

# 多视角证据融合的虚假新闻甄别<sup>\*</sup>

李保珍 陈 科

(南京审计大学信息工程学院 南京 211815)

**摘要:**【目的】针对现有虚假新闻分类算法的不足,提出一种多视角证据融合的虚假新闻分类模型,用以解决传统单视角下虚假新闻分类的片面性证据和不准确性分类等问题。【方法】引入主观逻辑模型,以及不同视角下分类的不确定性测度,基于Dempster-Shafer证据理论,利用不同的权值融合多视角下的证据,得到总体的证据与分类的不确定性测度。【结果】基于两个公开数据集的实验结果表明,所提模型的准确性和F1值比传统虚假新闻分类模型均有较显著的提高。【局限】多视角证据融合之后存在一定的噪声,有时会影响实验结果的准确性。【结论】多视角证据融合途径可有效提高虚假新闻甄别的准确性和鲁棒性。

**关键词:** 虚假新闻 多视角 证据融合 不确定性

**分类号:** TP391 G250

**DOI:** 10.11925/infotech.2096-3467.2021.0964

**引用本文:** 李保珍, 陈科. 多视角证据融合的虚假新闻甄别[J]. 数据分析与知识发现, 2022, 6(2/3): 376-384.(Li Baozhen, Chen Ke. Identifying “Fake News” with Multi-Perspective Evidence Fusion[J]. Data Analysis and Knowledge Discovery, 2022, 6(2/3): 376-384.)

## 1 引 言

随着科学技术的发展和互联网技术的普及,大量的社交媒体在给人们的生活带来便利的同时,也存在着虚假信息广泛传播的弊端。新闻信息影响着人们日常生活中的众多决策活动,虚假的新闻信息会误导决策,进而影响相关决策的有效性,因而随着决策对网络新闻信息的依赖性增强,理论研究和实践应用对新闻信息的真实性识别越来越关注。对于爆炸式增长的网络新闻信息,迫切需要使用计算机信息技术手段自动化检测虚假信息,防止虚假新闻信息所带来的严重负面影响。

已有的虚假新闻信息识别方法大多是基于传统的监督学习或者深度学习的方法<sup>[1]</sup>。传统的监督学习方式需要足够的训练样本,对于虚假新闻信息领域,虚假信息出现具有突发性和独特性的特征,所

以基于历史数据标注大型的训练集是非常困难的。基于深度学习的网络虚假信息识别方法是黑箱途径,其结论的证据性原因难以明确可信地呈现,具有不可解释和难以采信的优点。此外,单视角下网络新闻信息的特征提取,存在提取证据的片面性,这将导致虚假新闻信息分类的准确率不高。为了解决上述问题,本文基于Dempster-Shafer证据理论,以不同的权值融合多视角下的证据,引入每个视角下的分类不确定性,提出一种关于虚假新闻甄别的多视角证据融合分类(Multi-Perspective Evidence Fusion Classification, MPEFC)模型。多视角证据是指将虚假新闻信息作为一个整体性对象,通过“交集为零、并集为整体”原则的不同角度进行证据的采集和分析,以减少片面性弊端。多视角证据来源于多源证据,但又有其整体关联性的独特性。

通讯作者(Corresponding author):李保珍(Li Baozhen), ORCID: 0000-0002-6160-1390, E-mail: bzli@nau.edu.cn。

<sup>\*</sup>本文系国家自然科学基金项目(项目编号: 71673122, 72074117)和江苏省研究生科研与实践创新计划项目(项目编号: SJCX21\_0889)的研究成果之一。

The work is supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 71673122, 72074117), the Postgraduate Research & Practice Innovation Program of Jiangsu Province (Grant No. SJCX21\_0889).

在 MPEFC 模型中,引入了每个视角下的分类不确定性,在虚假新闻证据提取阶段,采用多视角下的证据融合策略,并在多视角证据融合时考虑不同证据的权值。其优点主要包括:

(1)基于主观逻辑模型,引入每个视角下分类的不确定性,提高了虚假新闻分类模型的普适性和鲁棒性;

(2)用 Dempster-Shafer 证据理论以不同的权值融合多视角下的证据,解决了单视角下的证据片面性和不同视角下证据间的冲突性。

## 2 相关工作

2017 年,Shu 等给出了关于虚假新闻的定义:虚假新闻指故意发布且可以被证实为虚假的新闻<sup>[2]</sup>。现有的虚假新闻分类的方法大部分都是基于传统的监督学习或者是深度学习的方法。Gravanis 等提出基于内容特征和机器学习结合的虚假新闻分类的算法<sup>[3]</sup>。Lukasik 等提出了自动化、有监督的虚假新闻分类器<sup>[4]</sup>。Sa 等提出了将机器学习和特征工程结合起来的虚假新闻分类方法<sup>[5]</sup>。O'Brien 等提出通过深度神经网络检测真新闻与假新闻的特征区别的方法<sup>[6]</sup>。但是,这些虚假新闻的分类方法都是在单视角下进行的,考虑的证据多具有片面性的缺点。

