

基于 biLSTM 的新型文本相似度计算模型*

黄建强 赵梗明 贾世林

(上海师范大学信息与机电工程学院 上海 200030)

摘 要 在问答系统中,针对传统神经网络模型在语义匹配准确度不高的问题,提出一种基于双向长短时记忆网络(biLSTM)的快速堆叠编码(SSE)结构融合数据挖掘方法的文本相似度计算模型。该模型先以迁移学习思想将相似度计算的文本量化,分别利用余弦距离和编辑距离计算文本相似度的方法和基于 biLSTM 结构的三层 SSE 编码器结构提取文本特征,再将两者提取的特征融合作为最终文本相似度计算特征。实验结果表明,以数据挖掘方法结合 SSE 模型的 F1 值高于传统神经网络结构模型。

关键词 问答系统;语义匹配;堆叠编码;迁移学习;数据挖掘

中图分类号 TP391.1

DOI:10.3969/j.issn.1672-9722.2020.09.025

New Text Similarity Computing Model Based on biLSTM

HUANG Jianqiang ZHAO Gengming JIA Shilin

(College of Information, Mechanical and Electrical Engineering, Shanghai Normal University, Shanghai 200030)

Abstract In question answering system, a text similarity calculation model based on bi-directional long-short memory network (biLSTM) fast stack coding (SSE) structure fusion data mining method is proposed to solve the problem of low semantic matching accuracy of traditional neural network model. In this model, the text is quantized by the transfer learning method, and the text features are extracted by the cosine distance and the editing distance respectively, and the three-layer SSE encoder structure based on LSTM structure, then the features extracted from the two are combined as the final text similarity calculation feature. The experimental results show that the F1 value of data mining method combined with SSE model is higher than that of traditional neural network structure model.

Key Words question answering system, semantic matching, stack coding, transfer learning, data mining

Class Number TP391.1

1 引言

语义相似度计算是自然语言处理任务的重要组成部分,广泛应用于 QA 系统、信息检索、机器翻译、复述问题以及对话系统中^[1-4]。很多学者针对文本相似度计算提出了许多相关模型算法,郭庆琳等^[5]提出在改进 DF 算法和 TD-IDF 的用于文本相似度计算的空间向量模型。廖开际等^[6]提出构建文本特征项的加权语义网模型来计算文本之间的相似度算法。李连等^[7]提出考虑文本特征词改进的空间向量模型方法计算文本相似度。张佩云等^[8]提出了基于词频统计的考虑特征项在文本中

的重要程度以及特征项之间的关系的加权语义文本相似度计算方法。王振振等^[9]提出基于 LDA 模型来计算文本相似度计算准确度。除此还有基于语义本体的文本相似度计算方法,主要有基于距离、属性、信息内容以及混合式的语义相似度计算方法^[10-14]。

以上基于语义、概率以及统计方法在文本相似度计算中得到了应用,但此类方法是针对特定任务人为设计的,导致其泛化能力差,而深度学习因具有自动特征提取特点而被广泛应用,比如 J Mueller 等^[15]提出基于 LSTM 用于计算语义相似度的孪生网络模型, Wenwen Li 等^[16]提出基于多层神经网络

* 收稿日期:2020年3月13日,修回日期:2020年4月24日

作者简介:黄建强,男,硕士研究生,研究方向:自然语言处理。赵梗明,女,副教授,研究方向:微机应用和自然语言处理。贾世林,男,硕士研究生,研究方向:自然语言处理。

的地理本体语义文本相似度计算模型。而仅用深度学习模型文本特征,忽视了传统的数据挖掘方法在特征提取方面的优势,导致语义特征提取不全,难以在自然语言各类任务中有很好的表现。

针对以上问题,本文在结合以上方法的基础上提出基于biLSTM的三层快速堆叠式编码结构融合数据挖掘方法的语义分析模型,充分提取文本数据特征,在实际的语义相似度计算任务中该种新型模型比传统单模型神经网络结构有更好的表现。

