

# 基于语义关联的电力计量跨媒体知识图谱构建方法



肖勇 钱斌 周密

南方电网科学研究院 广州 510663

(xiaoyong@csg.cn)

**摘要** 面向电力计量领域,文中提出了一种基于语义关联的跨媒体知识图谱构建方法。不同类型媒体的低层特征之间存在语义鸿沟,难以直接关联,但描述同一实体的不同类型媒体在高层语义上具有相同的语义标签信息,即存在语义关联。文中基于电力计量领域的知识特点,通过语义分析与特征提取、语义关联挖掘、跨媒体本体构建等核心步骤来完成跨媒体知识图谱。实验结果表明所提构建方法有效,并且可以支持电力计量领域的跨媒体检索应用。

**关键词:** 跨媒体;知识图谱;电力计量;语义关联

**中图法分类号** TP317

## Cross-media Knowledge Graph Construction for Electric Power Metering Based on Semantic Correlation

XIAO Yong, QIAN Bin and ZHOU Mi

Electric Power Research Institute, CSG, Guangzhou 510663, China

**Abstract** Facing the field of electric power metering, this paper proposes a cross-media knowledge graph construction method based on semantic correlation. There is a semantic gap between the low-level features of different types of media, which is difficult to directly associate. But different types of media describing the same entity have the same semantic tag information at the high-level semantics. That is the so-called semantic association. Based on the characteristics of knowledge in the field of electric power metering, this paper completes the cross-media knowledge graph through core steps such as semantic analysis and feature extraction, semantic association mining, and cross-media ontology construction. Experiment results show that the proposed method is effective and can support cross-media retrieval applications in the field of electric power metering.

**Keywords** Cross-media, Knowledge graph, Electric power metering, Semantic association

### 1 引言

随着科技的发展,信息资源的载体逐渐从单一媒体变为多种类型的媒体,如文本、图像、声音、视频等,各种媒体类型的资源呈现出多样化、混合化的态势。当人们要协同综合处理多种媒体形式并从中获取信息时,就涉及到跨媒体领域的研究。

跨媒体资源的表现<sup>[1]</sup>为:多种复杂的媒体对象混杂并存;各种媒体对象间存在复杂的联系;不同类型媒体对象之间高度交融。因此,跨媒体资源的特征可以归纳为多样性、异构性以及语义关联。当相同语义在多种媒体上以不同形式表达时,可以借助该种媒体的高层语义标签进行分辨<sup>[2]</sup>。如今各搜索引擎基于文本内容构建知识图谱并实现检索功能的技术已经十分成熟,但目前还没有搜索引擎能够实现跨媒体资源的完全检索。这是因为跨媒体数据存在异构性,各种类型的媒体数据之间存在“语义鸿沟”,传统的单一类型信息提取算法无法进行跨媒体信息的提取与融合<sup>[3]</sup>。因此,从语义层面分析跨媒体数据之间存在的关联并获取信息成为研究的重点<sup>[4]</sup>。

一种解决方法是基于语义关联技术建立跨媒体知识图谱<sup>[5]</sup>。跨媒体知识图谱是从海量的多种类型媒体数据中挖掘有价值的知识,通过相关构建技术组织而成的知识图谱。相比传统的知识图谱,跨媒体知识图谱能够高效组织跨媒体资源,实现语义关联分析、计算、推理、检索等功能。

构建跨媒体知识图谱时,需要在不同类型的媒体数据间建立转换机制并分析关联<sup>[6]</sup>。可以通过分析全体数据资源,对不同类型资源从不同维度进行特征提取,从语义角度<sup>[7]</sup>对这些低层特征进行分析,有利于消解异构数据间存在的语义鸿沟,实现跨媒体数据的关联挖掘。因此,对于跨媒体资源间存在的同一种语义,可以使用同一种标识进行反映,实现将跨媒体数据用统一数据描述格式进行分析表达的目标。为了将异构媒体数据网络转变成语义关联的知识网络,进而实现跨媒体知识图谱构建,研究重点在于从异构的跨媒体数据中提取实体并建立关系。