多视角下的数据通常是由多种模式或多种类型的特征数据融合得到的。现有的多视角学习方法在广泛的现实应用程序中取得了巨大的成功<sup>[7]</sup>。然而,这种成功通常依赖于复杂的模型。例如,2019 年,Tian 等将多视角信息与深度神经网络集成为一个新模型<sup>[8]</sup>。虽然这些模型可以提供准确的分类结果,但它们通常很容易产生不可靠的预测。因此,本文引入一种新的多视角分类方法产生可信的决策。

对于多视角学习,传统的算法通常为不同的视角下的证据假设一个相同的权值,或为每个视角分配学习一个固定的权重。但最基本的假设是,这些视角下的质量或重要性对于所有样本基本都是稳定的<sup>[9-10]</sup>。基于不确定性的算法可以大致分为两大类,即贝叶斯方法和非贝叶斯方法。例如,1992 年,MacKay 提出传统的贝叶斯方法通过推断参数的后验分布估计不确定性<sup>[11]</sup>。然而,与普通的神经网络相比,由于这些模型参数收敛更加困难,计算代价

高,因此 Gal 等提出一种更可扩展和实用的方法<sup>[12]</sup>。在这个模型中,通过在训练和测试过程中对权重进行随机抽样完成推理。2018 年,Sensoy 等引入主观逻辑理论,在不需集成或蒙特卡罗采样的情况下直接建模不确定性<sup>[13]</sup>。但所有这些方法都集中于估计单视角下的数据分类的不确定性。

2015 年,Wang 等提出的模型在多视图表示学习中得到广泛应用,具有代表性<sup>[14-15]</sup>。该模型本质上是通过最大化不同视角之间的相关性寻求一种共同的表示。2017 年,Zhang 等也提出明确地学习共享的多视角和特定视角度量的方法<sup>[16]</sup>。Dempster-Shafer(DST)证据理论是一种关于信念函数的理论,由 Dempster 在 1967 年首先提出<sup>[17]</sup>,是将贝叶斯理论推广到主观概率的理论。后来,Shafer 将它发展成为一个建模认知不确定性的通用框架<sup>[18-19]</sup>,与贝叶斯神经网络从权重参数中通过多次随机采样间接获得不确定性的方法不同,DST 直接对不确定性进行建模,允许不同来源的证据与不同的融合算子相结合,以获得所有可用证据,从而得到最终证据。

基于以上文献综述,本文提出一种新的多视角分类模型,通过整合多视角信息进行更加有效的分类识别。基于狄利克雷分布模拟概率的分布,将不同视角下的证据进行参数化,并基于 Dempster-Shafer 理论,利用相应的权值对不同视角下的证据进行融合。相关模型整合不同视角是在证据层面,而不是传统途径所在的特征或输出层面,这将产生稳定和合理的不确定性估计,从而提高分类的可靠性和鲁棒性。本文的贡献主要包括:

(1)基于主观逻辑模型引入每个视角下分类的不确定性信度,可提高虚假新闻分类的准确性;

(2)基于 Dempster-Shafer 证据理论,以不同的权值融合多视角下的证据,可解决单视角下证据的片面性和不同视角下证据间的冲突性;

(3)通过兼顾每个视角下分类的不确定性,以提高最终分类的准确性,进而提高分类的可靠性和鲁棒性。

## 3 多视角虚假新闻分类模型

近年来,基于深度学习的虚假新闻分类算法由于其较高的准确性而被广泛使用。但是这些算法使

用 Softmax 的输出作为预测的置信度,通常会出现高置信度值,这是不正确的预测,因为最大的 Softmax 输出将会被用于最终预测。因此,本文引入一种基于证据的不确定性估计技术,它提供证据的不确定性识别,进而通过集成多个视角下的新闻样本特征进行虚假新闻的准确分类。

多视角的数据学习已被证明在各种任务中都是有效的,虚假新闻甄别的多视角证据融合分类的流程如图 1 所示。

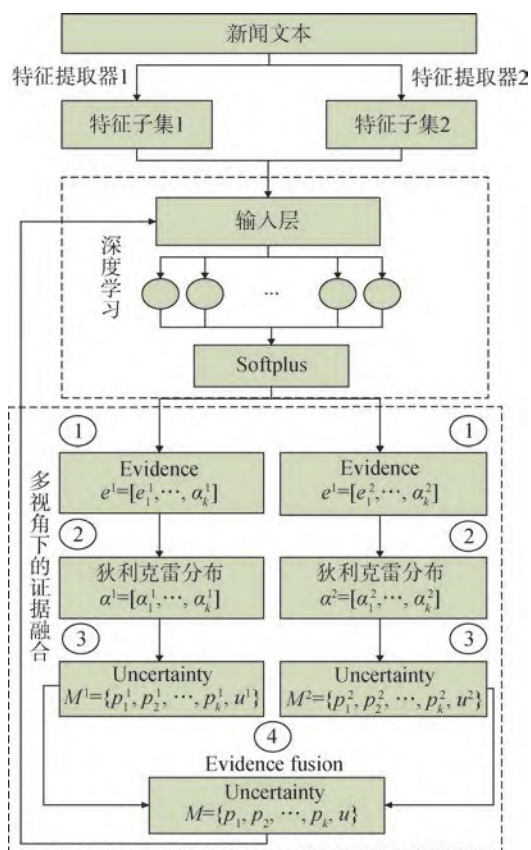


图1 虚假新闻甄别的多视角证据融合分类的流程

Fig.1 Flow Chart of Multi-perspective Evidence Fusion Classification for Fake News Screening

