

# 基于 DBN-BP 深度算法的热轧板带横断面预测\*

高山凤, 刘美红, 范秋霞

(山西大学 自动化与软件学院, 山西 太原 030006)

**摘要:** 随着各工业领域的快速发展, 市场对薄规格、高强度板带产品的需求快速增加。而热轧板带横断面形状是热轧板带产品质量的主要评价指标。基于数据挖掘技术, 对轧机数据库中的数据进行分析与处理, 其中数据挖掘技术采用深度置信网络(Deep Belief Neural, DBN)和 BP(Back Propagation)算法相结合, 构建板带横向厚度分布的预测模型。DBN-BP 算法由多个限制玻尔兹曼网络(Restricted Boltzmann Machine, RBM)逐层堆叠而成, 并使用无监督的逐层训练的方式得到网络的权值矩阵和偏置供 BP 算法使用, 而 BP 算法通过误差反向传播的方式对整个网络进行微调。该方法克服了 BP 算法因随机初始化权值参数而陷入局部最优和训练时间长的缺点。通过与 BP 算法相比较可知, 采用 DBN-BP 方法预测终轧道次稳定轧制时板带中点厚度误差在  $\pm 5.6 \mu\text{m}$  范围内的概率可达 95%; 而 BP 算法的预测误差范围为  $\pm 11 \mu\text{m}$ 。并且通过对板带横断面形状的预测结果分析可知, 相比于 BP 算法, DBN-BP 深度学习方法对于板带边部厚度的预测更具有优势。

**关键词:** 热轧; 深度学习; 板带厚度预测

中图分类号: TP183

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.223210

中文引用格式: 高山凤, 刘美红, 范秋霞. 基于 DBN-BP 深度算法的热轧板带横断面预测[J]. 电子技术应用, 2022, 48(11): 46-50, 56.

英文引用格式: Gao Shanfeng, Liu Meihong, Fan Qiuxia. Cross sectional shape prediction of hot rolled strip based on DBN-BP deep neural network[J]. Application of Electronic Technique, 2022, 48(11): 46-50, 56.

## Cross sectional shape prediction of hot rolled strip based on DBN-BP deep neural network

Gao Shanfeng, Liu Meihong, Fan Qiuxia

(School of Automation and Software Engineering, Shanxi University, Taiyuan 030006, China)

**Abstract:** With the rapid development of various industrial fields, the market demand for thin specifications, high strength strip products increases rapidly. The cross-section shape of hot rolled strip is the main evaluation index of hot rolled strip product quality. Based on data mining technology, the data in the mill database are analyzed and processed. The data mining technology combines deep belief neural network(DBN) and back propagation(BP) neural network algorithms to construct a prediction model of strip thickness distribution. The DBN-BP algorithm is composed of several restricted Boltzmann machines (RBM) stacked layer by layer, and the weight matrix and bias of the network are obtained by unsupervised layer-by-layer training method for the BP network, while the BP neural network fine-tunes the whole network by means of error back propagation. This method overcomes the disadvantages of BP network falling into local optimum due to random initialization of weight parameters and long training time. Compared with the BP algorithm, the probability of predicting the midpoint thickness error is within  $\pm 5.6 \mu\text{m}$  by the DBN-BP method is 95%, while the prediction error of BP algorithm is within  $\pm 11 \mu\text{m}$ . Through the analysis of the prediction results of the cross-section shape of the strip, it can be seen that the DBN-BP deep learning method has more advantages than the BP algorithm in predicting the edge thickness of the strip.

**Key words:** hot rolling; deep learning; strip thickness prediction

### 0 引言

在钢铁及有色金属行业, 轧制是目前最重要的板带材产品成材工序之一。随着市场对热轧产品以及冷轧产

品质量要求的不断提高, 热轧板带横断面形状越来越受到重视, 其主要的评价指标有凸度、楔形、边降和局部高点等。同时热轧板带是冷轧板带的材料来源, 现有研究表明热轧板带对冷轧板形的质量有着重要影响<sup>[1]</sup>。热轧工序常常需要根据冷轧需求控制板形, 板形的质量控制

\* 基金项目: 山西省科技厅青年科技研究基金(201901D211120); 山西省回国留学人员科研项目(2020-007)

