

doi: 10.7690/bgzdh.2024.02.006

# 基于云计算的短视频媒体资源个性化推送方法

王 南

(淳安县融媒体中心, 杭州 311700)

**摘要:** 为提高短视频媒体资源推送的匹配度, 提出基于云计算的短视频媒体资源个性化推送方法。设计基于Hadoop的短视频媒体资源个性化推送框架, 以采集的信息为基础, 采用隐含狄利克雷分布(latent Dirichlet allocation, LDA)模型按主题分类短视频类型, 并通过基于注意力机制的卷积神经网络模型识别精彩瞬间短视频主题; 短视频媒体资源推荐模块根据用户的历史短视频浏览行为, 确定用户对未浏览短视频的兴趣值, 根据其值大小生成推荐列表, 通过数据展示层将推送结果呈现给用户。实验结果表明: 该方法可实现用户感兴趣主题短视频媒体资源的个性化推送, 当各弹幕文本提取的最佳主题数量为2、推荐列表长度为3时, 推送效果最突出; 该方法能提高短视频媒体资源个性化推送的性能, 推送的内容更加符合用户的兴趣度。

**关键词:** 云计算; 短视频; 个性化推送; 弹幕文本; 注意力机制

**中图分类号:** TP302 **文献标志码:** A

## Personalized Push Method of Short Video Media Resources Based on Cloud Computing

Wang Nan

(Chun'an County Convergence Media Center, Hangzhou 311700, China)

**Abstract:** In order to improve the matching degree of short video media resource push, a personalized short video media resource push method based on cloud computing is proposed. A Hadoop-based personalized push framework for short video media resources is designed, based on the collected information, the latent Dirichlet allocation model is used to classify the types of short videos according to the theme, and the convolutional neural network model based on the attention mechanism is used to identify the theme of short videos at wonderful moments; The short video media resource recommendation module determines the interest value of the user in the unbrowsed short video according to the user's historical short video browsing behavior, generates a recommendation list according to the value, and presents the push result to the user through the data presentation layer. The experimental results show that the method can realize the personalized push of short video media resources with the topics that users are interested in, and when the optimal number of topics extracted from each bullet comment text is 2 and the length of the recommendation list is 3, the push effect is the most prominent; the method can improve the performance of personalized push of short video media resources, and the pushed content is more in line with the user's interest.

**Keywords:** cloud computing; short video; personalized push; bullet comment text; attention mechanism

## 0 引言

短视频是流行于互联网新媒体并具有较高热度的新兴内容传播手段<sup>[1]</sup>, 在智能移动设备的广泛应用以及4G、5G网络的支持下, 已吸引了大量粉丝, 短视频用户量目前已有数亿人之多<sup>[2-3]</sup>。在当下信息爆炸的互联网环境中, 短视频媒体资源每天以数千万量级增长, 对于短视频观看用户而言, 在海量媒体资源中检索与自己兴趣偏好相匹配的短视频是相当困难的。短视频媒体资源推送是解决用户检索难题的重要手段, 对短视频服务平台提高短视频服务水平、增强用户体验感意义非凡, 这也对用户、短视频的数据处理能力提出了更高的要求<sup>[4]</sup>。

吴剑云等<sup>[5]</sup>通过网络爬虫获取用户行为数据信息及视频信息, 采用文本挖掘方法对其进行处理, 以完成各个用户画像的建立, 利用聚类以及隐含狄利克雷分布(LDA)主题模型实现用户群体特征的提取, 考虑时间指数衰减规律完成用户偏好模型的构建, 通过协同过滤算法实现视频资源的个性化推荐; 但该方法并未对不同视频间的主题差异度进行深入研究, 导致视频推荐结果仍具有一定偏差。王娜等<sup>[6]</sup>在获取用户视频观看数据的基础上, 采用构建的深度神经网络词向量模型对其进行处理, 实现其语义特征的确定, 通过对用户历史浏览视频特征进行聚类处理, 完成用户兴趣分布矩阵的构建, 根

收稿日期: 2023-10-11; 修回日期: 2023-11-16

第一作者: 王 南(1983—), 男, 浙江人。

据用户的历史浏览行为以及用户的喜好确定推荐列表，完成视频资源的个性化推荐；该方法虽考虑了用户偏好，但忽视了视频内容特征对推送效果的影响，使得视频推送结果存在偏差。云计算可利用大数据存储、高效计算性能实现短视频媒体资源的精准、个性化推送，对短视频的持续发展与运营具有重要意义<sup>[7-8]</sup>；因此，笔者提出基于云计算的短视频媒体资源个性化推送方法，在满足用户偏好的同时，实现短视频资源的精准推送，提高用户体验感。

