北京大学学报(自然科学版)
Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis
doi: 10.13209/j.0479-8023.2018.062

面向排名预测的电影媒体网站研究

杨亮　周逢清　林原†　林鸿飞　许侃

大连理工大学信息检索研究室，大连 116023; † 通信作者: zhlin@dlut.edu.cn

摘要　结合排序学习方法，对电影排名预测任务进行研究，通过挖掘分析电影媒体网站数据，完成排名预测的相关特征的抽取与扩展及排名标注的对齐和划分等，并提出面向电影媒体网站的排名预测模型。实验结果显示，该模型能有效提高电影排名预测任务的性能，在为影视院线合理规划同期电影的上映时间及排片比例、为观影者提供优质热门的电影推荐等方面具有一定的应用价值。

关键词　电影排名预测；排序学习；数据挖掘；电影媒体网站

Research on Movie Media Website for Ranking Prediction

YANG Liang, ZHOU Fengqing, LIN Yuan†, LIN Hongfei, XU Kan

Information Retrieval Laboratory, Dalian University of Technology, Dalian 116023; † Corresponding author: zhlin@dlut.edu.cn

Abstract　Integrating with learning to rank methods, the authors proposed a movie ranking prediction model by mining and analyzing the data from movie media websites, which includes extracting and expanding features related to ranking prediction as well as dividing and aligning ranking labels etc. Experiment results show that the proposed model effectively improves the performance of the movie ranking prediction task, which can benefit the cinemas to arrange the number of screenings properly. The model can also provide high quality recommendations to movies for the fans.

Key words　prediction of movie ranking; learning to rank; data mining; movie media website

1　引言

电影是一门融合了摄影、绘画、音乐、文字等的综合艺术形式，随着现代社会的发展，电影已深入到人类生活的方方面面，成为人们在精神娱乐上不可或缺的一部分。2018 年 2 月我国春节档电影总票房突破 100 亿，创下我国单月最高票房记录，可见电影行业发展的火热程度。电影票房排行作为一个比较同期上映电影的票房排名情况，不仅会影响影迷的观影选择，也对各大影视院线排场排片具有指导作用。像豆瓣电影、时光网等综合电影媒体网站，不但提供了电影票房排名数据，还是众多观影者抒发观影感受、对电影进行评价的平台。还有一些像百度糯米电影、猫眼电影票房等电影平台都提供了实时的电影票房和排名数据，是分析实时票房波动和走势的重要数据来源。BOM(Box Office Mojo)、IMDB(Internet Movie Database)是国外的两个权威电影媒体网站，提供丰富的电影数据和信息。

面对海量的电影数据、资讯及评价等内容，如何从中挖掘相关信息，进而对电影票房实现预

国家自然科学基金(61702080, 61632011)、中央高校基本科研业务费专项资金(DUT17RC(3)016)和中国博士后基金(2018M631788)资助
收稿日期: 2018–04–21; 修回日期: 2018–08–09; 网络出版时间: 2018-08-22 14:00:21

测一直是研究热点。现阶段多数的研究主要集中于对电影票房的预测，或是对电影的盈亏或票房成绩进行分类任务的探索。Joshi 等[1]结合电影的元数据以及抽取电影评论的文本特征，通过线性回归模型对首映周末票房实现了初步的预测。Leung 等[2]通过从社交媒体网站对电影的讨论、评价中分析抽取特征，构造了一个多项式回归模型，实现对电影票房预测。Nagamma 等[3]利用情感分析方法，在电影的在线评论中挖掘相关情感特征，结合聚类方法，分析文本倾向性方法，最后利用 SVM 模型实现电影票房预测，具有一定的创新意义。Rhee 等[4]利用单隐层的前馈神经网络，结合电影历史信息和社交媒体数据，抽取与电影相关的特征，定义衡量电影收益的指标，对电影是否盈利进行二分类模型的构建。

电影排名预测任务是电影票房预测的一个核心问题。电影票房指标的预测对电影投资机构的投资回报风险评估以及投资决策有重要的战略意义，但对于影院及观影者来说，电影票房排名指标更有参考价值。影院可通过增加同期排名靠前的电影的排片率，进而提高上座率，让影院的收益最大化；影迷也会青睐排名较高的热门影片。

电影排名本质上是一个排序问题，从问题适用性和性能方面考虑，排序学习方法[5]可为其提供理论基础。本文首次将排序学习方法引入到电影排名预测任务中，构建面向电影排名预测的排序学习模型，使电影排名预测任务的性能得到有效的提高。

2　面向电影排名预测排序学习模型

本文针对电影排名预测任务，构建了面向电影排名预测的排序学习模型(movie ranking prediction, MRP)。图 1 为该模型的各部分功能以及流程。

