

LlamaIndex 기반 환자 정보 결합 구급 서비스 가이드

(Patient record-combined emergency rescue guide built upon LlamaIndex)

조민정*, 이정훈**

(Minjeong Jo, Junghoon Lee)

요약

본 논문은 구급 서비스 소외지역에서 응급환자 발생 시 신속한 대처를 위해 '119 구조대원 현장지침'을 Open AI의 LlamaIndex에 학습시켜 대화형 모델을 만들고 콜 센터와의 협력하에 일정 의료지식을 가진 인력들로 하여금 구급대가 도착할 때까지 사전 조치를 취하도록 한다. 응급 처치 중 가장 중요한 약물 지침에 대해 전처리과정에 의해 불필요한 정보를 제거하고 환자의 사전동의 전제하에 FHIR에 기반한 병력 정보들을 대화형 모델에 결합한다. 지침을 기반으로 선택된 각 40 개의 질의로 구성된 테스트 셋에 대해 제안된 EmsGPT는 90%, 80%, 80%의 부합성을 보이며 전체 오류에 대한 금기증 판단 오류의 비율은 15%로 유지된다.

■ 중심어 : 응급구조 현장지침 ; LlamaIndex ; FHIR ; EmsGPT ; LLM

Abstract

This paper builds a rescue assistant model by training '119 Rescuer Field Instructions' using Open AI's LlamaIndex utilities, for the sake of making it possible for people with a certain level of medical knowledge to take precautionary measures along with the cooperation of the emergency call center, particularly in underserved areas. The proposed assistant also learns the medical records of those potential patients who have consented to open their personal information in emergency conditions, promisingly obeying the HL7 FHIR standards for instantaneous treatment. For three test sets each consisting of 40 queries, 90%, 80%, and 80% of query results from the proposed EmsGPT conform to the guideline, with the misprediction ratio of contraindications remaining at 15%.

■ keywords : First aid field guidelines ; LlamaIndex ; FHIR ; EmsGPT ; LLM

I. 서론

LLM (Large Language Model)은 기계학습, 인공 신경망, 트랜스포머 등 다양한 기법들을 바탕으로 텍스트를 이해하여 검색, 추론, 문장 생성 등의 기능을 수행하고, 이를 위해 방대한 양의 데이터 세트를 학습한다[1]. 이미 감정 분석, DNA 연구, 고객 서비스, 챗봇, 온라인 검색 분야에서 폭넓게 활용되고 있을 뿐 아니라 LlamaIndex 등을 통해 공개적으로 접

근할 수 있는 데이터의 범위를 벗어나 특정 분야의 전문 지식도 학습에 사용될 수 있다[2]. 이 지식을 기반으로 문장 생성, 추론, 요약, 질의응답도 할 수 있는데, 이미 의학과 같은 전문 분야에서는 그 활용도가 높아지고 있으며, LLM의 적용 분야는 계속 확장될 것으로 예상된다[3].

이와 아울러, 전문 지식이 적용될 수 있는 분야 중 하나로 구급 서비스를 고려할 수 있는데, 구급 서비스에서는 기본적으로 구급대원들의 신속한 출동과 처치가 중요하다[4]. 그러나 지리적 요인이나 교통

* 준회원, 제주대학교 지속성장데이터사이언스학부 경영정보학 전공

** 정회원, 제주대학교 데이터사이언스학과

이 논문은 2024년도 제주대학교 교원성과지원사업에 의하여 연구되었음

접수일자 : 2024년 09월 09일

수정일자 : 2025년 01월 20일

게재확정일 : 2025년 02월 17일

교신저자 : 이정훈 e-mail : jhlee@jeju.ac.kr

문제 등으로 인해 구급대원들이 신속하게 현장에 도착하지 못하는 경우도 발생한다. 특히 구급 시스템이 충분히 갖춰지지 않은 지역에서는 불가피하게 소수 구급 차량과 대원들이 넓은 지역을 담당하기 때문에 출동 시간이 지연될 수 있다[5]. 이 경우 구급대원들이 도착할 때까지 현장 주변에서 전문 의료인은 아니라도 일정 수준의 기초 의료지식을 가진 인력들이 적절한 초동 조치를 미리 취할 수 있다면 추후 환자의 치료가 용이해질 수 있다. 따라서 구급대원들의 조치들을 LLM 등을 통해 학습한 어시스턴트를 개발하면 구급 서비스의 효율성을 개선할 수 있다.