## 1 基于云计算的短视频媒体资源推送框架

笔者设计了基于 Hadoop 的短视频媒体资源个性化推送框架，利用云计算中 Hadoop 的分布式文件存储系统管理短视频浏览用户的基本信息、用户行为信息等，通过 MapReduce 实现短视频平台数据的快速、精准处理与分析后，为用户提供个性化短视频推送服务。基于 Hadoop 的短视频媒体资源个性化推送框架如图 1 所示。

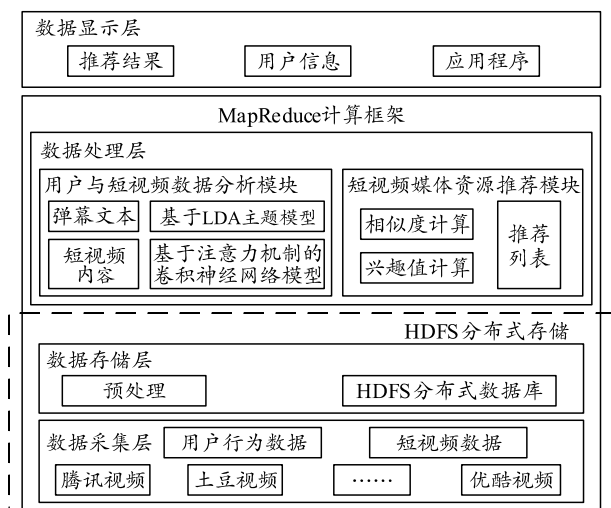


图1 基于 Hadoop 的短视频媒体资源个性化推送框架

短视频媒体资源个性化推送框架共由 4 部分构成，分别为：

### 1) 数据采集层。

该层的职责是通过网络爬虫从不同主流视频网站爬取用户、短视频媒体资源的基础数据信息、用户浏览短视频历史行为信息，其中，行为信息包括能反映其兴趣偏好的收藏、弹幕文本等显性行为信息以及存储于 web 日志内的用户隐性行为信息，即用户对短视频的点击频率、浏览时间等。短视频媒体资源的基本信息包括主题、标签、创建时间等。

### 2) 数据存储层。

该层职责是对数据采集层获取的多种信息进行

预处理后，存储于云计算的 HDFS 分布式数据库中。

### 3) 数据处理层。

该层由用户与短视频数据分析模块、短视频媒体资源推荐模块构成，前者对用户的弹幕文本、短视频内容等进行分析，完成短视频主题特征的获取，并确定用户与短视频间的关联关系。后者是短视频媒体资源个性化推送框架的关键所在，其功能是运用资源推荐算法向用户推送其感兴趣的短视频媒体资源。

### 4) 数据展示层。

该层负责对短视频媒体资源的个性化推送结果进行可视化呈现。

笔者提出的基于 Hadoop 的短视频媒体资源个性化推送方法能够对大规模用户数据、短视频媒体资源数据进行高效存储与处理，关键在于 HDFS 分布式存储和 MapReduce 计算框架的运用。HDFS 以块为单位对数据进行保存，使短视频平台具备了高吞吐量数据处理能力。HDFS 中含有 NameNode、DataNode 2 类节点，前者可视为 HDFS 的“司令员”，可实现短视频平台元数据信息的处理与保存，如目录、文件以及分块的数据等信息。后者位于不同用户节点中，在对分块后的文件进行保存后，再将其传输给 NameNode 节点。

MapReduce 计算框架的应用使得短视频平台无数用户节点数据的快速、并行化处理成为可能，并行计算过程是通过 Map 和 Reduce 函数的调用实现的，前者用于计算任务的分配，后者主要负责计算结果的统计与汇总。MapReduce 计算框架中存在唯一的 Master 和大量的 Worker 节点，其中前者定义为主控程序，在 MapReduce 中具有至关重要的作用，通过它可实现 Worker 节点的任务分配管理、追踪、运行监控等功能。Worker 节点数目可通过 Hadoop 配置文件进行设定，各节点均有待执行的 Map、Reduce 任务。在短视频平台任务执行过程中，通过 Master 搜寻闲置的 Worker 节点，并为其分派 Map、Reduce 任务，大大提高了资源利用率。

MapReduce 的任务执行流程：当有数据传输至 MapReduce 后，先对数据作分块处理，并备份给全部节点，由 Master 选择 Worker 节点执行计算任务，接受 Map 任务的 Worker 节点调取相应的 split 数据，获得〈key, value〉键值对后，将其作为 Map 函数参数，确定任务计算结果后，Master 会视其为中间键值对发送给执行 Reduce 任务的 Worker 节点，由其

