

基于 CNN-LSTM 的用户购买行为预测模型

胡晓丽<sup>1</sup> 张会兵<sup>2</sup> 董俊超<sup>2</sup> 吴冬强<sup>3</sup>

<sup>1</sup>(桂林电子科技大学教学实践部 广西 桂林 541004)

<sup>2</sup>(桂林电子科技大学广西可信软件重点实验室 广西 桂林 541004)

<sup>3</sup>(南宁地精科技有限公司 广西 南宁 530000)

**摘 要** 利用电商平台上的购物历史数据对用户购买行为进行预测有助于提升用户体验和营销效果。提出一种基于 CNN-LSTM 的用户购买行为预测模型。使用“分段下采样”对样本数据进行均衡化处理以获得购买用户和未购买用户均衡样本;使用 CNN-LSTM 组合网络实现用户属性、商品属性及用户行为特征的自动抽取与选择,并以此对用户购买行为进行预测。在阿里巴巴移动电商平台数据集的实验结果表明,基于 CNN-LSTM 的预测模型 F1 值比基准模型平均提升了 7% ~ 11%,使用“分段下采样”样本均衡算法 F1 值提升了 2% 左右。

**关键词** 电子商务 购买行为预测 样本均衡 卷积神经网络 长短时记忆网络

中图分类号 TP391 文献标志码 A DOI:10. 3969/j. issn. 1000-386x. 2020. 06. 012

PREDICTION MODEL OF USER BUYING BEHAVIOR BASED ON CNN-LSTM

Hu Xiaoli<sup>1</sup> Zhang Huibing<sup>2</sup> Dong Junchao<sup>2</sup> Wu Dongqiang<sup>3</sup>

<sup>1</sup>(Department of Teaching Practice, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, Guangxi, China)

<sup>2</sup>(Guangxi Key Laboratory of Trusted Software, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, Guangxi, China)

<sup>3</sup>(Nanning Dijing Co., Ltd., Nanning 530000, Guangxi, China)

**Abstract** Using shopping historical data on e-commerce platform to predict users' buying behavior is helpful to improve user experience and marketing effect. This paper presents a prediction model of user buying behavior based on CNN-LSTM. It used "sub-sampling" to equalize the sample data to obtain the balanced samples of purchased users and unpurchased users; the CNN-LSTM was used to automatically extract and select user attributes, commodity attributes and user behavior characteristics, and then predict user buying behavior. The experimental results on Alibaba mobile e-commerce platform data set show that the F1 value of prediction model based on CNN-LSTM is 7% ~ 11% higher than the benchmark model, and the F1 value of sample equalization algorithm based on "sub-sampling" increases by about 2%.

**Keywords** E-commerce Buying behavior prediction Sample balance Convolutional neural networks LSTM

0 引 言

网民在电商平台上选购商品的过程中伴随着浏览、收藏、放入购物车等各种在线操作行为。当前,在电商平台上沉淀了海量的用户购物历史数据,深入分析这些数据能够较好预测其购物习惯、偏好或购物意愿。特别地,对用户购买行为进行预测有助于提升用户购物体验,促进电子商务可持续发展<sup>[1]</sup>。

用户购买行为预测是国内外诸多学者关注的热点<sup>[2-6]</sup>。文献[3]使用决策树与神经网络方法挖掘用户购物历史行为数据,预测用户是否会购买他们已经添加到购物车里的商品。曾宪宇等<sup>[4]</sup>针对海量在线消费行为数据准确预测兴趣偏好和购物行为,提出融合了潜在因子和行为序列的效用函数选择模型,与逻辑回归(Logistic Regression, LR)和梯度提升决策树(Gradient Boosting Decision Tree, GBDT)相比,该模型有更好的精确度和有效性。Liu 等<sup>[5]</sup>利用大量的用户浏

览、点击、购买等行为数据,通过支持向量机(Support Vector Machine,SVM)对未来网络消费者的购买情况进行预测,得到了满意的结果。祝歆等<sup>[6]</sup>融合逻辑回归和支持向量机构建了网络购物行为预测模型,取得了比单一模型更好的预测效果。

随着电商平台中行为数据的日益增加,应用传统机器学习算法的特征构造和选择需要花费时间与人力急剧增加,并且不同的电子商务平台中数据的格式和内容有所不同,使得算法的移植性受限。同时,对用户购买行为的独立性假设也与用户购买的实际情况不符,导致其不能准确预测不同时间段的用户购买行为。