일반적으로 국가마다 구급대원들의 현장 조치 지침이 제정되어 있는데[6], 응급상황이 발생하면 구급대원들은 현장에 출동하여 먼저 육안에 의해 환자를 관찰 평가한 후 1차 응급조치를 시행한다. 다음은 환자, 보호자, 혹은 목격자와의 대화를 통해 환자의 상태를 파악하고 2차 조치를 취한다[7]. 이 과정에서 응급 콜 센터와의 협력에 의해 신속하게 환자를 적절한 병원 응급실로 이송한다. 이후 구급대원은 출동부터 이송까지의 과정을 구급일지로 작성하여 보고한다[8]. 응급조치를 시행하는 과정에서 구급요원들은 술기라고 불리우는 물리적인 처치와 더불어 약물 투여를 할 수 있으며 필요에 따라 원격으로 전문 의료진의 지시에 따르기도 한다.

이때 응급구조 과정에서 일정 수준의 자격을 가진 일반인이 구급대원의 지침에 대한 가이드를 받을 수 있다면 더욱 효율적으로 환자 상태에 해당하는 대응을 결정하여 구급대원이 도착할 때까지 환자의 상태가 악화되는 상황을 피할 수도 있다[9]. 물론, 치명적인 결과를 초래할 가능성이 있는 조치는 피하여야 한다. 이 과정에서 구급대원의 지침이 학습된 모델이 있어서 환자의 상황을 입력받아 관련된 대응 조치들을 알려줄 수 있다. 또, 현재 환자의 상태 중 원격 응급 의료센터에 우선적으로 파악하여 보고해야 할 중요 체크사항들을 자동으로 수집할 수 있다면 구급대원들의 업무가 많이 수월해진다. 이 체크사항의 예에는 환자의 의식, 통증반응 여부

등이 포함된다.

더욱이, 응급상황에서는 환자들에게 사용할 수 있는 조치(약물 포함)와 금하여야 할 조치를 결정하기 위해 환자들의 신원 파악과 현재 병력 조회가 중요하다. 일반적으로 환자 개인의 병력 정보는 철저한 보호가 필요한데 구급 서비스 취약 지역에 응급상황 발생 가능성이 있는 잠재 환자들은 자신의 병력 정보를 위급상황 발생 시 구급 시스템이 조회할 수 있도록 사전에 동의할 수 있다. 이들은 지병이 있거나 고령 혹은 과거 응급 상황을 겪었던 사람들에 해당한다. 최근 HL7의 FHIR (Fast Healthcare Interoperability Resource) 등으로 의료정보 표준화가 현실화되고 있으며 이에 의해 병력 정보가 가용해지고 있는데, 이 표준에서도 환자들의 동의에 대한 자원들이 계속 확대 정의되고 있다[10].

본 논문에서는 대한민국 소방청의 구급대원 현장 지침 중 약물 지침을 LlamaIndex로 학습시킨 구급 어시스턴트를 설계하여 구급 서비스가 취약한 지역이나 상황에서도 구급 서비스의 효율을 개선하고자 한다. 우선적으로 이 어시스턴트는 콜 센터와 환자 주변의 약사, 의무병 출신, 보건관리자 등 일정 수준의 의학지식을 가진 환자 주변인들에게 응급조치를 가이드할 수 있다. 또한 구급대원도 이를 통해 변화하는 지침을 지속적으로 수용할 수 있을 뿐 아니라 긴장된 상황에서의 판단착오를 회피할 수 있다. 이와 아울러 성능 평가를 위해 가능한 유형의 질의들을 생성하고 지침과의 부합 여부를 판단한다.

