arXiv:2301.00320v1 [cs.CL] 1 Jan 2023

基于多个 Transformer模型的洪水相关推文相关性分类

维萨尔 穆赫蒂亚尔[1, †], 瓦利亚 里兹万[1, †], 阿妮拉 哈比卜[1, †], 亚西尔·萨利姆阿夫里迪[1],莱克哈桑[1] 和卡希夫艾哈迈德[2]

[1]巴基斯坦白沙瓦工程与技术大学计算机系统工程系。[2]爱尔兰科克芒斯特理工大学计算机科学系。

摘要

近年来，社交媒体已被广泛探索，作为灾害和紧急情况下通信与信息的潜在来源。人们已经开展了多项有趣的研究和案例分析，利用灾害分析探讨自然灾害的不同方面。尽管灾害分析潜力巨大，但由于社交媒体内容的特性，它也面临诸多挑战。本文探讨了其中一项挑战，并提出一种文本分类框架，以处理推特中的噪声数据。具体而言，我们分别使用了多种 Transformer模型，并将其组合使用，以区分相关和不相关的推文，取得了最高 0.87 的 F1分数。

1. 引言

自然灾害是一种频繁发生于世界各地的危险事件，可能对社会造成毁灭性影响。灾害的严重程度不同，造成的基础设施和人员伤亡也会有所不同。迅速应对自然灾害有助于减轻其对社会的不利影响。在灾害和紧急情况下，获取相关且及时的信息是迅速有效应对的关键。然而，文献记载了多种情况，指出由于诸多因素，获取相关且及时的信息可能并不可行 [1]。

近年来，推特、脸书和 Instagram 等社交媒体平台已被视为紧急情况下进行通信和信息传播的渠道[2]。文献已经报道了社交媒体在灾害分析中用于多种任务的可行性和有效性。例如，Ahmad 等 [3]将社交媒体平台作为自然灾害期间信息收集与传播的渠道，提出了一种能够从社交媒体收集并分析灾害相关多媒体内容的系统。同样，社交媒体内容也被用于评估灾害严重程度和损害评估 [4, 5]。

尽管社交媒体数据在灾害分析中非常有效，但也存在一些局限性。例如，社交媒体内容中包含大量噪声和无关信息。本文针对其中一项挑战，提出了多种解决方案，用于 MediaEval 2022年 DisasterMM挑战赛中引入的推特推文相关性分类（RCTP）子任务

MediaEval'22：多媒体评估研讨会，*2023*年*1*月*13*日至*15*日，卑尔根（挪威）及线上
*通讯作者。
†这些作者贡献相同。 kashif.ahmad@mtu.ie (K. Ahmad)
© 2022年本文版权归作者所有。允许依据知识共享署名 4.0 国际许可协议 (CC BY 4.0) 使用。CEUR研讨会论文集 (CEUR-WS.org)

[6]。该任务旨在自动分析并将洪水相关推文分类为相关推文和不相关推文。

2. 相关工作

过去几年，社交媒体内容中的灾害分析一直是该领域活跃的研究主题之一 [2]。在此期间，研究人员探讨了社交媒体内容中灾害分析的不同方面及其应用 [7]。一些主要应用包括通信/信息传播、损害评估、响应管理、情感分析，以及识别受灾人员的需求。现有文献已报道了这些应用领域中的多项有趣研究。例如，Nguyen 等 [8]通过分析灾害相关视觉媒体帖子，利用社交媒体内容进行损害评估。Ahmad 等 [9] 分析了社交媒体图像，以监测洪水后的道路状况。此外，大量文献表明，社交媒体平台可作为灾害和紧急情况下的通信手段 [10, 1]。

文献中探讨了不同类型的灾害，包括地震、山体滑坡、干旱、野火和洪水等自然灾害，以及事故等人为灾害 [1, 11]。然而，大多数研究都聚焦于洪水，因为洪水是最常见的自然灾害之一。文献报道了多项有趣研究，探讨社交媒体内容在不同洪水分析任务中的应用。例如，Ahmad 等 [9]提出了一种基于后期融合的框架，用于自动检测洪水后的可通行道路。为此，研究人员使用社交媒体上的洪水相关图像训练了多个深度学习模型。另一方面，Alam 等 [4], 利用社交媒体图像进行洪水后损害严重程度评估。

社交内容中的洪水检测与分析，多年来也是 MediaEval 基准测试计划的一项共享任务。每年都会探索洪水分析的不同方面。例如，MediaEval 2017 的任务旨在从社交媒体中检索洪水相关图像。该任务主要涉及分析不同区域的水位，以区分洪水与常规蓄水体（如湖泊） [12]。在 MediaEval 2018 年，任务略有调整，要求参与者为洪水相关多媒体内容提出多模态分类框架 [13]。在 MediaEval 2019 年和 2020 年，任务旨在分析社交媒体帖子中的洪水严重程度并识别洪水事件。