已从冷轧的控制延伸到轧制全流程控制。

由于轧制过程中变形区金属发生三维塑性变形,存在明显的金属横向流动现象<sup>[2]</sup>,造成板带横断面形状难以准确预测。目前对板带横断面形状的研究主要是集中在板带凸度和边部减薄量的研究,研究方法有数学模型<sup>[3-5]</sup>、有限元<sup>[6-10]</sup>、轧机设备研发<sup>[11]</sup>和机器学习算法<sup>[12-14]</sup>等。虽然板带凸度能够用来粗略说明轧机对轧件横断面的改变能力,并可用来分析轧机对于板带边浪和中浪的控制能力,但对于具有复杂断面形状变化的轧件是无法单独使用板带凸度进行板形评价的<sup>[3]</sup>。此外,生产中为了保证板带的边部质量,往往必须将板带边部减薄部分裁掉,而减小板带切边量是降本增效有效的方法<sup>[15-17]</sup>。

板带凸度和边部减薄量的研究对象均是板带横向局部点与中心点厚度的差值,而要对板带横断面形状进行综合控制,需要对板带横向多个关键点的厚度进行分析,也就是对板带横向厚度分布进行分析。板带横断面的主要研究方法有数学模型<sup>[18-19]</sup>、有限元法<sup>[20-21]</sup>和差分方法<sup>[22]</sup>。虽然数学模型计算效率高,易于实现,但是预测精度较低<sup>[19]</sup>;而有限元方法计算工作量较大,不适合在线分析使用。

为了提高板带横断面形状的预测精度与效率,以便提高其控制精度,本文采用数据挖掘技术对轧机系统的轧制参数进行采集与预处理,数据挖掘过程采用DBN-BP深度学习网络方法。

## 1 板带横断面影响因素分析

本文研究基础为二辊铝板带热轧机,影响热轧板带横断面形状的主要因素有:轧制速度、轧制力、工作辊热辊形、工作辊磨损、板带温度、压下量。其中,工作辊磨损与热辊形是影响板形横断面形状的主要因素,也是难以在线准确测量的参数,且两者均与轧制板带卷数(轧制时间)有关。

### 1.1 工作辊磨损计算模型

工作辊磨损导致初始辊形与辊缝形状的变化,进而影响板带轧制质量。对工作辊磨损量进行准确预测是提高板形预测精度与板形质量的关键因素。长期以来,国内外科研人员建立了一系列的轧辊磨损计算模型<sup>[23-26]</sup>,并且随着计算技术与数值计算方法的发展,轧辊磨损模型的计算精度也得到了提高。

在分析现有研究结果的基础上,轧制一卷铝板带时,二辊铝板带热轧机工作辊磨损量计算模型如下:

$$U(x) = \sum_i^m w_i(x) = \sum_i^m k_0 L_{iz} p_i^{k_1} \frac{L_{is}}{D_w} f(x) \quad (1)$$

式中, $i$ 为轧制道次; $m$ 为一卷板带总的轧制道次; $x$ 为工作辊轴向坐标; $w(x)$ 为 $x$ 位置处的半径磨损量,单位为 $\mu\text{m}$ ;  $L_{iz}$ 为第 $i$ 道次的轧制长度,单位为 $\text{km}$ ;  $p_i$ 为单位面积轧制压力,单位为 $\text{MPa}$ ;  $L_{is}$ 为接触弧长,单位为 $\text{mm}$ ;  $D_w$ 为工作辊直径,单位为 $\text{mm}$ ;  $k_0$ 为模型参数;  $k_1$ 为单

面积轧制压力影响指数;  $f(x)$ 为描述轧辊轴向不均匀磨损程度的函数,计算模型如下:

$$f(x) = \begin{cases} 0 & x \in [0, x_1] \\ k_e(x-x_1)/d_1 & x \in (x_1, x_2] \\ k_e + (k_p - k_e)(x-x_2)/d_2 & x \in (x_2, x_3] \\ 1 + (k_p - 1) \left[ b_2 \left( \frac{x-x_c}{0.5B} \right)^2 + (1-b_2) \left( \frac{x-x_c}{0.5B} \right)^4 \right] & x \in (x_3, x_c) \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} x_c = 0.5L_w \\ x_1 = x_c - 0.5B - d_1 \\ x_2 = x_c - 0.5B \\ x_3 = x_c - 0.5B + d_2 \end{cases} \quad (3)$$