为此,提出一种 CNN-LSTM 神经网络组合模型来预测用户购买行为。首先使用卷积神经网络 CNN 从用户历史行为数据中自动抽取高影响力的特征,然后通过长短期记忆神经网络 LSTM 建立时间序列预测模型<sup>[7-9]</sup>,最后通过全连接层(Fully Connected Layer, FC)输出模型预测结果。以此实现特征自动抽取和基于行为序列的用户购买行为预测。

1 CNN-LSTM 购买行为预测模型

1.1 预测模型框架

图 1 为融合用户属性、商品属性和用户行为特征的预测用户购买行为的 CNN-LSTM 模型总体架构<sup>[8,15]</sup>。数据处理和特征构建完成用户历史行为数据清洗,剔除刷单用户、重大促销等不具有一般规律的数据,并采用分段下采样方法进行样本均衡处理;CNN 层接收影响用户购买行为的各种特征,如浏览数、购买数、浏览购买转化率等,进行特征选择和特征优化;LSTM 依据 CNN 提取的用户购买行为序列中的重要特征进行用户购买行为预测;全连接层把 LSTM 单元输出的高维用户购买行为信息压缩为相应的特征向量,实现对用户购买行为的分类表达。

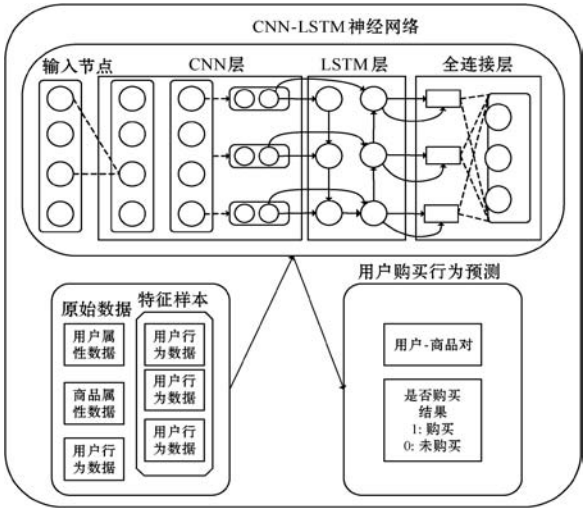


图 1 CNN-LSTM 用户购买行为预测模型

1.2 在线交互行为样本均衡与特征构建

(1) 在线交互行为样本均衡。用户与商品的在线交互过程中,只有极少部分浏览行为会转化为购买行为,出现购买样本与未购买样本极度不均衡的问题<sup>[10]</sup>。目前,解决样本不均衡问题的主流方法是上采样和下采样<sup>[11]</sup>。然而,上采样方法很难适应电子商务中用户-商品交互数据结构复杂、数据量大的特点;下采样方法因为数据倾斜和信息丢失也不适合解决此类问题。为此,设计了如算法 1 所示的分段下采样方法<sup>[11-12]</sup>:根据用户购买行为预测样本数据具有时间衰减的特性,将购买用户和未购买用户历史数据样本以天为单位进行分段。针对用户样本中的每个用户找出其三个最近邻用户,若该用户是未购买用户且其三个最近邻用户中有两个以上是购买用户,则删除它;反之,当该样本是购买用户并且其三个最近邻中有两个以上是未购买用户,则去除最近邻中的未购买用户,其余情况均保留原始用户样本。

算法 1 分段下采样样本均衡算法。

输入:用户原始历史数据(D),数据记录天数(T);

输出:新用户平衡历史数据(D');

算法流程:

- 1:  $D' = D/T$  //对原始数据按照数据记录天数进行分段
- 2: for  $D(u) \in D'$  do //遍历原始数据中的每个用户
- 3:  $D'(u) = \text{RandomChoose}(D(u))$  //随机选择任意用户数据
- 4: if  $D'(u)$  为购买用户 then
- 5: //判断  $D'(u)$  最近邻中是否有两个以上未购买用户  
if  $\text{no-buy} = \text{sum}(\text{KNN}(D'(u))) \geq 2$  then
- 6: //删除最近邻中的未购买用户  
delete( $\text{KNN}(D'(u))$  no-buy)
- 7: else
- 8: save( $D'(u)$ ) //保留新用户数据
- 9: else
- 10: if  $\text{buy} = \text{sum}(\text{KNN}(D'(u))) \geq 2$  then
- 11: //删除新用户  
delete( $D'(u)$ )
- 12: else
- 13: save( $D'(u)$ ) //保留新用户数据