II. 배경 및 전제

응급상황에 있어서 구급 조치를 취할 수 있는 자격은 기본적으로 구조대원에게 있으며 구조대원은 1급과 2급으로 구분된다[6]. 각 구조대원은 기본적으로 심폐소생술, 부목, 지혈 등의 물리적인 조치와 니트로글리세린이나 에프레프린 등의 약물 투여를 할 수 있다. 이에 부가하여 1급 구조대원은 심폐소생술의 시행을 위한 기도유지, 기도삽관, 정맥로의 확보, 인공호흡기를 이용한 호흡의 유지, 약물투여 등의 고수준 응급조치를 수행할 수 있다. 이러한 조

치들은 구급대원의 판단하에 수행하기도 하고 원격으로 콜 센터나 의료진의 지도를 받아 수행한다.

현장에 구급대원들의 도착이 늦어지는 경우 콜 센터의 주도하에 주변의 의료지식이 있는 사람들에게 필요한 조치를 지시하도록 하여 응급조치의 신속성을 기할 수 있다. 이를 위해서는 현장 주변의 개인들과 각 개인의 전문성에 기반한 가능 조치 수준 등이 등록되어 있어야 한다. 부가적으로 관광 혹은 업무 등으로 특정 지역을 방문한 전문 의료인과 보호자도 대상이 된다. 또, 환자 주변에 가용한 약품이나 장비들의 위치들이 사전에 등록되어 있다면 이를 활용한 조치들을 결정할 수 있다. 이와 아울러, 심전도 기기 등 모니터링 장치가 가용한 경우 클라우드 등을 통해 콜 센터 및 원격 의료진과 신속하게 환자 상태를 공유할 수도 있다[11].

환자정보 활용의 예로 기존 ‘U 안심콜 119 서비스’에서는 환자들이 자신의 병력, 복용 약물, 자주 가는 병원 등을 사전에 등록하고 긴급상황에서 이를 활용하도록 하고 있다[12]. 최근 환자 정보들은 FHIR 등과 같은 의료정보 표준에 의해 통일된 포맷으로 재구성되고 있으며 이를 결합한 구급 조치 결정도 필요하다. FHIR는 기본적으로 웹을 통해 효율적으로 교환되기 위해 JSON 포맷을 가지며 그 예가 부록의 <표 1>에 보이고 있다. 이 예에서는 환자의 개인적인 정보를 나타내는 Patient 자원과 환자와 연관된 병명 혹은 병력을 나타내는 Condition 자원으로 구성되어 있다.

III. 서비스 설계

1. 서비스 시나리오

<그림 1>은 구급 상황 가이드 서비스에 있어서 구성 요소들의 상호작용을 도식화하고 있는데, 우선적으로 등록된 환자에 대한 신속한 현장 조치를 위하여 환자의 이름, 주소, 병력, 약처방 내역과 같은 정보를 습득하여 학습에 사용될 수 있도록 한다. 이 모델은 현장에서의 약물 처방 등에 중점을 두고 있으며 긴급 출동이 지연될 가능성이 있는 지역일지

라도 구급 약품들은 약국이나 주민센터에 미리 준비되어 있다고 가정한다. 그림에서 보는 바와 같이, 병력을 사전에 등록한 환자에게 응급상황이 발생한 경우, 본 연구를 통해 구축된 언어모델 EmsGPT는 병력을 빠르게 파악하여 정확한 약물 지침을 내릴 수 있다. 반면 사전등록이 되지 않은 환자의 경우는 일반적인 구급대원의 절차와 동일하게 병력 청취 파악 후 해당 병에 맞는 약물의 금기증과 적응증 및 정확한 주요 조치를 결정한다.