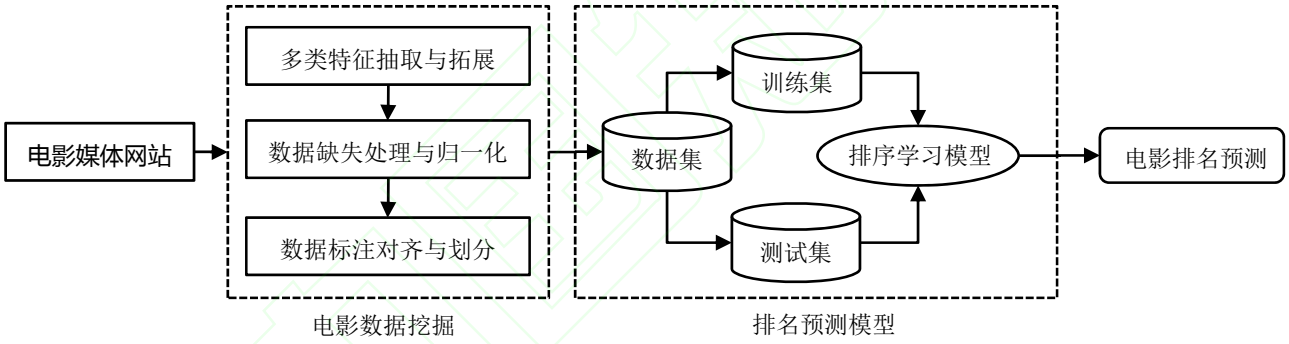

图 1　面向电影排名预测的排序学习模型流程

Fig. 1　Flow chart of learning to rank model for movie ranking prediction

2.1 数据获取与特征构建

2.1.1　数据获取

本文使用的数据来自国外的权威电影媒体网站 BOM，该网站是亚马逊公司旗下一个系统性统计电影票房的网站，每月平均流量高达约一百万人次，在电影行业中被广泛用作数据来源。通过该电影媒体网站的网址(http://www.boxofficemojo.com)，可查询到电影票房排名数据，如图 2 所示。该网站不仅有依据每周周末票房收入的电影排名情况，还提供许多电影的相关数据，如某部电影的上映周数、上映影院数、电影预算等。根据电影排名预测任务的要求，可以将其提供的电影排名作为标注结果，而与电影相关的数据可以通过一定方式加工成为电影的特征，进而实现对电影排名预测模型的数据集构建。本文通过编写爬虫获取了 2015—2017 年的电影周末票房排名网页内容，解析下载的网页文本中的相关电影数据，并通过特定结构化格式进行存储，以便对数据进行下一步的处理。

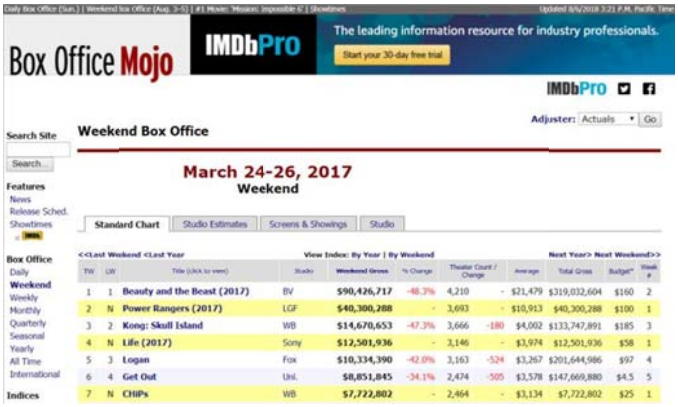

图 2　BOM 电影票房排名页面

Fig.2　movies' gross ranking page on BOM website

表 1　电影特征信息

Table 1　Information of movie's features

特征类别	特征	特征取值范围
时序特征	本周排名	1~150 内的整数
	上周排名	1~150 内的整数
	电影票房较上周变化百分比	实数
	本周周末电影票房	正实数
	电影总票房	正实数
	电影上映周数	正整数
影院特征	电影上映的影院数	正整数
	电影上映影院数较上周变化量	整数
	影院平均票房	正实数
出版单位特征	工作室上映电影数	正整数
	工作室上映电影总票房	正实数
	工作室上映电影平均票房	正实数
	电影成本	正实数

2.1.2　特征抽取与拓展

为了保证特征的有效性和完备性，主要从三个方面对特征进行抽取：时序特征、影院特征和出版单位特征，如表 1 所示。

电影排名作为一个比较同期电影票房高低的指标，会随着时间推移进行波动，因此时序在电影排名预测任务中是一类重要因素。根据隐马尔可夫模型[6]可知，某一个状态只与上一个状态的影响有关，更早的状态带来的影响被认为融入到了上一个状态中，因此关注的重点是上一个状态。受该模型启发，在电影排序预测模型中的时序因素可以通过特征的形式体现，也就是将上一周的电影与时序相关的数据作为预测当周排名的特征，因此抽取“本周排名”、“上周排名”、“本周周末电影票房”、“票房较上周变化百分比“和“电影上映周数”作为时序特征。

电影票房统计的过程常以影院为单位，将票房数据按照一定时间间隔上报至影片发行方，再由发行单位对票房数据进行分析、汇总和公布。如果电影在院线的上映时间长，或总的上映影院数量多，必然会对电影票房成绩乃至票房排名起到推进作用。因此有必要对电影的影院相关数据特征进行抽取，故选取“电影上映的影院数”、“ 影

院平均票房”和“电影上映影院数较上周变化量”作为影院特征。

许多影迷偏好选择口碑良好或著名的出版单位的电影作品进行观看。排除合同的因素影响，各影视院线在排片排场时，也会综合电影工作室的制作水平和评价指标，优化这些工作室出版电影的排场时段和排片比率来提高上座率，从而增加收益。所以电影的出版单位也是电影票房及排名的影响因素之一，故出版单位特征单独作为一类特征。但在 BOM 电影媒体网站提供的与出版单位相关数据中，“工作室名称”是通过文本形式呈现，而数据集需要数值化特征。在特征工程中除了可以使用词集模型对其进行拓展外，本文考虑通过统计分析方法对“工作室名称”文本进行拓展。通过对数据集所处的时间范围内的所有工作室出版电影数量和票房进行统计分析，从而拓展出“工作室上映电影数”、“工作室上映电影总票房”和“工作室上映电影平均票房” 3 个数值特征，再结合“ 电影成本”特征共同构成出版单位特征。