根据相关映射规则完成新的  $\langle \text{key}, \text{value} \rangle$  键值对的确定, 视其为 Reduce 函数参数, 利用 Reduce 函数获取任务的最终计算结果, 通过文件格式输出。

MapReduce 的任务执行流程如图 2 所示。

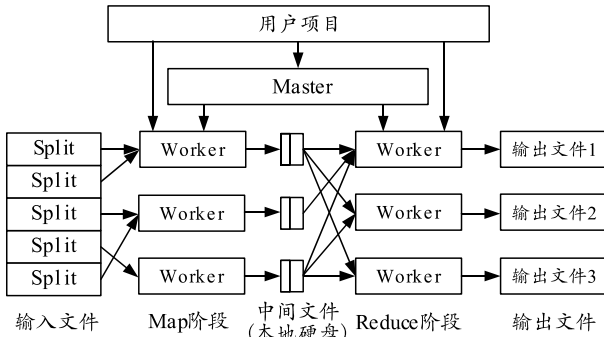


图 2 MapReduce 的任务执行流程

## 2 短视频媒体资源个性化推送方法

向用户推送短视频媒体资源时, 需将用户的兴趣偏好作为首要要素, 根据其偏好特点推送具有较好体验感的短视频媒体资源是实现个性化推荐的关键。弹幕文本是用户浏览每一帧短视频后的实时观感, 是对用户兴趣偏好的呈现; 因此, 在基于 Hadoop 的短视频媒体资源个性化推送框架中, 数据处理层的用户与短视频分析模块, 通过对弹幕文本与短视频内容进行分析, 完成短视频主题的分类与识别, 短视频个性化推荐模块根据用户历史短视频浏览记录, 确定满足其兴趣偏好的短视频主题, 在同类主题的短视频媒体资源中, 选择主题相似度高的若干个短视频生成推荐列表, 完成短视频媒体资源的个性化推送。

### 2.1 基于隐含狄利克雷分布的弹幕文本主题确定

弹幕文本是用户浏览短视频后的真实情感描述, 与评论区信息相比, 弹幕文本与此刻的短视频内容一一对应, 具有实时交互性特点<sup>[9]</sup>, 体现用户对短视频内容的感兴趣程度。本文中针对相同帧的短视频内容, 不同用户的弹幕文本具有主题相关性特点<sup>[10-11]</sup>, 笔者选取短视频中弹幕分布密度高的时段(精彩瞬间)完成弹幕文本的获取, 通过 LDA 主题模型对其进行分析, 以实现其主题的确定。

设定弹幕文本为  $g$ , 其内的一个任意主题表示为  $z$ , 该主题中含有的单词通过  $w$  描述, 其在弹幕文本  $g$  的分布概率通过下式进行描述:

$$P(w|g) = \sum_{i=1}^m P(w|z_i)P(z_i|g) \quad (1)$$

式中: 对于随机主题  $z$ , 其在  $g$  内的分布概率为

$P(z_i|g)$ ; 单词  $w$  在主题  $z$  中的分布概率可通过  $P(w|z_i)$  表示; 弹幕文本中含有的主题总量为  $m$ , 其值对弹幕文本分析结果起决定性作用<sup>[12]</sup>。利用 Gibbs 抽样建立弹幕文本分析的 LDA 主题模型, 通过式(1)弹幕文本中各单词的出现概率值, 实现弹幕文本主题的获取。针对任意一个弹幕文本  $g_i$ , 对其内各单词  $w_i$  进行反复抽样, 若通过  $w_i$  获得新主题  $z_i=n$ , 则新主题的分布概率可通过下式计算获得:

$$P(z_i = n | w_i, g_i, z_{-i}) \propto \frac{C_{w_i n}^{wz}}{\sum_w C_{w_i n}^{wz} + w\beta} \cdot \frac{C_{g_i n}^{gz}}{\sum_z g_i z + z\alpha} \quad (2)$$

式中: 弹幕文本与主题的分布矩阵通过  $C^{gz}$  表示, 在弹幕文本  $g_i$  中, 主题  $z_i=n$  的出现频率为  $C_{g_i n}^{gz}$ ; 主题与单词的分布矩阵表示为  $C^{wz}$ , 在主题  $z_i=n$  中, 单词  $w$  的出现频率为  $C_{w_i n}^{wz}$ ; 通过参数  $\alpha$ 、 $\beta$  可实现式(2)中参数的平滑处理。

