

SMP CUP 2017 CSDN 用户画像评测





- ■简介
- Task1文档关键词抽取
- Task2用户兴趣标注
- Task3用户成长预测
- ■总结



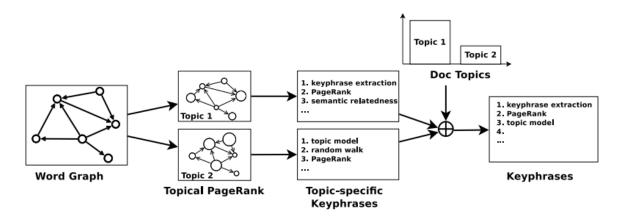
简介



■ 文档关键词抽取

Unsupervised methods

Tfidf / TextRank / Topical Page Rank
Supervised methods (classification)

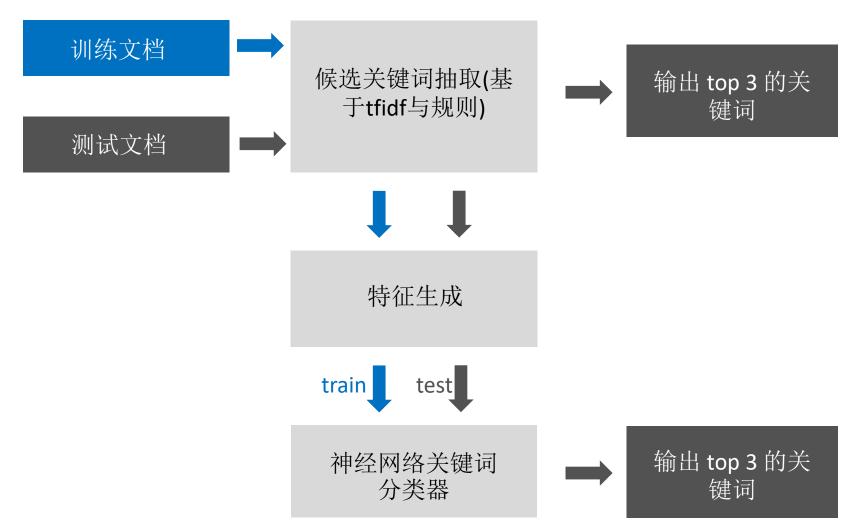


- 用户兴趣标注 (classification)
- 用户成长预测 (regression)













■分词结果错误修正

k - means → k-means

■偏向于长词的规则

```
len('数据') < len('数据分析')
score('数据分析') += score('数据')
```

■偏向于标题中的词的规则

出现在标题中的词累计词频时有较大的权重

Candidate Keywords Extraction (based on tfidf and rules)



Feature Generation



Neutral Network
Classifier





- 形态特征 単词长度 是否包含数字字母
- 位置特征 是否出现在标题中 首次出现在文档中的相对位置
- 统计特征 词频 逆文档频率 Tfidf
- 主题特征 单词主题分布与文档主题分布的余弦相似度
- 语义语法特征 单词词向量与文档向量的余弦相似度

Candidate Keywords Extraction (based on tfidf and rules)



Feature Generation



Neutral Network
Classifier





- 三层神经网络(隐层128, batch_size 32, epochs 200)
- 该分类器的instance是单词
- 对于某个文档,抽取出n个候选关键词,如果是5个正确关键词之一,label为1否则为0,这样就构建出了训练集。

Candidate Keywords Extraction (based on tfidf and rules)



Feature Generation



Neutral Network
Classifier



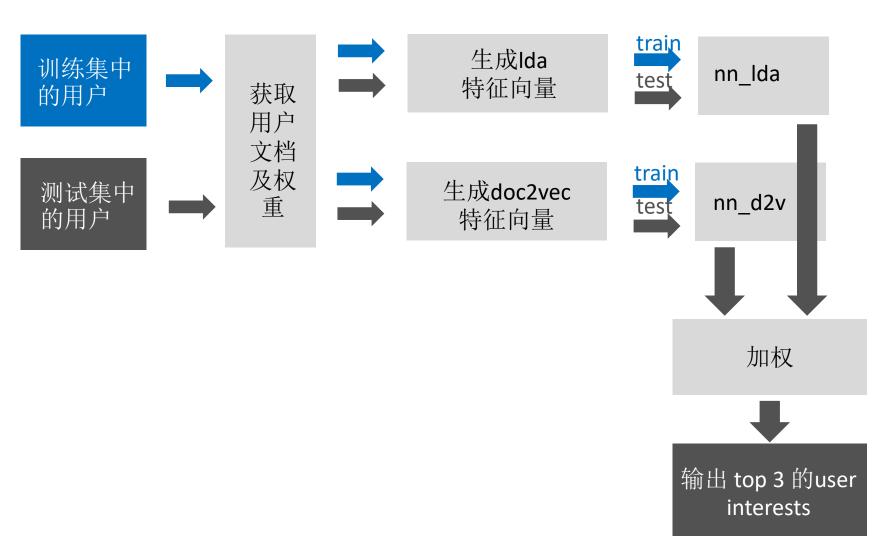


	Task1
Validation set	0.6216
Test set	0.6046













文档类型	权重
Post	20
Browse	5
Comment	10
Vote up	10
Favorite	20

- 一个用户的重复的文档只考虑一次,取最大的权重
- 用户级别的特征向量由文档级别的特征向量按权重加权得来





nn Ida

■ 三层神经网络(隐层64, batch_size 5, epochs 100)

nn_d2v

■ 三层神经网络(隐层30, batch_size 5, epochs 50)

