

文章编号: 1001-0920(2012)04-0525-06

基于多支持向量机模型和优化控制器的板形、板厚控制

陈治明, 曹建忠

(惠州学院 电子科学系, 广东 惠州 516007)

摘要: 针对带钢热连轧过程中互相耦合的板形、板厚控制问题, 提出一种综合控制策略. 首先, 在输入空间划分的基础上建立包含多个子模型的多支持向量机模型, 并通过主元分析方法实现模型输出的综合; 然后, 利用建立起来的模型设计优化控制器, 对板形、板厚进行综合控制. 计算机仿真和现场实验结果均表明了所提出的基于多支持向量机模型的综合控制策略能同时有效地减小板形、板厚偏差.

关键词: 板形、板厚控制; 支持向量机; 减法聚类; 主元分析; 优化

中图分类号: TP181

文献标识码: A

Strip shape and gauge control based on multiple SVM model and optimization controller

CHEN Zhi-ming, CAO Jian-zhong

(Department of Electronic Science, Huizhou University, Huizhou 516007, China. Correspondent: CHEN Zhi-ming, E-mail: z.m.chen@163.com)

Abstract: Aiming at the coupled shape and gauge control problem in hot strip mills, a complex control strategy is proposed. Based on the division of the input space, a multiple support vector machine model with several sub-models is established, and the principal component regression method is used for the output synthesis of the sub-models. Based on the established model, an optimization controller is designed for the complex control of strip shape and gauge. Simulation and field experiments show that the proposed complex control method based on the multiple support vector machine model can effectively reduce the gauge and shape control error at the same time.

Key words: strip shape and gauge control; support vector machines; subtractive clustering; principal component analysis; optimization

1 引言

板形、板厚综合控制(ASC-AGC)是带钢轧制技术中为进一步提高带钢质量指标所采取的必要措施. 但是, 由于板形、板厚综合系统是一个多输入、多输出, 带有延滞的强非线性、强耦合系统, 使得板形、板厚综合控制一直是带钢热连轧中的一个难题和研究热点. 目前, 人们提出了许多控制方法, 包括自适应解耦控制^[1]、 H_∞ 控制^[2]、前馈解耦控制^[3]、逆系统控制^[4]、神经网络解耦控制^[5-6]和鲁棒控制^[7]等方法. 总体而言, 这些控制方法大都以板形、板厚综合系统的双输入-双输出基本数学模型为基础(辊缝调节量、弯辊力调节量为输入, 板形、板厚参数为输出), 解耦控制器相应为一个双输入、双输出控制器(板形、板厚偏差为输入, 辊缝调节量、弯辊力调节量为输出), 二

者串联成为板形、板厚综合控制系统. 应该指出的是, 板形、板厚基本数学模型是以一些理想假设为分析前提得到的, 模型中具有各种未建模动态, 使得这类板形、板厚综合控制方法的性能受到了限制.

全局建模方法是目前工业过程建模所采用的主要方法之一. 但是, 实际工业过程往往具有多变量、非线性和工况范围大等特点, 很难采用单个全局模型精确描述. 采用这种方法进行建模, 不但估计精度难以保证, 而且算法计算复杂度很大^[8]. 将多个模型连接起来用以改进模型的预测能力的方法是由Bates等人^[9]提出的, 这种思想在时间序列预测中有着广泛的应用, 如多神经网络技术在电能负荷预测和软测量等方面的研究近十几年便得到了广泛关注. 考虑到支持向量机建模方法具有无局部极值和强泛化能力等优

收稿日期: 2010-10-29; 修回日期: 2010-12-04.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60774032).

作者简介: 陈治明(1981—), 男, 讲师, 博士, 从事机器学习算法、智能控制技术的研究; 曹建忠(1969—), 男, 副教授, 博士, 从事信息处理及计算机控制的研究.

点,多支持向量机建模的方法已逐渐引起研究人员的关注^[10-11].