不断循环进行 Gibbs 采样, 直至符合设定的采样次数为止, 结束采样后, 各主题在弹幕文本中的分布概率值会发生收敛, 而且满足狄利克雷分布函数, 在此刻,  $\alpha$ 、 $\beta$  也趋于稳定。单词  $w$  出现在主题  $z_i=n$  中的先验概率描述为:

$$P(w_i | z_i = n) = C_{w_i n}^{wz} / (\sum_w C_{w_i n}^{wz} + w\beta) \quad (3)$$

主题  $z_i=n$  出现在  $g$  中的先验概率计算公式为:

$$P(z_i = n | g_i) = C_{g_i n}^{gz} / (\sum_z g_i z + z\alpha) \quad (4)$$

利用 LDA 主题模型对弹幕文本中各主题的分布概率进行计算后, 便可获取短视频主题, 再依据主题完成短视频类型的分类, 同一主题下包括多个短视频。

### 2.2 基于注意力机制的短视频内容主题识别

弹幕文本的发布量与短视频精彩瞬间的关联性较大, 每条弹幕大致经过 5 s 左右便消失不见; 因此, 以 5 s 作为一个采样周期进行短视频采集, 选取弹幕发布量高的精彩瞬间短视频片段作为训练样本数据集, 通过基于注意力机制的卷积神经网络模型提取短视频内容特征, 以完成用户历史浏览短视频主题的识别。

图 3 为基于注意力机制的卷积神经网络模型, 该模型由 2 部分构成, 将 2 维卷积神经网络 Inception 作为模型的前端, 获取精彩瞬间短视频片段的低维特征, 后端利用基于残差思想的伪 3 维卷积神经网络实现输入视频高维特征以及运动信息的提取, 以提高模型的短视频主题识别效率与精度。

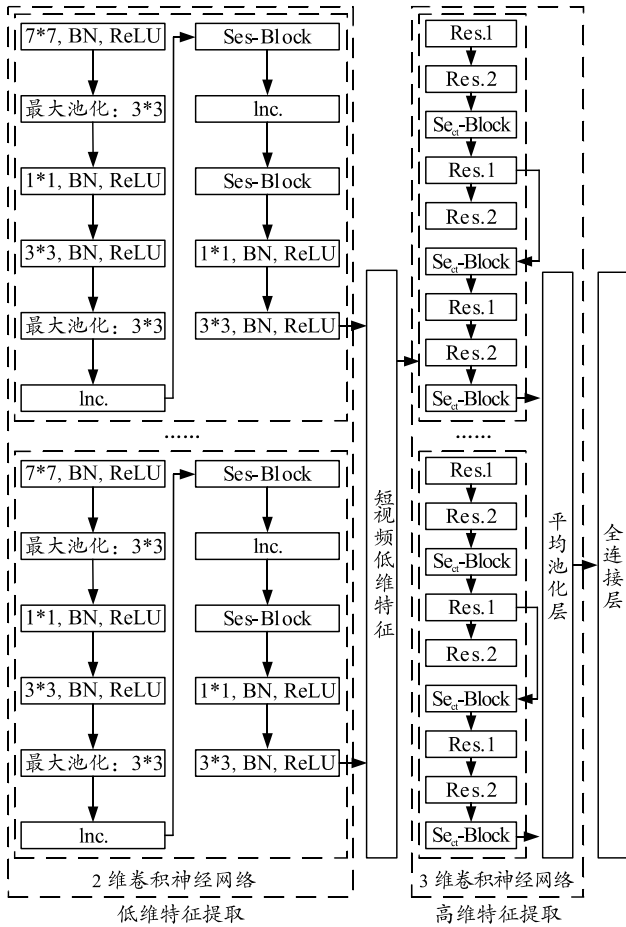


图3 基于注意力机制的卷积神经网络模型

在本文中的 Inception 网络中，引入了批量标准化处理以使模型快速收敛，避免产生过拟合问题<sup>[13-15]</sup>，通过 Inc.描述 Inception 单元，各次卷积操作后均需进行批量标准化处理，并以 ReLU 为激活函数。同时，设计了 2 个 SE (squeeze-and-excitation) 模块，即 SEs-Block，将其置于 Inception 单元之后，以实现各通道关联的获取，降低计算难度，提高模型性能。在 Inception 网络中，通过  $X=[x_1, x_2, \dots, x_c]$  描述 Inception 单元的输出，通道数量为  $c$ ，假设用  $U=[u_1, u_2, \dots, u_c]$  表示 SEs-Block 模块的输出结果，则 SEs-Block 模块可通过下式描述：

$$z_c = F_{sq}(x_c) = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H x_c(i, j) / (W \times H); \quad (5)$$

$$s = F_{ex}(Z, W_{ex}) = \sigma(\delta(Z, W_{ex}), W_{ex2}); \quad (6)$$

$$u_c = F_{scale}(s_c, x_c) = s_c \cdot x_c. \quad (7)$$

式中：用  $x_c$  表示各通道获取的精彩瞬间短视频特征图，其宽度为  $W$ ，高度为  $H$ ，像素表示为  $i, j$ ；挤压处理通过  $F_{sq}$  描述，用于获取各通道的平均像素值，并将  $x_c$  的挤压处理  $F_{sq}(x_c)$  作为通道的像素计算结果，即  $z_c$ ；挤压处理需针对全局信息，并通过池