本文的创新点在于,从知识图谱的构建技术架构出发,基于语义关联分析跨媒体知识图谱的构建技术,构建了电力计量领域的跨媒体知识图谱。

## 2 电力计量领域的跨媒体知识图谱

### 2.1 电力计量领域

电力计量,又称电能计量<sup>[8]</sup>,是通过电力计量装置确定电能量的技术,能够使电能的计量单位统一、量值准确可靠。在电网系统中,电力计量技术与发电、输电、配电、用电等一系列过程密切相关,是保障电能生产、销售和电网安全运行的重要环节<sup>[9]</sup>。

### 2.2 电力计量领域中的跨媒体资源

在电力计量领域,以往表示知识的形式较为单一,如电表的记录数据、电力计量系统运行故障记录、电力计量装置的说明等,大多以文本形式存在。但随着智能电网的发展,电力计量领域的资源已扩展到多种媒体类型,包括文本、图像、声音、视频等。例如,存储了电力计量相关概念与知识的网页、文档;电力计量系统或设备运行故障的文字、画面、声音记录;各种电能计量装置(电能表、电流互感器、电压互感器等)的视频介绍;计量设备使用现场的画面、视频等。

### 2.3 构建电力计量跨媒体知识图谱的意义

随着智能电网的发展,每天产生的电力计量相关数据越来越多,如果能充分提取这些数据中的信息并加以分析与利用,将会更大程度地促进智能电网发展。但是这些海量信息还存在质量良莠不齐、组织异构无序、信息过剩等一系列问题,大量有价值与无价值的信息融合在一起,严重影响了对有价值数据的获取效率。

因此,需要采取有效措施对海量数据进行整合,进行内容的筛选过滤。当用户需要某方面的信息时,能够提供全方位的相关信息。目前,电力计量领域知识图谱的数据来源仅限于文本数据,没有充分利用其他类型的海量数据,造成了其他媒体类型信息的浪费。因此,跨媒体知识图谱亟待建立,从多种类型媒体角度来分析挖掘语义关联,从而获取跨媒体知识,以补充和拓展已有的基于文本的知识系统<sup>[10]</sup>。

## 3 电力计量跨媒体知识图谱构建

使用跨媒体数据主要面临的3个挑战<sup>[11]</sup>为:1)使用单一媒体进行数据表示时只具备低级特征,当用这些低级特征解释复合的高层特征时,会存在离散值分布在多个维度的问题,从而导致各媒体之间不可消解的语义鸿沟问题;2)传统的低级特征向量在表示特征时是串联的、异构的,无法直接进行关联;3)在表示多模态的跨媒体数据时,每种类型媒体的低级特征向量维度不同,简单的串联分析会产生复杂的高维向量,造成维度灾难,从而降低计算机对跨媒体信息的理解能力。

因此构建跨媒体知识图谱的关键在于,如何高效关联异构数据的低级特征,即从不同模态的媒体数据中进行实体的抽取与关系的建立,从而构建跨媒体本体,实现跨媒体知识图谱的构建。本文基于语义关联技术<sup>[12]</sup>进行了跨媒体知识图谱构建,其构建过程分为4个主要步骤:1)语义分析与特征提取;2)语义关联挖掘;3)跨媒体本体构建;4)跨媒体知识图谱构建,如图1所示。

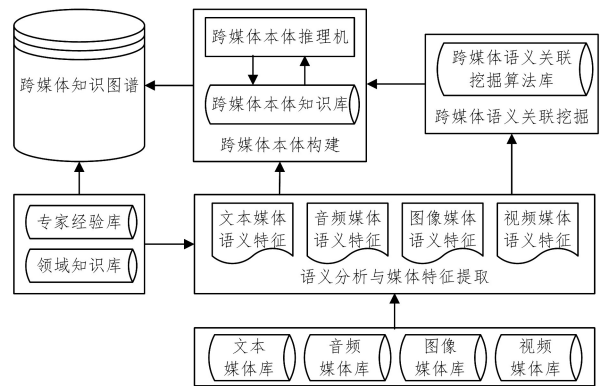


图1 跨媒体知识图谱构建流程框架

Fig.1 Framework of cross-media knowledge graph construction process

### 3.1 语义分析与特征提取

对于一个相同的语义,不同类型的媒体有不同的表示形式,由此产生了“语义鸿沟”问题,难以直接实现语义关联。跨媒体数据之间的语义鸿沟也可以认为是“内容鸿沟”。例如,给定一张智能电表的图片和一段电表警报的声音,虽然人类可以通过思考得知这两个数据都表示智能电表的相关概念,但由于它们分别属于图像与音频,这两种类型的媒体对智能电表这一语义进行表达时,低层特征在维度与属性上都不相同,使得计算机无法根据数据的低层特征直接分析媒体内容,这就是跨媒体数据之间异构性问题的来源。