目前,将多支持向量机应用于轧制技术方面的应用研究还比较少.袁平等^[12-13]将多支持向量机模型应用于电弧炉冶炼生产过程钢水终点温度预报,取得了较好的结果.本文为了提高模型精度,采用多支持向量机建模方法对板形、板厚综合系统进行建模.模型以辊缝调节量、弯辊力调节量以及其他轧制过程参数为输入,通过减法聚类算法划分输入空间,并分别建立支持向量子模型,在子模型学习完成,被建立起来后,通过主元分析方法^[14]对子模型输出进行综合.多支持向量机模型输出为板形、板厚偏差.优化控制器根据模型的板形、板厚偏差,计算并输出辊缝调节量和弯辊力调节量信号,对轧制系统进行控制.仿真和现场实验表明,这种基于多支持向量机模型的新型板形、板厚控制策略能够取得较好的控制效果.

2 板形、板厚控制的耦合问题

为实现板形、板厚控制的 ASC-AGC 综合控制,首先需分析板形、板厚的综合数学模型,以观察二者之间的耦合关系. ASC-AGC 综合控制系统的静态数学模型可用以下方程组表示:

$$\Delta h = \frac{C_P}{C_P + Q} \Delta S + \frac{Q}{C_P + Q} \Delta H + \frac{C_P}{C_P + Q} \frac{\Delta F}{C_F}, \quad (1)$$

$$\Delta CR = \frac{\Delta P}{K_P} - \frac{\Delta F}{K_F} + E_0 \Delta C_{r_0}, \quad (2)$$

$$\Delta P = \frac{C_P Q}{C_P + Q} \left(\Delta H - \Delta S - \frac{\Delta F}{C_F} \right). \quad (3)$$

其中: h 为带钢实际轧出厚度,单位 mm; CR 为有载辊缝形状,单位 mm; S 为初始辊缝,单位 mm; H 为带钢来料厚度; P 为实际轧制力,单位 kN; F 为对工作辊施加的弯辊力,单位 kN; C_{r_0} 为轧机入口带钢的凸度,单位 mm; C_P 为轧机纵向刚度系数,即轧机产生单位弹跳量所需要的轧制力; C_F 为弯辊纵向刚度系数; Q 为轧件塑性刚度,单位 kN/mm; E_0 为相应系数.

式(1)为弹跳方程的差分形式,式(2)为有载辊缝形状方程差分形式.

ΔH 产生扰动时,轧制出口厚度将产生 Δh 的波动,调节压下 ΔS 可以使 Δh 趋于零,而 ΔH 和 ΔS 的波动将会产生轧制力波动 ΔP . 根据式(2),需调节弯辊力 ΔF 以使板形变化量 ΔCR 趋于零. 同样,调节弯辊力进行板形控制时也将影响带钢的出口厚度.

总之, AGC 与 ASC 在控制过程中互相干扰,从而影响对方的控制效果,即 AGC 的调整必然会影响到 ASC 的控制,反之亦然.

3 新型板形、板厚综合控制策略

从上述分析可知, ASC-AGC 综合控制系统具有非线性、时延、多变量耦合和参数扰动多等特征,要建立起综合控制系统的数学模型,其难度较大.传统的多变量解耦控制方法大都要求对象模型已知,并且控制律设计过程较繁杂,从而影响了控制精度的进一步提高.本文采用多支持向量机(M-SVM)机器学习方法对板形、板厚综合系统进行建模和控制,以期进一步提高控制精度.

3.1 多支持向量机(M-SVM)模型

当用系统的输入、输出数据建立非线性对象的模型时,采用单个模型所得到的结果往往只是对系统的一种近似,而且不同模型在不同输入空间中的预测性能会有所不同.如果通过一定的方式将这些单个模型进行连接,构成对象的整个输入空间模型,则不同的单个模型之间互相弥补不足,从而使模型的预测精度和鲁棒性得到增强.本文根据这种思想,并考虑到支持向量机建模方法相对于神经网络建模方法在模型训练、泛化能力方面的优势,以板形、板厚综合控制系统为对象建立了一种多支持向量机模型.因为支持向量机建模过程中,参数的选择和数据噪声水平有很大的关系,对于象板形、板厚综合控制这样的非平稳过程,采用多支持向量机模型可以克服支持向量机参数与噪声不匹配的问题,使模型适合于不同的动态特性.