化处理实现全局描述  $Z$  的确定， $Z=[z_1, z_2, \dots, z_c]$ ；活化操作通过  $F_{ex}$  表示，需对两全连接层进行处理， $W_{ex1}$  为全连接层 1 的权值，通过该层实现输出与输入比值的缩小； $W_{ex2}$  为全连接层 2 的权值，该层可实现通道数量的恢复。通过不断对模型进行训练，实现权值  $W_{ex1}$ 、 $W_{ex2}$  的不断更新。 $\sigma(\cdot)$ 、 $\delta(\cdot)$  是对函数的描述，前者为 sigmoid 函数，后者为 ReLU 激活函数。式(7)通过将各通道权值  $s_c$  与原始精彩瞬间短视频  $x_c$  作乘积运算，以实现原始精彩瞬间短视频各通道权重的更新， $u_c$  为 SEs-Block 模块的第  $c$  个通道的输出结果。

图 2 模型后端的伪 3 维卷积神经网络是基于残差思想设计，共包含 6 个残差模块，通过 Res. 表示，该模块采用 2 种尺寸卷积核  $1 \times 3 \times 3$ 、 $3 \times 1 \times 1$ ，并以串联方式进行连接。该网络中共引入 3 个注意力机制模块 SEct-Block，分别连接于 2 个残差模块之后，通过其实现全部通道、各时间维度信息的融合处理。SEct-Block 模块的处理可通过下式进行描述：

$$z_c^d = F_{sq}(x_c^d) = \frac{\sum_{j=1}^H \sum_{i=1}^W x_c(i, j)}{W \times H}. \quad (8)$$

通过 SEct-Block 模块可实现各通道时间维度为  $d$  的短视频特征图的池化处理，故  $Z = \left[ \left[ z_1^1, z_1^2, \dots, z_1^d \right], \left[ z_2^1, z_2^2, \dots, z_2^d \right], \dots, \left[ z_c^1, z_c^2, \dots, z_c^d \right] \right]$ 。

第 3 个 SEct-Block 模块后连接平均池化处理单元 AvgPool，采用尺寸为  $N \times 7 \times 7$  的过滤器以适应输入短视频数量的变化，其中输入的精彩时刻短视频片段数量用  $N$  表示。池化处理后可得到 1 维矩阵，经 2 个全连接层 FC 的处理后即可完成短视频主题的识别。

### 2.3 生成短视频媒体资源个性化推送列表

在相同短视频主题下，数据处理层的短视频个性化推荐模块通过计算精彩瞬间相似度结果分析用户对未浏览短视频的兴趣，精彩瞬间相似度计算通过下式进行描述：

$$\text{sim}(i_j, i_k) = \cos(\vec{I}_j, \vec{I}_k) = (\vec{I}_j \cdot \vec{I}_k) / (|\vec{I}_j| \times |\vec{I}_k|). \quad (9)$$

式中：用户历史感兴趣的短视频媒体资源的精彩瞬间表示为  $i_j$ ；在同一主题下，用户未浏览过的短视频媒体资源的精彩瞬间表示为  $i_k$ ，其特征向量分别表示为  $\vec{I}_j$ 、 $\vec{I}_k$ 。根据  $\text{sim}(i_j, i_k)$  的计算结果，可实现短视频媒体资源相似度矩阵  $S_{N \times M}$  的构建，公式描述为：

$$S_{N \times M} = \begin{bmatrix} 1 & s_{1j} & \cdots & s_{1N} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ s_{j1} & 1 & \cdots & s_{jN} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ s_{N1} & \cdots & s_{Nj} & s_{NM} \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中： $j=1, 2, \dots, N$ ； $s_{ij}$  表示历史精彩时刻  $i_j$ 、未浏览过的精彩时刻  $i_k$  的相似度。用户  $u$  对未浏览过的短视频媒体资源  $i_k$  的兴趣值可通过下式进行计算：

$$\hat{p}_{uik} = \sum_{k=1}^M p_{u,j_k} \times s_{ij_k} \quad (11)$$

式中：对于第  $j$  个用户  $u_j$ ，其历史浏览的短视频的精彩瞬间的兴趣值表示为  $p_{u,j_k}$ 。将用户对所有未浏览短视频精彩瞬间的兴趣值  $\hat{p}_{uik}$  按降序排列，筛选排名靠前的  $l$  个短视频生成推荐列表，完成短视频媒体资源的个性化推送。