2 相关模型

2.1 基于Negative Sampling的CBOW模型

负采样(Negative Sampling, NEG),是噪音对比估计(Noise Contrastive Estimation, NCE)的简化版本。

在CBOW模型中^[17],预测词 w ,对于已知 $Context(w)$,其中 $Context(w)$ 表示词 w 的上下文,词 w 就是正样本,其他词表示负样本,假设我们已经获得词 w 的负样本子集 $NEG(w)$,则有如下定义:

$$L^w(\tilde{w}) = \begin{cases} 1, w \\ 0, \tilde{w} \end{cases} \quad (1)$$

对于给定的正样本 $(Context(w), w)$,模型目标函数如下表示:

$$g(w) = \prod_{u \in \{w\} \cup NEG(w)} p(u|Context(w)) \quad (2)$$

其中:

$$p(u|Context(w)) = [\sigma(X_w^T \theta^u)]^{L^{w(u)}} \cdot [1 - \sigma(X_w^T \theta^u)]^{1 - L^{w(u)}} \quad (3)$$

2.2 长短时记忆网络

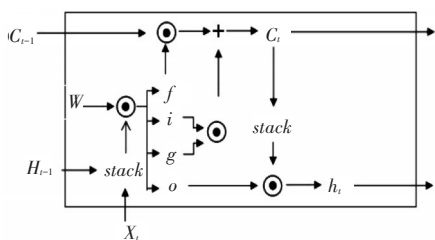


图1 LSTM网络结构图

LSTM是RNN的变种,在处理序列形式的数据时,链式结构的RNN有好的表现,但在处理长序列时,RNN会存在梯度消失的问题^[18],针对该问题,LSTM网络作为RNN的变种,在解决长序列问题中,有很好的表现^[19]。LSTM中的门结构:sigmoid神经网络和点乘的操作结合。其中,以sigmoid作为激活函数的全连接神经网络会输出0~1之间的数值,描述当前通过的信息量,即sigmoid输出为1

或0时,信息全部或都不能通过。LSTM对应网络结构图如图1。

其中, f 为遗忘门, i 为输入门, g 为核控制单元, o :输出门。 h_{t-1} 表示上一时刻状态, C_{t-1} 表示cell状态。

网络结构前向传播如下:

先将输入 x_t 和上一时刻状态 h_{t-1} 以 σ 变换求出决定 C_{t-1} 舍弃哪些信息。

$$f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, X_t] + b_f) \quad (4)$$

再将输入 x_t 和上一时刻状态 h_{t-1} 以 σ 求变换决定 C_t 保留哪些信息。

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, X_t] + b_i) \quad (5)$$

$$g_t = \tanh(W_g[h_{t-1}, X_t] + b_g) \quad (6)$$

其中 i_t 表示添加新信息的参数, g_t 表示生成新数据时的控制参数。

然后根据参数 C_{t-1} , i_t , g_t , f_t 计算出最终cell控制参数。

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot g_t \quad (7)$$

最后对于新输入 x_t 和上一状态 h_{t-1} 用 σ 作变化决定cell状态输出哪些信息,再与cell状态的输出做tanh变换的值作点乘。

$$O_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, X_t] + b_o) \quad (8)$$

$$h_t = O_t \cdot \tanh(C_t) \quad (9)$$

3 模型设计

用快捷堆叠式biLSTM结合数据挖掘结合的方法实现基于孪生神经网络对短文本句子相似度计算模型。

该模型主要由文本量化,编码层,分类器三部分组成。

文本量化:利用迁移学习思想,词向量表示以大量专业语料,利用基于负采样的连续词袋模型训练出词向量。将预训练的词向量用于以字级表示的文本,即一个字对应一个多维向量,最终将用于相似度计算的文本以矩阵形式表示。

编码层:该模型^[20]堆叠biLSTM层数为3层, $biLSTM^i$ 表示第 i 层的biLSTM,因此第 i 层的biLSTM在 t 时刻输入的句子表示为 $(x_1^i, x_2^i, \dots, x_n^i)$,则第 i 层biLSTM在时刻 t 的输出表示为

$$h_t^i = biLSTM^i(x_t^i, t), \forall t \in [1, 2, \dots, n] \quad (10)$$

$W = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ 表示句子序列,其中 $w_i \in R^d$ 表示句子中第 i 个词的表示向量,则第 i 层biLSTM在时刻 t 表示为

$$x_t^1 = w_t \quad (11)$$

$$x_t^i = [w_t, h_t^{i-1}, h_t^{i-2} \dots h_t^1] \quad (\text{for } i > 1) \quad (12)$$