所建立的 M-SVM 模型由多个相对独立、协同作用的子 SVM 模型组成.对象的输入空间被划分为一些小的局部空间,在每个局部空间中用单个 SVM 子模型实现期望的非线性映射关系,或使某一单个 SVM 在此局部空间中发挥主要作用,在整体上由 M-SVM 模型实现整个输入空间所期望的函数映射关系.

M-SVM 的建模步骤如下:

Step 1: 样本数据处理.用于子模型学习训练之前,将样本数据划分到不同的输入空间(即不同聚类),以便对不同空间的样本数据建立不同的 SVM 子模型,这里采用减法聚类的方法.

Step 2: 建立 SVM 子模型.应用最小二乘支持向量机(LS-SVM)对不同输入空间建立不同的子模型,以对样本数据进行学习训练.

Step 3: 子模型输出聚合.对各个子模型的输出进行综合,得到 M-SVM 模型的输出.综合的方法有最小二乘方法、模糊分类、主元分析、神经网络综合等.由于各个 SVM 子模型反映的是相同的非线性关系,它们之间存在着严重的关联,为了得到鲁棒的输出连接权值,本文采用主元递归(PCR)方法进行连接权值计

算.

3.2 减法聚类算法

目前,较为常见的聚类算法有 K 均值聚类法、模糊 C 均值法、最近邻聚类法以及自组织竞争法等. 这些算法通常需预先确定聚类数,同时,聚类算法没有考虑输入、输出数据的相关特性,聚类的结果往往是仅对输入空间的聚类划分. 与这些方法相比,本文采用的减法聚类方法不需预先确定聚类数,能够自适应地确定聚类数及类中心,进而确定模型的结构.

在减法聚类算法中,通过数据点的密度指标选择聚类中心,根据数据的密度确定聚类中心的位置和个数. 这种方法可以有效地反映数据的分布状况.

考虑 q 维空间中的 p 个数据点 X_1, X_2, \dots, X_p , 每个数据点 $X_i = [x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,q}]$, $i = 1, 2, \dots, p$, 都是聚类中心的候选者. 数据点 X_i 的密度函数定义为

$$D_i = \sum_{j=1}^p \exp \left[-\frac{\|X_i - X_j\|^2}{(\alpha/2)^2} \right] = \sum_{j=1}^p \exp \left[\sum_{k=1}^q -\frac{(x_{i,k} - x_{j,k})^2}{(\alpha_k/2)^2} \right]. \quad (4)$$

其中: $\alpha_k (k=1, 2, \dots, q)$ 是一个正数,它是第 k 维的聚类半径. 一个数据点如果有多个邻近的相关数据,则这个数据点通过密度函数的计算可以获得较高的密度指标. 半径 $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_q]$ 定义了这个数据点的一个邻域,半径以外的数据点对该数据点密度指标的贡献较小.

选择具有最高密度指标的数据点作为第 1 个聚类中心,将其标记为 X_C^1 , D_C^1 为其相应的密度指标. 在继续获取其他聚类中心时,应消除前面已有聚类中心的影响,因此引入下式对每个数据点的密度进行修正:

$$D_i^k = D_i^{k-1} - D_C^{k-1} \exp \left[-\frac{X_i - X_C^{k-1}}{(\beta/2)^2} \right]. \quad (5)$$

其中: k 为第 k 次计算数据点的密度指标; β 用于定义一个密度指标显著减小的邻域,例如可以令 $\beta = 1.5\alpha$, 以避免出现相距很近的聚类中心.

修正了每个数据点的密度之后,便可以进行聚类中心的选定. 不断重复该过程,直到新的聚类中心 X_C^k 的相应密度指标 D_C^k 满足以下终止聚类条件:

$$D_C^k / D_C^1 < \delta, \quad (6)$$

其中 δ 是一个选定的值.

通过上述减法聚类过程,便可以确定样本数据的空间划分和子模型数 n .

3.3 基于 PCR 分析的输出综合

在 M-SVM 模型中,需经输出综合从各个子模型

的输出 Y_1, Y_2, \dots, Y_n 得到整体模型的输出 Y . 由于各个子模型反映的是同一种非线性关系,它们之间具有较大的相关性,如果以最小二乘法计算由各个子模型的输出到综合输出的权值,则不能得到最优的结果. 为此,这里采用 PCR 分析的方法计算 M-SVM 模型中的连接权值.