2.1.3　数据缺失处理

处理电影特征数据的过程中，存在数值缺失问题，如果简单地舍弃这些数据，会造成大量数据的损失，因此须采用一定的策略对电影特征的缺失值进行处理。例如当某一部电影是首周上映，那么该电影的“上周排名”、“电影票房较上周变化百分比”以及“电影上映影院数较上周变化量” 3 个特征会存在数据缺失。为了充分利用这部分数据并减小缺失值带来的影响，本文将“电影票房较上周变化百分比”和“电影上映影院数较上周变化量”置零，即默认该电影的本周票房和上映影院数与“上周”的数据持平；同时将该电影的“上周排名”排名置为取值区间的中间值。还有一些电影没有提供“电影成本”数据因而存在缺失，本文统一将对应的缺失值置为所有电影成本的平均值，其他存在缺失的数据也统一使用特征平均值进行处理，以尽可能减少对数据集样本产生的影响。

2.1.4　数据归一化

为了减小某些特征取值范围过大，而导致其他相对取值范围较小的特征的影响被忽略，我们通过下列线性函数将电影特征数据取值转换到[0, 1]的范围，以提高排序学习模型训练的准确度和速度，归一化公式如下:

$$newFeature=\frac{Feature_{max}-oldFeature}{Feature_{max}-Feature_{min}}。\quad (1)$$

其中，$Feature_{max}$ 为数据集中某个特征的最大值，$Feature_{min}$ 为数据集中某个特征的最小值。$oldFeature$ 为待归一化的特征数值，$newFeature$ 为归一化后的特征数值。

2.1.5　数据标注处理

电影媒体网站提供的电影票房排名可以作为数据标注。为实现电影排名预测，本文的标注对齐方式为: 将某部电影的下一周排名作为当前周相关特征数据的标注。

为了更好地对 MRP 模型进行训练和学习，依据每周电影的周末票房排名将电影划分成 4 个标注档次。排名在第 1 位为第一档，排在榜首电影通常是影迷的观影首选，也是多数人关注的焦点，标注等级为 3。排名在 2~3 名的电影划分为第二档，一般同期处于票房排名榜首竞争行列的电影数量在 3 部左右，标注等级为 2。排名处于 4~10 的电影划分为第三档，这个排名区间一般是小众电影或是早期热门电影随上映时间变长排名下滑会占据的排名区间位置，票房号召力虽然不如排在前三的电影，但仍然有一定的保障，故标注等级为1。排名在10名之后的电影划分为第四档，一般较少人关注，因此标注等级为 0。之所以选择 10 作为一个排名分界，是因为早期通过对一些电影订票应用软件的调研，发现为了获得利润的最大化以及保证影迷的观影选择，单个影院同时上映的电影数目大约在 10 部左右，因此这样的标注划分方式符合常识并具有现实意义。

2.1.6　数据格式处理

将实验数据转换为排序学习方法中常用的格式，以方便进行模型的训练和测试。具体格式定义如下:

<line> := < label > qid:<qid> <feature>:<value> <feature>:<value>...<feature>:<value> # < remark >,

其中，参数<line>表示一条数据，每条数据占一行的位置。结合本文提出的 MRP 模型，定义中的参数说明见表 2。

表 2　数据格式参数说明

Table 2　Parameter description of data format

参数	意义	取值	备注
<label>	电影的标注信息	0, 1, 2, 3	数据预处理中的等级划分
<qid>	对应电影排名的年份与周数	4 位合理整数	例如 1501 代表 2015 年第 1 周的电影票房数据
<feature>	特征的序号	[1, 13]中的整数	抽取与拓展后的特征序号
<value>	特征对应的数值	[0, 1]内的浮点数	在数据处理中归一化后的值
<remark>	备注信息	字符串	设置为电影名称

```
0 qid:1504 1:0.375886524822695 2:0.4460431654676259 3:0.9999979916655816 4:0.9988927321044417 5:1.0 6:0.5719806763285025 7:0.997162
0 qid:1504 1:0.36879432624113473 2:0.43884892086330934 3:0.9999990038983908 4:0.9992776395157548 5:1.0 6:0.5721417069243157 7:0.998
0 qid:1504 1:0.3617021276595745 2:0.5071942446043165 3:0.9999991087511918 4:0.9947536592567596 5:1.0 6:0.5718196457326892 7:0.99873
0 qid:1504 1:0.3546099290780142 2:0.5071942446043165 3:0.9999992055383927 4:0.9947536592567596 5:1.0 6:0.5718196457326892 7:0.99887
0 qid:1504 1:0.3475177304964539 2:0.5071942446043165 3:0.9999994233095947 4:0.9947536592567596 5:0.9997794441993825 6:0.57181964573
3 qid:1507 1:1.0 2:0.5071942446043165 3:0.6565205894142121 4:0.9947536592567596 5:0.1960741067490075 6:0.5718196457326892 7:0.86744
2 qid:1507 1:0.9929078014184397 2:0.5071942446043165 3:0.8539871231323665 4:0.9947536592567596 5:0.29355977062196736 6:0.5718196457
2 qid:1507 1:0.9858156028368794 2:1.0 3:0.8731387211307926 4:0.9970314674990509 5:0.19430966034406705 6:0.5697262479371176 7:0.9511
1 qid:1507 1:0.9787234042553191 2:0.9928057553956835 3:0.9338023899187645 4:0.9963091070148058 5:0.24239082487869432 6:0.6441223832
1 qid:1507 1:0.9716312056737588 2:0.9856115107913669 3:0.9626804079649882 4:0.9973689205719829 5:0.29863255403617117 6:0.5718196457
0 qid:1507 1:0.9645390070921985 2:0.9784172661870504 3:0.9832567175933091 4:0.9969945585691989 5:0.3663431848257609 6:0.571980676328
1 qid:1507 1:0.9574468085106383 2:0.9640287769784173 3:0.9837236997064013 4:0.9959505631248154 5:0.5052933392148213 6:0.67552334943
1 qid:1507 1:0.950354609929078 2:0.9496402877697842 3:0.9859370899083449 4:0.9961034715484877 5:0.6581385090427878 6:0.6381642512077
0 qid:1507 1:0.9432624113475178 2:0.9568345323741008 3:0.9869158101493406 4:0.9964040156915679 5:0.6790913101014556 6:0.6816425120771
0 qid:1507 1:0.9361702127659575 2:0.9712230215827338 3:0.9888530906639466 4:0.9972423756696335 5:0.6182179091310102 6:0.759903381643
```