### 3 实验分析

通过网络爬虫对各主流视频网站短视频以及用户基础数据、行为数据进行爬取，构建包含短视频媒体资源和用户信息的样本数据集，其中短视频主题可分为 10 大类、30 小类，短视频数量共计 10 000 个，用户数量为 1 000 个。以 3:1 比例建立训练样本集、测试样本集，将本文中方法应用于短视频媒体资源的个性化推送中，分析本文中方法的应用性能。

弹幕文本是用户针对短视频精彩瞬间发表的评论信息，不仅隐含着用户的兴趣偏好，而且与短视频主题具有一定的关联。每条弹幕文本中提取的短视频主题数量对后续短视频媒体资源推送效果具有很大影响，其值过大将使短视频个性化推送效果大打折扣。采用本文中方法对短视频媒体资源数据集的弹幕文本信息进行分析，通过研究不同主题数量下的短视频推送效果实现弹幕文本中最佳短视频主题提取数量的确定，实验结果如图 4 所示。

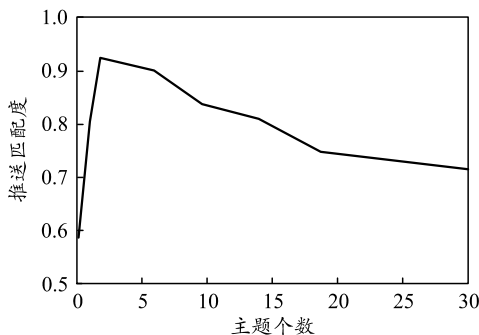


图 4 各弹幕文本中提取的短视频主题数量分析结果

分析上图可知，将本文中方法应用于短视频媒体资源训练数据集的所有弹幕文本信息分析中，共可确定的弹幕主题多达 30 个。对于任意一条弹幕文本而言，随着弹幕主题个数的不断增多，短视频媒体资源的个性化推荐效果呈先增后减趋势变化，当从中提取的弹幕主题为 2 时，短视频的个性化推送效果最佳。继续增大主题提取数目，将对短视频的个性化推送产生不良影响，致使短视频推荐列表将无法与用户的兴趣偏好进行精准匹配，难以实现短视频媒体资源个性化、精准推送；因此，各弹幕文本中提取的最佳短视频主题数量为 2。

短视频主题识别是实现短视频媒体资源个性化推送的前提，短视频主题的识别精度直接影响短视频个性化推送效果。采用本文中方法对短视频媒体资源数据集进行主题识别，并与未引入注意力机制前的模型识别结果进行对比，在不同数量精彩瞬间短视频输入条件下，通过分析 TOP1、TOP5 的短视频主题识别率分析本文中方法的有效性，实验结果如表 1 所示。

表 1 本文中方法的短视频主题识别效果分析 %

方法	精彩瞬间输入帧数	TOP1	TOP5
本文中方法	5	75.4	85.4
	10	81.3	90.8
	15	88.6	93.5
注意力机制应用前	5	67.9	74.2
	10	73.5	80.4
	15	80.1	85.1

分析上表可知，TOP5 用于描述识别率最高的前 5 个类别中短视频主题准确识别的概率。随着短视频精彩瞬间输入帧数的不断增多，短视频主题识别率呈不断上升趋势变化。在短视频精彩瞬间输入帧数一定的情况下，TOP5 中的识别率高于 TOP1。相比未引入注意力机制前的短视频主题识别结果，本文中方法的主题识别性能更突出。这主要因为本文中方法通过对不同时间维度的各通道信息进行校正，避免了短视频精彩瞬间细节信息的损失，使短视频内容特征获得最大程度保留，有效提升了短视频主题的识别效果。

推荐列表长度会对短视频个性化推送效果产生直接影响，采用本文中方法为用户进行个性化短视频推送，并与基于用户画像的方法<sup>[5]</sup>、基于行为序列的方法<sup>[6]</sup>进行对比，通过不同推荐列表长度下用户对推送短视频点击量的变化分析本文中方法的个性化推送性能，实验结果如图 5 所示。