预测结果

■ 两个神经网络分别输出一个42维的向量,对应42个user interests,经过在训练集中划分出的验证集上的验证,使用的权重为nn_lda占0.9, nn_d2v占0.1。





	Task2
Validation set	0.4712
Test set	0.4579

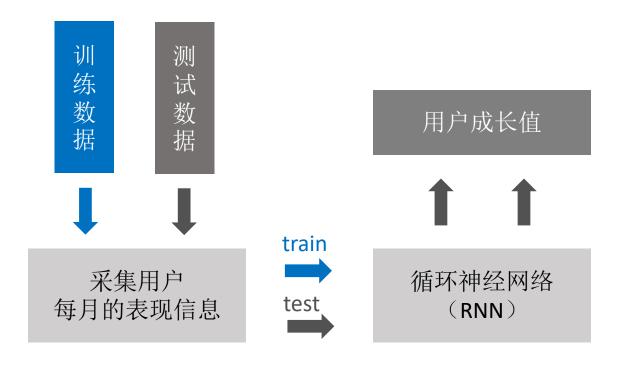


Task3用户成长值预测

Task3成长值预测



利用循环神经网络考虑用户的表现随时间的变化



Task3成长值预测



特征组成(每月):

■ 用户的活跃程度特征:

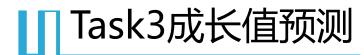
发表博客数量、浏览博客数量、评论博客数量、点赞博客数量、点踩博客数量、收藏博客数量、私信他人次数、被私信次数。 (8维特征)

■ 用户发表博客的质量:

被浏览次数、被评论次数、被点赞次数、被点踩次数、被收藏次数以及前述所有频数的平均值。(10维特征)

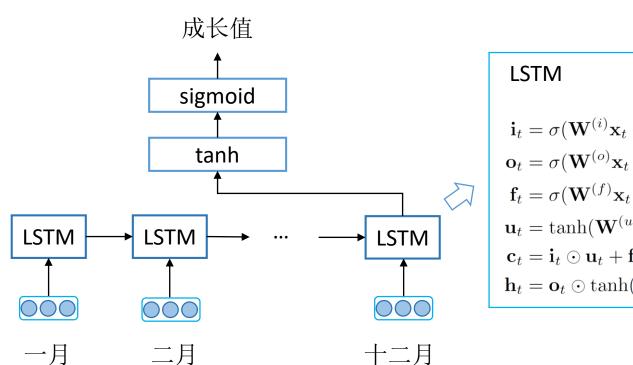
■ 用户发表博客的特征极值:

被浏览次数、被评论次数、被点赞次数、被点踩次数、被收藏 次数皆取最大值。(5维特征)





模型框架:



$$\mathbf{i}_{t} = \sigma(\mathbf{W}^{(i)}\mathbf{x}_{t} + \mathbf{U}^{(i)}\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{b}^{(i)}),$$

$$\mathbf{o}_{t} = \sigma(\mathbf{W}^{(o)}\mathbf{x}_{t} + \mathbf{U}^{(o)}\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{b}^{(o)}),$$

$$\mathbf{f}_{t} = \sigma(\mathbf{W}^{(f)}\mathbf{x}_{t} + \mathbf{U}^{(f)}\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{b}^{(f)}),$$

$$\mathbf{u}_{t} = \tanh(\mathbf{W}^{(u)}\mathbf{x}_{t} + \mathbf{U}^{(u)}\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{b}^{(u)}),$$

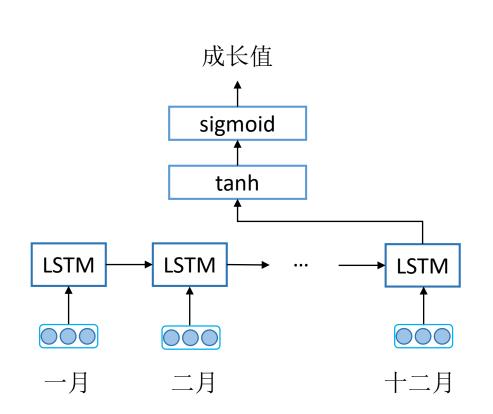
$$\mathbf{c}_{t} = \mathbf{i}_{t} \odot \mathbf{u}_{t} + \mathbf{f}_{t} \odot \mathbf{c}_{t-1},$$

$$\mathbf{h}_{t} = \mathbf{o}_{t} \odot \tanh(\mathbf{c}_{t}),$$

Task3成长值预测



模型框架:



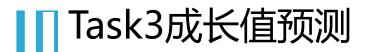
batch size: 15

epoch: max 200

tanh层输出: 100维

LSTM隐藏层: 150维 (dropout: 0.1)

特征向量: 12*23维





	Task3
Validation set	0.7475
Test set	0.7495



总结



- 一些尝试:
- Task1
 - 一些其他特征;
- Task2

当做multi-lable问题优化ranking损失;

上采样、下采样解决标记不平衡;

■ Task3

特征标准化;

CNN+RNN;



总结



- ■简单的模型
- ■用户关系未考虑
- Task1、Task2的分类器可替换

Thank you!