式中, $x_c$ 为板带中点对应的轧辊轴向坐标,单位为 $\text{mm}$ ;  $L_w$ 为工作辊辊身长度,单位为 $\text{mm}$ ;  $k_e$ 、 $k_p$ 分别为边部、极值点的磨损系数;  $b_2$ 为多项式系数;  $d_1$ 、 $d_2$ 分别为板带边部以外的磨损和板带边部到极值点的距离;  $B$ 为板带宽度,单位为 $\text{mm}$ 。

当轧制 $n$ 卷板带后,该热轧机工作辊的磨损总量为:

$$U_n(x) = \sum_{j=1}^n U_j(x) \quad (4)$$

式中, $j$ 为轧制板带数量。

在求解过程中,假设轧辊两侧磨损呈对称分布。工作辊辊身长 $900\text{mm}$ ,板带宽度为 $680\text{mm}$ ,轧制板带数量 $n$ 分别为数 $10$ 、 $20$ 和 $30$ 时,按照上述模型计算工作辊磨损分布以及磨损量,如图1所示。

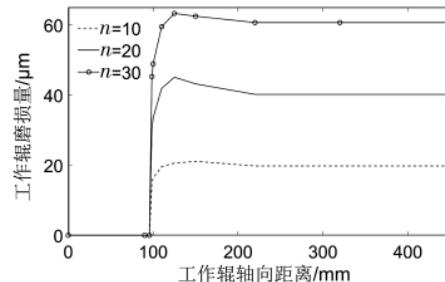


图1 工作辊磨损

### 1.2 工作辊热辊形

工作辊热膨胀量在线测量较难,但是工作辊的热膨胀量的大小与工作辊表面温度有关。为了准确地获得轧辊温度,该轧机配有温度检测系统,其工作原理为采用扫描式的红外温度检测方法,红外传感器安装在检测装置中,检测装置可以沿轴向移动,通过控制系统可以设定温度检测点的位置。现场安装如图2所示,测温装置安装在上辊的上面。经过试验测试结果可知该轧辊温度的测量误差为 $\pm 1\text{ }^\circ\text{C}$ 。

## 2 神经网络模型

### 2.1 BP算法

BP神经网络是一种多层前馈神经网络,该网络的主

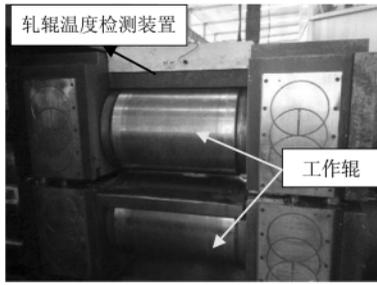


图2 辊温测温装置安装实物图

要特点是信号前向传递,误差反向传播。在前向传递中,输入信号从输入层经隐含层逐层处理,直至输出层。其中每一层的神经元只影响下一层的神经元状态。如果在输出层的网络输出与所期望的输出误差增大,则转入到反向传播,根据预测误差反向调整网络所有的权值和阈值,使误差信号最小。

BP算法是有监督的学习模型,对于网络初始值的选择要求较高,由于初始值选择不合理,将会导致算法陷入局部最优。

### 2.2 RBM 算法

典型的RBM模型由可见层和隐藏层组成,通过能量函数定义其联合概率。RBM的能量函数可定义为:

$$E(\mathbf{v}, \mathbf{h}|\theta) = -\sum_{i=1}^m a_i v_i - \sum_{j=1}^n b_j h_j - \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n v_i w_{ij} h_j \quad (5)$$

式中,  $a, b$  分别是可见层  $\mathbf{v}$  和隐藏层  $\mathbf{h}$  的偏置;  $w$  为权值矩阵;  $\mathbf{v}, \mathbf{h}$  分别表示可见层与隐藏层向量。

$\theta = \{w, a, b\}$  为RBM中的参数,其联合概率分布为:

$$P(\mathbf{v}, \mathbf{h}|\theta) = \frac{1}{z(\theta)} e^{-E(\mathbf{v}, \mathbf{h}|\theta)} \quad (6)$$

