

doi: 10.7690/bgzd.2025.10.006

基于数据挖掘的电力服务质量评估方法

汤成佳¹, 谭 驰², 刘亦驰¹

(1. 贵州电网有限责任公司信息中心, 贵阳 550003; 2. 贵州电网有限责任公司市场营销部, 贵阳 550002)

摘要: 针对目前电力服务质量评估时存在数据类型多、评估精度低等问题, 提出一种基于数据挖掘的电力服务质量评估模型。基于电力服务社交媒体数据, 提出一种电力服务情感词典生成方法; 基于数据挖掘中信息检索技术和深度学习技术, 提出一种客户态度分析模型, 衡量客户对电力服务质量的满意程度。实验结果表明: 所提模型可综合考虑文本特征以及语音特征, 有效提升评估性能, 为电力服务质量量化分析提供了一定借鉴。

关键词: 电力; 大数据; 数据挖掘; 深度学习; 服务质量评估; 卷积神经网络; 长短时记忆

中图分类号: TP393 **文献标志码:** A

Power Service Quality Evaluation Method Based on Data Mining

Tang Chengjia¹, Tan Chi², Liu Yichi¹

(1. Information Center of Guizhou Power Grid Company Limited, Guiyang 550003, China;

2. Marketing Department of Guizhou Power Grid Company Limited, Guiyang 550002, China)

Abstract: In order to solve the problems of too many data types and low evaluation accuracy in the current power service quality evaluation, a power service quality evaluation model based on data mining is proposed. Based on power service social media data, a power service sentiment dictionary generation method is proposed; based on information retrieval technology and deep learning technology in data mining, a customer attitude analysis model is proposed to measure customer satisfaction with power service quality. The experimental results show that the proposed model can comprehensively consider the text features and speech features, effectively improve the evaluation performance, and provide a reference for the quantitative analysis of power service quality.

Keywords: power; big data; data mining; deep learning; quality of service assessment; convolutional neural network; long-short-term memory

0 引言

随着电力市场^[1-2]不断发展, 高质量的电力服务成为电力企业快速竞争的重要手段。随着网络、大数据、物联网、通信等技术^[3-5]日益成熟, 可基于上述技术对电力服务质量进行量化分析, 从而有效提升电力服务评估水平。

近年来, 以大数据和深度学习技术为基础, 大量学者基于海量数据对各自领域服务质量进行评估。文献[6]提出基于用户信息行为的网络信息服务质量评估模型。文献[7]提出基于云计算平台的组合服务质量信任度建模。文献[8]运用模糊控制以及机器学习的相关理论, 建立了一种基于 T-S 模糊神经网络的产品服务质量评估模型。上述文献都在不同领域研究了服务质量评估方法。然而, 电力服务质量评估数据主要来源包括电力企业公众号、微博、人工客服、调查问卷等多种形式。数据呈现结构复杂、数据质量参差不齐、数据类型多等特点, 这为智能化电力服务质量的有效评估带来了挑战。此外,

重依赖传统手段(如统计分析、问卷调查)的质量评估方法会导致大量劳动力消耗和时间滞后, 且评估准确性无法得到充分保证。

为解决上述问题, 笔者提出一种基于数据挖掘的电力服务质量评估模型。充分挖掘各类型电力服务数据, 并将这些数据分为文本和语音 2 种类型; 其次, 提出一种多模态特征提取网络用来提取文本和语音特征; 最后, 提出基于深度学习的客户态度分类模型, 可实现基于电力数据评估客户态度。

1 基于数据挖掘的电力服务质量评估模型

本文中电力服务质量评估模型结构如图 1 所示。该模型主要收集并分析用户在电力服务社交媒体中的评论数据, 从而识别客户对电力服务的满意程度, 以对服务质量进行评估。电力服务质量评估模型包括电力服务数据采集、数据预处理、情感词典以及电力质量评估度等过程。