多视角证据融合分类的虚假新闻甄别模型的主要思路大体分为三个阶段。第一阶段:使用不同特征提取器提取不同视角下新闻样本的特征;第二阶段:将提取的不同视角下新闻样本特征放入深度学习模型中训练,最后使用 Softplus 函数提取到不同视角下虚假新闻分类的证据;第三阶段:对多视角下的

虚假新闻分类证据进行融合,引入每个视图下的分类不确定性,反向调节深度学习模型参数。

在多视角下的虚假新闻证据融合阶段主体思路为:

- (1)得到不同视角下的虚假新闻证据;
- (2)将虚假新闻证据参数化,以诱导不同视图下的每个分类概率和总体不确定性;
- (3)形成每个视角下独立的概率质量分配集合;
- (4)以多个视角信念推断整体不确定性和分类概率。

### 3.1 不确定性和证据理论

鉴于传统的基于深度学习虚假新闻分类算法当中,使用 Softmax 输出作为结果常常会导致过度自信的不足,本文尝试借鉴主观逻辑,定义基于新闻样本数据收集的虚假新闻分类证据,以获取新闻真、假的概率(信念量)和分类的总体不确定性(不确定性量)的理论框架。在本文模型中,主观逻辑结合了狄利克雷分布的参数演化出信念分布,信念分布在狄利克雷分布中可以看作分类分布的共轭先验<sup>[20]</sup>。信念分布在狄利克雷分布当中的最直观表现如图 2 所示。

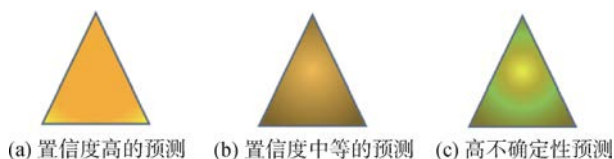


图2 狄利克雷分布的典型例子

Fig.2 Typical Example of Dirichlet Distribution

证据是指从输入新闻样本特征中收集的支持分类的指标,并与狄利克雷分布的密度参数密切相关。具体而言,对于  $K$  分类问题,主观逻辑为每个类标签分配一个信念量,并基于证据,为总体分配一个整体的不确定性质量<sup>[21]</sup>。 $u^f \geq 0$  和  $p_k^f \geq 0$  分别表示第  $f$  个视角下第  $k$  类的总体不确定性和概率,它们之间的计算方法如公式(1)所示。

$$u^f + \sum_{k=1}^K p_k^f = 1 \quad (1)$$

对于第  $f$  个视角,主观逻辑将虚假新闻证据  $e^f = [e_1^f, e_2^f, \dots, e_k^f]$  与狄利克雷分布  $\alpha^f = [\alpha_1^f, \alpha_2^f, \dots, \alpha_k^f]$  的参数联合起来<sup>[22]</sup>。具体地说,狄利克雷分布的参



数  $\alpha_k^f$  是由  $e_k^f$  诱导来的, 即  $\alpha_k^f = e_k^f + 1$  诱导的。信念量  $p_k^f$  和不确定性  $u^f$  的计算如公式(2)所示<sup>[21]</sup>。

$$p_k^f = \frac{e_k^f}{T^f} = \frac{\alpha_k^f - 1}{T^f} \text{ 且 } u^f = \frac{k}{T^f} \quad (2)$$

其中,  $T^f = \sum_{j=1}^k (e_j^f + 1) = \sum_{j=1}^k \alpha_j^f$  为狄利克雷强度。公式(2)实际上描述为: 第  $k$  类观察到的证据越多, 分配给第  $k$  类的概率就越大; 观察到的总分类证据越少, 总不确定性就越大。信念分配可以被认为是一种主观意见, 给定一个观点, 相应的狄利克雷分布类别概率计算为  $\hat{p}_k^f = \frac{\alpha_k^f}{T^f}$ 。

相关思路与传统的深度神经网络分类器不同。首先, 传统的神经网络分类器的输出可以看作单纯的一个点, 而狄利克雷分布则参数化了每个可能被输出点的概率分配密度。因此, 利用狄利克雷分布可模拟输出的二阶概率和不确定性。其次, 绝大部分传统神经网络最后一层会应用 Softmax 函数, 但使用 Softmax 输出作为结果常常会导致过度自信, 在 MPEFC 模型中, 可以通过添加整体不确定性质量避免相关问题。