图 3　格式化后部分数据示例

Fig. 3　Part of data after formatting

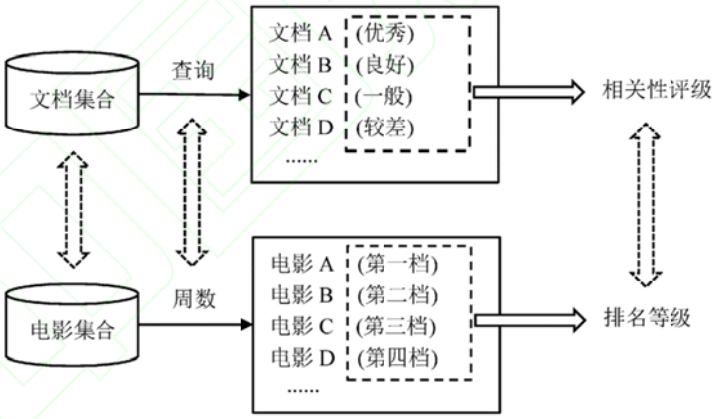

图 4　电影排名预测与信息检索概念映射关系图

Fig. 4　Concept mapping relation between the prediction of movie ranking and information retrieval

通过对数据的分析处理与整合，最终的数据集有超过 16000 条的结构化数据，图 3 展示了部分格式化后的数据。

2.2 排序学习方法

为了更好地对电影排名预测任务进行探索，本文首次引入排序学习方法。排序学习(learning to rank)是基于机器学习提高排序结果的有效方法，源于信息检索领域并且有广泛的应用，也被许多其他研究领域认同。为了让排序学习方法能更好地契合电影排名预测任务的需求，我们对相关概念进行了映射，如图 4 所示。

本文以“周”作为时间切片收集电影票房排名数据，将周数对应信息检索领域的查询(query)，特定周数排名榜单上的电影集合对应与查询相关的文档集合(document set)，依据每周电影排名划分的排名等级对应文档与查询的相关评级(relevance rating)。因此，在信息检索领域，通过查询词在文档集合中检索相关文档列表的问题，就

映射为在特定周数下，于候选电影集合中预测电影排名列表的问题。

上文介绍了通过数据挖掘分析等方法构建数据集以及排序学习方法在电影排名预测任务上的适用性，下面介绍几种可在MRP模型中嵌入的常用排序学习方法。

2.2.1 MART(multiple additive regression tree)

MART[7]是一种迭代的决策树算法，每轮迭代产生一个弱分类器，每个分类器在上一轮分类器的残差基础上进行训练。弱分类器的方差一般较低，而偏差较高。训练的过程是通过不断降低偏差以提高分类器的精度，弱分类器一般为CART(classification and regression tree)[8]回归树。最终训练得到的模型为

$$F_m(x)=\sum_{m=1}^{M}T(x;\theta_m)。\tag{2}$$

其中，M 为迭代轮次，$T(x_i;\theta_m)$ 为第 m 轮训练的弱分类器。弱分类器的损失函数定义为

$$Loss_m(x)=\sum_{i=1}^{N}L(y_i,F_{m-1}(x_i)+T(x_i;\theta_m))。\tag{3}$$

其中，$F_{m-1}(x_i)$ 为第 m–1 次迭代后的模型。损失函数一般选择选择平方损失函数，将损失函数的梯度方向作为更新的方向，构造下一棵CART树。最终的分类器将每轮训练得到的弱分类器的结果累加而得到。

2.2.2 RankNet

RankNet[9]是一种基于Pairwise的排序学习方法。给定查询 q 及与查询对应的偏序文档对集合，该模型训练的目标是得到文档的打分函数 f，进而预测文档 d_j 的相关性高于文档 d_j 的概率 P_{ij}，计算过程如下:

$$P_{ij}=\frac{e^{o_{ij}}}{1+e^{o_{ij}}}。\tag{4}$$

其中，$o_{ij}=f(d_i)-f(d_j)$。RankNet模型利用交叉熵作为损失函数，计算过程定义为

$$C_{ij}=-\overline{P_{ij}}\log P_{ij}-(1-\overline{P_{ij}})\log(1-P_{ij})。\tag{5}$$

其中，$\overline{P_{ij}}$ 表示文档 d_i 比文档 d_j 相关性高的置信度，即目标概率。打分函数 f 通常选择神经网络结构，并结合梯度下降法优化损失函数，达到训练模型的目的。

2.2.3 LambdaMART

LambdaRank[10]在RankNet模型的基础上进行了改进，对RankNet中损失函数的梯度进行因式分解:

$$\frac{\partial C}{\partial w}=\sum_{(i,j)\in P}\left(\frac{\partial C_{ij}}{\partial f(d_i)}\frac{\partial f(d_i)}{\partial w}+\frac{\partial C_{ij}}{\partial f(d_j)}\frac{\partial f(d_j)}{\partial w}\right)。\tag{6}$$