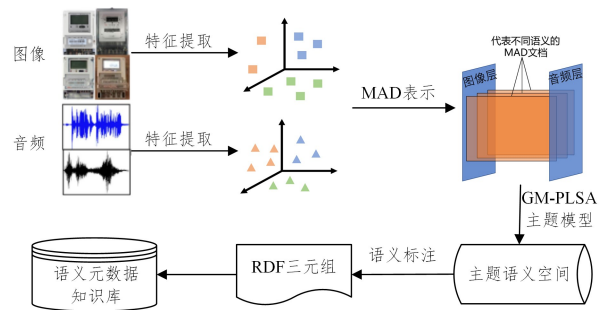


图2 从跨媒体数据中提取语义元数据的流程

Fig.2 Process of extracting semantic metadata from cross-media data

本文构建的语义分析与提取框架如图2所示。以图像与声音两种类型的媒体为例进行分析,对于这两种不同模态的数据,1)用SIFT方法<sup>[13]</sup>提取图片特征,获得128维视觉特征向量,提取语音特征参数MFCC<sup>[14]</sup>,获得13维声音特征向量,其中SIFT方法与MFCC特征参数提取是获得稳定的异构低级特征向量的有效技术手段;2)如果两个媒体的低级向量的分布频率较为一致,则认为它们具有相同的语义标签,就能装进同一个多模态语义文档(Modality semantic Document, MAD)中;3)通过GM-PLSA(Gaussian Multinomial Probabilistic Latent Semantic Analysis)主题模型<sup>[15]</sup>学习潜在的语义主题,构建主题语义空间,实现多模态媒体的语义标注;4)获得语义标注后,结合电力计量领域知识库与专家经验知识库,实现单模态媒体信息中媒体特征概念与关系抽取,接着以RDF三元组形式编码后存放到语义元数据知识库中,为后续的语义关联挖掘做基础准备。

从语义的角度分析提取跨媒体特征,能够将单一模态媒

体低层特征映射到多模态媒体高层语义空间,避免了维度灾难,解决了语义鸿沟的问题,进而提升跨媒体多模态信息表达的可靠性。

获得单模态的低层特征后,要把具有相同语义标签的媒体类别归类到一个多模态语义文档(MAD)中,例如,表示智能电表外观的图片与记录智能电表报警声音的音频文件应该归类在同一个MAD中。设 $MAD_U$ 表示所有MAD的合集,共含有cnt个语义类别,则可以表示为:

$$MAD_U = \sum_{x \in cnt} MAD_x \quad (1)$$

其中,一个代表 $x$ 语义类别的MAD可以表示为:

$$MAD_x = \sum_{m \in M} \sum_{i \in n_m} fea_i^m(x) \quad (2)$$

$M$ 表示所有模态总类, $n_k$ 表示单一模态下的实例个数, $fea_i^m(x)$ 表示在第 $m$ 个模态下第 $i$ 个多媒体对象实例中语义为 $x$ 的特征。

对于图片模态 $I$ ,首先用SIFT算法抽取语义类别 $x$ 中图像模态的低层特征 $FEA_x^I$ ,然后使用向量 $Vec$ 描述图片实例 $P$ ,该向量由特定语义下的特征和特征出现频率表示:

$$Vec(P) = ((FEA_x^I, f(FEA_x^I)), \dots, (FEA_x^I, f(FEA_x^I)), \dots, (FEA_{cnt}^I, f(FEA_{cnt}^I))) \quad (3)$$

同样,对于音频模态 $S$ ,可以使用向量 $Vec(S)$ 进行描述:

$$Vec(S) = ((FEA_x^S, f(FEA_x^S)), \dots, (FEA_x^S, f(FEA_x^S)), \dots, (FEA_{cnt}^S, f(FEA_{cnt}^S))) \quad (4)$$