1) 收集并整理电力服务社交媒体数据, 从而为下一步评估过程提供丰富的数据基础。一般情况下,

收稿日期: 2024-10-11; 修回日期: 2024-11-10

第一作者: 汤成佳(1987—), 男, 四川人。

电力用户可在电力服务社交媒体平台，如论坛、博客、微博和人工客服等发表言论，这将生成文本、图像或语音等大量数据。需注意，文本数据和语音数据是用户表达意见的主要类型。2) 由于社交媒体平台通常包含大量非结构化数据，有必要对数据执行预处理操作。典型的预处理包括移除无用元素（例如特殊符号）、分词、词性标记、命名实体识别、虚假信息过滤、语音数据处理等。3) 通过识别客户情绪来分析电力服务质量优劣。笔者主要基于情绪分析技术分析客户态度；同时，为提高顾客态度分析的准确性，提出一个特定领域的情感词典生成方法。4) 基于数据挖掘中信息检索技术和深度学习技术对客户态度进行分类，从而衡量客户对电力服务质量的满意程度。

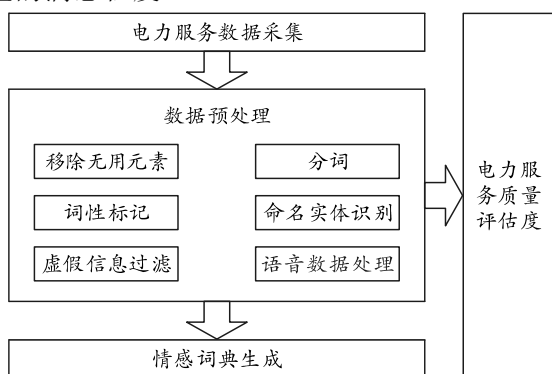


图 1 基于数据挖掘的电力服务质量评估模型结构

2 电力服务情感词典生成

基于电力服务社交媒体数据，可根据客户的态度评估电力服务质量的好坏程度。顾客态度分析是情感分析领域主要应用之一。与其他领域的情感词典相比，由于电力行业的使用偏好和跨领域词汇的不同情感取向，一般的情感词典存在不准确和语料库不足的缺点。笔者提出一种电力服务领域的情感词典生成方法。

电力服务情感词典由积极情绪词和消极情绪词共同组成，因此，任意一组候选情感词的情感取向可通过使用点互信息 (pointwisemutual information, PMI) 测量该候选情感词与语料库中电力服务情感词典的差异，即 2 类情感词 (积极和消极) 的共现性来确定。

任意 2 个词 w_1 和 w_2 之间的 PMI 可定义如下：

$$\text{PMI}(w_1, w_2) = \log_2 \frac{p(w_1, w_2)}{p(w_1)p(w_2)} \quad (1)$$

式中： $p(w)$ 为词 w 出现在文档中的概率； $p(w_1, w_2)$ 为词 w_1 和 w_2 在文档中共同出现的概率。

候选词 w 与种子情绪词汇集中的积极词集 POS 和消极词集 NEG 之间的平均 PMI 分别定义如下：

$$A_{\text{PMI}}(w, \text{POS}) = \frac{1}{|\text{POS}|} \sum_{p \in \text{POS}} \text{PMI}(w, p); \quad (2)$$

$$A_{\text{PMI}}(w, \text{NEG}) = \frac{1}{|\text{NEG}|} \sum_{n \in \text{NEG}} \text{PMI}(w, n). \quad (3)$$

式中： $A_{\text{PMI}}(\bullet)$ 为平均 PMI； p 为积极词集 POS 中的任意元素； n 为消极词集 NEG 中的任意元素。

同时，候选词 w 的情感取向可由以下公式确定：

$$O_r(w) = \begin{cases} 0 & \text{如果 } A_{\text{PMI}}(w, \text{POS}) - A_{\text{PMI}}(w, \text{NEG}) \geq H \\ 1 & \text{如果 } A_{\text{PMI}}(w, \text{POS}) - A_{\text{PMI}}(w, \text{NEG}) \leq -H \end{cases} \quad (4)$$