对于板形、板厚综合控制系统这样的 MIMO 系统,在采用 M-SVM 模型建模过程中,对每个子模型进行学习训练之后计算得到最终输出的连接权值时,将每个子模型的某项输出参数单独考虑,对每项输出参数采用 PCR 方法计算其连接权值. 这样,对于每项输出参数,在进行连接权值计算时都等同于对一个多输入、单输出 (MISO) 模型的 PCR 分析.

假设减法聚类后 M-SVM 模型包括 n 个子模型. 对于某项输出参数,设 $y_i (i=1, 2, \dots, n)$ 是该项输出参数的第 i 个子 SVM 模型的输出, y_i^d 是期望输出,则可以将 n 个输出值写成如下向量形式:

$$Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T.$$

用 y_{M-SVM} 表示该参数项的 M-SVM 模型的输出,连接权值向量 $W = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T$, $w_i (i=1, 2, \dots, n)$ 表示每个 SVM 子模型中该输出参数项对应的连接权值,则有

$$y_{M-SVM} = W^T Y = w_1 y_1 + w_2 y_2 + \dots + w_n y_n. \quad (7)$$

对于 p 个数据点,可以得到 p 组输出数据. 因为 SVM 子模型有 n 个,所以可将其构成 $p \times n$ 维的 $H (p \times n)$ 矩阵,对应的 p 组期望输出构成向量 $Y^d (p \times 1)$.

当采用最小二乘法求取连接权值向量 W ,即 $W = H^* Y^d$, $H^* = (H^T H)^{-1} H^T$ 时,可通过求取 H 矩阵的奇异值分解 (SVD) 进行求解.

采用 PCR 方法时,将 H 写成如下形式:

$$H = t_1 v_1^T + t_2 v_2^T + \dots + t_n v_n^T. \quad (8)$$

其中: $t_i = u_i \lambda_i$ 和 v_i 分别为矩阵 H 的第 i 个主元的主元分量和负荷分量,均为单位正交向量,且 $t_i = H v_i$, λ_i 为矩阵 H 的奇异值, u_i 和 v_i 分别为与奇异值 λ_i 对应的左特征向量和右特征向量. 由于矩阵 H 存在相关性,一般取反映对象主要变化部分的前 k 项计算. 重新构造矩阵 H_k , 有

$$H \approx H_k = T V^T. \quad (9)$$

其中: $T = [t_1, t_2, \dots, t_k]$, $V = [v_1, v_2, \dots, v_k]$.

由式 (8), 有

$$Y^d = H W = T V^T W. \quad (10)$$

记 $W_k = V^T W$, 则 W_k 的最小二乘解为

$$W_k = (T^T T)^{-1} T^T Y^d. \quad (11)$$

因为 V 是正交向量,所以有 $V^T = V^{-1}$. 于是可得到连

接权值矩阵

$$W = VW_k = V(T^T T)^{-1} T^T Y^d. \quad (12)$$

3.4 优化控制器设计

在得到板形、板厚综合系统的 M-SVM 模型后, 以 M-SVM 模型为基础进行板形、板厚优化控制系统的设计. 控制系统结构框图如图 1 所示, 板形、板厚的 M-SVM 模型的输入项包括弯辊力调节量 ΔF , 辊缝调节量 ΔS , 带钢和轧机参数 (带钢入口厚度、入口温度、宽度、初始辊缝、轧制力设定、出口厚度设定、轧制温度、轧制速度设定、工作辊直径、支撑辊直径、张力设定等). M-SVM 模型的输出为板形偏差 ΔCR 和厚度偏差 Δh . 在对数据点进行空间划分、子模型训练、主元递归分析后, 最终建立起 M-SVM 模型.