其中, $FEA_x^S$ 表示语义类别 $x$ 中提取的音频特征参数MFCC。

通过上述表示方法,一个MAD可以通过一个 $N_x^I + N_x^S$ 维度的向量 $Vec(MAD_x)$ 表示:

$$Vec(MAD_x) = \{(MAD_x, Vec^1(P)), \dots, (MAD_x, Vec^{n_p}(P)), (MAD_x, Vec^1(S)), \dots, (MAD_x, Vec^{n_s}(S))\} \quad (5)$$

因此,对于给定的跨媒体数据,可以由一组MAD表示,格式统一为 $N_{cnt} \times (N^I + N^S)$ 的矩阵 $MAD_U$ 。这种表示方法具有通用性,除了本文所提及的图片、声音媒体,其他类型的媒体文件也能用这种方法进行表示。

获得多模态文档的统一表示以后,本文采用GM-PLSA主题模型进行潜在语义主题的学习,对于一个待测试的对象,可以通过训练学习得到该对象的主题分布,从而获得语义标注。

### 3.2 语义关联挖掘

在对跨媒体数据资源开展语义关联分析时,可以参考现有的领域本体以及领域内的专家经验知识<sup>[16]</sup>,其有利于挖掘更深或更多层次的语义关联信息。本文根据电力计量领域的跨媒体数据资源特征,采用分层的树结构<sup>[17]</sup>作为语义关联知识挖掘过程的总框架。构建跨媒体知识语义关联树的过程就是不断挖掘关联信息的过程;对关联树层次的调整和叶节点的修剪,可以通过对关联知识的合并、删除等操作完成。

在具体的构建过程中,目标是尽可能多地获取海量跨媒体数据中的有效语义关联,因此要保证树中的每个节点都是高关联度频繁关系组。具体构建时参考电力计量领域较为成熟的本体,借助其丰富的层次结构,初步构建出语义关联知识树。构建时按照层次结构逐层进行,首要目标始终是挖掘高关联度频繁关系组,可以通过计算关系的支持度获取节点之间的关联性,保留关联性最高的子节点。因此,在算法1中,通过对所有节点关联度进行计算,删除低关联度的冗余节点

之后,就可以获得所有的跨媒体语义关联知识AK。在优化语义关联树时,可以借助领域的专家知识和先验知识,利用其中的上下位关系等进行推理与学习,寻找重复节点,删除浅层节点。当语义关联知识树建成时,每个节点与子节点之间都是高关联度的频繁关系组,也就达到了语义关联挖掘的目的。具体的关联挖掘过程用伪代码描述如算例1所示。

#### 算法1 语义关联挖掘算法

在获得所有跨媒体语义关联知识AK前,循环

```
{
    从语义元数据知识库MD中抽取一个三元组 t;
    遍历 MD,对每个三元组计算 t 的关联度 t.corr
    如果 t.corr 不小于预定义的关联度阈值
        将 t 定义为语义关联树的顶层子节点;
    对于 t,如果存在子节点不是强关联的关系组,循环
    {
        选取 t 的一个子节点 cn
        如果 t 的概念范围包含 cn,则删除 cn;
        如果 t 与 cn 关联度相同,则用 t 与 cn 的并集代替节点 t;
        任意选取一个未遍历过的 t 的子节点,与 cn 进行合并,将并集作为新子节点;
    }
}
```