式中 H 为固定参数。

当确定候选词 w 的情感取向后，如果 w 为积极 (消极) 情感词，则将其添加到积极词集 POS (消极词集 NEG) 中；重复上述过程，直到找不到更多的情感词为止。

3 基于深度学习的客户态度分类

当确定电力服务情感词典后，笔者基于数据挖掘中信息检索技术和深度学习技术对客户态度进行分类。

3.1 信息检索技术

令 $C = \{o_1, o_2, \dots, o_m\}$ 为 m 个元素的集合，其中 C 的每个元素 o_i , $i=1, 2, \dots, m$ 为任意数字对象。

定义 1 描述符。描述符 D 定义为一个数对 (ϵ, ρ) ，其中 $\epsilon: o \rightarrow \mathbb{R}^n$ 为将特征向量 v_o 分配给对象 o 的函数； $\rho: \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^+$ 为计算 2 个特征向量之间距离的函数。

定义 2 相似性。任意 2 个对象 o_i 和 o_j 之间的相似性通过使用描述符 D 计算两者之间的距离获得，该距离由 $\rho(v_{o_i}, v_{o_j})$ 给出。需注意，2 个对象之间的距离越短，其相似性越大。

定义 3 查询。查询 q 是拟从集合中访问的一个数字对象的样本，可用作检索系统中的输入。

定义 4 推荐列表。推荐列表 $\tau_q = \{o_1, o_2, \dots, o_l\}$ 响应查询 q 生成，且 $\tau_q \subset C$ ，长度为 $l (l \ll m)$ 。同时 τ_q 中元素按相似性降序排序。

定义 5 排名。在推荐列表 τ_q 中，对象 o_i 的排名 (位置) 用 $\tau_q(i)$ 表示。如果在推荐列表中， o_i 排在 o_j 之前，即 $\tau_q(i) < \tau_q(j)$ ，那么 $\rho(v_{o_i}, v_{o_i}) \leq \rho(v_{o_j}, v_{o_j})$ ，表明 o_i 与 o_j 比更相似于 q 。

3.2 特征提取

为便于信息检索，从电力服务数据(文本、语音)中提取特征，并将这些特征编码为文本特征。最终，电力服务质量评估问题将转化为文档间的相似度问题。

3.2.1 语音特征提取

笔者采取 OPENSIMILE 提取音频特征，而且组合成了音频特征集。这个特征集涵盖帧级声学特征的抖动、微光、声音、响度、基频(fundamental frequency, FF)、线谱对(line spectral pairs, LSP)以及 Mel 频率倒谱系数(Mel-frequency cepstrum coefficients, MFCC)。因为各个语音特征本身的维数各不相同，因而借助 z -分数归一化方法，向特征实施归一化，以获得归一化后的 $N \times M$ 特征矩阵。 M 、 N 分别是特征个数以及样本数据的数量。为了绘制 Mel 谱图，可通过离散傅里叶变换计算：

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j \frac{2\pi kn}{N}}, \quad k = 0, 1, \dots, N-1. \quad (5)$$

式中： $X(k)$ 为第 k 个经离散傅里叶变换后的信号； $x(\bullet)$ 为原始信号。

通过将振幅轴压缩到绘制的等高线图中，可将频率内容在时间上进行叠加。光谱图横轴为时域信息，纵轴为频域信息，因此，任何给定时域和频域下的信号振幅可通过颜色级别颜色描述。一般情况下，颜色越深表示能量最大，而颜色越浅表示能量最小。

最后，将音频样本的对数标度谱图沿时间维度拆分为固定大小的帧。每个帧传递给 5 组 CNN，然后经最大池化处理。进一步，将从该网络获得的输出向量送入 BiLSTM 网络，从而捕获音频的序列特征。