(2) 在线交互行为特征构建。分析京东商城等的交互数据发现:用户行为数据分散在用户属性、商品信息、用户对商品的行为等处<sup>[13-14]</sup>。原始数据中可用的特征数量极少,直接用于 CNN-LSTM 模型无法有效预测用户购买行为。为此,运用统计分析构建出如表 1 所示的用户购买行为预测特征。然后,将该特征输入到 CNN-LSTM 模型中,CNN 自动进行用户历史购买行为的特征提取,可以有效简化传统机器学习中特征提

取和特征选择过程<sup>[7]</sup>。

表1 用户购买行为预测特征

特征类型	特征编号	特征名称	特征描述
用户特征	$x_1$	用户编号	唯一表示用户身份
	$x_2$	用户浏览数	用户浏览商品总数
	$x_3$	用户加购数	用户购物车添加商品总数
	$x_4$	用户购买数	用户购买商品总数
	$x_5$	用户收藏数	用户收藏商品总数
商品特征	$x_6$	商品编号	唯一表示商品
	$x_7$	商品类别	商品所属类别
用户-商品特征	$x_8$	购买浏览转化率	用户购买的商品总数与浏览的商品总数之比
	$x_9$	购买加购转化率	用户购买的商品总数与添加购物车的商品总数之比
	$x_{10}$	购买收藏转化率	用户购买的商品总数与收藏的商品总数之比

### 1.3 CNN-LSTM 组合的购买行为预测

CNN 由接收用户历史行为特征的输入层、对接 LSTM 输入层的输出层以及多个隐藏层组成。其中,隐藏层包括卷积层和池化层,如图2所示。

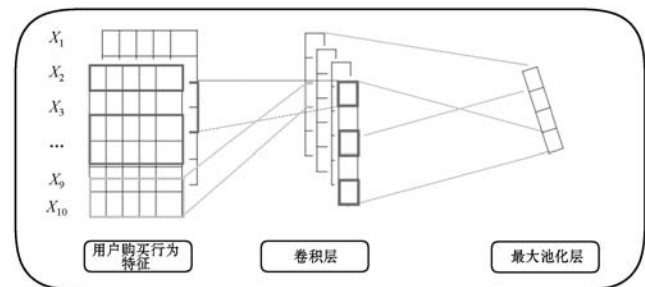


图2 CNN-LSTM 模型中 CNN 层

输入层接收表1中的用户历史行为特征向量  $\mathbf{x}_i^0 = \{x_1, x_2, \dots, x_{10}\}$ , 并使用卷积层进行卷积运算, 以准确地获得影响用户购买行为的局部特征。卷积层的输出如下:

$$y_{ij}^l = \sigma \left( \sum_{m=1}^M w_{m,j}^l x_{i+m-1,j}^{l-1} + b_j^l \right) \quad (1)$$

式中:  $y_{ij}^l$  由上一层的输出向量  $\mathbf{x}_{ij}^{l-1}$  计算得到;  $b_j^l$  表示第  $j$  个特征映射的偏置;  $w$  为卷积核的权重;  $m$  是过滤器的索引值;  $\sigma$  是 ReLU 激活函数。

用户行为特性经过卷积操作后, 传入池化层中进一步减少参数数量, 压缩数据维度, 减少过拟合。用式(2)的最大池化方法筛选出对用户购买行为影响最大的特征信息, 实现用户购买行为预测。

$$p_{ij}^l = \max_{r \in R} (y_{i+T+r,j}^{l-1}) \quad (2)$$

式中:  $T$  为池化区域的步长;  $R$  是池化尺寸。

LSTM 接收 CNN 提取的重要特征向量序列, 通过遗忘门、输入门和输出门改变细胞状态, 更新以前隐藏状态的内存单元来保持用户历史购买行为信息持续存在, 更准确地预测了用户购物行为<sup>[16-17]</sup>。LSTM 单元结构如图3所示。