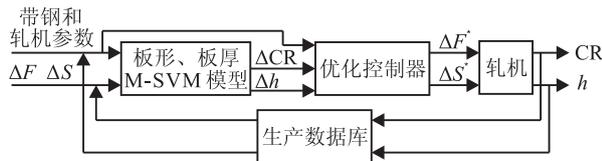


图 1 板形、板厚综合优化控制系统结构

优化控制器是一个单 SVM 模型, 它以 M-SVM 模型的输出 ΔCR , Δh 和相应的带钢、轧机参数作为输入, 以板形、板厚偏差最小化为优化目标, 产生对轧机系统的控制信号 (弯辊力调节量 ΔF^* 和辊缝调节量 ΔS^*)。从另一方面看, 可以将优化控制器看作 M-SVM 模型的“逆系统”, 它以 M-SVM 的输出结果作为偏差的预测值, 进而对 ΔF 和 ΔS 进行优化, 使最终轧出的板形、板厚偏差最小. 优化控制器的设计过程如下:

Step 1: 利用 M-SVM 模型寻优得到使 ΔCR 和 Δh 最小的 ΔF^* 和 ΔS^* ;

Step 2: 根据带钢和轧机参数及 ΔCR , Δh , ΔF^* 和 ΔS^* 生成训练数据;

Step 3: 利用训练数据对优化控制器进行学习训练;

Step 4: 应用训练完成的控制器产生调节信号.

在 Step 1 中, 当只关注 M-SVM 模型中 ΔF , ΔS , ΔCR 和 Δh 时, 可将 M-SVM 模型用以下方程表示:

$$y(\Delta CR, \Delta h) = f(\Delta F, \Delta S). \quad (13)$$

优化的目标是对每个数据点寻找最佳的 ΔF 和 ΔS , 使得 $\frac{1}{2} \|y\|^2$ 具有最小值.

以式 (13) 为约束条件, 以下式为目标函数进行寻优:

$$J = \frac{1}{2} \|y\|^2 = \frac{1}{2} (\Delta CR^2 + \Delta h^2). \quad (14)$$

采用与遗传算法相结合的混沌优化算法进行寻优^[5]. 在算法初始化过程中, ΔF 和 ΔS 以当前值进行初始

化, 其取值区间根据轧机弯辊力和辊缝量参数的实际限度取值. 优化过程结束后得到 ΔF^* 和 ΔS^* , 并与 ΔCR , Δh 以及其他带钢和轧机参数相对应组成针对优化控制器的新的训练数据.

4 实验结果

为了验证所提出的板形、板厚综合控制策略的效果, 下面进行仿真实验和现场实验. 实验对象为某钢铁厂的薄板坯连铸连轧生产线六机架四辊连续式精轧机组 (无粗轧). 首先利用实时记录生产数据库进行 M-SVM 的建模.

经过筛选, 在各种工况下选取 600 个典型数据. M-SVM 模型的输入参数项选择选择为

$$X = [H, T_0, Cr_0, h, T_n, S_0, P_0, v, n\%, \tau_f, \tau_b, B, D_w, D_b, \Delta P, \Delta S],$$

分别为带钢来料厚度、来料温度、来料凸度、轧出厚度设定、轧制温度设定、初始辊缝、轧制力预设值、轧制速度、压下率、前后张应力、带钢宽度、工作辊和支撑辊直径、控制量弯辊力调节量和辊缝调节量, 共 16 个输入参数项. 输出参数项为

$$Y = [\Delta CR, \Delta h].$$

经减法聚类运算, 这些数据点被划分为 5 个输入空间, 因此所建立的 M-SVM 模型包括 5 个 SVM 子模型. 经 SVM 子模型学习训练和 PCR 分析, M-SVM 模型输出为

$$Y = 0.231Y_1 + 0.506Y_2 + 0.267Y_3 + 0.311Y_4 + 0.341Y_5.$$

优化控制器的输入项为

$$X' = [H, T_0, Cr_0, h, T_n, S_0, P_0, v, n\%, \tau_f, \tau_b, B, D_w, D_b, \Delta CR, \Delta h],$$

输出项为

$$Y' = [\Delta F^*, \Delta S^*].$$

优化控制器在学习训练中采用与遗传算法相结合的混沌优化方法, 设置种群大小 $M = 60$.