3.2.2 文本特征提取

为捕获电力服务数据中的文本特征，将文本时间序列数据编码为 2 维向量。使用文本特征提取过程来创建文本表示，该文本表示将对输入时间序列数据进行编码。图 2 为文本特征提取网络结构。

网络输入为 2 维电力数据，批量归一化层跟随在各卷积层后。以降低变量迁移，而且采取校正线性单元(rectified linear unit, ReLU)，将其激活。接下来在注意网络中输入提取出来的 CNN 特征，注意网络要将相应的注意掩码输出来，对特征向量中各位置的价值进行量化。然后，提取出来的特征，

可以借助注意掩码实施加权。

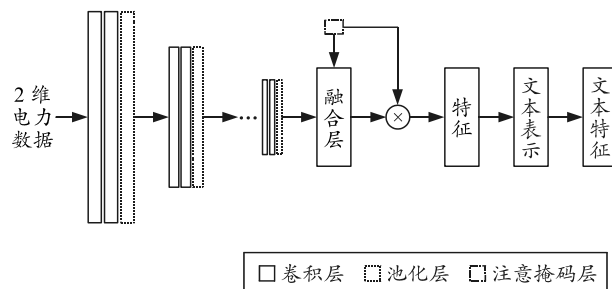


图 2 文本特征提取网络

3.2.3 基于注意力机制的多模态特征提取

网络中引入注意机制，能够加权在每个时间步学习的上下文信息，允许模型确定哪些状态需要注意。 h_c 为提取出来的特征映射， M_c 为注意掩码。为在 1 维卷积模型下得到相应的注意掩模，应进行如下计算：

$$M_c = f_a(W_c \times h_c + B_c). \quad (6)$$

式中： B_c 和 W_c 为卷积层的位置与权重，而且 B_c 也会被随机初始化； $f_a(\bullet)$ 为 $\tanh$ 激活函数。注意掩码本身的值限制范围在 $(-1, 1)$ 中，如果特征的权重为正，被当作关于表达的特征；如果特征的权重为负，会被当作冗余特征，接下来要将其过滤掉。

借助要性加权等，能够获得加权后形成的特征映射 h_p ：

$$h_p = M_c \odot h_c. \quad (7)$$

式中 $\odot$ 为点积乘。

最终，笔者使用注意力融合结合文本和音频来提取电力服务数据特征，具体模型如图 3 所示。

令来自音频模型和文本模型的双向时间隐藏状态为 h_t 和 h_a ，则口语评分多模态状态 h^m 定义为：

$$h^m = [h^a, h^t]. \quad (8)$$

式中 $[\bullet]$ 为状态融合。

进一步，上下文信息 c^m 定义如下：

$$e_t = h_t^m w_a; \quad (9)$$

$$a_t^m = \frac{\exp(e_t)}{\sum_{i=1}^T \exp(e_i)}; \quad (10)$$

$$c^m = \sum_{t=1}^T a_t^m h_t^m. \quad (11)$$

式中： h_t^m 为时间 t 时词汇/声音的多模态； w_a 为注意层的权重矩阵； e_t 为多模态注意重要性得分。此外，使用多模态注意重要性得分作为权重，计算线索的上下文信息 c^m ，并作为所有时间步的加权总和。