### 3.2 多视角分类组合规则

Dempster-Shafer 证据理论允许将来自不同视图的虚假新闻证据组合在一起, 达到一个考虑所有可用虚假新闻证据的信念程度, 并能够考虑到所有可用的虚假新闻证据。具体而言, 需要结合  $I$  个独立的概率质量分配集合  $\{M^f\}_1^I$ , 其中  $\{\{p_k^f\}_{k=1}^K, u^f\}$ , 得到联合的概率质量  $M = \{\{p_k\}_{k=1}^K, u\}$ 。

定义 1 (两个独立概率质量集的 Dempster 组合规则) 这个组合规则称为联合概率质量  $M = \{\{p_k\}_{k=1}^K, u\}$ , 由两组概率质量  $M^1 = \{\{p_k^1\}_{k=1}^K, u^1\}$  和  $M^2 = \{\{p_k^2\}_{k=1}^K, u^2\}$  按照公式(3)的方式组合而成<sup>[17]</sup>。

$$M = M^1 \oplus M^2 \quad (3)$$

实际上, 不同视角下的虚假新闻证据之间经常会发生严重冲突或完全冲突, 这往往是由不同视角下虚假新闻证据的严重不相容性引起的, 故需对冲突概率进行合理处理以保证证据融合的结果能够满足大部分证据所支持的情况<sup>[23-24]</sup>。在信息融合和决策等领域, 少数服从多数的思想已经被广泛应用, 本文从虚假新闻证据源本身着手进行改进, 认为证据

源所提供的不同视角下证据在合成过程中的重要程度是不同的。因此, 在虚假新闻证据融合过程中引入可描述不同视角下证据重要程度的权重系数, 并利用证据之间的关联度, 由证据的可信度确定不同视角的虚假新闻证据权重。即若某个证据与其他证据的冲突较小, 则该证据的可信度较高, 其权重也较大; 反之, 则该证据的可信度较低, 其权重也较小。对原始证据进行修正后, 再利用 Dempster-Shafer 证据理论组合规则进行融合, 本文在 Han 等<sup>[22]</sup>提出的公式上进行改进。

计算出不同视角下虚假新闻证据的相似性矩阵  $Q(m, n)$ ,  $m$  和  $n$  分别是第一视角和第二视角下的证据个数。  $Q_1$  是对矩阵  $Q$  进行按行求和,  $Q_2$  是对矩阵  $Q$  进行按列求和, 如公式(4)所示。

$$Q_1 = \frac{1}{m-1} \sum_{j=1}^m Q_{ij} \quad j = 1, \dots, n$$

$$Q_2 = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n Q_{ij} \quad i = 1, \dots, m \quad (4)$$

设不同视角下证据的权值系数为  $\beta_i^1, \beta_i^2$ , 其描述了虚假新闻证据源提供的各证据在融合过程中重要程度的大小以及对于整个系统的合成结果的影响程度的高低。其与  $Q_1, Q_2$  的关系可用置信度  $f(Q_1), f(Q_2)$  描述, 笔者提出置信度函数如公式(5)所示。

$$\beta_i^1 = f(Q_1), \beta_i^2 = f(Q_2) \quad (5)$$

$f(Q_1), f(Q_2)$  应满足:  $f(Q_1), f(Q_2)$  应随  $Q_1, Q_2$  的增大单调递增, 即  $f(Q_1) \rightarrow 1$  和  $f(Q_2) \rightarrow 1$ , 则  $Q_1 \rightarrow 0$  和  $Q_2 \rightarrow 0$ ;  $f(Q_1), f(Q_2)$  应随  $Q_1, Q_2$  的减小而衰减, 即  $f(Q_1) \rightarrow 0$  和  $f(Q_2) \rightarrow 0$ , 则  $Q_1 \rightarrow 1$  和  $Q_2 \rightarrow 1$ 。因此,  $f(Q_1), f(Q_2)$  应该是指数关系曲线, 笔者提出公式(6)来确定两个视图下证据的信任度。

$$\beta_i^1 = f(Q_1) = (1 - Q_1)e^{-Q_1}$$

$$\beta_i^2 = f(Q_2) = (1 - Q_2)e^{-Q_2} \quad (6)$$

其中,  $e$  为自然底数。在确定好证据的信任度, 即在确定不同视图下的虚假新闻证据的权重后, 对原始虚假新闻证据进行修正, 设两个不同视图下的原始虚假新闻证据的概率质量分别为  $M^1$  和  $M^2$ , 作者提出公式(7)来确定两个视图下的不确定性和修正之后的概率质量。

$$\begin{aligned} M^1 &= \beta^1 \cdot M^1, M^2 = \beta^2 \cdot M^2 \\ u^1 &= 1 - M^1, u^2 = 1 - M^2 \end{aligned} \quad (7)$$