其中，$f(d_i)$ 表示文档 d_i 的得分，$(i,j)\in P$ 表示文档对 (d_i,d_j) 属于训练集的偏序文档对集合 P。LambdaRank方法将由两个文档的位置交换而引起的评价指标NDCG(normalized discounted cumulative gain)[11]的变化量 $\left|\Delta\mathrm{NDCG}_{ij}\right|$ 作为其中一个因子，融入到式(6)中，避免了NDCG指标无法求导而不能直接应用的问题。

LambdaMART[12-13]方法借鉴了LambdaRank方法中重新定义的梯度，赋予梯度新的物理意义，并在MART模型中使用这种新的梯度下降方法，形成著名的LambdaMART方法。

2.2.4 Random Forests

Random Forests[14](随机森林)指利用多棵树对样本进行训练并预测的一种排序学习方法，由多棵CART树构成。CART决策树的划分是根据特征划分前后Gini指数的增益而进行。Gini指数是一种衡量数据不纯度的指标，定义为

$$\mathrm{Gini}(A)=1-\sum_{i=1}^{C}P_i^2。\tag{7}$$

其中，P_i 表示样本属于 i 类的概率。当 $\mathrm{Gini}(A)=0$ 时，所有样本属于同类；当所有类别的样本中以等概率出现时，*Gini(A)*的值取到最大。对于每棵树，训练使用的样本子集是从总体样本采样出来的。在模型进行预测时，最后的输出结果为所有树输出的平均值。

3 实验

通过对数据的分析、处理与整合，最终的数据集有超过16000条的结构化数据。在保证四档电影排名类别分布均匀的前提下将整个数据集划分成训练集(约12400条数据)和测试集(约3600条数据)[1]。

由Joshi等[1]的研究可知，线性回归方法是电影票房预测任务中的一个最基本的预测模型，故将线性回归作为一个对比实验方法。Rhee等[4]的研究结果表现良好，因此构造结构相似的单隐藏

[1] 测试集包括1502, 1505, 1506, 1514, 1516, 1519, 1520, 1521, 1525, 1528, 1546, 1602, 1616, 1621, 1624, 1631, 1632, 1635, 1643, 1644, 1646, 1647, 1708, 1717, 1718, 1719, 1721, 1724, 1733, 1738, 1742, 1743和1744(按照年份和周数)。

层前馈神经网络, 进行另一个对比实验。本文在MRP 中分别嵌入不同的排序学习方法, 进行模型训练, 并对实验结果进行分析与评价。

表 3 是在基础实验以及 MRP 模型中嵌入各排序学习方法在测试集上实验的 P@n、MAP 以及 NDCG@n 指标[11]结果。在信息检索领域, P@n 指标用来度量排序在前 n 的检索结果中的准确率, 定义如下:

$$\text{P@n}=\frac{\text{在前}n\text{个文档检索结果汇总相关文档的个数}}{n}。\quad (8)$$

表 3　P@n、MAP 和 NDCG@n 指标结果(%)

Table 3　Experimental result on P@n , MAP and NDCG@n　(%)

方法	P@1	P@3	P@10	P@15	MAP	NDCG@1	NDCG@3	NDCG@10	NDCG@15
LinearRegression	**100**	98.99	71.52	50.30	92.98	95.67	**96.83**	95.41	96.34
NeuralNetwork	96.97	96.97	63.64	46.67	84.00	63.49	75.84	79.19	82.14
MRP-MART	**100**	100	74.45	50.91	97.75	95.67	96.35	96.70	96.96
MRP-RankNet	96.97	91.92	61.82	45.45	79.10	53.39	70.75	74.18	77.68
MRP-ListNet	**100**	94.95	62.73	45.45	82.23	74.60	78.63	81.26	83.65
MRP-LambdaMART	**100**	**100**	**75.15**	**51.31**	**98.53**	93.65	95.45	96.55	97.44
MRP-Random Forests	**100**	**100**	**75.15**	**51.31**	98.11	**97.40**	96.35	**97.58**	**98.14**

P@n 对文档的相关性判定是二值(相关或不相关), 依据本文对电影标注划分规则可知, 排名处于前 10 的电影被认为是“相关“。因此 P@n 迁移到电影排名预测任务中的意义可以理解为: 在预测结果中排在前 n 的电影中真实排在前 10 的电影所占的比例。由于排名靠前的电影区分度较大, 各模型也容易将这些电影预测到靠前的排名, 因此部分 P@1 和 P@3 指标出现值为 100%的情况。从表 3 还可以看出, MRP-MART、MRP-LambdaMART 和 MRP-Random Forests 这三种排序学习方法P@n 都高于线性回归和神经网络方法, 而 MRP-RankNet 和 MRP-ListNet 方法训练的模型预测效果较差。

$$\text{AP}_q=\frac{\sum \text{P@n}\cdot I\{\text{第}n\text{个文档为相关文档}\}}{\text{相关文档总数}}。\quad (9)$$

其中, AP_q 表示某个查询 q 的平均准确率(average precision, AP)[11], I 为指示函数。MAP(mean average precision)指标是所有查询的 AP 的均值。因此 MAP 指标迁移到电影排名预测任务中的意义可以理解为: 所有真实排名处于前 10 的电影在预测结果中排名靠前的平均集中程度。从数据的对比中也可以看出在 MRP-MART、MRP-LambdaMART 和 MRP-Random Forests 模型对前 10 电影预测结果相比线性回归方法提高了 4~5 个百分点, 即预测排序结果中少有将真实排名在 10 名外的电影预测到前 10 中, 对真实排在前 10 电影的排名预测结果总体更加集中和靠前。

