재난안전통신망 무전 관제에서 의사결정 지원에 관한 연구

최광묵, 류재훈*, 정원일**, 김경배
서원대학교, *소방청, **호서대학교
kmchoi@u-cube.kr, ryujh20@naver.com*, wnchung@hoseo.edu**, gbkim@seowon.ac.kr

A Study on Decision Support in Radio Control of the Public Safety LTE Network

Choi Kwang Mook, Jaehun Ryu*, Woonil Jeong**, Kim Gyoung-Bae
Seowon Univ., *National Fire Agency, **Hoseo Univ.

요 약

본 논문은 PS-LTE 관제 환경에서 기존의 음성 전사 오류, 수기 기록 의존, 중복 보고 등으로 인해 정보 누락과 지연 발생 문제를 해결하기 위해 거대언어모델을 기반으로 비정형 무전 전사 데이터를 정규화하고, 다중 라벨 분류를 통해 핵심 정보를 요약하여 관제 요원의 신속하고 정확한 의사결정을 지원할 수 있는 설계 방안을 제안하였다.

Ⅰ. 서 론

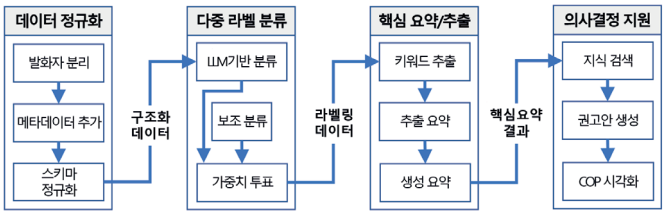
재난은 국민의 신체 및 정신적 피해, 경제적인 손실, 사회 공동체에 대한 신뢰 저하 등 우리 사회의 지속가능성을 위협하는 복합적 위기이므로 재난으로 인해 발생하는 사회적 손실을 최소화하기 위해 신속하고 체계적인 대응은 필수적이다. 우리나라는 2003년 대구 지하철 화재, 2014년 세월호 참사 등 대형 사회적 재난을 겪으며 기존 무전 체계의 상호운용성 부족과 지휘·통제 한계를 극복하기 위해 2015년 「재난안전통신망 기본계획」을 수립하고, LTE 기반의 재난안전통신망을 구축하였다.[1-3]

무전 교신은 반이중특성으로 중첩 발화와 중복 보고가 빈번하며, 기관별 용어 차이와 수기 기록 의존으로 정보 누락과 혼선이 발생한다. 관제 요원은 방대한 음성, 텍스트 속에서 핵심 상황을 빠르게 파악하기 어려워, 보고 시간, 기관, 자원 정보를 표준화된 스키마로 정규화하는 과정이 요구된다. 또한 무전 전사 데이터는 소음, 중첩 발화, 기관별 관행어로 인해 비정형성이 강하므로 LLM을 활용해 핵심 정보를 자동으로 요약하고 추출하는 기술이 필요하다. 그러나, 기존 연구는 트위터와 같은 소셜미디어 데이터를 대상으로 다중 라벨 분류 성능을 개선하거나, LLM의 스키마 강제 기법으로 의사결정을 지원하는 방안을 제시하였다. 그러나 재난 관제 적용에 있어 전사 오류, 발화자 분리 실패, 용어 불일치, 환각 문제 등의 한계가 존재한다.[4-6]

이에 본 연구는 재난안전통신망 무선 관제 환경에서 발생하는 전사 오류, 중복 보고, 수기 기록 의존 등의 문제를 해결하기 위해 거대언어모델을 활용한 데이터 정규화와 다중 라벨 분류, 자동 요약 기법에 관한 설계 방안을 제안한다. 이를 통해 관제 요원에게 신속하고 정확한 의사결정을 지원하고, 국민의 생명과 안전을 지키는 골든타임 확보에 기여하고자 한다.

Ⅱ. 본론

LLM 기반 데이터 정규화 및 요약 과정은 무전 전사 데이터를 입력으로 데이터 정규화, 다중 라벨 분류, 핵심 요약 및 추출, 의사결정 지원 단계로 구분하여 설계하였다.



[그림 1] LLM 기반 정규화 및 요약의 처리 흐름도

데이터 정규화 단계에서는 발화자 분리 과정을 거쳐 각 발화에 화자 태그가 붙은 세그먼트 리스트를 생성하고, 메타데이터 추가 과정을 통해 발화 시간, 토크 그룹, 단말, 기지국 등의 정보를 부여하여 맥락을 명확히 하며, 스키마 정규화에서는 LLM을 활용해 JSON 기반의 강제 출력을 적용해 [IncidentTime, Location, Agency, Resource, Message] 필드 데이터를 구조화한다. 아래 표 1은 발화자 분리 처리를 위한 입력 예시이다.