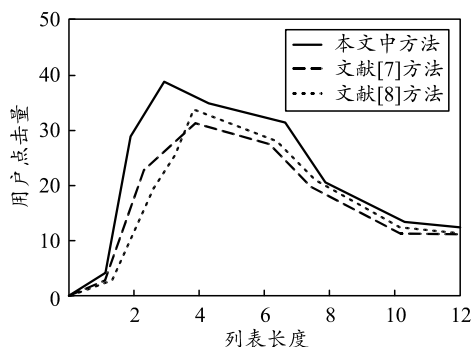


图 5 用户对推送短视频的点击量统计分析

分析上图可知,随着推荐列表长度的增大,用户对推送短视频的点击量呈先增后减趋势变化,采用本文中方法推荐时,当推荐列表长度为3时,用户对推送短视频的点击量达到最高值,继续增加短视频推荐量,用户点击量呈下降规律变化;文献[5]、文献[6]方法确定的最佳列表长度均为4,且用户点击量均低于本文中方法。这说明推荐列表过长,将无法满足用户需求的精准匹配,排名越靠后的推送短视频,其内容与用户兴趣偏好间的偏离度越大,将使短视频的个性化推送效果大幅下降。实验结果表明,推荐列表长度不宜过大,最佳长度为3。

从数据集中选取2名具有不同偏好的用户,标记A、B,应用本文中方法为其提供个性化短视频推送服务,通过分析短视频推送结果分析本文中方法的个性化推送能力,实验结果如图6所示。



(a) 用户 A 的短视频推送结果



(b) 用户 B 的短视频推送结果

图 6 用户的短视频推送结果分析

分析上图可知,采用本文中方法为2位用户推送短视频,根据其近2日的短视频浏览行为,确定A、B用户最感兴趣的短视频主题分别为“居家运动”“儿童音乐律动”,采用本文中方法确定的短视频推荐列表中包含3个相同主题的短视频,2位用户的短视频推送结果与其历史浏览偏好相符。实验结果表明,本文中方法能够根据用户的历史浏览偏好,实现短视频媒体资源的个性化推荐,推荐结果准确、匹配度高。

## 4 结论

以从各视频网络爬取的短视频媒体资源和用户基础、行为数据为研究对象,应用本文中方法为用户提供短视频媒体资源推送服务,通过分析各弹幕文本主题提取数量、不同短视频精彩瞬间输入帧数下的主题识别效果、不同推荐列表长度下用户点击量的变化以及短视频推送结果验证本文中方法的短视频个性化推送效果。实验结果表明:

- 1) 各条弹幕文本中提取的最佳主题数量为2。
- 2) 本文中方法利用注意力机制模块有效提升了短视频主题识别率。
- 3) 本文中方法确定的最佳推荐列表长度为3。
- 4) 本文中方法可根据用户的历史兴趣偏好,完成短视频媒体资源的个性化推送。

## 参考文献:

- [1] 董文涛,李卓,陈昕.基于联邦学习的在线短视频内容分发策略[J].计算机应用,2021,41(6):1551-1556.
- [2] 姜轶岚,夏寒,金晓卿.基于用户个性化需求的一站式信息搜索推送方法研究[J].中国卫生资源,2022,25(1):139-143.
- [3] 赵健,邱荣洲,池美香,等.基于社交媒体平台和融媒体技术的农技服务系统设计与实现[J].福建农业学报,2019,34(10):1228-1236.
- [4] 李辉.基于云计算技术的网络数据采集传输仿真[J].计算机仿真,2020,37(6):152-155,456.
- [5] 吴剑云,胥明珠.基于用户画像和视频兴趣标签的个性化推荐[J].情报科学,2021,39(1):128-134.
- [6] 王娜,何晓明,刘志强,等.一种基于用户播放行为序列的个性化视频推荐策略[J].计算机学报,2020,43(1):123-135.
- [7] 高子建,张晗睿,窦万春,等.基于谱聚类和隐语义模型的智能协同推荐方法[J].计算机集成制造系统,2021,27(9):2517-2524.
- [8] 陈暄,王大伟,王常亮,等.基于IFWA-ABC的云计算

资源任务调度算法的研究[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(10): 3022-3026.

[9] 陈嘉钰, 李艳. 基于 LDA 主题模型的社交媒体倦怠研究——以微信为例[J]. 情报科学, 2019, 37(12): 78-86.

[10] 田贤忠, 姚明超, 顾思义. 基于 BBS-LDA 的论坛主题挖掘[J]. 浙江工业大学学报, 2020, 48(1): 55-62.

[11] 杨传春, 张冰雪, 李仁德, 等. 基于 LDA 模型的网络刊物主题发现与聚类[J]. 上海理工大学学报, 2019, 41(3): 273-280, 306.