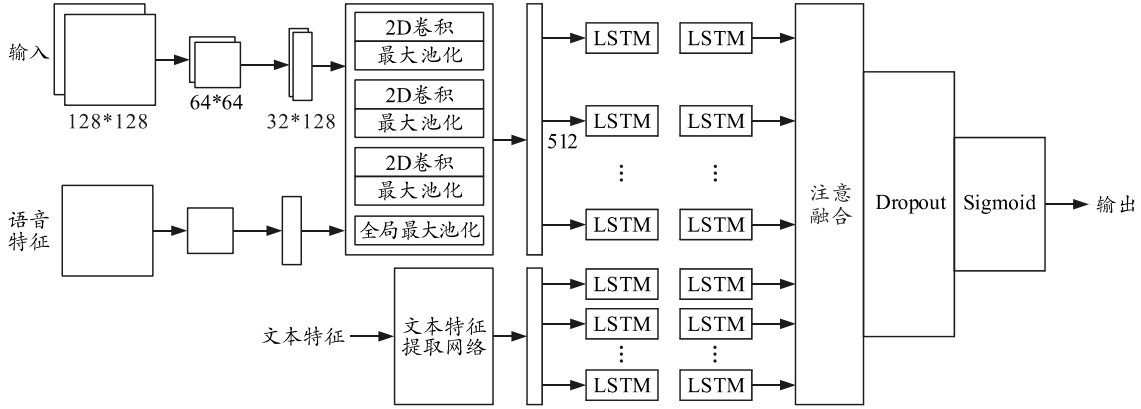


图 3 多模态注意力融合网络架构

3.3 相似性度量

令 $\text{sim}(\mathbf{a}, \mathbf{b})$ 表示计算 $\mathbf{a}$ 和 $\mathbf{b}$ 之间的相似性，则电力数据文本相似性计算公式描述如下：

$$\text{sim}(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \frac{x_1 x_2 + y_1 y_2}{\sqrt{x_1^2 + y_1^2} \sqrt{x_2^2 + y_2^2}} \quad (12)$$

式中： x_1, y_1 为特征向量 $\mathbf{a}$ 的值； x_2, y_2 为特征向量 $\mathbf{b}$ 的值。

综上，给定电力服务数据集 $\mathbf{T}_1=(A_1, A_2, \dots, A_i)$ ，对于任意的待检测的服务数据，在获取其特征向量 $\mathbf{T}_2=(B_1, B_2, \dots, B_i)$ 基础上，笔者使用文本搜索引擎从历史服务样本特征向量集 $\mathbf{T}_1$ 中检索与查询样本相似的特征，其过程如算法 1 所示。

算法 1 文本相似性度量算法。

输入：电力服务数据集 $\mathbf{T}_1=(A_1, A_2, \dots, A_i)$ ；待查询序列 $\mathbf{T}_2=(B_1, B_2, \dots, B_i)$ ；推荐列表数 k ；

输出： $\mathbf{T}_k=(B_1, B_2, \dots, B_k)$ ；

//执行过程：

步骤 1 for 任意特征向量 $A_i \in \mathbf{T}_1$ ；

步骤 2 if $\mathbf{T}_i \neq \mathbf{T}_1$ do；

步骤 3 for 任意特征向量 $B_i \in \mathbf{T}_2$ ；

步骤 4 计算 $\text{sim}(A_i, B_i)$ ；

步骤 5 end for；

步骤 6 end if；

步骤 7 前 k 个相似向量写 $\mathbf{T}_k$ ；

步骤 8 end for；

输出： $\mathbf{T}_k=(B_1, B_2, \dots, B_k)$ 。

4 仿真与分析

4.1 数据集与仿真环境

仿真所用数据集由中国某电力公司提供，包括 2017 年 1 月至 2020 年 6 月从该电力公司管辖城市的 9 512 名电力用户服务质量评估数据，数据类型

包括：语音流量、短信信息、微博信息、调查报告、网站留言等。首先，对数据进行预处理。如对文本数据移除无用元素（例如特殊符号）、分词、词性标记、命名实体识别、虚假信息过滤；对语音数据进行预处理，生成声学特征的各种统计信息。最终，将生成的数据集按 7:2:1 分为训练集、测试集和验证集。

实验时仿真环境设置如下：硬件为 Intel Core i9-7900X CPU 3.30 GHz、32 GB RAM 和 Ubuntu 18.04 操作系统；算法由 Python3.7 编写，并基于 Tensorflow 搭建深度学习环境。