### 3.3 跨媒体本体构建

跨媒体本体的构建技术框架如图3所示。

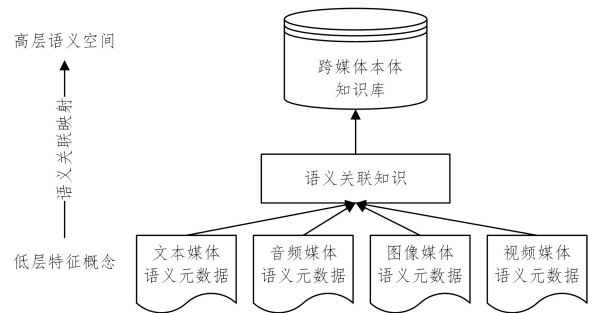


图3 跨媒体本体知识库的构建框架

Fig. 3 Construction framework of cross-media ontology knowledge base

在实际的工作过程中,可以根据算法2进行跨媒体本体知识库的构建。预先设定一个相似度的最小阈值 $\min$ ,超过这个阈值即判定为语义重复。根据算法2,先从语义元数据知识库MD中任选一个RDF关系组,作为媒体特征本体的源节点,其余关系组用于激活其他相关节点。针对这个源节点,可以利用领域内的专家知识与先验知识等进行子节点扩展,扩展的子节点为激活状态。对源节点与新激活的子节点进行相似度计算,如果超过相似度阈值,就删除子节点,激活下一个节点;如果未超过阈值,就以这个新激活的子节点为源节点,继续激活其他节点。直到所有的节点都被激活,语义重复节点也就被消除了,从而完成了跨媒体本体知识库的构建。具体流程如算法2所示。

#### 算法2 跨媒体本体知识库构建算法

循环(构建跨媒体本体知识库)

```
{
    在语义元数据知识库MD中任选一个RDF关系组作为源节点S;
    遍历S的相邻节点,如果存在节点与S的相似度超过预设阈值min
    {
```

存在语义重复,删除 S;

调用算法 A;

}

如果 S 中有能被激活的节点,循环

{

利用语义关联知识 AK 对 S 进行扩展;

激活相关节点;

}

任选 S 的一个子节点,递归调用算法 A;

}

### 3.4 跨媒体知识图谱构建

在获得了跨媒体本体知识库之后,便可根据传统的知识图谱构建算法进行跨媒体知识图谱的构建。构建流程如图 4 所示。从知识库中抽取跨媒体本体,在构建知识图谱前,还需要经过质量评估过程。抽取得到的跨媒体知识元素可能存在错误,而在电力计量领域,由于知识专业性较高,因此需要通过行业专家对跨媒体知识元素进行评估。通过专家的经验对知识的可信度给出权威的判断,得到知识的置信度,根据一

定的标准进行知识的删减,以保障知识库的质量。

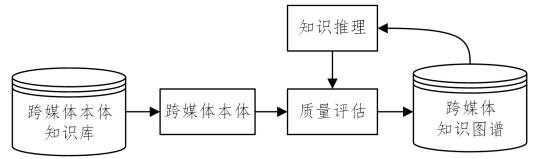


图 4 跨媒体知识图谱构建流程

Fig. 4 Construction process of cross-media knowledge graph

初步构建完成知识图谱之后,可以通过知识推理发现更多新知识,建立实体间新的关联,以扩展知识图谱。

## 4 实验结果

### 4.1 跨媒体知识图谱示例

图 5 为使用本文方法所构建的电力计量领域知识图谱的部分示意图。其中部分节点包含的主体包括文本、图像、声音、视频等多种媒体,通过跨媒体知识图谱可以直观展现多种媒体之间的关联关系。