为了验证所提出的 M-SVM 模型和优化控制器的正确性, 本文以从现场采样的 $1\,143\text{ mm} \times 1.93\text{ mm}$ 规格的带钢为例, 采用 F6 机架的 ASC-AGC 对来料板厚和凸度加入虚拟正弦波形式的板厚偏差和板形波动, 即

$$\begin{cases} \Delta h = 0.5 \sin(10t), \\ \Delta CR = 0.01 \sin(10t). \end{cases}$$

将图 1 所示的轧机置换为板形、板厚 M-SVM 模型, 加入波动信号后仿真得到的由波动引起的板形、板厚偏差如图 2 和图 3 所示.

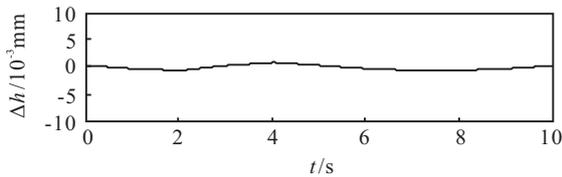


图2 虚拟板形、板厚来料波动造成的 Δh

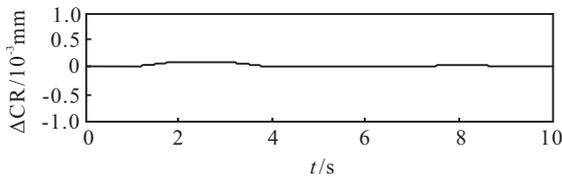
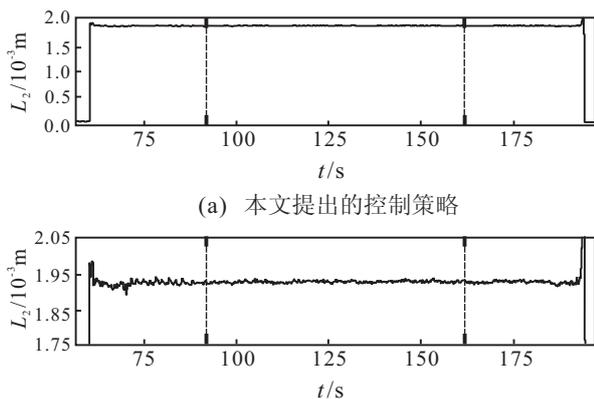
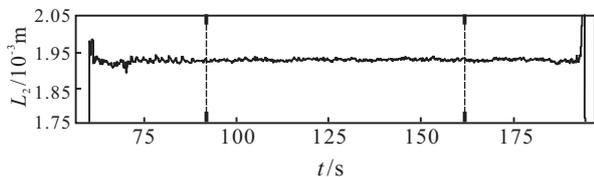