假设模型是 m 层 biLSTM, 最后的文本向量表示可由最后第 m 层 biLSTM 输出再经过最大池化操作获得。最后一层表示为

$$H^m = (h_1^m, h_2^m, \dots, h_n^m) \quad (13)$$

$$v = \max(H^m) \quad (14)$$

其中, $h_i^m, v \in R^{2d_m}$, $H^m \in R^{2d_m \times n}$, d_m 表示 biLSTM 隐藏状态的维度, v 表示句子的最后向量表示。

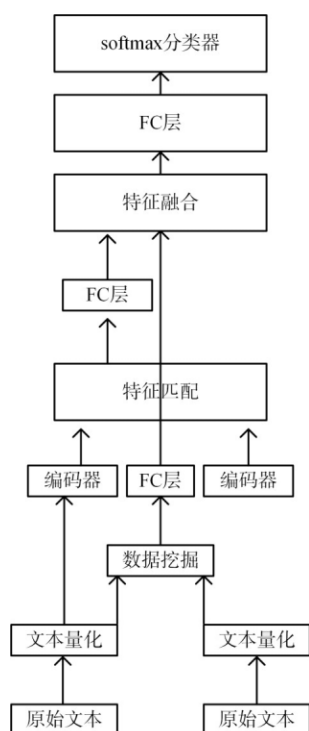


图2 模型结构

数据挖掘特征: 分别以 Cosine 距离^[21], 编辑距离计算^[22]出句子对特征, 将两者计算的特征融合, 融合结果经过全连接层获得向量输出。

分类器: 在获得经过编码器输出的文本表示向量后, 根据文献, 将相似度计算的文本向量相减取绝对值, 点乘操作, 以及文本向量拼接, 最后将三者操作结果拼接成新向量, 可有如下计算:

$$m = [v_p, v_h, |v_p - v_h|, v_p \otimes v_h] \quad (15)$$

最后将拼接的结果经过全连接层 (Fully Connected Layer, FC) 计算获得向量输出, 最后分别将数据挖掘特征和编码器输出特征向量拼接, 再将拼接的向量通过全连接层, 其中全连接层采用 Dropout 思想, 避免网络过拟合, 将全连接层的输出作为最后 softmax 分类器的输入, 根据分类最终达到对句子相似度计算目的。softmax 函数公式:

$$\sigma(z)_j = \frac{e^{z_j}}{\sum_{k=1}^K e^{z_k}} \quad (16)$$

其中, $\sigma(z)$ 表示 K 维实数向量, $j=1, \dots, K$ 。

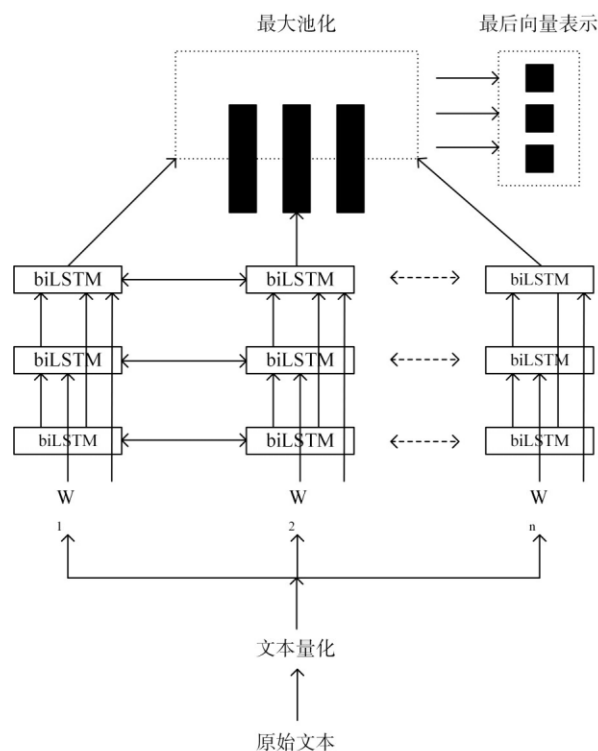


图3 编码器结构

4 实验

本次实验工具用开源深度学习框架 tensorflow 构建快捷堆叠式 biLSTM 模型, 以 word2vec 模型将文本向量量化, 向量维度为 300 维, 结合数据挖掘计算文本特征, 最终实验多模型结合的网络结构训练。