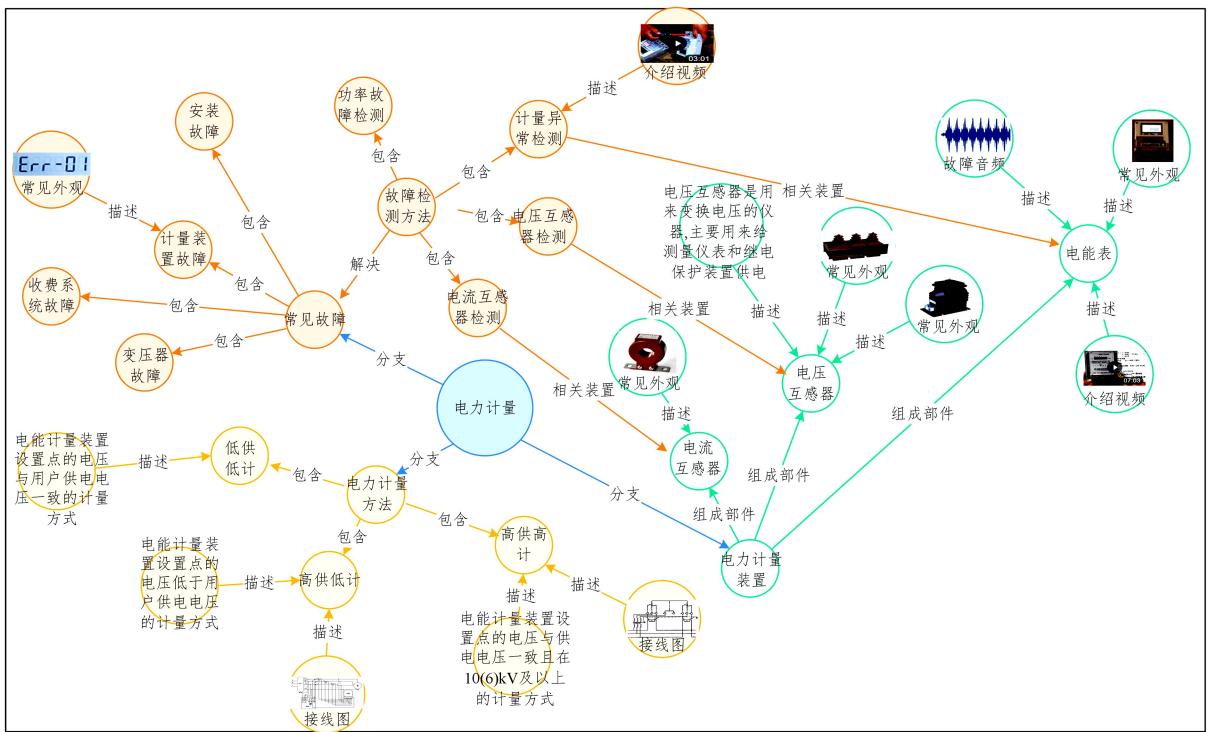


图 5 电力计量领域的跨媒体知识图谱构建实例

Fig. 5 Example of cross-media knowledge graph construction in electric power metering

### 4.2 模型验证

利用图像与音频两种模态数据对本文构建方法的有效性进行证明。通过分析采用本文的语义提取方法后同语义不同模态数据的相似性来作为验证。

实验对象为 3 种电力计量装置:电能表、电压互感器与电流互感器,从相关的数据库中收集这 3 种装置的图片 500 张,发生故障时的异常音频 200 个。

先识别图像与音频两种对象的高层语义,并根据语义进行分类,获得跨媒体语义训练集。为保证样本分类的准确性,本文对图片与音频对象进行人工手动分类,将语义相同的图片或音频归纳到同一类别,最终得到一个多模态训练集。分类结果如图 6 所示。

类别	图片示例	音频示例
电能表		1. wav, 2. wav, ... 197. wav
电流互感器		3. wav, 6. wav, ... 200. wav
电压互感器		4. wav, 5. wav, ... 198. wav

图 6 基于语义的分类结果

Fig. 6 Semantic-based classification results

随后进行单模态低层特征的提取,根据提取结果可以对样本进行相似性计算。对于图像模态,采用 SIFT 算法进行特征提取,以“电能表”类别中的 20 号图片为例,提取结果如

图 7 所示。图 8 为提取的特征描述子的二维矩阵,大小为  $1673 \times 128$ 。

工分类结果如表 1 所列。

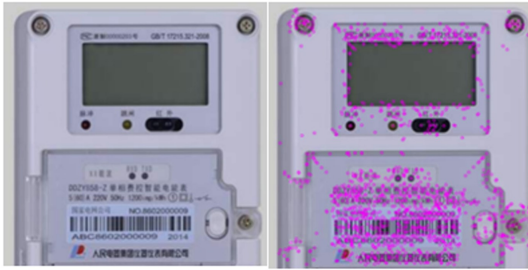


图 7 使用 SIFT 算法进行图像特征提取

Fig. 7 Image feature extraction with SIFT algorithm

$$\begin{bmatrix}
 [106. & 1. & 0. & \dots & 0. & 0. & 4.] \\
 [ 27. & 1. & 0. & \dots & 4. & 0. & 8.] \\
 [ 9. & 0. & 0. & \dots & 0. & 0. & 2.] \\
 \dots & & & & & & \\
 [ 72. & 89. & 0. & \dots & 0. & 0. & 15.] \\
 [ 41. & 102. & 2. & \dots & 7. & 1. & 10.] \\
 [ 1. & 142. & 128. & \dots & 0. & 0. & 0.]
 \end{bmatrix}$$