更具体的计算规则如公式(8)所示<sup>[16]</sup>。

$$\begin{aligned} p_k &= \frac{1}{1-D} (p_k^1 p_k^2 + p_k^1 u^2 + p_k^2 u^1), \\ u &= \frac{1}{1-D} u^1 u^2 \end{aligned} \quad (8)$$

其中,  $D = \sum_{j \neq s} p_j p_s$  为两个质量集之间冲突量的测量值;比例因子  $\frac{1}{1-D}$  用于归一化。

联合质量  $M$  是在质量  $M^1$  和  $M^2$  融合的基础上形成的。直观上,组合规则保证:

- (1) 当两个视角都具有高不确定性时,最终预测必然具有低置信度;
- (2) 当两种观点都具有低不确定性时,最终预测可能具有高置信度;
- (3) 当只有一个视角具有较低的不确定性时,最终预测仅依赖于自信视角。

以此类推,将两个视角下的虚假新闻证据融合推广到  $f$  个不同视角下的虚假新闻证据融合,进而得到每个视角的分类结果。然后,利用 Dempster 组合规则将不同观点的信念进行组合。具体而言,将不同观点之间的信念量和不确定性量用以下规则进行融合,如公式(9)所示<sup>[17]</sup>。

$$M = M^1 \oplus M^2 \oplus \dots \oplus M^f \quad (9)$$

使用主观逻辑与 Softmax 相比,采用主观不确定性更适合多证据的融合。主观逻辑提供了一个额外的分类函数,允许模型上缺乏一部分证据。在 MPEFC 模型中,主观逻辑提供了每个视角的证据不确定性程度,这在一定程度上可提高虚假新闻分类的可解释性。

### 3.3 损失函数

MPEFC 模型分类器与传统的基于神经网络的分类器不同,具体而言,将传统神经网络分类器的 Softmax 层替换为激活函数层(Softplus),以保证网络输出非负值,将其作为证据向量  $e$ ,从而得到狄利克雷分布的参数。

对于传统的基于神经网络的分类器,通常采用交叉熵损失,如公式(10)所示。

$$L_{ce} = - \sum_{i=1}^K y_{ij} \log(p_{ij}) \quad (10)$$

其中,  $p_{ij}$  为第  $j$  类的第  $i$  个新闻样本的预测概率,  $y_{ij}$  为第  $j$  类的第  $i$  个新闻样本的分类结果。可以得到参数  $\alpha_i$  的狄利克雷分布,并形成多项式观点  $Di(P_i|\alpha_i)$ ,之后可得到调整后的交叉熵损失<sup>[25]</sup>,如公式(11)所示。

$$\begin{aligned} L_{ace}(\alpha_i) &= \int \left[ \sum_{j=1}^K -y_{ij} \log(p_{ij}) \right] Di(P_i|\alpha_i) \\ &= \sum_{j=1}^K y_{ij} (\psi(T_i) - \psi(\alpha_{ij})) \end{aligned} \quad (11)$$

其中,  $\psi(\cdot)$  为二形函数。上述损失函数保证了每个新闻样本的正确标签比其他类生成的虚假新闻证据更多,但不能保证错误标签生成的虚假新闻证据更少。即在模型中,期望错误标签的证据缩小到 0。因此,引入 KL 散度项<sup>[25]</sup>,如公式(12)所示。狄利克雷分布的调整参数计算如公式(13)所示,狄利克雷分布可以避免惩罚证据的基础真理类为 0。

$$\begin{aligned} KL[Di(P_i|\tilde{\alpha}_i)||D(P_i|1)] &= \log \left( \frac{\Gamma(\sum_{k=1}^K \tilde{\alpha}_{ik})}{\Gamma(K) \prod_{k=1}^K \Gamma(\tilde{\alpha}_{ik})} \right) \\ &+ \sum_{k=1}^K (\tilde{\alpha}_{ik} - 1) \left[ \psi(\tilde{\alpha}_{ik}) - \psi\left(\sum_{j=1}^K \tilde{\alpha}_{ij}\right) \right] \end{aligned} \quad (12)$$

$$\tilde{\alpha}_i = y_i + (1 - y_i) \alpha_i \quad (13)$$

$\Gamma(\cdot)$  为 Gamma 函数,本文在 Han 等<sup>[25]</sup>提出公式上进行改进,如公式(14)所示。

$$\begin{aligned} L_{overall} &= \sum_{i=1}^N \left[ L(\alpha_i) + \sum_{j=1}^F (L_{ace} + \lambda_i KL[KL[Di(P_i|\tilde{\alpha}_i)||D(P_i|1)]) \right] \end{aligned} \quad (14)$$

其中,  $\lambda_i$  为平衡因子,采用一个整体损失函数跟随的多任务策略,可保证所有的观点都能同时形成合理的观点,从而提高整体观点的合理性。

## 4 实 验

基于真实的 PolitiFact 和 GossipCop 数据集,将本文提出的多视角证据融合的虚假新闻分类模型与传统相关模型比较,以评估本文模型的有效性和稳定性。