文本分别以词级和字级将文本量化, 其中分词用 jieba 分词工具。本实验分为三组对比实验, 第一组实验先对字符级和词级做对比实验; 第二组实验将本模型分别与 CNN, LSTM, Bi-LSTM 结构的模型作比较; 第三组实验对比数据挖掘方法的优劣, 以验证数据挖掘方法融合传统神经网络方法的优越性。

4.1 实验数据

实验数据来自阿里天池比赛十万对标注的支付宝对话语料, 语料格式为句 1, 句 2, 标签 0 或 1, 1 表示文本相似, 0 表示不相似。其中 90000 条作为训练数据, 10000 条作为验证数据。

4.2 数据预处理

清洗: 针对数据存在乱码, 繁体字等情况, 在分析数据后, 决定将乱码, 符号等无用信息进行删除,

部分繁体字对于整句话是无用的,对于这部分繁体字删除,部分繁体字包含语句信息,不予删除,将其转换成简体中文,以保留文本上下文信息。

分词:用jieba分词工具,对清洗后的数据进行分词,清洗后的文本仍然存在与语义无关的字或词,比如“了”“的”,这些词对于整句话的语义表达没有影响,甚至会影响最后的分类效果,因此将这些词或字删除。分词工具会存在分词不准确的现象,比如最新词汇“支付宝”,利用该分词工具无法分词,针对此问题,该分词工具提供了用户添加自定义词典功能,使其能够识别新词。

预训练词向量:由于该数据集是金融背景对话语料,本次实验预训练词向量利用文献在多家新闻网站收集的无监督的新闻语料训练,训练语料大小为6.2G,最终训练词的向量维度为300^[23]。

数据增强:为了防止训练结果过拟合,本次实验对原始数据做增强,将部分词语,比如“怎么”替换成“如何”,即近义词替换,从而达到对原始数据增强的效果。

4.3 参数调整

学习率:由于文本量化采用预先训练的词向量表示,因此较低的学习率,能够减小网络训练过拟合风险,因此网络的初始学习率设置为0.001,训练的总轮次为10,每批次训练数为64,每两轮将学习率降低一半,,训练前期,网络需要更快的拟合,训练后期,网络趋于拟合,降低学习率,有效避免过拟合现象。

Dropout 设置:为了避免过拟合现象,设置Dropout 参数,本次实验设置的Dropout 值为0.8。Dropout 指在模型训练过程中,以一定概率让网络隐含层部分节点停止工作,在删除部分网络单元后,网络具有一定的稀疏性,减轻了不同特征之间协同效应^[24]。

4.4 实验结果分析

实验分别以字符级和词级表示原始文本,以Precision, Recall, Accuracy, F1score 作为模型评价,以F1score 作为最终的评价标准,分别将本论文模型与CNN,biLSTM 编码的语义分析模型做对比,实验结果见表1。

对实验结果分析如下。

1)字级量化在四种特征提取模型中,SSE+数据挖掘方法效果最好,最高的F1 分数可达到0.523,最低的是biLSTM 模型,在词级量化时,SSE+数据挖掘方法效果最好,F1 分数最高可达0.542。

表1 模型对比

特征提取方式	正确率 (Accuracy)	F1 分数 (F1 Score)	召回率 (Recall)	准确率 (Precision)
SSE(字)+数据挖掘	0.800	0.523	0.558	0.492
CNN(字)	0.793	0.466	0.454	0.477
biLSTM(字)	0.794	0.459	0.437	0.484
SSE(词)+数据挖掘	0.801	0.542	0.612	0.486
CNN(词)	0.795	0.490	0.496	0.485
biLSTM(词)	0.786	0.463	0.469	0.458
SSE(词)	0.778	0.502	0.580	0.442
SSE(字)	0.793	0.498	0.533	0.467

