 刘海喆, 田亮. 火电机组协调控制系统前馈控制逻辑设计[J]. 热力发电, 2018, 47(10): 78-83.
LIU Haizhe, TIAN Liang. Design of feedforward control logic for coordinated control system of thermal power unit[J]. Thermal Power Generation, 2018, 47(10): 78-83.

作者简介: 马良玉, (1979—) 男, 教授, 主要从事智能技术在电站建模、优化控制与故障诊断中的应用等方面的研究。

郑佳奕 (1996—), 女, 硕士研究生, 研究方向为智能技术在电站建模、优化控制的应用。