图 8 图像特征描述子构成的矩阵

Fig. 8 Matrix composed of image feature descriptors

对于音频模式,提取语音特征参数 MFCC。以“电能表”类别中的 12 号音频为例,提取结果如图 9 所示,提取的 MFCC 的声谱二维数组如图 9 所示,数组大小为  $154 \times 13$ 。根据得到的各个音频模式的数组,可以进行矩阵相似度计算,从而得到音频单模态之间的相似性。

表 1 音频故障来源分类情况

Table 1 Classification of audio fault sources

故障音频来源	编号
电能表	2,7,8,⋯,96,97
电压互感器	1,3,9,10,⋯,99,100
电流互感器	4,5,6,⋯,95,98,99

提取它们的语音特征参数 MFCC 获得低层特征,随后用本文的语义相关性分析方法,对这些对象进行分析测试,得到分类结果并记录,计算分类准确率,验证本文基于语义关联的分析方法是否正确。验证集数据的分类情况如表 2 所列。根据图中的准确率,可以证明本文方法的可行性。

表 2 分类结果及分类准确率

Table 2 Classification results and classification accuracy

分类结果	编号	准确率/%
电能表	2,8,14,15,⋯,92,97	86
电压互感器	1,9,17,20,⋯,90,99	83
电流互感器	5,11,18,25,⋯,88,95	89

$$\begin{bmatrix}
 [9.3406449 & -5.50918944 & 2.03863894 & \dots & 3.64105562 & 0.8905218 & 2.88997123] \\
 [8.14634676 & 8.41626847 & 2.27522778 & \dots & -15.60766448 & 5.9868133 & 11.29157181] \\
 [8.25790227 & 7.23621261 & 0.8650524 & \dots & -22.74251417 & 9.79028711 & 14.0028091] \\
 \dots & & & & & & \\
 [8.98293677 & 3.58206559 & -25.71188998 & \dots & -1.19998477 & 11.08245126 & 9.16930728] \\
 [9.4183408 & 6.22685954 & -24.60233978 & \dots & 18.78661097 & 6.73932138 & -3.87107359] \\
 [9.29789342 & 7.85683469 & -23.08852284 & \dots & 23.94721953 & 4.04871879 & -12.30411734]
 \end{bmatrix}$$

图 9 语音特征参数 MFCC 的声谱二维数组

Fig. 9 Two-dimensional array of sound spectrum of phonetic feature parameters MFCC

以图片模式为例,对训练样本进行相似性计算,结果如图 10 所示。

### 4.3 跨媒体知识图谱的应用

上传并输入音频 record\_alarm.wav,在跨媒体知识图谱中进行检索,得到的输出如图 11 所示,系统地展示了相关联的有用信息。

图片序号	1	2	3	4	5	...	498	499	500
1	1								
2	0.2035	1							
3	0.0328	0.0372	1						
4	0.0478	0.0388	0.0398	1					
5	0.0208	0.0278	0.1983	0.1022	1				
...									
498	0.1002	0.0298	0.0397	0.2306	0.0482		1		
499	0.0323	0.0948	0.0323	0.1699	0.0473		0.0928	1	
500	0.0389	0.0374	0.1828	0.0844	0.1025		0.0382	0.0384	1

图 10 图片对象的 SIFT 特征描述子之间的相似矩阵

Fig. 10 Similarity matrix between SIFT feature descriptors of picture objects

从相似矩阵中可以观察到,同语法的图片对象相似度要高一些。因此,采用本文方法分析语义关联性具备合理性。

最后,选取验证集进行验证。选取训练集之外的 100 段故障音频,来源可能为电能表、电流互感器与电压互感器。人

**智能电表故障**  
故障代码: Err-01

常见外观: 

故障音频: 

故障现象: 表计拉闸后,电量仍在增加  
原因分析: 控制回路错误  
处理方法: 返回原厂处理修复

图 11 知识图谱检索结果 1

Fig. 11 Retrieval results 1 of knowledge graph

输入文字“如何安装电表”,得到的输出结果中,相关的信息包含电表安装技术的注意事项、介绍视频、常见外观等。如图 12 所示。

**电表安装技术**

注意事项:

- 电表的电流安培数应适合于家庭用的电器的总用电瓦数
- 电表的电压必须符合电源电压
- 电表应安装在干燥的位置上,不能安装在厨房或煤气炉上方
- 电表安装高度要合适。电表中心离地面高度为1.5-1.8米
- 电线接线一定要牢固,否则容易产生火花,发生危险