2)通过比较所有模型,以词级量化的语义相似度计算效果优于字级。

3)以词级量化文本,将数据挖掘方法融合SSE 模型结果优于SSE 模型,表明该模型在文本语义相似度计算任务中具有优越性。

5 结语

本文在总结传统神经网络不足的基础上,利用基于负采样的连续词袋模型作为语料训练模型,将文本量化表示后,提出以数据挖掘特征结合多层堆叠编码的网络结构的方法,通过多模型的结合,达到对文本向量的特征充分提取的目的,以提高最终语义相似度判断精确度。

针对本模型,有待提高的部分,如将文本以字符和词级结合的方法将文本量化,再分别与字符级和词级表示的结果作对比,本次实验的训练集关于金融场景对话,可用金融语料训练词向量。在后续的研究工作中,会对上述两部分做对比分析。

参考文献

- [1] 张宁,朱礼军. 中文问答系统问句分析研究综述[J]. 情报工程,2016, 02(01): 32-42.
ZHANG Ning, ZHU Lijun. A Survey of Chinese QA System's Question Analysis[J]. Technology Intelligence Engineering, 2016, 02(01): 32-42.
- [2] 张超,陈利,李琼. 一种PSTLDA 中文文本相似度计算方法[J]. 计算机应用研究,2016, 33 (02): 375-377, 38.
ZHANG Chao, Chen Li, Li Qiong. Chinese text similarity algorithm based on PSTLDA[J]. Application Research of Computers, 2016, 33 (02): 375-377, 38.
- [3] 刘宏哲,须德. 基于本体的语义相似度和相关度计算研究综述[J]. 计算机科学,2012, 39 (2): 8-13.
LIU Hongzhe, XU De. Ontology Based Semantic Similarity and Relatedness Measures Review[J]. Computer Sci-