### 4.1 数据集

实验采用两个真实数据集,在 PolitiFact 中,政治新闻从各种来源收集,由记者和领域专家提供事

实核查评估结果,即假或真;在 GossipCop 中,娱乐故事是从各种媒体渠道收集而来的,事实核查的评估结果来自 GossipCop 网站上的评分。数据集的统计信息如表 1 所示。

表 1 数据集统计  
Table 1 Data Set Statistics

统计项	PolitiFact	GossipCop
真新闻数量	400	500
假新闻数量	400	500
总数量	800	1 000

## 4.2 对比实验

将本文模型与以下基线进行比较,并在两个数据集上进行实验结果比较。

(1)TF-IDF+SVM:采用 TF-IDF(Term Frequency-Inverse Document Frequency)特征提取方法对新闻语料库进行特征提取,用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)对新闻语料库进行分类<sup>[26]</sup>。该方法以每个词语对文本的重要性为证据,SVM 模型的学习策略是间隔最大化,SVM 算法则是求解凸二次规划的最优化算法。

(2)Doc2Vec+Bagging:采用 Doc2Vec 特征提取方法对新闻语料库进行特征提取,用 Bagging 对新闻语料库进行分类<sup>[27]</sup>。该方法利用无监督学习对新闻进行嵌入,Bagging 算法是一种机器学习领域的团体算法,与其他分类算法结合,运用投票式算法进行虚假新闻甄别。

(3)Keras-LSTM:采用 Keras 特征提取方法对新闻语料库进行特征提取,用长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)对新闻语料库进行分类<sup>[28]</sup>。该方法使用 One-Hot 对新闻进行嵌入,LSTM 算法是模拟人类大脑神经网络结构,具有门的结构,是一种让信息通过的方式,由 Sigmoid 神经网络层和一个点乘法运算组成。模型有三种门,分别为输入门、输出门、遗忘门,通过三个门控制输入值、记忆值和输出值实现信息的添加、更新与删除。

## 4.3 实验结果

将 MPEFC 模型与单视角分类器进行比较,以验证 MPEFC 模型在利用多个视角方面的有效性。对于每个数据集,采用 6:2:2 的比例随机生成训练集、测试集、验证集,并采用平均结果做为最终实验结

果。在以下实验环境下评估本文模型:Python 3.7, TensorFlow 1.15.0, NumPy 1.14.3。实验结果如表 2 所示。

表 2 MPEFC 模型与基线的对比  
Table 2 Comparison of MPEFC Model and Baseline

模型	PolitiFact		GossipCop	
	AUC	F1	AUC	F1
TF-IDF+SVM	0.67	0.58	0.83	0.87
Doc2Vec+Bagging	0.63	0.61	0.79	0.82
Keras+LSTM	0.82	0.81	0.65	0.70
MPEFC	<b>0.99</b>	<b>0.98</b>	<b>0.99</b>	<b>0.99</b>

从实验结果可以看到,MPEFC 模型的实验结果普遍优于基线模型,在 PolitiFact 和 GossipCop 上的性能都有所提升。前三种模型在证据获取上采用的是单视角,证据存在一定的片面性:

(1)TF-IDF 特征提取注重词频,而丧失句子的语序特征,导致证据提取的过于片面,SVM 分类算法缺失对数据的敏感性,导致虚假新闻分类精确率不高;

(2)Doc2Vec 无法很好地表示和处理多义词,因为使用了唯一的词向量,Bagging 算法要保证学习器之间的相对独立,在实际数据中难以保证;

(3)Keras 嵌入是先由 One-Hot 整数编码,映射到不同维度下,缺失了句子的语序特征,LSTM 的神经网络层数过多,可能会导致梯度消失,这些都会影响分类的准确性。

本文的 MPEFC 模型通过引入每个单视角下分类的不确定性,得到总体的不确定性估计,可以解决传统深度学习模型中 Softmax 函数高置信度的问题,并在多视角下提取特征,解决特征识别的片面性问题。利用 Dempster-Shafer 的证据组合规则,以不同权值组合多视角下的特征,解决不同视角下的特征冲突问题,从而提高分类的准确性。

对 MPEFC 模型虚假新闻甄别错误的新闻样本进行分析发现,分类错误的新闻大部分都是时效性极强的新闻,本文模型没有考虑到时效性,所以导致分类错误,错误的新闻分类图如表 3 所示。在未来研究中,可在特征提取阶段考虑新闻发布的时间,并且通过多个来源获取新闻样本,对虚假新闻进行交互验证。



表3 MPEFC模型分类错误的部分新闻样本

Table 3 News Samples with Classification Errors in MPEFC

数据集	新闻样本	预测结果	真实分类
GossipCop	Selena Gomez Is Going To Keep Her Blonde Hair	0	1
	Selena Gomez and Justin Bieber baby news	1	0
PolitiFact	JUST IN: John Kerry Facing Prison	1	0
	American News is under construction	1	0