介绍视频: 

常见外观: 

图 12 知识图谱检索结果 2

Fig. 12 Retrieval results 2 of knowledge graph

**结束语** 本文提出了一种在电力计量领域基于语义关联分析构建跨媒体知识图谱的方法。首先对每一种媒体数据进行特征提取,学习语义主题,在专家经验与领域知识库的指导下进行语义关联挖掘,进而动态构建跨媒体本体,最终实现电力计量领域的跨媒体知识图谱构建。在实际应用方面,进行了跨媒体检索的操作,得到了较好的结果。目前学术界对跨媒体知识图谱的研究还处于起步阶段,许多算法还需要进一步改善。本文研究构建的基于电力计量领域的知识图谱还存在一些不足,如更多类型的跨媒体资源的高效融合,知识图谱的更新与维护等。在未来工作中,将研究分析更多类型的跨媒体资源融合,在已有的文本、音频、图像、视频的基础上,还可以增加如3D模型等媒体的知识来源,使知识图谱更详实。同时,目前知识图谱的维护与更新需要较多地依赖人工与专家经验,能否采用更加自动化的方法来实现跨媒体知识图谱的本体构建、知识推理和质量评估,将会是未来的工作重点。

### 参 考 文 献

- [1] YANG Y. Cross-media Information Technology and Application [M]. Publishing House of Electronics Industry, 2014.
- [2] HUANG Y, ZHANG H. Cross-media Retrieval Algorithm Based on Latent Semantic Topic Enhancement[J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(4): 1061-1064, 1110.
- [3] SHANG X, ZHANG H, CHUA T S. Deep Learning Generic Features for Cross-Media Retrieval[C]// International Conference on. Springer-Verlag New York, Inc, 2016.
- [4] PENG Y X, ZHU W W, ZHAO Y, et al. Cross-media analysis and reasoning: advances and directions[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2017, 18(1): 44-57.
- [5] XIONG H X, YANG Z R, JIANG W X. Research on Semantic Relevance of Multimodal Data in Cross-media Knowledge Graph Construction[J]. Information studies: Theory & Application, 2019, 42(2): 17-22, 28.
- [6] WEI Y C. Semantic Classification and Retrieval of Cross-media Data[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2016.
- [7] FAN M, WANG W, DONG P, et al. Cross-media Retrieval by Learning Rich Semantic Embeddings of Multimedia[C]// Acm on Multimedia Conference. ACM, 2017.
- [8] WANG Y Z. Electric Power Metering Technology [M]. China Electric Power Press, 2015.
- [9] XIAO Y, ZHAO W, LUO R X, et al. Survey of Digital Electric

Power Metering Algorithms[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2018, 55(7): 1-7.

- [10] LIU Q, LI Y, DUAN H, et al. Overview of Knowledge Graph Construction Technology[J]. Journal of Computer Research and Development, 2016(3): 582-600.
- [11] LU T, JIN Y, SU F, et al. Content-oriented multimedia document understanding through cross-media correlation[J]. Multimedia Tools and Applications, 2015, 74(18): 8105-8135.
- [12] PENG X. Research on Cross-media Semantic Retrieval of Digital Library Based on Deep Learning[J]. Information Research, 2018(2): 16-19.
- [13] LOWE D G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [14] FOOTE J T. Content-based retrieval of music and audio[C]// Multimedia Storage & Archiving Systems II. International Society for Optics and Photonics, 1997.
- [15] HOFMANNT. Unsupervised Learning by Probabilistic Latent Semantic Analysis[J]. Machine Learning, 2001, 42(1/2): 177-196.
- [16] HUANG X W, YAN M, SANG J T, et al. Knowledge Association and Collaborative Application Across Networks Based on Association Rule Mining[J]. Computer Science, 2016, 43(7): 51-56.
- [17] MING J R, HE C. Research on Cross-media Retrieval Method of Digital Library Based on Semantic Association Mining[J]. Library and Information Service, 2013(7): 101-105.



**XIAO Yong**, born in 1979, Ph.D, professorate senior engineer. His main research interests include electric power metering technology and so on.



**ZHOU Mi**, born in 1992, master, engineer. Her main research interests include electric power metering technology and so on.