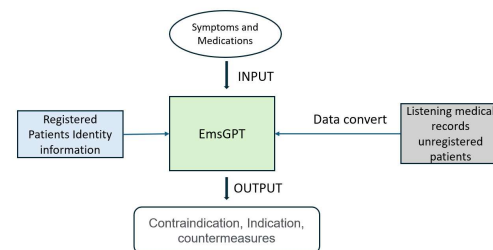


그림 1. 환자 정보 결합과 데이터 흐름

2. 응급시스템과 FHIR

응급 활동에서 취할 조치를 결정할 때 환자의 여러 증상을 복합적으로 고려하여야 하기 때문에 이는 단순한 정보 검색이 아닌 추론 과정을 거쳐야 한다. OpenAI 등에서는 기본적인 정보들은 제공하지만 정확한 의료정보에 대한 질의에 대해서는 상당히 조심스러운 답변이 산출된다[13]. 따라서 OpenAI에 학습된 내용에 부가하여 실제 구급대원들이 사용하는 현장 지침을 기계 학습 과정을 거쳐 대화 모델을 완성한다. 구급대원 현장 지침은 약 800페이지의 문서로 소방청에서 pdf 파일로 제공되고 있다. 이중 약물 지침은 수십 페이지 정도 되며 고려할 수 있는 의료지식을 포함하고 있는 문서들이 추가적으로 학습에 활용될 수 있다.

이와 아울러 환자 개인의 병력 정보는 점차 HL7의 FHIR 형식을 따르고 있으며, 이 표준은 지속적으로 의료정보 자원을 추가하고 있다[14]. 또, 병원의 의료 정보는 보건복지부의 의료 마이데이터 서비스에서 추진하는 바와 같이 점차 병원 내부에 봉인되는 상황을 넘어 개인의 소유로 옮겨가고 있다. 또, 주지할 만한

동향으로, 기존의 클라우드 플랫폼들이 이미 의료정보를 저장하고 있지만, GCF(Google Cloud Platform)의 Healthcare API, 아마존의 AWS FHIR Works 등의 서비스는 FHIR 객체의 형태로 의료정보를 저장하고 있다[15]. 결국, 헬스케어 클라우드에 환자 정보가 저장되어 있다는 가정하에 조회를 동의한 환자들의 병력 정보를 FHIR 객체의 형태로 습득할 수 있으며 이를 텍스트 형식으로 변환하여 구급대원 현장 지침과 결합하여 LlamaIndex에 학습시켜 대화 모델을 완성할 수 있다.

<그림 2>는 해당 대화 모델의 전체적인 프레임워크를 도식화한 것이다. 특히 FHIR는 JSON과 XML을 포함한 표준화된 데이터 형식이기 때문에 JSON 형식의 학습이 가능한 LlamaIndex의 특징을 활용하여 FHIR로 저장된 환자 정보를 학습시키거나 시스템의 데이터베이스에 저장해 놓을 수 있다. 현재 가용한 실제 의료정보는 없지만, HAPI FHIR나 Synthea 등을 통해 가상의 환자 정보 설정이 가능하다[16]. 여기서 JSON을 학습한 LLM은 FHIR 자료의 수가 많아지면 환자 정보의 조회에 일부 부정확한 답을 주는 경우가 관측되어 FHIR 자료를 텍스트로 변환하여 학습시키거나 클라우드에서 주기적으로 환자의 정보를 읽어와서 데이터베이스에 저장하는 방식을 선택한다.

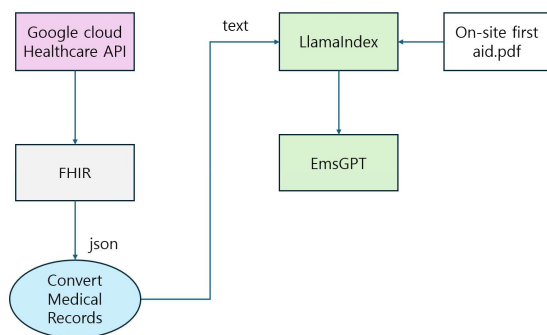


그림 2. EmsGPT 작동 방식

또한, 구급대원 지침은 약물 지침과 현장응급처치로 크게 나뉘어져 있어 각각 독립된 모델 구성이 가능하며, 독립된 모델 구축이 모든 지침을 하나의 종합적인 모델에 넣은 경우보다 더 좋은 응답 성능을 보인다.