式中,  $z(\theta) = \sum_{\mathbf{v}, \mathbf{h}} e^{-E(\mathbf{v}, \mathbf{h}|\theta)}$ 。

由式(6)得到输入层和隐含层的概率分布为:

$$P(\mathbf{v}|\theta) = \frac{\sum_{\mathbf{h}} e^{-E(\mathbf{v}, \mathbf{h}|\theta)}}{z(\theta)} \quad (7)$$

$$P(\mathbf{h}|\theta) = \frac{\sum_{\mathbf{v}} e^{-E(\mathbf{v}, \mathbf{h}|\theta)}}{z(\theta)} \quad (8)$$

RBM节点的状态为激活(1)或抑制(0)两种状态,其可见层单元激活函数和隐藏层单元的激活函数可表示为:

$$P(v_i=1|\mathbf{h}) = \text{sigmoid} \left( a_i + \sum_{j=1}^n h_j w_{ij} \right) \quad (9)$$

$$P(h_j=1|\mathbf{v}) = \text{sigmoid} \left( b_j + \sum_{i=1}^m v_i w_{ij} \right) \quad (10)$$

采用对比散度算法(Contrastive Divergence, CD),通过式(9)和式(10)对可见层和隐藏层进行重构,更新参数  $\theta$ 。

### 2.3 DBN-BP 网络模型

DBN模型由多层RBM组成,通过贪婪无监督学习模式逐层训练堆叠的RBM,而DBN学习得到权重矩阵和偏置量,供BP网络训练使用;同时,利用误差反向传播对参数进行微调,并建立预测目标的模型。DBN作为一种概率生成模型可使网络按照最大概率生成训练数据。

DBN-BP的模型结构如图3所示,DBN-BP网络的运算步骤为:

(1)训练过程:利用对比散度算法(CD算法)逐层训练RBM,训练集数据作为最底层RBM的可见层的输入,通过计算得到其隐藏层向量,并将该层的权值矩阵和偏置输入到下一层RBM。重复该过程,直到最后一层RBM,完成多层RBM的无监督训练过程,得到参数  $\theta = \{w, a, b\}$ 。

(2)微调过程:最后一层的RBM输出的权值矩阵和偏置作为BP算法对的输入,进行有监督的学习;经过计算后,BP网络将误差反向传播,在调整网络参数的同时,完成对各层RBM微调的过程。

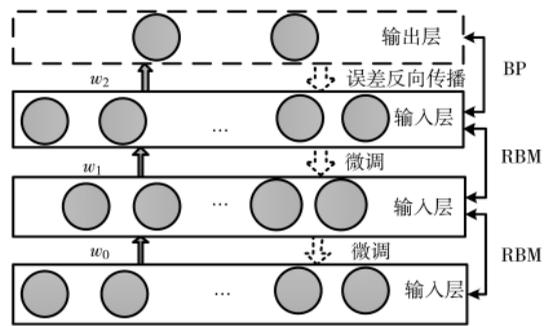


图3 DBN-BP模型结构

在训练的过程中,每一层RBM网络的模型参数只是自身层内的最优值,并非全局最优;但是,经过BP算法将误差反向传播,自顶向下传播至每一层的RBM,微调整个DBN网络,从而使模型收敛到全局最优解。该过程可以看作对一个深层BP网络权值参数的初始化,使DBN克服了BP网络因随机初始化权值参数而陷入局部最优和训练时间长的缺点。

假设网络训练的目标函数为平均误差  $E$ ,如下所示:

$$E = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L (\hat{u}_i - u_i)^2 \quad (11)$$

式中,  $L$  为样本数量,  $\hat{u}_i$  和  $u_i$  分别为预测值与实测值。

## 3 预测模型与结果分析

### 3.1 实验数据来源

为了研究不同轧制产量时板带横断面的预测精度;连续采集15天稳定轧制过程中的轧制参数与板带厚度(每天前6卷板带),并选取每组的20%的数据作为测试数据。同时,选取轧制力( $F$ )、轧制速度( $v$ )、工作辊温度( $T_i$ )、板带入口温度( $T_s$ )、工作辊磨损( $U_i$ )和压下量( $h$ )作为输入参数,输出为板带横向各点的厚度( $H_i$ ),其中  $i=1 \sim 9$ 。