3. 方法

图1 展示了所提出的 RCTP 任务框架框图。该框架由三个主要组件构成，即（i）预处理、（ii）训练与分类，以及（iii）融合。首先，采用不同的预处理技术清理数据集。然后，使用三种不同的 Transformer模型对数据进行训练，以获得分类分数。最后，通过后期融合方案合并各个模型的分类分数。下面将详细介绍这些步骤。

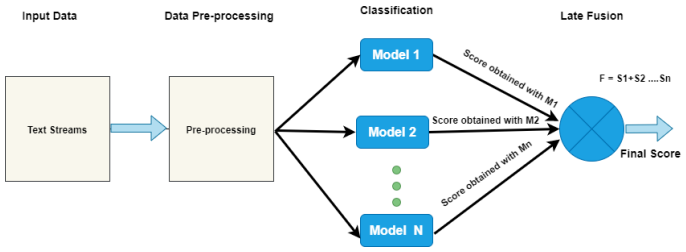

图 1： 所提出方法的框图。

3.1. 预处理

在预处理步骤中，我们采用了不同的技术来清理数据集。具体而言，我们移除了不必要的信息，例如用户名、网址、表情符号、标点符号、停用词等。此外，我们还执行了必要的预处理任务，将原始文本转换为适合 Transformer模型处理的形式。为此，我们使用了 TF.text库[1]。

3.2. 基于 Transformer模型的分类

清理并预处理数据后，我们训练了三种不同的模型，即 BERT [14],RoBERTa [15], 和 XLNet [16]。选择这些模型用于该任务，是因为它们在类似任务中已展现出经过验证的性能 [17]。下文将简要介绍这些模型。

- **BERT**：双向编码器表征（BERT）是文本处理中最先进的自然语言处理算法之一。该模型在大量未标注文本上进行预训练，并可针对不同的文本分析应用进行微调。该模型的关键特性包括双向性质、通过掩码语言建模（MLM）进行预训练，以及下一结构预测（NSP）目标。在 BERT 实验中，我们使用 Adam优化器，学习率为 0.001，批量大小为 8，训练 3 个轮次。

- **RoBERTa**：稳健优化的BERT是对BERT模型进行改进后的版本，采用了改进的训练机制。具体而言，RoBERTa移除了NSP能力，并引入了动态掩码。此外，训练过程中使用了更大的批量大小和更多的训练数据。在本研究中，我们在针对目标任务对模型进行微调时，使用了0.001的学习率、20的批量大小和10个训练轮次。

- **XLNet**：XLNet 是另一种最先进的自然语言处理算法。与 BERT 类似，XLNet 也是一种双向Transformer，并采用了改进的训练方法。与 BERT 和传统自然语言处理算法不同，XLNet 通过以随机顺序预测所有词元来实现排列语言建模（PLM）。这使 XLNet 能够更好地处理依赖关系和双向关系。在本研究中，我们在针对目标任务对模型进行微调时，采用了 0.002 的学习率、32 的批量大小和 4 个训练轮次。

[1]https://www.tensorflow.org/text/guide/bert_预处理_指南#文本_预处理_使用_tftext#

我们从这些模型中获得了后验概率形式的结果，然后将其用于融合方案，以获得最终的预测标签。本研究所采用的融合方法将在下一节中介绍。

3.3. 融合

我们采用的融合方法基于后期融合，即将各个模型得到的分类分数进行组合，以做出最终的分类决策，如公式 1 所示。在该公式中，S_{final} 表示最终分类得分，而 s_n 表示第 n 个模型得到的得分。需要指出的是，在当前实现中，我们采用了一种简单的融合方法，对所有模型一视同仁（即对各模型的得分进行简单聚合）。

$$S_{final} = S_1 + S_2 + s_3 + ... + S_n \tag{1}$$

4. 结果与分析

表 1展示了所提出的解决方案在开发集上的实验结果。从表中可以看出，BERT 模型整体表现更好；令人意外的是，RoBERTa 的 F1分数较低。未来，我们将通过探索不同的实现方式和超参数设置，进一步研究 RoBERTa 性能较低的潜在原因。就融合方法的表现而言，XLNet 与 BERT 组合的整体效果更好。所有模型融合效果较差的潜在原因之一，是 RoBERTa 的预测准确度较低，这一点也体现在各个单独模型的表现中。

表1所提出的解决方案在开发集上的实验结果。

方法	F1分数
BERT	0.94
RoBERTa	0.78
XLNet	0.93
融合 1（RoBERTa、BERT、XLNet）	0.75
融合 2（BERT、XLNet）	0.93
融合3（RoBERTa、XLNet）	0.92

表 2 给出了所提出的解决方案在测试集上的官方结果。总共提交了三次不同的运行结果。第一次运行基于本研究所使用的三个模型的融合。其余两次运行基于两两模型的融合。在运行2中，BERT与XLNet进行了结合；而在运行3中，则联合使用了RoBERTa和XLNet。如表中所示，两两融合模型取得了更好的结果，其中表现最佳的两个模型组合相比三个模型的融合提升了20%。