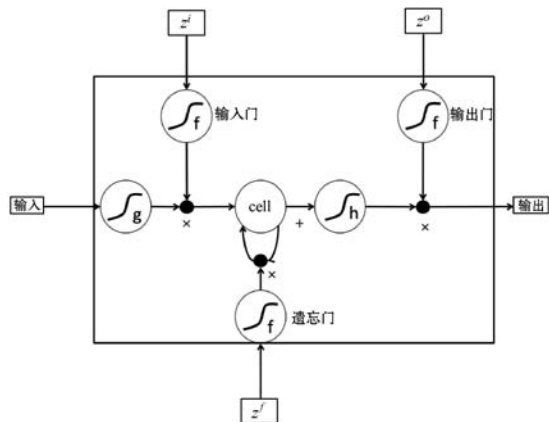


图3 LSTM 单元结构图

门控单元中的各个门和记忆细胞的表达式如下:

外部输入门单元表达式:

$$g_i^{(t)} = \sigma(b_i^g + \sum_j U_{i,j}^g x_j^{(t)} + \sum_j W_{i,j}^g h_j^{(t-1)}) \quad (3)$$

遗忘门单元表达式:

$$f_i^{(t)} = \sigma(b_i^f + \sum_j U_{i,j}^f x_j^{(t)} + \sum_j W_{i,j}^f h_j^{(t-1)}) \quad (4)$$

细胞内部状态更新表达式:

$$s_i^{(t)} = f_i^{(t)} s_i^{(t-1)} + \sigma(b_i^g + \sum_j U_{i,j}^g x_j^{(t)} + \sum_j W_{i,j}^g h_j^{(t-1)}) \quad (5)$$

输出门单元表达式:

$$h_i^{(t)} = \tanh(s_i^{(t)}) \sigma(b_i^o + \sum_j U_{i,j}^o x_j^{(t)} + \sum_j W_{i,j}^o h_j^{(t-1)}) \quad (6)$$

式中:  $h_j^{(t-1)}$  表示隐藏层状态;  $b_i^f, b_i^g, b_i^o$  分别表示各个门的偏置;  $U, U^f, U^g, U^o$  分别表示各个门的输入权重;  $W, W^f, W^g, W^o$  分别表示各个门的循环权重。这些参数均为 LSTM 模型依据 CNN 层输出向量自主学习, 无须人工干预。

CN-LSTM 模型的最后一层为全连接, 该层将 LSTM 单元输出的高维用户历史购买行为信息压缩为一个特征向量  $\mathbf{h}^l = \{h_1, h_2, \dots, h_n\}$ , 进行用户-商品对的分类, 预测用户是否会购买某种商品, 其函数表达式如下:

$$d_i^l = \sum_j w_{ji}^{l-1} (\sigma(h_j^{l-1}) + b_i^{l-1}) \quad (7)$$

式中:  $\sigma$  为非线性激活函数;  $w_{ji}^{l-1}$  表示第  $l-1$  层的第  $i$  节点与第  $l$  层的第  $j$  节点的权重;  $b_i^{l-1}$  为偏置。

基于 CNN-LSTM 模型的用户购买行为预测算法如算法2所示。

**算法2** 基于 CNN-LSTM 模型的用户购买行为预

测算法。

输入:用户属性数据(U)、商品属性数据(M)和用户对商品的行为数据(B);

输出:用户-商品对(U-M),是否购买(buy)(1:表示购买,0:表示未购买);

算法流程:

```
1: read date = { U, M, B}
    //读取输入数据,构建用户行为特征
2: create  $x_i^0 = \{x_1, x_2, \dots, x_{10}\}$  //构建用户行为特征
3: //根据样本均衡算法进行用户购买行为数据样本均衡
    $U^* = choose(U)$ 
4: //设置卷积核数量为32,卷积尺寸3,根据式(1)进行卷积操作,得到特征向量矩阵
    $Cu = ReLU( Convolution(32, 3, 3))$ 
5: //设置池化层尺寸为2,根据式(2)进行池化操作,特征
   //降维得到新特征向量  $Cu^*$ 
    $Cu^* = MaxPooling(3, 3)(Cu)$ 
6: //根据式(3)到式(6)进行 LSTM 层训练,得到特征向量
   //量矩阵  $Lu^*$ 
    $Lu^* = LSTM(output = 128, activation = 'tanh')(Cu^*)$ 
7: buy = softmax( $Lu^*$ )
   //根据式(7)进行用户购买行为分类
```