图 5 为 MRP 模型中嵌入 MART、LambdaMART 和 Random Forests 以及线性回归和神经网络模型, 在测试集上对电影排名预测结果的 P@n 曲线图。可知在 n<2 时, 大部分结果的 P@n 都维持在 100%, 即此时各模型预测出排名前 2 位左右的都属于真实排于前 10 的电影。在 n=6 附近时, 各模型的指标都出现明显下滑, 即一些真实排名在 10 名外的电影被错误地预测到较靠前的排名, 这是由于在第三档电影(标注等级 1)和第四档电影(标注等级为 0)边界附近, 电影的区分度变得模糊, 因此出现了模型在测试集上的预测结果指标下滑, 但在MRP 中嵌入排序学习方法的模型的P@n 曲线下降的斜率明显比另外两条缓和。随着 n 值继续增大, 5 条 P@n 曲线大体上都呈现下降走势并在数值上趋于一致, 这是由于数据预处理时, 每组电影数据标注等级非 0 的个数为 10, 所以 $P@n$ 指标计算公式中分子固定, 分母随着 n 逐渐增大, 导致 P@n 指标的下滑和趋同。

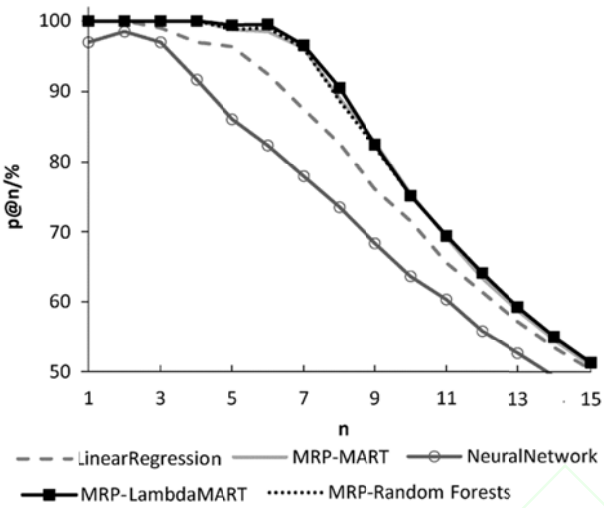

图 5　P@n 曲线图
Fig. 5　Curve graph of P@n

DCG(discounted cumulative gain)[11]是信息检索领域内一种衡量检索结果质量的指标，计算公式为

$$\mathrm{DCG@n}=\sum_{i=1}^{n}\frac{2^{r(i)}-1}{\log_2(1+i)}。\qquad(10)$$

其中，$r(i)$表示在检索结果中排在第 i 的文档的相关性等级。式中的分子与文档正相关，分母是根据文档排序位置的降权因子，所以相关性越高的文档排在越靠前的位置，DCG 的值会越高。IDCG(ideal discounted cumulative gain)[11]表示在理想排序状态下 DCG 的值。DCG 指标经过正则化就变为 NDCG，计算公式为

$$\mathrm{NDCG@n}=\frac{\mathrm{DCG}@n}{\mathrm{IDCG}@n}。\qquad(11)$$

本文将电影依据票房排名划分成 4 个档，标识不同排名区间的电影排名等级，与信息检索领域中“相关性”的概念对应，结合 NDCG 指标的计算方式可知，该指标能够更加准确地描述模型的排名预测效果。NDCG 指标迁移到电影排名预测任务中的意义可以理解为：电影排名预测结果的质量。

从表 3 的 NDCG@n 指标结果可以看出，MRP-MART、MRP-LambdaMART 以及 MRP-Random Forests 模型对电影排名预测的整体效果优于 MRP-ListNet、MRP-RankNet 以及神经网络模型。从 NDCG@1 和 NDCG@10 指标可以看出，MRP-Random Forests 模型的排名预测效果最好，特别是在对排名第一的电影的预测效果上。

MRP-RankNet 模型排序效果较差的原因主要是，RankNet 排序学习方法是通过定义交叉熵损失函数来回避一些信息检索评价指标不连续不可导的问题，所以在利用梯度下降法优化参数的过程中，更倾向于降低造成损失的文档对数量，而评价一个排序模型往往更关注检索结果前 n 个文档的相关程度，因此最终的预测效果不佳。LambdaMART 方法在梯度重新定义的过程，通过对 RankNet 的梯度进行因式分解，并将 NDCG 变化量作为因子融入梯度下降的表达式中，所以梯度下降的过程可以理解为直接对 NDCG 指标进行了优化，所以 MRP-LambdaMART 模型对电影排名预测效果优于 MRP-RankNet 模型。

图 6 为 MRP-MART、MRP-LambdaMART、MRP-Random Forests 和线性回归模型在测试集上对电影排名预测结果的 NDCG@n 曲线图。观察可知，MRP-Random Forests 模型的 NDCG@n 曲线几乎都处于最高的位置，说明该方法对电影排名有最好的排名预测效果。MRP-MART 和 MRP-LambdaMART 模型的预测效果相对较差，当 $n>4$ 时，NDCG 指标才高于线性回归方法。从总体走势来看，每条曲线都有两处明显的局部最小值，分别对应的 n 为 3 和 10 附近的位置。这与本文对电影标注划分规则是相对应的，因为在数据集预处理时，根据排名分界点 1、3、10 将电影