图3 虚拟板形、板厚来料波动造成的 ΔCR

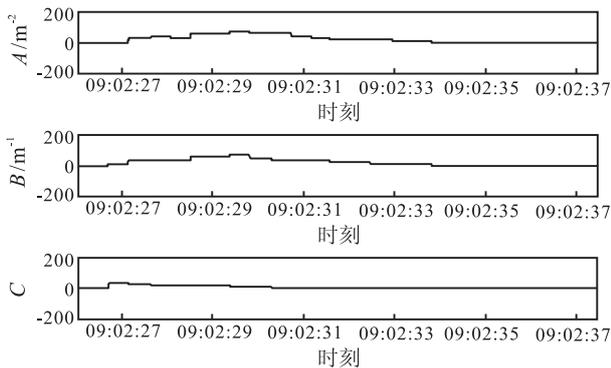


(a) 本文提出的控制策略

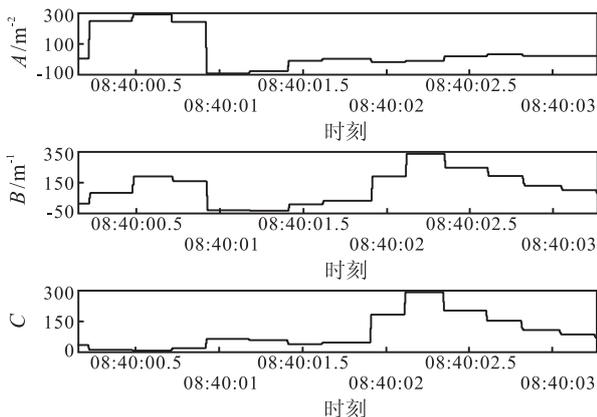


(b) PID解耦控制方法

图4 现场实验厚度控制效果对比



(a) 本文提出的控制策略



(b) PID解耦控制方法

图5 现场实验板形控制效果对比

仿真结果表明, M-SVM模型和优化控制器能有效地对板形、板厚综合控制系统进行建模和控制。

为了进一步验证所提出的板形、板厚综合控制策略的有效性, 作者曾进行了现场实验. 实验中对所提出的综合控制策略的AGC与传统PID解耦控制方法的AGC的控制效果进行了对比, 对比结果如图4所示(现场实验PDA数据). 综合控制策略ASC和传统PID解耦ASC关于板形指标系数的对比如图5所示. 从实验结果可以看出, 相比传统PID解耦控制方法, 所提出的基于M-SVM和优化控制器的AGC-ASC综合控制策略取得了良好的效果, 板厚偏差 Δh 和板形偏差 ΔCR 被控制在很小的范围内。

5 结 论

通过对板形、板厚综合系统建立多支持向量机模型, 在所建立的多支持向量机模型的基础上进行优化控制器的设计能够实现对板形、板厚的综合控制. 仿真和实验结果均表明, 所提出的建模方法可以避免复杂的结构解耦问题, 由优化后的参数训练所建立的控制器具有较高的综合控制精度和较好的实际应用前景。

参考文献(References)

- [1] 彭开香, 童朝南, 王路. 板形板厚的自适应解耦控制[J]. 北京科技大学学报, 2004, 26(2): 177-180.
(Peng K X, Tong C N, Wang L. Self-adaptive decoupling in a shape and gauge control system[J]. J of University of Science and Technology Beijing, 2004, 26(2): 177-180.)
- [2] 王莉, 王粉花, 孙一康. 基于LMI方法的板形板厚综合系统的 H_∞ 跟踪控制器设计[J]. 计算机仿真, 2004, 21(2): 78-83.
(Wang L, Wang F H, Sun Y K. H_∞ servo controller design of strip flatness and gauge complex control based on LMI technology[J]. Computer Simulation, 2004, 21(2): 78-83.)
- [3] 令狐克志, 杨荃, 何安瑞, 等. 热带钢轧机板形板厚抗干扰全解耦控制研究[J]. 钢铁, 2007, 42(9): 49-52.
(Linghu K Z, Yang Q, He A R, et al. Research of complete-decoupling and anti-interference combined control of shape and gauge of strip[J]. Iron and Steel, 2007, 42(9): 49-52.)
- [4] 李正熙, 王立锋, 胡敦利, 等. 热连轧机板形板厚解耦控制的逆系统方法研究[J]. 钢铁, 2004, 39(11): 37-40.
(Li Z X, Wang L F, Hu D L, et al. Study of inverse system method on decoupling strips gauge and flatness in tandem hot mill[J]. Iron and Steel, 2004, 39(11): 37-40.)
- [5] 杨景明, 杜鹏, 车海军, 等. 基于DRNN-PID的板形板厚解耦控制[J]. 钢铁, 2010, 45(3): 57-61.
(Yang J M, Du P, Che H J, et al. Strip flatness and gauge decoupling control based on self-tuning PID with diagonal