4.2 实验设置

将预处理后的电力服务数据带入特征提取网络进行训练，并将提取的特征编码为文本文档。应用文本搜索引擎从时间序列集合中检索与查询样本相似的特征，并将查询结果按相似性降序排列，最终前 k 个查询结果即为最终评估目标。

此外，为验证所提模型有效性，选取 k 平均精度 (AP_k) 和 k 平均召回率 (AR_k) 为指标，与支持向量机 (support vector machines, SVM) 以及随机森林 (random forest, RF) 等经典的机器学习算法和其他 3 种不同深度学习模型：长短时记忆 (long short term memory, LSTM)、递归神经网络 (recurrent neural network, RNN)、卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 等模型进行对比。同时，指标 AP_k 和 AR_k 计算如下：

$$\text{AP}_k = \frac{1}{q} \sum_{i=1}^q P_k \quad (13)$$

式中： q 为查询数； P_k 为前 k 个评估结果所占相关目标比例。

$$\text{AR}_k = \frac{1}{q} \sum_{i=1}^q R_k \quad (14)$$

式中 R_k 为前 k 个评估目标中发现相关目标的比例。

4.3 对比与分析

表 1 为不同模型在测试数据集上的平均评估结果。

表 1 不同模型在测试数据集上的平均预测结果

模型	准确率	F_1 分数	FoM
RF	0.854 3	0.864 7	0.176 3
SVM	0.867 9	0.875 4	0.172 7
BPNN	0.868 9	0.875 8	0.194 8
CNN	0.876 6	0.882 3	0.240 5
RNN	0.891 4	0.922 5	0.261 7
LSTM	0.914 7	0.935 4	0.268 2
所提模型	0.959 2	0.963 8	0.408 5

可以看出，与传统机器学习模型相比，深度学习模型评估性能提高了 6%~10% 左右。此外，所提模型表现出了优异性能， AP_{10} 为 18.98%， AR_{10} 为 1.28%。分析原因，电力服务复杂呈现多模态、多维度的特点，导致传统机器学习模型和主流深度学习模型无法有效提取数据特征。所提模型可综合考虑文本特征以及语音特征，从而有效提升评估性能。

5 结论

笔者对电力服务质量评估进行分析，建立一种基于大数据和深度学习的电力服务质量评估模型。该模型可基于 CNN 和 LSTM 提取文本以及语音特

征，最终实现综合多模态数据的电力服务质量评估方案，为电力服务行业发展提供了一定借鉴。

参考文献：

[1] 程晓春, 刘峻玮, 周哲, 等. 基于市场交易指数的北京地区电力市场改革分析研究[J]. 电力需求侧管理, 2022, 24(6): 106-111.

[2] 王睿琛, 蔡娜, 高航, 等. 面向新型电力系统的电力市场主体统一身份模型设计及应用[J]. 电网技术, 2022, 46(11): 4160-4168.

[3] 郭剑升, 李玉珩. 基于嵌入式的无线通信网络远程终端控制系统设计[J]. 计算技术与自动化, 2023, 42(1): 103-107.

[4] 王晶, 王琮, 周永博, 等. 面向电力物联网调度任务的分布式知识图谱[J]. 无线电通信技术, 2023, 49(3): 432-437.

[5] 钟建棚, 余少锋, 廖崇阳, 等. 基于云计算的电力设备智能监测系统[J]. 云南师范大学学报(自然科学版), 2022, 42(3): 37-41.

[6] 刘亮, 权冀川, 姜伟杰, 等. 基于信息行为的网络信息服务质量评估模型[J]. 兵工自动化, 2022, 41(6): 35-40, 52.

[7] 陈良英. 基于云计算平台的组合服务质量信任度建模[J]. 微型电脑应用, 2022, 38(4): 163-166.

[8] 宋祥, 魏振钢, 石硕, 等. T-S 模糊神经网络在产品服务质量评估中的应用[J]. 制造业自动化, 2022, 44(1): 131-133.