其中各点对应处的工作辊磨损量由本文所述计算方法得出,工作辊的热膨胀由实测的工作辊表面温度表示。

此外,由于板带凸度一般是距离边部 40 mm 处板带厚度与中心厚度的差值,边降一般为边部 15 mm 处板带厚度与中心厚度的差值,因此,本文板带宽度为 680 mm 时,设定 9 个板带厚度的观测点,分别为板带两侧距离板带中心距离为 130 mm、230 mm、300 mm、325 mm 和中心点等位置处的厚度,并从传动侧至操作侧顺序编号。

由于本文采用的是多输入模型,为消除量纲影响,缩小取值范围,避免数值过大影响最终结果,需要对样本数据进行归一化处理,将其映射到[0,1]之间,公式如下:

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (12)$$

式中, $x$  为样本数据, $x_{\max}$  为样本数据的最大值, $x_{\min}$  为样本数据的最小值。

### 3.2 结果分析

分别采用 BP 算法、DBN-BP 算法预测板带横向各点厚度,图 4 所示为其中一卷终轧道次稳定轧制时板带厚度的预测值与测量值,其平均绝对误差分别为  $7.8 \mu\text{m}$  和  $4.1 \mu\text{m}$ 。经统计,采用 DBN-BP 预测终轧道次稳定轧制时板带中心点厚度误差在  $\pm 5.6 \mu\text{m}$  内的概率可达到 95%,而 BP 算法的预测误差范围为  $\pm 11 \mu\text{m}$ 。

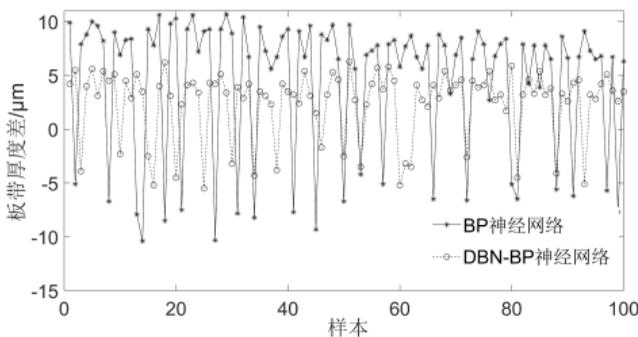


图4 板带中点厚度预测值与测量值的误差

图5为分别采用BP算法和DBN-BP算法预测各点板带厚度,从而得到的板带横向断面形状。由图可知DBN-BP的预测精度较高,尤其板带边部厚度的预测精

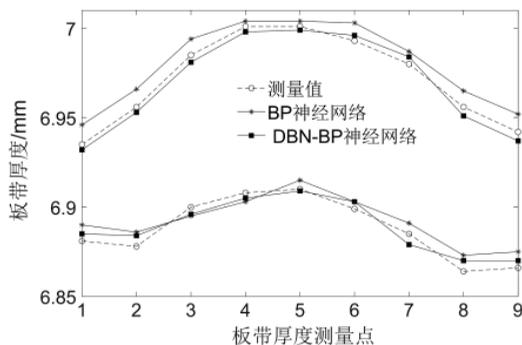


图5 板带横向断面形状

度高于BP神经网络的预算精度。

为了说明轧制过程不同轧制时间板带厚度预测精度,图6所示为按照板带的轧制顺序终轧道次板带厚度预测的平均绝对值误差。由于工作辊内部温度与热膨胀需要一定的轧制时间才能到达稳定状态,导致开轧的前两卷板带的预测精度较低;同时,由于板带边部厚度变化与工作辊磨损机理等情况复杂,导致边部厚度的预测精度低于中心区域各点板厚的预测精度。

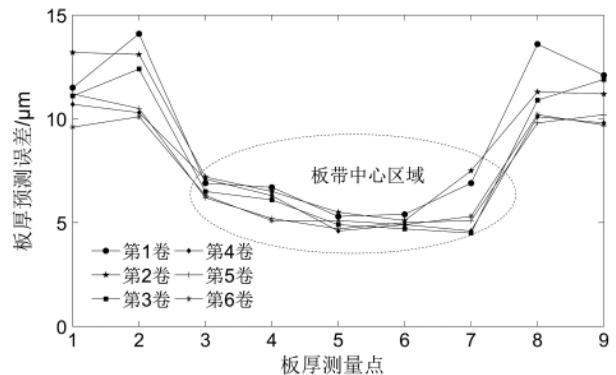


图6 板带厚度预测误差

### 4 结论

为了高效、准确地控制热轧板带横断面形状,本文采用DBN-BP神经网络建立其预测模型,并得出相关结论如下:

(1)随着机器学习算法的发展,深度学习逐渐被应用到各工业领域;在分析板带横断面形状影响因素以及建立二辊轧机工作辊磨损计算模型的基础上,采用DBN-BP深度网络学习算法,建立板带横向不同点厚度的预测模型。通过对比可知,采用BP算法和DBN-BP算法进行板带厚度的预测,板带中心点厚度的误差范围分别为  $\pm 11 \mu\text{m}$  和  $\pm 5.6 \mu\text{m}$ 。

(2)板带开轧时,工作辊内部温度未达到稳定状态时,板带厚度预测精度较低;对于同一板带,板带边部预测精度较低。为进一步提高板带横断面形状预测精度,需要对上述两种情况下的预测精度进行进一步的研究。

### 参考文献

- [1] 王少飞,孙光中,窦爱民,等.热轧原料对冷连轧机板形控制的影响[J].轧钢,2019,36(2):35-39.
- [2] 彭艳,牛山.板带轧机板形控制性能评价方法综述[J].机械工程学院,2017,53(6):26-44.
- [3] NAKAJIMA K, ASAMURA T, KIKUMA T, et al. Hot strip crown control by six-high mill[J]. Transactions ISIJ, 1984, 24(4): 284-291.
- [4] FUKUDA N. Progress of rolling technologies in Japan[J]. Transactions ISIJ, 1981, 21(4): 221-234.
- [5] LI Y L, CAO J G, YANG G H, et al. ASR bending force mathematical model for the same width strip rolling campaigns in hot rolling[J]. Steel Research International, 2015, 86(5):