[표 1] 발화자 분리 입력 예시

segment_id	audio_id	text	end_time
s1	a1	10시 03분, 서울 마포구 합정역 2번 출구 차량 화재, 소화기 필요, ...	2025-09-16 T10:00:00
s2	a2	10:03, Mapo-gu Hapjeong Station Exit 2 vehicle fire, ...	2025-09-16 T10:00:15
s3	a3	동일 건, 합정역 앞 검은 연기, 인명 대피 완료, 추가 자원 필요 없음	2025-09-16 T10:00:30
s4	a4	10시 05분, 마포구 합정역 차량 화재 진행 중, 교통경찰 지원 요청	2025-09-16 T10:00:45

데이터 정규화 단계의 결과물은 JSON 형식의 세그먼트 단위 구조화 레코드로 표현되며, 그 예시는 표 2와 같다.

[표 2] 데이터 정규화 최종 산물출 예시

```
#{"Message":"...", "IncidentTime":"...", "Location":{"addr":"..."},
    "Agency":[], "Resource":[], "incident_type":"FLOOD" }
{"Message":"합정역 차량 화재 보고, 검은 연기 다량",
  "incident_type":"FIRE", "meta":{"talkgroup_id":"TG-FIRE"}},
# 지도학습용 라벨 형식 예시:
#[["INCIDENT_FLOOD","AGENCY_FIRE"],
["INCIDENT_FIRE","ASSET_EXTINGUISHER"], ... ]
 ["INCIDENT_FIRE","AGENCY_FIRE","ASSET_EXTINGUISHER"]
```

다중 라벨 분류 단계에서는 LLM 기반 분류를 수행하여 사건 유형, 대응 기관, 자원 요청 여부 등을 프롬프트를 통해 자동 분류하고, 보조 분류로 주요 키워드 기반 분류를 병행한다. 앙상블 단계에서 LLM의 문맥 이해 능력과 보조 분류의 키워드 기반 안정성을 보완적으로 활용해 두 결과를 가중치 투표 방식으로 결합하여 보다 정확한 다중 라벨 태깅 결과를 도출한다. 차량 화재에 대한 가중치 투표의 최종 결과 예시는 표 3과 같다.

[표 3] 가중치 투표 확률 결과 예시

라벨	LLM	보조	가중치	선택
VEHICLE_FIRE(차량화재)	0.88	0.93	0.902	O
FIRE(화재)	0.84	0.87	0.862	O
PUMP_UNIT(펌프)	0.79	0.88	0.844	O
AMBULANCE(구급차)	0.72	0.65	0.708	O
EMS(응급의료센터)	0.55	0.52	0.589	O
TRAFFIC_CONTROL(교통통제)	0.49	0.58	0.536	O
AGENCY_FIRE(소방)	0.18	0.22	0.196	
AGENCY_POLICE(경찰)	0.28	0.31	0.292	
AGENCY_HAZMAT(화학구조)	0.03	0.05	0.038	
ASSET_EXTINGUISHER(소화장비)	0.17	0.21	0.186	

표 3 가중치 투표 확률 결과에서 LLM 분류의 가중치는 0.6, 보조 분류의 가중치는 0.4로 설정하였으며, 최종 가중치 확률로부터 임계값(0.5)을 만족하는 라벨을 선택하였다.

핵심 요약 및 추출 단계는 키워드 추출을 통해 핵심 용어를 도출하고, 이로부터 중요한 문장만을 남기는 추출 요약을 수행하고, LLM을 활용하여 사건 맥락을 고려한 생성 요약을 수행함으로써 의미 있는 상황 요약을 추출하여 IncidentSummary, ResourceStatus, CasualtyReport와 같은 JSON 구조로 스키마 강제 출력을 적용하여 구조화된 핵심 요약 정보를 제공하며, 핵심 요약 및 추출의 스키마 출력 결과는 표 4와 같다.