分成四档，且每档标注得分按照排名递减分别为3、2、1 和 0 分。由于在排名分界点两侧标注得分不同，根据 NDCG 的计算规则可知，此时出现预测误差会使 NDCG 指标下降得较为明显。从图 6 也容易观察到，MRP-MART、MRP-LambdaMART 和 MRP-Random Forests 模型的 NDCG@n 曲线在 n=13 附近走势趋于稳定，而线性回归的 NDCG@n 曲线仍处于波动的状态，说明这些 MRP 模型对电影排名预测的效果更加稳定，较少出现将一些真实排名较高的电影被预测到 10 名外的情况。

表 4　各预测模型对电影的排序结果

Table 4　Movie ranking prediction results using baseline and proposed models

排名	Official	Linear Regression	MRP-MART	MRP-LambdaMART	MRP-Random Forests
1	Tyler Perry's Boo 2! A Madea Halloween	Geostorm	Tyler Perry's Boo 2! A Madea Halloween	Tyler Perry's Boo 2! A Madea Halloween	Tyler Perry's Boo 2! A Madea Halloween
2	Geostorm	Tyler Perry's Boo 2! A Madea Halloween	Geostorm	Geostorm	Geostorm
3	Happy Death Day	Happy Death Day	Happy Death Day	Blade Runner 2049	Happy Death Day
4	Blade Runner 2049	The Mountain Between Us	Blade Runner 2049	Happy Death Day	Blade Runner 2049
5	Only The Brave	Blade Runner 2049	Only The Brave	The Foreigner	Only The Brave
6	The Foreigner	Only The Brave	The Foreigner	Only The Brave	The Foreigner
7	It	The Foreigner	It	It	It
8	American Made	It	The Snowman	The Killing of a Sacred Deer	American Made
9	Victoria and Abdul	American Made	The Killing of a Sacred Deer	American Made	The Snowman
10	Kingsman: The Golden Circle	My Little Pony: The Movie	The Florida Project	Kingsman: The Golden Circle	The Mountain Between Us

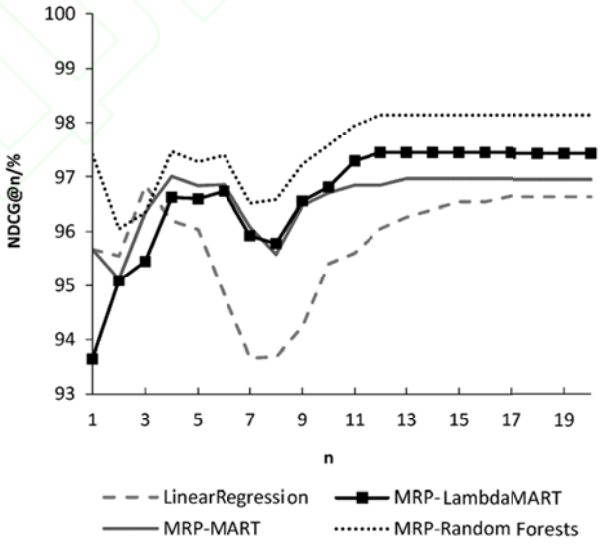

图 6　NDCG@n 曲线图

Fig. 6　Curve graph of NDCG@n

表 4 是 BOM 网站在 2017 年第 42 周发布的电影周末票房排名结果以及各排序学习模型的预测结果。通过与官方发布数据(Official)对比可知，线性回归模型在电影排序预测中表现不佳，将排在第一位的电影预测错误，而且在 4~10 的预测结果中，将一些 10 名外的电影排进前 10。MRP-Random Forests 模型对排名靠前的电影预测最为准确，排名在前 8 的都预测正确，9~10 名的预测虽然出现偏差，不过整体效果仍然最好。MRP-MART 模型的预测效果次之。MRP-LambdaMART 模型对前 2 名都预测正确，而在 3、4 名的电影预测结果与真实排名相反，第 3 和第 4 属于不同的标注等级，根据计算规则，会导致这一周排名预测结果的 NDCG 指标较低。

表 5 中给出线性回归模型中各特征对应的系数值。本文的特征工程中利用式(1)对特征数值进行统一的归一化，结合线性回归模型的假设函数可知，各个特征的系数的正负可以表示该特征对电影排名等级贡献的正负。由于式(1)中归一化过程中倒置了数据的大小关系，因此系数为负的特征对电影排名等级的贡献是正向的，反之亦然。系数的绝对值能在一定程度上体现特征的作用大小。从表 5 可以看出，在线性回归模型中“电影票房较上周变化百分比”特征对电影排名等级的贡献程度最大，这是因为良好的票房上涨的趋势会对未来电影的排名有促进作用。“上映影院数”和“影院平均票房”也对电影排名等级起到较好的提升作用。电影上映的影院数量越多，平均的票房越高，票房必然也较高，因此对未来电影的排名有提升作用。

表 6 给出 MRP-Random Forests 模型中各特征的重要程度得分。由随机森林模型的训练方法可知，每一棵决策树在训练时使用的数据从整个训练集中有放回采样出来的。因此每棵树都对应一部分未被使用的带外数据(out of bag, OOB)。通过这些带外数据，可以在这一棵决策树上计算带外误差 E_{oob}^{k} (k 表示第 k 棵决策树)。在第 k 棵决策树对应的带外数据的所有样本中，对特征 x 加入随机的噪声干扰后，再次计算带外误差 $E_{oob\_x}^{k}$，则在整体训练集上，特征 x 的重要程度得分 I_x 可以定义为

$$I_x = \frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}\left(E_{oob\_x}^{k} - E_{oob}^{k}\right)。 \quad (12)$$