## 2 实 验

### 2.1 数据集

本文选用天池大赛中阿里巴巴移动电商平台数据集进行测试,包括11月18日到12月18日的2 084 859条用户历史购买行为数据:包含用户标识、商品标识等6个字段,19 972 个用户,1 054 种类的422 858 件商品,对12月19日用户对商品的购买行为进行预测<sup>[14]</sup>。其中,行为信息有浏览、收藏、加购物车、购买四种方式。对清洗后的数据字段进行组合优化,删除用户行为时间、商品位置与用户位置字段,增加购买浏览转化率、购买收藏转化率、购买加购转换率三个与用户购买行为密切相关的3个字段,优化后的数据字段如表2所示。

表 2 测试数据字段

字段	字段说明	提取说明
user_id	用户编号	抽样 & 字段脱敏
item_id	商品编号	抽样 & 字段脱敏
behavior_type	用户对商品的行为类型	包括浏览、收藏、加购物车、购买,对应取值分别是1、2、3、4
item_category	商品分类标识	字段脱敏

续表 2

字段	字段说明	提取说明
buy_browse_ratio	购买浏览转化率	用户购买与浏览的商品总数之比
buy_addcart_ratio	购买加购转化率	用户购买与加购的商品总数之比
buy_favor_ratio	购买收藏转化率	用户购买与收藏的商品总数之比

### 2.2 评估指标

这里采用精确率P、召回率R和F1值三个指标来评估预测模型性能。根据样例真实类别与CNN-LSTM预测类别组合划分为真正例(TP)、假正例(FP)、真负例(TN)、假负例(FN)四种类型,混淆矩阵如表3所示。预测结果在主对角线上取值越大,副对角线上取值越小的模型越好。将混淆矩阵数字化后即为精确率P、召回率R和F1值,计算公式分别为:

$$P = \frac{TP}{TP + FP}$$

(8)

$$R = \frac{TP}{TP + FN}$$

(9)

$$F1 = \frac{2 \times P \times R}{P + R}$$

(10)

表 3 用户购买行为混淆矩阵

真实情况	预测结果	
	正例(购买)	负例(未购买)
正例(购买)	TP(预测购买,实际购买)	FN(预测未购买,实际购买)
负例(未购买)	FP(预测购买,实际未购买)	TN(预测未购买,实际未购买)

### 2.3 实验结果与分析

(1) CNN-LSTM 模型验证。为了验证 CNN-LSTM 模型的性能,我们将 CNN-LSTM 模型与5种基线模型进行比较。参数设置如表4和表5所示。

表 4 机器学习算法参数设置

模型类别	主要参数	取值
支持向量机	错误项的惩罚系数	1.0
	核函数	高斯核函数
	阈值	0.001
	最大迭代次数	-1
随机森林	最大的弱学习器的个数	60
	最大特征数	10
	决策树最大深度	13
	内部节点再划分最小样本数	120
	叶子节点最少样本数	20

续表 4

模型类别	主要参数	取值
XGBoost	学习率	0.3
	最小孩子权重	1
	树深度	6
	最大增量步长	0
	树的个数	100
	随机种子	1 000

表 5 神经网络参数设置

模型类别	主要参数	取值
CNN	学习率	0.001
	卷积核个数	32
	卷积核大小	5×5
	池化核大小	2×2
	优化函数	Adam
	激活函数	ReLU
LSTM	学习率	0.001
	隐藏层神经元数量	128
	LSTM 隐藏层数量	2
	优化函数	Adam
CNN-LSTM	学习率	0.001
	卷积核个数	32
	卷积核大小	3×3
	池化核大小	2×2
	CNN 输出向量维度	256
	LSTM 隐藏层神经元数量	128
	LSTM 隐藏层数量	2
	优化函数	Adam

为了保证实验数据的准确和客观,将每个模型在同一训练和测试数据集上分别运行 10 次,求得精确率、召回率和 F1 值的平均值作为模型最终结果,所得结果如表 6 所示。

表 6 六种用户购买行为预测模型精确率、召回率和 F1 值对比

模型类别	训练数据集			测试数据集		
	精确率	召回率	F1 值	准确率	召回率	F1 值
支持向量机	0.675	0.733	0.703	0.602	0.682	0.640
随机森林	0.731	0.787	0.758	0.699	0.656	0.677
XGBoost	0.818	0.834	0.826	0.780	0.769	0.774
CNN	0.785	0.746	0.765	0.764	0.743	0.753
LSTM	0.828	0.854	0.841	0.802	0.842	0.822
CNN-LSTM	0.875	0.843	0.856	0.856	0.839	0.847