[표 4] 핵심 요약 및 추출 스키마 출력 예시

```
{ "IncidentSummary": {
    "IncidentId":"INC-20250916","Type": "VEHICLE_FIRE", "TimeWindow": {
      "start": "2025-09-16T10:03:00","end": "2025-09-16T10:07:00"},
    "Location": {"addr": "서울 마포구 합정역","lat": "","lon": ""},
    "Overview": "2025-09-16T10:03:00부터 2025-09-16T10:07:00 사이 서울 마
                 포구 합정역에서 ...",
    "EvidenceSentences": [
      {"sentence": "10시 03분, 서울 마포구 합정역 차량 화재, 소화기 필요",
      "segment_id": "s1"},
      {"sentence": "10시 05분, 합정역 차량 화재 진행 ...", "segment_id": "s3"},
      {"sentence": "10:07 Same incident, ...", "segment_id": "s5"},
      {"sentence": "10:03 Mapo-gu Hapjeong Station ...", "segment_id": "s2"}]
  },
  "ResourceStatus":{"Mentioned":["EXTINGUISHER", "TRAFFIC_CONTROL","PUMP_UNIT"],
    "AgencyInvolved": ["FIRE", "POLICE"],
    "Notes": "Resources derived from dispatch mentions; verify availability
..."},
  "CasualtyReport": {"Injured":0, "Fatalities": 0, "TriageNotes": "No injury ..."
  },
  "_meta":{
    "generated_at":"2025-09-16T21:29:13Z",
    "records_used":["s1","s2","s3","s4","s5"]
  }
}
```

의사결정 지원 단계는 지식 검색에서 검색 증강(RAG)으로 SOP, AAR, 매뉴얼 등 관련 문서에서 근거 자료를 검색하고, LLM이 권고안 생성을 수행하여 단계별 대응 조치를 제시하며, 각 권고안에는 근거 문서가 인용된다. JSON 형식의 권고안 생성 결과는 표 5와 같다.

[표 5] JSON 형식의 권고안 생성 결과 예시

```
{"recommendations": [
  {"step":"교통 통제 ...","rationale":"차량 ...","evidence": ["SOP-CT-001#p3"]},
  {"step":"펌프유닛...","rationale":"차량화재...","evidence": ["SOP-PUMP-012#p2"]},
  {"step":"구급대기 ...","rationale":"연기흡입 ...","evidence": ["AAR-2023-17#c5"]}
  ],
  "notes": "근거 문서의 범위를 벗어난 조치는 제시하지 않음.",
  "used_docs": ["SOP-CT-001#p3","SOP-PUMP-012#p2","AAR-2023-17#c5"]
}
```

이러한 권고안은 차후 COP 시각화를 통해 사건 요약, 자원 상태 등이 통합된 상황 그림을 대시보드 형태로 제공할 수 있다.

Ⅲ. 결론

본 논문에서는 재난안전통신망 무선 관제에서 전사 오류, 중복 보고, 수기 기록 의존의 문제를 개선하기 위해, LLM을 활용한 데이터 정규화, 다중 라벨 분류, 자동 요약 기법을 제안하였으며, 이를 통해 재난 현장에서 관제 요원에게 실질적인 의사결정 지원을 제공하는 체계적 접근 방안을 마련하였다. 본 연구는 재난안전통신망 관제 데이터를 거대언어모델 기반으로 정규화, 분류, 요약, 결정 지원까지 일관된 파이프라인으로 제시함으로써, 기존 연구의 한계였던 비정형 데이터 처리와 신뢰성 부족 문제를 극복하고, 거대언어모델의 환각과 불일치 문제를 완화하기 위해 스키마 강제, 외부 지식 연계 기법을 적용하여 신뢰성을 높일 수 있다.

참 고 문 헌

[1] 재난 및 안전관리 기본법, https://www.law.go.kr/법령/재난및안전관리기본법, 2025.

[2] 김사혁, “재난안전통신망 추진 경과와 향후 주요 과제”, 한국통신학회지, Vol, 33, No. 3, pp. 20-28, 2016.

[3] 송창영, 박상훈, “국내 대형복합재난의 재난대응체계 개선방향”, 한국구조물진단유지관리공학회 논문집, Vol. 21, No. 3, pp. 45-53, 2017.

[4] Kai Yin and et al., “CrisisSense-LLM: Instruction Fine-Tuned Large Language Model for Multi-label Social Media Text Classification in Disaster Informatics”, Computation and Language;Artificial Intelligence arXiv:2406.154.77, pp. 1-25, June 2024..

[5] Saibo Geng and et al., “JSONSchemaBench: Evaluating Constrained Decoding with LLMs on Efficiency, Coverage and Quality”, ICML 2025 Workshop ES-FoMo-III, pp. 1-19, July 2025.

[6] Minze Chen and et al., “Enhancing Emergency Decision-making with Knowledge Graphs and Large Language Models”, pp. 1-26, Feb. 2024..