其中，M 表示随机森林模型中决策树的个数。由式(12)可知，I_x 值越大，特征 x 的重要程度越高。

表 5　线性回归模型各特征系数

Table 5　feature coefficients of the linear regression model

特征	上映影院数	电影上映影院数较上周变化量	影院平均票房	工作室电影数量	工作室总票房	工作室平均票房	电影成本
系数	-1.159	-0.947	-1.04	-0.003	-0.018	0.011	0.045
相关性	+	+	+	+	+	-	-
特征	本周排名	上周排名	电影票房较上周变化百分比	本周周末电影票房	电影总票房	上映周数	
系数	-0.055	-0.08	-4.185	0.397	-0.089	0.017	
相关性	+	+	+	-	+	-	

表 6　MRP-Random Forests 模型特征重要程度得分

Table 6　Features' importance score of the MRP-Random Forests model

特征	上映影院数	电影上映影院数较上周变化量	影院平均票房	工作室电影数量	工作室总票房	工作室平均票房	电影成本
得分	0.012	0.0117	0.0459	0.0045	0.0075	0.0061	0.0117
特征	本周排名	上周排名	电影票房较上周变化百分比	本周周末电影票房	电影总票房	上映周数	
得分	0.8204	0.0055	0.0373	0.01	0.022	0.0054	

由表 6 可知，“本周排名”在 MRP-Random Forests 模型中最重要。本周的电影排名对未来的电影排名等级预测有很大的参考价值，因此该特征的重要程度比较高。 “电影票房较上周变化百分比”、“电影上映影院数较上周变化量”的重要程度也比较高，这一点与线性回归模型中特征系数分析结论一致。“本周排名”特征在线性回归模型中对电影排名等级贡献不大，甚至是正相关(排名靠前，数值越小，电影排名等级越高，直观上理解应该是负相关)，原因可能是训练集中大部分电影的标注等级都为 0(真实排名在 10 名之后电影，每周电影排行大约有 100 部左右的电影)导致线性回归模型在该特征上拟合整体时，为了减小全局损失，系数调整采取了一种折衷的方式。一些新上映的电影对电影排名的冲击较大，导致该电影在虽然本周的排名较高，标注的电影等级却比较低(下一周该电影排名下滑)。

通过对表 5 和 6 中特征重要性分析可知，与出版单位特征相比，本文特征工程中提取的时序特征和影院特征，在电影排名预测上能够起到更好的效果。

4 结语

本文提出了一种面向电影排名预测的排序学习模型，该模型利用 BOM 网站提供的电影数据，通过数据获取与清洗、特征抽取与拓展等步骤构建数据集，在模型中嵌入多种排序学习方法对数据进行训练以及测试，并与线性回归方法和神经网络方法进行对比。实验结果显示，MRP-Random Forests 模型对排名的预测上有比较良好稳定的结果，故本文提出的电影排名预测模型 MRP 有效地提高了电影排名预测任务的性能，能对各影视院线排场排片的提供参照与提示，也能为观影者提供热门优质的影片推荐。但目前的模型是基于已有的电影数据对排名进行预测，无法对有新上映的电影排名进行预测，首周上映的电影由于前期的宣传和营销工作，对票房的冲击力较强，往往会占据较高的排名位置。未来的工作会对各大电影媒体网站中即将上映电影的广告、宣传内容进行采集与分析，解决电影的冷启动问题，并从正在上映电影的的评分以及观影者对电影的评价中挖掘更多信息，融入情感分析等方式，对特征工程以及排序模型进行进一步的拓展。

参考文献

[1] Joshi M, Das D, Gimpel K, et al. Movie reviews and revenues: An experiment in text regression // Human Language Technologies: Conference of the North American Chapter of the Association of Computational Linguistics. Los Angeles, 2010: 293–296

[2] Leung C K. Social media mining: prediction of box office revenue // International Database Engineering & Applications Symposium. Bristol, 2017: 20–29

[3] Nagamma P, Pruthvi H R, Nisha K K, et al. An improved sentiment analysis of online movie reviews based on clustering for box-office prediction // International Conference on Computing, Communication & Automation. Greater Noida, 2015: 933–937

[4] Rhee T G, Zulkernine F. Predicting movie box office profitability: a neural network approach // IEEE International Conference on Machine Learning and Applications. Cancun, 2017: 665–670

[5] Li H. A short introduction to learning to rank. IEICE Transactions on Information & Systems, 2011, 94(10): 1854–1862

[6] Rabiner L R. A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition. Readings in Speech Recognition, 1990, 77(2): 267–296

[7] Friedman J H. Greedy function approximation: a gradient boosting machine. Annals of Statistics, 2001, 29(5): 1189–1232

[8] Breiman L I, Friedman J H, Olshen R A, et al. Classification and regression trees (CART). Encyclopedia of Ecology, 1998, 40(3): 582–588

[9] Burges C, Shaked T, Renshaw E, et al. Learning to rank using gradient descent // International Conference on Machine Learning. Bonn, 2005: 89–96

[9] Cao Z, Qin T, Liu T Y, et al. Learning to rank:from pairwise approach to listwise approach // International Conference on Machine Learning. Corvallis, 2007: 129–136

[10] Burges C J C, Ragno R, Le Q V. Learning to rank with nonsmooth cost functions // International Conference on Neural Information Processing Systems. Vancouver, 2006: 193–200

[11] Liu T Y. Learning to rank for information retrieval //

International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. Geneva, 2010: 904–904

[12] Wu Q, Burges C J C, Svore K M, et al. Adapting boosting for information retrieval measures. Information Retrieval, 2010, 13(3): 254–270

[13] Burges C J C. From ranknet to lambdarank to lambdamart: an overview. Learning, 2010, 11: 1–19

[14] Breiman L. Random forests. Machine Learning, 2001, 45(1): 5–32