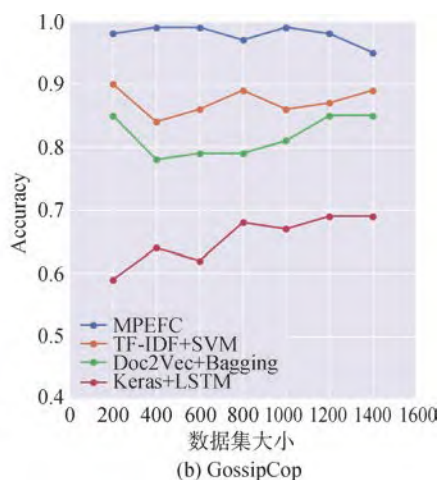
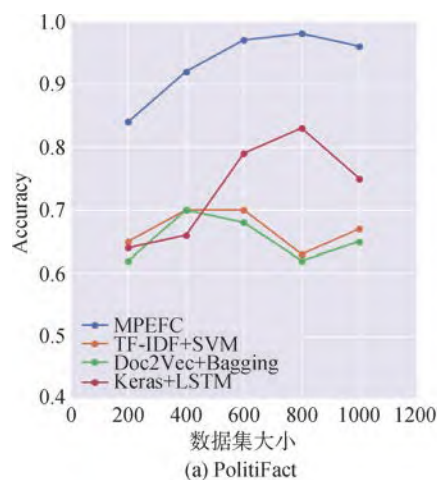


图3 不同规模的数据集下MPEFC模型与基线模型的准确率对比

Fig.3 Accuracy Between MPEFC Model and Baseline Model under Data Sets of Different Sizes

## 5 结 语

本文提出了一种基于Dempster-Shafer证据理论的虚假新闻多视角证据融合分类(MPEFC)模型,该模型融合了不同视角的不确定性证据,进而可提高虚假新闻识别的准确性。该模型能够通过权重计算,合理选择对识别任务有较大贡献的视角,并在最终识别中利用信息量较大的视角。实验结果表明,本文模型在虚假新闻分类方面具有较高的准确性和鲁棒性。

在今后的研究中,需要进一步对MPEFC模型在多视角证据融合之后进行降噪研究,尽可能地提高其准确率并且深入探讨多源多视角证据间的交互验证途径,进一步优化模型,以提高虚假新闻识别的准确性。

## 参考文献:

- [1] 吴万佩. 面向虚假新闻识别的主动学习算法研究与应用[D]. 北京: 北京交通大学, 2020.(Wu Wanpei. Research and Application of Active Learning Algorithm for Fake News Recognition[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2020.)
- [2] Shu K, Sliva A, Wang S H, et al. Fake News Detection on Social Media[J]. ACM SIGKDD Explorations Newsletter, 2017, 19(1): 22-36.
- [3] Gravanis G, Vakali A, Diamantaras K, et al. Behind the Cues: A Benchmarking Study for Fake News Detection[J]. Expert Systems with Applications, 2019, 128: 201-213.
- [4] Lukasik M, Bontcheva K, Cohn T, et al. Gaussian Processes for Rumour Stance Classification in Social Media[J]. ACM Transactions on Information Systems, 2019, 37(2): Article No.20.
- [5] Sa A, Hinkelmann K, Corradini F. Combining Machine Learning with Knowledge Engineering to Detect Fake News in Social Networks: A Survey[C]//Proceedings of the AAAI 2019 Spring