从表 6 中的实验结果可以看出,基于 CNN-LSTM 模型的 F1 值在训练集和测试集中均高于其余基准模型,其原因主要为该模型集成了 CNN 在网络特性提取、特征选择方面和 LSTM 记忆机制处理时序模型方面的优势。XGBoost 模型的 F1 值优于 CNN 模型,低于 LSTM 模型的 F1 值,主要原因为 XGBoost 是一种集成很多弱分类器的强分类器,在很多数据挖掘相关比赛中的表现多次优于神经网络。此外,LSTM 模型的表现优于 CNN 和 XGBoost 模型的主要原因与本次的实验数据选择密切相关,本次采用的数据集是用户购买行为一个月的历史数据,属于标准的时序数据,LSTM 模型较其余基准模型更适合时序数据的分析和预测。

从表 6 中可见,6 种模型在训练数据集上的 F1 值均优于其在测试数据集上的 F1 值。主要原因是模型仅仅在测试数据集寻找购买行为的样本,其中有部分在 12 月 19 日购买的用户为新进用户,在训练集中的 11 月 18 日到 12 月 18 日(除 11 月 11 日外)一个月时间之内没有该用户购买历史记录,模型预测将其预测为未购买用户,导致模型预测结果的召回率降低,F1 值也随之下降。

为了更直观地验证 CNN-LSTM 模型的稳定性,将六种模型的 10 次训练数据集的 F1 值画出折线图分析波动幅度,如图 4 所示。

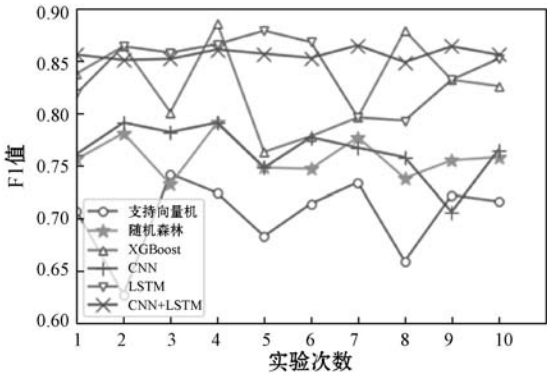


图 4 六种模型 F1 值变化曲线

可以看出,CNN-LSTM 模型与支持向量、随机森林和 CNN 模型在预测效果上有明显优势。LSTM 和 XGBoost 模型偶尔一次的 F1 值会优于 CNN-LSTM 模型,然而 LSTM 和 XGBoost 模型的 F1 值跟随实验次数波动较大对于整体效果而言,CNN-LSTM 模型处于高 F1 值的区间小幅度波动,模型稳定性较好。

(2)“分段下采样”样本均衡算法验证。图 5 为 6 种模型样本均衡前后的 F1 值对比结果,可以看出,经过分段下采样样本均衡算法的六种模型的 F1 值均有不同程度的提升。其中支持向量机、随机森林、XG-

Boost、CNN、LSTM 这 5 种模型的 F1 值提升比较明显。实验结果表明,使用分段下采样的样本均衡算法对样本不均衡的用户行为历史数据进行均衡处理,对提升用户购买行为的预测准确率有一定作用。

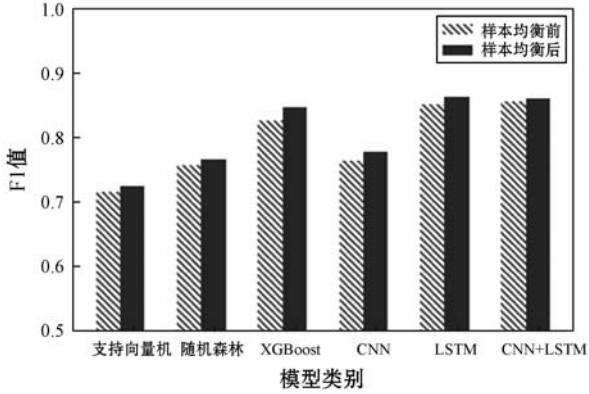


图5 六种模型样本均衡前后 F1 值对比

3 结 语

本文基于 CNN-LSTM 模型对用户购买行为进行预测,与现有的购买行为预测模型相比,简化了特征选择过程,提高了模型准确性和稳定性。分段下采样样本均衡算法有效解决了电商平台中购买样本与未购买样本极度不均衡的问题,提升了 CNN-LSTM 模型预测的准确率。然而,目前的模型尚未考虑用户性别、年龄、商品评论以及“双十一”“六一八”重大促销活动等信息对用户购买行为的影响。在后续研究中,我们将构建一种能够包含更多上述信息的用户购买行为预测模型,使其预测更精准、实用。