表2所提出的解决方案在测试集上的实验结果。

Run	精确率	召回率	F1分数
1（BERT、RoBERTa、XLNet 融合）	0.6738	0.5431	0.6014
2（BERT 与 XLNet 融合）	0.8044	0.6948	0.7456
3（RoBERTa 与 XLNet 的融合）	0.8977	0.8598	0.8784

5. 结论

本文介绍了我们针对MediaEval 2022中发布的DisasterMM挑战赛RCTP子任务所提出的解决方案。我们提出了一个后期融合框架，将多个最先进的Transformer模型整合用于该任务。在当前实现中，所有模型均被同等对待，并为其分配相同的权重（即1）。未来，我们计划采用基于性能的融合方法，以进一步提高最终的分类得分。

参考文献

[1] K. Ahmad, K. Pogorelov, M. Riegler, N. Conci, P. Halvorsen，社交媒体与卫星，《多媒体工具与应用》78（2019年）2837–2875。[2] N. Said, K. Ahmad, M. Riegler, K. Pogorelov, L. Hassan, N. Ahmad, N. Conci，社交媒体与卫星图像中的自然灾害检测：综述，《多媒体工具与应用》78（2019年）31267–31302。[3] K. Ahmad, M. Riegler, A. Riaz, N. Conci, D.-T. Dang-Nguyen, P. Halvorsen，JORD系统：将天空与社交多媒体数据关联至自然灾害，载于：2017年ACM国际多媒体检索会议论文集，2017年，第461–465页。[4] F. Alam, M. Imran, F. Ofli，Image4Act：用于灾害应对的在线社交媒体图像处理，载于：2017年IEEE/ACM社交网络分析与挖掘国际会议论文集，2017年，第601–604页。[5] F. Alam, F. Ofli, M. Imran, CrisisMMD：来自自然灾害的多模态Twitter数据集，载于：第十二届AAAI网络与社交媒体国际会议，2018年。[6] S. Andreadis, A. Bozas, I. Gialampoukidis, A. Moumtzidou, R. Fiorin, F. Lombardo, T. Mavropoulos, D. Norbiato, S. Vrochidis, M. Ferri, I. Kompatsiaris, DisasterMM：MediaEval 2022灾害相关社交媒体数据多媒体分析任务，载于：MediaEval 2022研讨会论文集，挪威卑尔根及线上，2023年。[7] F. Ofli, M. Imran, F. Alam，利用人工智能和社交媒体开展灾害应对与管理：概述，《灾害研究中的人工智能与机器人学》（2020年）63–81。[8] D. T. Nguyen, F. Ofli, M. Imran, P. Mitra，灾害期间基于社交媒体图像数据的损害评估，载于：2017年IEEE/ACM社交网络分析与挖掘国际会议论文集，2017年，第569–576页。[9] K. Ahmad, K. Pogorelov, M. Riegler, O. Ostroukhova, P. Halvorsen, N. Conci, R. Dahyot，利用遥感和社交媒体数据自动检测洪水后的可通行道路，《信号处理：图像通信》74（2019年）110–118。[10] L. Palen, A. L. Hughes，灾害通信中的社交媒体，《灾害研究手册》（2018年）497–518。[11] K. Ahmad, A. Sohail, N. Conci, F. De Natale，用户生成的自然灾害相关图像中全局特征与深度特征分析的比较研究，载于：2018年第13届IEEE图像、视频与多维信号处理研讨会（IVMSP），IEEE，2018年，第1–5页。

[12] B. Bischke, P. Helber, C. Schulze, V. Srinivasan, A. Dengel, D. Borth，MediaEval 2017多媒体卫星任务，载于：MediaEval，2017年。[13] B. Benjamin, H. Patrick, Z. Zhengyu, B. Damian等，MediaEval 2018多媒体卫星任务：洪涝事件应急响应（2018年）。[14] J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, K. Toutanova，BERT：用于语言理解的深度双向变换器预训练，arXiv预印本 arXiv:1810.04805（2018年）。[15] Y. Liu, M. Ott, N. Goyal, J. Du, M. Joshi, D. Chen, O. Levy, M. Lewis, L. Zettlemoyer, V. Stoyanov，RoBERTa：一种稳健优化的BERT预训练方法，arXiv预印本 arXiv:1907.11692（2019年）。[16] Z. Yang, Z. Dai, Y. Yang, J. Carbonell, R. R. Salakhutdinov, Q. V. Le，XLNet：用于语言理解的通用自回归预训练，神经信息处理系统进展32（2019年）。[17] K. Ahmad, M. Ayub, J. Khan, N. Ahmad, A. Al-Fuqaha，社交媒体作为水质即时反馈来源，《IEEE技术与社会汇刊》（2022年）。