- Symposium on Combining Machine Learning with Knowledge Engineering. 2019.
- [6] O'Brien N, Latessa S, Evangelopoulos G, et al. The Language of Fake News: Opening the Black-Box of Deep Learning Based Detectors[C]//Proceedings of the 32nd Conference on Neural Information Processing Systems. 2018.
- [7] Ren Y C, Xing T, Xing Z F, et al. Design on Data Manipulation Class Based on ADO.NET[J]. Applied Mechanics and Materials, 2011, 109: 603-607.
- [8] Tian Y L, Krishnan D, Isola P. Contrastive Multiview Coding[C]//Proceedings of European Conference on Computer Vision. 2020: 776-794.
- [9] Wang X, Kumar D, Thome N, et al. Recipe Recognition with Large Multimodal Food Dataset[C]//Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Multimedia & Expo Workshops. 2015: 1-6.
- [10] Zhang C Q, Han Z B, Fu H Z, et al. CPM-Nets: Cross Partial Multi-View Networks[C]//Proceedings of the 33rd Conference on Advances in Neural Information Processing Systems. 2019: 559-569.
- [11] MacKay D J C. A Practical Bayesian Framework for Backpropagation Networks[J]. Neural Computation, 1992, 4(3): 448-472.
- [12] Gal Y, Ghahramani Z. Dropout as a Bayesian Approximation: Representing Model Uncertainty in Deep Learning[OL]. arXiv Preprint, arXiv: 1506.02142.
- [13] Sensoy M, Kaplan K, Kandemir M. Evidential Deep Learning to Quantify Classification Uncertainty[C]//Proceedings of the 32nd International Conference on Advances in Neural Information Processing Systems. 2018: 3179-3189.
- [14] Wang W R, Arora R, Livescu K, et al. On Deep Multi-View Representation Learning[C]//Proceedings of the 32nd International Conference on International Conference on Machine Learning. 2015: 1083-1092.
- [15] Wang W R, Yan X C, Lee H, et al. Deep Variational Canonical Correlation Analysis[OL]. arXiv Preprint, arXiv:1610.03454.
- [16] Zhang H, Patel V M, Chellappa R. Hierarchical Multimodal Metric Learning for Multimodal Classification[C]//Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2017: 3057-3065.
- [17] Dempster A P. Upper and Lower Probabilities Induced by a Multivalued Mapping[J]. The Annals of Mathematical Statistics, 1967, 38(2): 325-339.
- [18] Shafer G. A Mathematical Theory of Evidence[M]. Princeton University Press, 1976:17-24.
- [19] Dempster A P. A Generalization of Bayesian Inference[J]. Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological), 1968, 30(2): 205-232.
- [20] Fu K S. Pattern Recognition and Machine Learning[M]. Boston, MA: Springer US, 1971.
- [21] Devlin J, Chang M W, Lee K, et al. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding[C]//Proceedings of NAACL-HLT 2019. 2019: 4171-4186.
- [22] Frigyi B A, Kapila A, Gupta M R. Introduction to the Dirichlet Distribution and Related Processes[R]. UWEE Technical Report, UQEETR-2010-0006.
- [23] 宋奎勇, 王念滨, 王红滨. 基于 Shapelets 的多变量 D-S 证据加权集成分类[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2021, 39(2): 205-214. (Song Kuiyong, Wang Nianbin, Wang Hongbin. Multivariate D-S Evidence Weighted Ensemble Classification Based on Shapelets [J]. Journal of Jilin University (Information Science Edition), 2021, 39(2): 205-214.)
- [24] 董增寿, 邓丽君, 曾建潮. 一种新的基于证据权重的 D-S 改进算法[J]. 计算机技术与发展, 2013, 23(5): 58-62. (Dong Zengshou, Deng Lijun, Zeng Jianchao. A New Improved D-S Algorithm Based on Weight of Evidence[J]. Computer Technology and Development, 2013, 23(5): 58-62.)
- [25] Han Z B, Zhang C Q, Fu H Z, et al. Trusted Multi-View Classification[C]//Proceedings of the 9th International Conference on Learning Representations. 2021.
- [26] 张睿. 基于 SVM 的中文文本分类相关算法研究与实现[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2013. (Zhang Rui. Research and Implementation of Chinese Text Classification Algorithm Based on SVM[D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2013.)
- [27] 陈杨楠. 基于改进 SVM 算法的投诉文本分类研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2019. (Chen Yangnan. Research on Classification of Complaint Texts Based on Improved SVM[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2019.)
- [28] 党静园. 基于深度学习的网络舆情文本倾向性分析系统的研究与设计[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2019. (Dang Jingyuan. Research and Design of Online Public Opinion Text Orientation Analysis System Based on Deep Learning[D]. Xi'an: Xidian University, 2019.)

### 作者贡献声明:

李保珍: 提出研究思路, 论文最终版本修订;  
陈科: 设计研究方案, 采集、清洗和分析数据, 进行实验, 撰写论文。

### 利益冲突声明:

所有作者声明不存在利益冲突关系。

### 支撑数据:

支撑数据见期刊网络版, <http://www.infotech.ac.cn>。



[1] 李保珍, 陈科. politifact\_gossipcop.zip.PolitiFact 和 GossipCop 数据集中分别随机选取的 200, 400, 600, 800, 1 000, 1 200 条数据以及数据预处理的结果.

收稿日期:2021-08-31  
收修改稿日期:2021-12-03

## Identifying “Fake News” with Multi-Perspective Evidence Fusion

Li Baozhen   Chen Ke

(School of Information Engineering, Nanjing Auditing University, Nanjing 211815, China)

**Abstract:** [Objective] This paper proposes a multi-perspective evidence fusion model for identifying fake news, aiming to address the issues of lacking evidence and inaccurate classification in traditional model. [Methods] With the help of subjective logical model and uncertainty measurements for the classification from different perspectives, we modified the Dempster-Shafer evidence theory. Then, we used different weights to combine the evidence from multiple perspectives, and obtained the uncertainty measurements of the overall evidence and classification. [Results] We examined our model with two public data sets, and found its accuracy and  $F1$  values were significantly higher than the traditional models. [Limitations] Evidence fusion from multiple perspectives generated some noise, which might reduce the accuracy of the results. [Conclusions] Multi-perspective evidence fusion could effectively identify fake news.

**Keywords:** Fake News   Multi-perspective   Evidence Fusion   Uncertainty