- 567-575.
- [6] Liu Hongmin, Zheng Zhenzhong, Peng Yan. Streamline strip element method for analysis of the three-dimensional stresses and deformations of strip rolling[J]. International Journal for Numerical Methods in Engineering, 2001, 50(5): 1059-1076.
- [7] RIAHIFAR R, SERAJZADEH S. Three-dimensional model for hot rolling of aluminum alloys[J]. Materials and Design, 2007, 28(8): 2366-2372.
- [8] GUO Z.F, LI C S, XU J Z, et al. Analysis of temperature field and thermal crown of roll during hot rolling by simplified FEM[J]. J. Iron. Steel Res. Int., 2006, 13(6): 27-30, 48.
- [9] PARK C M, CHOIA J T, MOONA H.K, et al. Thermal crown analysis of the roll in the strip casting process[J]. J. Mater. Process. Technol., 2009, 209(8): 3714-3723.
- [10] BENASCIUTTI D, BRUSA E, BAZZARO G. Finite element prediction of thermal stresses in work roll of hot rolling mills[J]. Proc. Eng., 2010, 2(1): 707-716.
- [11] 曹建国, 张杰, 陈先霖. 宽带钢热连轧机选型配置与板形控制[J]. 钢铁, 2005, 40(6): 40-43.
- [12] Sun Jie, Deng Jifei, Peng Wen, et al. Strip crown prediction in hot rolling process using random forest[J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, 2021, 22(6): 301-311.
- [13] Jiang Mian, Li Xuejun, Wu Jigang, et al. A precision on-line model for the prediction of thermal crown in hot rolling processes[J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2014, 78: 967-973.
- [14] 冯夏维, 王晓晨, 杨荃, 等. 六辊轧机工作辊辊形边降调控能力分析[J]. 机械工程学报, 2019, 55(12): 83-91.
- [15] Cao Jianguo, Chai Xueting, Lin Liyan, et al. Integrated design of roll contours for strip edge drop and crown control in tandem cold rolling mills[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2018, 252: 432-439.
- [16] 贾广顺. SMS-EDC 轧机边降控制能力特性研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2010.
- [17] 刘洋, 王晓晨, 杨荃, 等. 基于预测函数算法的冷连轧边降滞后控制研究[J]. 机械工程学报, 2015, 51(18): 64-70.
- [18] 赵旻. 铝板带横向厚度分布建模及热轧末道次工艺参数确定[D]. 长沙: 中南大学, 2014.
- [19] 黄长清, 蔡央. 在线高精度热轧铝板带横向厚度计算模型[J]. 热加工工艺, 2018, 47(23): 109-114.
- [20] JIANG Z Y, TIEU A K, LU A C. A 3D finite element analysis of the hot rolling of strip with lubrication[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2002, 125-126: 638-644.
- (下转第 56 页)
- 
- (上接第 45 页)
- 系统设计及实现[J]. 信息系统工程, 2017(2): 95-97.
- [30] 谷玉荣, 田建宇, 高艳, 等. 基于云计算服务架构的智慧营区的建设[J]. 科技创新与应用, 2018(30): 38-41.
- [31] DRAGONI N, GIALLORRIZO S, LAFUENTE A, et al. Microservices: yesterday, today, and tomorrow[J]. Present and Ulterior Software Engineering, 2017(4): 195-216.
- [32] THÖNES J. Microservices[J]. IEEE Software, 2015, 32(1): 116.
- [33] PAPAZOGLU M P, HEUVEL W J. Service oriented architectures: approaches, technologies and research issues[J]. VLDB Journal, 2007, 16(3): 389-415.
- [34] 汤杰, 谢俊杰, 郭宏达, 等. 基于微服务框架的智慧军营系统设计构想[C]// 第八届中国指挥控制大会论文集, 2020: 79-83.
- [35] 张轩, 凌云. 基于数字孪生的智慧营区信息系统建设[J]. 信息化研究, 2020, 46(3): 51-56.
- [36] 王峰, 古英汉, 张祥林, 等. 基于数字孪生的跨营区数据融合应用研究[J]. 计算机仿真, 2021, 38(9): 7-13.
- [37] 马玉晓, 王茜, 王妍, 等. 城市大脑数字驾驶舱建设探索与研究[J]. 信息技术与标准化, 2021(10): 20-23.
- [38] 许家尧, 王冉. 基于增强现实的营区综合管控系统[J]. 信息化研究, 2021, 47(1): 20-24.
- [39] 毛剑, 李坤, 徐先栋. 云计算环境下隐私保护方案[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2011, 51(10): 1357-1362.
- [40] 何友鸣, 方辉云. 数据安全设计与标准[J]. 计算机时代, 2002(11): 40-41.
- [41] 陆国君, 金勤芳, 张慧丽. 基于 MQTT 网关连接 PLC 与阿里云物联网平台的工业物联网系统[J]. 物联网技术, 2019, 9(12): 58-60, 63.
- [42] 赵宏林, 廉小亲, 郝宝智, 等. 基于物联网云平台的空调远程控制系统[J]. 计算机工程与设计, 2017, 38(1): 265-270.
- [43] 蓝士斌, 夏文祥. 推进军事物联网体系建设的对策思考[J]. 物联网学报, 2018, 2(2): 54-57.
- [44] 顾芒芒, 吴铭程. 基于 Spring Cloud 实现任务调度微服务化的设计与实现[J]. 工业控制计算机, 2021, 34(3): 117-119.
- [45] 刘同勋, 宋广源. 浅谈建设智慧型军营的几点认识[J]. 信息技术与信息化, 2019(4): 128-129.
- [46] SLAWOMIR P. 利用低代码技术进行软件研发[J]. 现代制造, 2020(23): 63.
- (收稿日期: 2022-02-28)
- 作者简介:
- 张志成(1994-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 计算机信息系统、软件工程。
- 张瑞权(1984-), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向: 信息系统管理、数据治理与信息安全。



扫码下载电子文档

DGAT-EA,最后通过实验证明了融入实体属性信息、应用动态图注意力对于实体对齐任务的有效性。在后续的工作中,希望能优化传统图卷积网络对实体单跳节点特征的学习能力,同时为关系事先对齐建模从而提高模型的对齐效果,并通过优化代码实现过程以提高训练效率。