- recurrent neural network[J]. *Iron and Steel*, 2010, 45(3): 57-61.)
- [6] 黄敏, 朱启兵, 崔宝同. 基于小波神经网络的板形板厚系统解耦预测控制[J]. *控制理论与应用*, 2008, 25(6): 1027-1032.
(Huang M, Zhu Q B, Cui B T. Strip flatness and gauge decoupling predictive control based on wavelet neural networks[J]. *Control Theory & Applications*, 2008, 25(6): 1027-1032.)
- [7] 景鹏, 童朝南, 彭开香, 等. 基于分散鲁棒控制策略的冷连轧板形板厚多变量系统研究[J]. *控制与决策*, 2010, 25(4): 581-586.
(Jing P, Tong C N, Peng K X. Distributed robust control for combined shape and gauge system in cold rolling Process[J]. *Control and Decision*, 2010, 25(4): 581-586.)
- [8] 冯瑞, 沈伟, 张艳珠, 等. 基于F-SVMs的多模型建模方法[J]. *控制与决策*, 2003, 18(6): 646-650.
(Feng R, Shen W, Zhang Y Z, et al. Multiple modeling approach using fuzzy support vector machines[J]. *Control and Decision*, 2003, 18(6): 646-650.)
- [9] Bates J M, Granger C W J. The combination of forecasts[J]. *Operational Research Quarterly*, 1969, 20(4): 451-468.
- [10] Nemmour H, Chibani Y. Multiple support vector machines for land cover change detection: An application for mapping urban extensions[J]. *ISPRS J of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2006, 61(2): 125-133.
- [11] 李卫, 杨煜普, 王娜. 基于核模糊聚类的多模型LSSVM回归建模[J]. *控制与决策*, 2008, 23(5): 560-563.
(Li W, Yang Y P, Wang N. Multi-model lssvm regression modeling based on kernel fuzzy clustering[J]. *Control and Decision*, 2008, 23(5): 560-563.)
- [12] 袁平, 毛志忠, 王福利. 基于多支持向量机的软测量模型[J]. *系统仿真学报*, 2006, 18(6): 1458-1461.
(Yuan P, Mao Z Z, Wang F L. Soft sensor modeling based on multiple support vector machines[J]. *J of System Simulation*, 2006, 18(6): 1458-1461.)
- [13] Yuan P, Mao Z Z, Wang F L. Endpoint prediction of EAF based on multiple support vector machines[J]. *J of Iron and Steel Research*, 2007, 14(2): 20-24.
- [14] 蒋少华, 桂卫华, 阳春华, 等. 基于核主元分析与支持向量机的监控诊断方法及其应用[J]. *中南大学学报: 自然科学版*, 2009, 40(5): 1323-1328.
(Jiang S H, Gui W H, Yang C H. Method based on kernel principal component analysis and support vector machine and its application[J]. *J of Central South University: Science and Technology*, 2009, 40(5): 1323-1328.)
- [15] 陈治明, 罗飞, 黄晓红, 等. 基于混沌优化支持向量机的轧制力预测[J]. *控制与决策*, 2009, 24(6): 812-816.
(Chen Z M, Luo F, Huang X H, et al. Rolling force prediction based on chaotic optimized support vector machine[J]. *Control and Decision*, 2009, 24(6): 812-816.)

(上接第524页)

- [4] Kulkarni A J, Tai K. Probability collectives: A decentralized, distributed optimization for multi-agent systems[J]. *Advances in Intelligent and Soft Computing*, 2009: 58: 441-450.
- [5] Wolpert D H, Strauss C E M, Rajnarayan D. Advances in distributed optimization using probability collectives[J]. *Advances in Complex Systems*, 2006: 9(4): 383-436.
- [6] Kroo I M. Collectives and complex system design[M]. VKI Lecture Series on Optimization Methods & Tools for Multicriteria/Multidisciplinary Design. 2004.
- [7] 刑立宁. 知识型智能优化方法及其应用研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学信息系统与管理学院, 2009.
(Xing L N. Research on knowledge-based intelligent optimization approaches and its applications[D]. Changsha: College of Information System and Management, National University of Defense Technology, 2009.)
- [8] Šišlák D, Jisl P, Volf P, et al. Integration of probability collectives for collision avoidance in AGENTFLY[C]. *The 8th Int Conf on Autonomous Agents and Multiagent Systems*. Budapest, 2009.
- [9] Amerimehr M H, Khalaj B K, Crespo P M. A distributed cross-layer optimization method for multicast in interference-limited multihop wireless networks[J]. *J on Wireless Communications and Networking*, 2008: 1-13.
- [10] Wolpert D H. *Complex engineered systems*[M]. Cambridge: Springer, 2006: 262-290.
- [11] Smyrnakis M, Leslie D S. Sequentially updated probability collectives[C]. *Joint 48th IEEE Conf on Decision and Control and 28th Chinese Control Conf*. Shanghai, 2009: 5774-5779.
- [12] Wolpert D H. What information theory says about bounded rational best response[J]. *The Complex Networks of Economic Interactions*, 2006: 293-306.