[12] 张丽娟, 崔天舒, 井佩光, 等. 基于深度多模态特征融合的短视频分类[J]. 北京航空航天大学学报, 2021, 47(3): 478-485.

[13] 张璇涵, 刘翔, 石蕴玉, 等. 基于深度学习的双流程短视频分类方法[J]. 计算机工程, 2022, 48(7): 277-283.

[14] 黄欢, 孙力娟, 曹莹, 等. 基于注意力的短视频多模态情感分析[J]. 图学学报, 2021, 42(1): 8-14.

[15] 井佩光, 李亚鑫, 苏育挺. 一种多模态特征编码的短视频多标签分类方法[J]. 西安电子科技大学学报, 2022, 49(4): 109-117.

\*\*\*\*\*

(上接第 3 页)

可以得到实际磨损曲线计算式:

$$\Delta d = 0.001 0x + 0.006 9. \quad (4)$$

根据参考文献[8]可知, 改型火炮身管内径磨损量最大允许值为 2 mm, 通过式(4)可计算出该火炮身管最大允许射弹数为 1 993 发, 该火炮身管已射击 1 022 发, 所以该火炮身管的剩余寿命为 971 发。

从图 6 中可以看出, 实际磨损曲线与预测磨损曲线非常接近。通过表 2 实际磨损量与预测磨损量比较可知, 预测精度保持在 10%以内; 因此, 利用最小二乘法进行火炮身管寿命预测, 完全能够满足靶场和部队对于火炮身管寿命预测的要求。

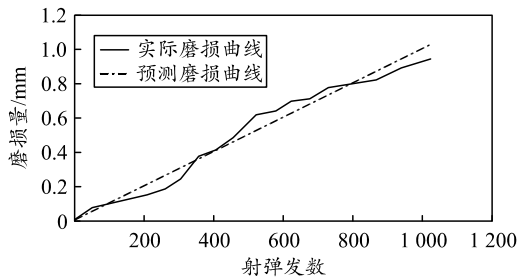


图 6 身管实际磨损曲线与预测磨损曲线比较

表 2 火炮身管实际磨损量与预测磨损量比较 mm

射弹数	磨损量	预测磨损量	差值	残差
578	0.642 0	0.584 9	-0.057 1	-0.088 9
622	0.698 0	0.628 9	-0.069 1	-0.098 9
675	0.712 0	0.681 9	-0.030 1	-0.042 2
728	0.778 0	0.734 9	-0.043 1	-0.055 3
815	0.805 0	0.821 9	0.016 9	0.020 9
866	0.823 0	0.872 9	0.049 9	0.060 6
938	0.893 0	0.944 9	0.051 9	0.058 1
1 022	0.944 0	1.028 9	0.084 9	0.089 9

需要说明的是, 在实际工作中, 根据具体的数据, 选择与实际磨损曲线最为接近的阶次多项式预

测火炮身管寿命。笔者选用一次多项式, 也是因为一次多项式磨损曲线与实际磨损曲线最为接近。

### 4 结论

与其他预测方法相比, 采用最小二乘法预测火炮身管寿命, 算法简单, 靶场和炮兵部队技术人员易于掌握, 可操作性强, 具有较强的推广价值, 可以对火炮射击、退役报废提供一定的依据。

### 参考文献:

[1] 金文奇, 冯三任, 徐达. 火炮身管寿命推断技术与工程实践[M]. 北京: 国防工业出版社, 2014: 1-2.

[2] 卞拥峰, 刘焕章, 王永彬, 等. 基于 BP 神经网络的坦克炮身管剩余寿命的预测分析[J]. 兵工自动化, 2009, 28(5): 34-35, 49.

[3] 孟翔飞, 王昌明, 何博侠, 等. 基于灰色线性回归组合模型的火炮身管寿命预测[J]. 南京理工大学学报, 2012, 36(4): 635-638.

[4] 廖俊勃, 李燕, 杨军锋, 等. 基于改进支持向量回归机的火炮身管寿命预测[J]. 火力与指挥控制, 2017, 42(9): 183-186.

[5] 朱喜华, 李颖辉, 王群力, 等. 基于随机 Wiener 过程火炮身管剩余寿命预测[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(5): 1802-1805.

[6] 莫小琴. 基于最小二乘法的线性与非线性拟合[J]. 无线互联科技, 2019, 16(4): 128-129.

[7] 易怀军, 刘宁, 张相炎, 等. 基于优化的非等间隔灰色理论和 BP 神经网络的身管磨损量预测[J]. 兵工学报, 2016, 37(12): 2220-2225.

[8] 中国人民解放军总装备部. 火炮寿命试验方法: GJB2975—97[S]. 北京: 中国标准出版社, 1997: 12.