## 参考文献

- [1] BRODY S, ALON U, YAHAV E. How attentive are graph attention networks? [C]// International Conference on Learning Representations, 2021: 1-10.
- [2] BORDES A, USUNIER N, GARCIA-DURAN A, et al. Translating embeddings for modeling multi-relational data [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2013(1): 26.
- [3] WANG Z, ZHANG J. Knowledge graph embedding by translating on hyperplanes [C]// Proceedings of the 28th AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2014: 1112-1119.
- [4] MOON C, JONES P, SAMATOVA N F. Learning entity type embeddings for knowledge graph completion [C]// Proceedings of the 2017 ACM on Conference on Information and Knowledge Management, 2017: 2215-2218.
- [5] SUN Z, DENG Z H, NIE J Y, et al. RotatE: knowledge graph embedding by relational rotation in complex space [C]// International Conference on Learning Representations, 2018: 3-5.
- [6] ZHANG Z, CAI J, ZHANG Y, et al. Learning hierarchy-aware knowledge graph embeddings for link prediction [C]// Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020: 3065-3072.
- [7] WANG Z, LV Q, LAN X, et al. Cross-lingual knowledge graph alignment via graph convolutional networks [C]// Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 2018: 351-354.
- [8] XU K, WANG L, YU M, et al. Cross-lingual knowledge graph alignment via graph matching neural network [C]// Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics (ACL), 2019: 3157-3159.
- [9] CAO Y, LIU Z, LI C, et al. Multi-channel graph neural network for entity alignment [C]// Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2019: 1452-1461.
- [10] ZHU Q, ZHOU X, WU J, et al. Neighborhood-aware attentional representation for multilingual knowledge graphs [C]// Twenty-Eighth International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-19), 2019: 1943-1947.
- [11] YANG H W, ZOU Y, SHI P, et al. Aligning cross-lingual entities with multi-aspect information [J]. arXiv: 1910.06575, 2019.
- [12] SUN Z, WANG C, HU W, et al. Knowledge graph alignment network with gated multi-hop neighborhood aggregation [C]// Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34: 222-229.
- [13] WELLING M, KIPF T N. Semi-supervised classification with graph convolutional networks [C]// International Conference on Learning Representations (ICLR 2017), 2016.
- [14] WOLF T, DEBUT L, SANH V, et al. Transformers: state-of-the-art natural language processing [C]// Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing: System Demonstrations, 2020: 38-45.
- [15] SUN Z, HU W, LI C. Cross-lingual entity alignment via joint attribute-preserving embedding [J]. arXiv: 1708.05045, 2017.

(收稿日期: 2022-03-08)

## 作者简介:

汪浣沙(1999-),男,硕士研究生,主要研究方向:图像识别、知识图谱。

黄瑞阳(1986-),通信作者,男,博士,副研究员,主要研究方向:网络大数据处理与分析、自然语言处理, E-mail: gisexpert@163.com。

宋旭晖(1999-),女,硕士研究生,主要研究方向:自然语言处理。



扫码下载电子文档

(上接第 50 页)

- [21] Linghu Kezhi, Jiang Zhengyi, Zhao Jingwei, et al. 3D FEM analysis of strip shape during multi-pass rolling in a 6-high CVC cold rolling mill [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2014, 74: 1733-1745.
- [22] 姚驰寰. 基于准三维差分法的热轧带钢板形预测模型研究 [D]. 北京: 北京科技大学, 2020.
- [23] 尚飞, 李洪波, 张杰, 等. CVC 工作辊非对称磨损分析与预报模型建立 [J]. 钢铁, 2016, 51(6): 59-64.
- [24] 宋光义. 热轧带钢平整机工作辊磨损与工艺参数优化研究 [D]. 北京: 北京科技大学, 2019.
- [25] 何海楠. 硅钢热轧辊磨损和断面精准控制研究 [D]. 北

京: 北京科技大学, 2020.

- [26] 何安瑞, 张清东, 徐金梧, 等. 热轧工作辊磨损模型的遗传算法 [J]. 钢铁, 2000, 35(2): 56-59.

(收稿日期: 2022-07-23)

## 作者简介:

高山凤(1983-),女,博士,讲师,主要研究方向:热轧板带综合智能控制。

刘美红(1984-),通信作者,女,博士,副教授,主要研究方向:智能算法的研究与应用, E-mail: 380528274@qq.com。

范秋霞(1981-),女,博士,副教授,主要研究方向:现代机械设计方法。



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