- ence, 2012, 39 (2): 8-13.
- [4] 刘征宏, 谢庆生, 李少波, 林丽. 基于潜在语义分析和感性工学的用户需求匹配[J]. 浙江大学学报(工学版), 2016, 52(02): 224-233.
- LIU Zhenghong, XIE Qingsheng, LI Shaobo, et al. User needs matching based on latent semantic analysis and kansei engineering[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2016, 52(02): 224-233.
- [5] 郭庆琳, 李艳梅, 唐琦. 基于VSM的文本相似度计算的研究[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(11): 3256-3258.
- GUO Qinglin, LI Yanmei, TANG Qi. Similarity Computing of Documents Based on VSM[J]. Application Research of Computers, 2008, 25(11): 3256-3258.
- [6] 廖开际, 杨彬彬. 基于加权语义网的文本相似度计算的研究[J]. 情报杂志, 2012, 31(7): 812-816.
- LIAO Kaiji, YANG Binbin. Similarity Computing of Documents Based on Weighted Semantic Network[J]. Journal of Intelligence, 2012, 31(7): 812-816.
- [7] 李连, 朱爱红, 苏涛. 一种改进的基于向量空间文本相似度算法的研究与实现[J]. 计算机应用与研究, 2012, 29(2): 282-284.
- LI Lian, ZHU Aihong, SU Tao. Research and Implementation of An Improved VSM-based Text Similarity Algorithm[J]. Computer Applications and Software, 2012, 29(2): 282-284.
- [8] 张佩云, 陈传明, 黄波. 基于子树匹配的文本相似度算法[J]. 模式识别与人工智能, 2014, 27(3): 226-234.
- ZHANG Peiyun, CHEN Chuanming, HUANG Bo. Texts Similarity Algorithm Based on Subtrees Matching[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2014, 27(3): 226-234.
- [9] 王振振, 何明, 杜永萍. 基于LDA主题模型的文本相似度计算[J]. 计算机科学, 2013, 40(12): 229-232.
- WANG Zhenzhen, HE Ming, DU Yongping. Text Similarity Computing Based on Topic Model LDA[J]. Computer Science, 2013, 40(12): 229-232.
- [10] 孙海霞, 钱庆, 成颖. 基于本体的语义相似度计算方法研究综述[J]. 现代图书情报技术, 2010, 26(1): 51-56.
- SUN Haixia, QIAN Qing, CHENG Ying. Review of Ontology-based Semantic Similarity Measuring[J]. New Technology of Library and Information Service, 2010, 26(1): 51-56.
- [11] 杨方颖, 蒋正翔, 张姗姗. 基于本体结构的语义相似度计算[J]. 计算机技术与发展, 2013, 23(7): 52-56.
- YANG Fangying, JIANG Zhengxiang, ZHANG Shanshan. Semantic Similarity Measurement Based on Ontology[J]. Computer Technology and Development, 2013, 23(7): 52-56.
- [12] 赵永金, 郑洪源, 丁秋林. 一种基于本体的语义相似度算法研究[J]. 计算机应用, 2009, 29(11): 3074-3076.
- ZHAO Yongjin, ZHENG Hongyuan, DING Qiulin. Study on Semantic Similarity Algorithm Based on Ontology[J]. Journal of Computer Applications, 2009, 29(11): 3074-3076.
- [13] 李文杰, 赵岩. 基于本体结构的概念间语义相似度算法[J]. 计算机工程, 2010, 36(23): 4-6.
- LI Wenjie, ZHAO Yan. Semantic Similarity Between Concepts Algorithm Based on Ontology Structure[J]. Computer Engineering, 2010, 36(23): 4-6.
- [14] 贺元香, 史宝明, 张永. 基于本体的语义相似度算法研究[J]. 计算机应用与软件, 2013, 30(11): 312-315.
- HE Yuanxiang, SHI Baoming, ZHANG Yong. Research on Ontology-based Semantic Similarity Algorithm[J]. Computer Applications and Software, 2013, 30(11): 312-315.
- [15] J Mueller, A Thyagarajan. Siamese Recurrent Architectures for Learning Sentence Similarity [C]// Thirtieth AAAI Conference on Artificial Intelligence. Arizona: AAAI, 2016.
- [16] Li Wenwen, Robert R, Michael F G. Semantic similarity measurement based on knowledge mining: an artificial neural net approach [J]. International Journal of Geographical Information Science, 2012, 26(8): 1415-1435.
- [17] Lonhar P, Ganguly D, Dflil H, et al. FaDa: Fast document aligner using word embedding [J]. Prague Bulletin of Mathematical Linguistics, 2016, 106(1): 169-179.
- [18] Yousfi S, Berrani S, Garcia C. Contribution of recurrent connectionist language model in improving LSTM-based Arabic text recognition in videos [J]. Pattern Recognition, 2017, 41(5): 245-254.
- [19] Ren Yafeng, Wang Ruimin, Ji Donghong. A topic-enhanced word embedding for Twitter sentiment classification[J]. Electronic Letters, 2016, 10(11): 188-198.
- [20] NIE Yixin and Mohit Bansal. Shortcut-stacked sentence encoders for multi-domain inference[C]//In Proceedings of the 2nd Workshop on Evaluating Vector Space Representations for NLP: 2017.
- [21] 朱命冬, 徐立新, 申德荣, 等. 面向不确定文本数据的余弦相似性查询方法[J]. 计算机科学与探索, 2018, 12(01): 49-64.
- ZHU Mingdong, XU Lixin, SHEN Derong, et al. Methods for Similarity Query on Uncertain Data with Cosine Similarity Constraints[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2018, 12(01): 49-64.
- [22] 姜华, 韩安琪, 王美佳, 等. 基于改进编辑距离的字符
- (下转第2278页)