参 考 文 献

[ 1 ] 中国互联网络信息中心. 第 43 次中国互联网络发展状况统计报告[R]. 北京:中国互联网络信息中心,2019.

[ 2 ] 何绯娟,郭朝彤,吴蓓,等. 社区问答网站中问题的刻画组织方法——以知乎网站为例[J]. 情报杂志,2018,37(3): 182 – 186.

[ 3 ] Sılahtaroglu G, Dönertaşlı H. Analysis and prediction of E-customers' behavior by mining clickstream data[C]//2015 IEEE International Conference on Big Data(Big Data). IEEE, 2015: 1466 – 1472.

[ 4 ] 曾宪宇,刘淇,赵洪科,等. 用户在线购买预测:一种基于用户操作序列和选择模型的方法[J]. 计算机研究与发展,2016,53(8):1673 – 1683.

[ 5 ] Liu X, Li J. Using support vector machine for online purchase predication[C]//2016 International Conference on Logistics, Informatics and Service Sciences( LISS). IEEE,2016:

1 – 6.

[ 6 ] 祝歆,刘潇蔓,陈树广,等. 基于机器学习融合算法的网络购买行为预测研究[J]. 统计与信息论坛,2017,32(12): 94 – 100.

[ 7 ] 卢泓宇,张敏,刘奕群,等. 卷积神经网络特征重要性分析及增强特征选择模型[J]. 软件学报,2017,28(11):2879 – 2890.

[ 8 ] Kim T Y, Cho S B. Predicting residential energy consumption using CNN-LSTM neural networks [J]. Energy, 2019, 182:72 – 81.

[ 9 ] Jaderberg M, Dalibard V, Osindero S, et al. Population based training of neural networks[EB]. arXiv preprint arXiv:1711.09846, 2017.

[10] 周成骥. 基于机器学习的商品购买行为预测模型设计[D]. 广州:广州大学,2018.

[11] Fernández A, Garcia S, Herrera F, et al. SMOTE for learning from imbalanced data: progress and challenges, marking the 15-year anniversary[J]. Journal of artificial intelligence research, 2018, 61: 863 – 905.

[12] Haixiang G, Yijing L, Shang J, et al. Learning from class-imbalanced data: Review of methods and applications[J]. Expert Systems with Applications, 2017, 73: 220 – 239.

[13] JData[OL]. 2019 – 07 – 26. <https://www.datafountain.cn/competitions/247>.

[14] 阿里天池[OL]. <https://tianchi.aliyun.com/competition/entrance/231522/information>.

[15] 库向阳,王邵鹏. 基于卷积-LSTM 网络的广告点击率预测模型研究[J]. 计算机工程与应用,2019,55(2):179 – 186.

[16] 张宜浩,朱小飞,徐传运,等. 基于用户评论的深度情感分析和多视图协同融合的混合推荐方法[J]. 计算机学报, 2019,42(6):1318 – 1332.

[17] Yu Y, Si X, Hu C, et al. A review of recurrent neural networks: LSTM cells and network architectures [J]. Neural computation, 2019, 31(7): 1235 – 1270.

(上接第 33 页)

[11] 徐彬,李华,张荣,等. 探索式软件测试融于传统测试模型的研究[J]. 电子与封装,2017,17(6):16 – 18.

[12] 杨晓慧. 软件测试价值提升之路[M]. 北京:机械工业出版社,2017.

[13] Myers G J, Sansler C. The art of software testing[M]. 3rd ed. 北京:机械工业出版社,2013.

[14] 余久久. 软件探索性测试发展及其关键技术展望[J]. 宜宾学院学报,2017,17(12):57 – 60.

[15] 史亮,高翔. 探索式测试实践之路[M]. 北京:电子工业出版社,2012.