- [3] YU Haitao, LI Mantian, CAI Hegao. Analysis on the Performance of the SLIP Runner with Nonlinear Spring Leg [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2013 (05).
- [4] H. Zhao, M. J. Powell, A. D. Ames. Optim. Human-inspired motion primitives and transitions for bipedal robotic locomotion in diverse terrain [J]. Control Appl. Meth., 2014(6).
- [5] Horst-Moritz Maus, Andre Seyfarth. Walking in circles: a modelling approach [J]. Journal of The Royal Society Interface, 2014(99).
- [6] Jessy W. Grizzle, Christine Chevallereau, Ryan W. feed-back control, and open problems of 3D bipedal robotic walking [J]. Automatica, 2014.
- [7] 唐策, 赵现朝, 齐臣坤. 人形机器人建模与步态规划 [J]. 电气与自动化, 2012(04):158-162.
TANG Ce, ZHAO Xianchao, QI Chengkun. Modeling and gait planning of humanoid robot [J]. Electrical and automation, 2012 (04): 158-162.
- [8] 蔡军, 郭鹏. “新工科”背景下以创新人才为培养导向的实验教学改革及实践——以机器人应用技术实验教学为例 [J]. 高教学刊, 2019(11):52-55.
CAI Jun, GUO Peng. Experimental teaching reform and practice oriented by innovative talents under the background of “new engineering” -- Taking the experimental teaching of robot application technology as an example [J]. Journal of higher education, 2019 (11): 52-55.
- [9] 沈捷, 王莉, 王鑫国, 等. 基于翻转课堂的机器人技术实验教学改革 [J]. 中国现代教育装备, 2019 (01): 111-113.
SHEN Jie, WANG Li, WANG Xinguo, et al. Experimental teaching reform of robot technology based on flipped classroom [J]. China modern education equipment, 2019 (01): 111-113.
- [10] 方记文, 李冲, 赵忠, 等. 机器人前沿技术在实验教学中的探索 [J]. 科教导刊(上旬刊), 2018(12):38-39.
FANG Jiwen, LI Chong, ZHAO Zhong, et al. The exploration of advanced robot technology in experimental teaching [J]. Science and Education Guide (the first issue), 2018 (12): 38-39.
- [11] 孙逸超. 仿人机器人控制系统设计与姿态控制方法 [D]. 杭州: 浙江大学, 2014.
SUN Yichao. control system design and attitude control method of humanoid robot [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2014.
- [12] 段效贤, 郭焕萍, 李国弼, 等. 关于人形搬运机器人的制作和研究 [J]. 电子世界, 2020(04):145-146.
DUAN Xiaoxian, GUO huanping, LI Guobi, et al. Production and research of humanoid transport robot [J]. Electronic World, 2020 (04): 145-146
- [13] 曾杰, 陈超波, 赵楠, 等. 基于树莓派的搜检机器人的设计 [J], 计算机与数字工程, 2019(03):700-705.
ZENG Jie, CHEN Chaobo, ZHAO Nan, et al. Design of search robot based on raspberry pie [J]. computer and digital engineering, 2019 (03): 700-705.
- [14] 郭艳婕, 桂亮, 金悦. 基于本科生的机器人实验教学的实践与探索 [J]. 实验室科学, 2015, 18(01):131-134.
GUO Yanjie, GUI Liang, JIN Yue. Practice and exploration of robot experiment teaching based on Undergraduates [J]. Laboratory Science, 2015, 18 (01): 131-134
- [15] 王寅霄, 彭熙, 谷科瑾, 等. 基于树莓派与惯性传感器的双足人形机器人姿态解算及控制系统的设计及实现 [J]. 电子世界, 2020(05):134-135.
WANG Yinxiao, PENG Xi, GU Kejin, et al. Design and implementation of attitude calculation and control system for biped humanoid robot based on raspberry pie and inertial sensor [J]. Electronics World, 2020 (05): 134-135.

(上接第 2211 页)

- 串相似度求解算法 [J]. 计算机工程. 2014, 40 (01): 222-227.
JIANG Hua, HAN Anqia, WANG Meijia. Solution Algorithm of String Similarity Based on Improved Levenshtein Distance [J]. Computer Engineering, 2014, 40 (01): 222-227.
- [23] LI Shen, ZHAO Zhe, HU Renfen, et al. Analogical Reasoning on Chinese Morphological and Semantic Relations [C]// 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics Melbourne: ACL 2018.
- [24] Srivastava N, Hinton G, Krizhevsky A, et al. Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting [J]. The Journal of Machine Learning Research, 2014, 15(1): 1929-1958.