IV. 데이터 분석

1. LlamaIndex

LlamaIndex는 질의 응답으로 컨텍스트를 활용하기 위해 입력 문서를 인덱스인 작은 덩어리로 나눈다[17]. 질의응답의 경우에는 쿼리와 가장 관련성이 높은 인덱스를 결정하기 위해, 프롬프트의 임베딩이 생성되고 이 임베딩과 각 인덱스의 임베딩 사이의 코사인 유사성이 계산된다. 다음 단계에서 코사인 유사도 점수가 가장 높은 상위 k개의 인덱스가 응답 합성에 사용되며, 이는 ‘생성 및 수정’ 원칙에 따른다. 이 과정에서 LLM에 질의를 전송한 뒤, 첫 번째 질의의 출력은 다음 인덱스를 컨텍스트로 하여 후속 질의로 전달하며, 새로운 컨텍스트를 기반으로 응답을 구체화한다[18]. 또한 ADA-002 임베딩과 함께 코사인 유사성에 의한 조각 검색을 사용하여 RAG(Retrieval Augmented Generation)에 대한 간단한 접근 방식을 수행하는 특징을 가지고 있다[19].

2. 데이터 전처리 및 분석

LlamaIndex를 활용한 모델을 개발하기 위해 로컬 PC에 환경을 구축하는 첫 단계로 pip 명령에 의해 llama-index 라이브러리를 설치한다. 이후 Python 프로그램에서 import 하여 관련 함수를 호출하면 되는데 일반적으로 SimpleDirectoryReader 함수를 호출하면 특정 폴더 내에 있는 파일들에 제일 적합한 Reader를 선택하여 데이터 분석을 시작한다. 이 과정에서 JSON, YouTube 등을 읽어올 때 각 파일 타입에 고유한 오류가 발생하기도 하는데 Llama Hub에서 해당 Connector를 설치한다. JSON의 경우 llama-index-readers-json을 설치한 후 <그림 3>에서 보는 바와 같이 프로그램에서 JSONReader 초기화에 이어 특정 폴더 내의 모든 파일들을 순차적으로 로드해서 벡터 인덱스를 생성하고 이에 따른 학습 과정을 수행한다.

```

reader = JSONReader(
    levels_back=0, collapse_length=None,
    ensure_ascii=False, is_jsonl=False
)

docu = []
jfiles = glob.glob(os.path.join(".", "Fhir", "*.json"))
for f in jfiles:
    print("Taking", f)
    docu.extend(reader.load_data(input_file=f, extra_info={}))
index = GPTVectorStoreIndex.from_documents(docu)
query_engine = index.as_query_engine()
index.storage_context.persist()

```

그림 3. Connector 사용의 예

LlamaIndex에 구급대원 응급 시스템을 학습시키기 위해서는 소방청에서 공개한 “119구급대원 현장응급 처치 표준지침(2023)”을 활용한다[6]. 해당 파일은 pdf로 구성되어 있으며 pdf 파일에 있는 텍스트 구조를 분석하기 위해서는 섹션별로 텍스트를 얻어온다. 또한 분석의 정확도를 높이기 위해서는 “”와 같이 불필요한 기호와 참고문헌의 정보를 제외하는 작업을 진행한다. 그리고 약물 부분에 중점을 둔 모델이기 때문에 약물지침에 해당하는 내용만 추출하여 LlamaIndex에 적용시킨다. 전처리를 진행한 텍스트 항목들을 OpenAI의 GPTVectorStoreIndex 라이브러리 함수를 이용하여 예측 모델을 완성하고 이 모델을 대상으로 다른 응용에서 질의하기 위해 파일 시스템에 저장해 둔다. 그림에서 보는 바와 같이 index.storage_context.persist 함수를 호출하면 자동으로 storage 라는 폴더가 생성되며 이 폴더에 관련 파일들이 모두 저장된다.

저장된 모델은 재학습 과정 없이 질의응답에 사용될 수 있으며 주어진 질문에 대해 벡터로 저장된 인덱스를 활용하여 응답을 생성한다. 환자 정보의 경우에는 의료정보 데이터가 대부분 FHIR, 즉 JSON 형식으로 저장되어 있기 때문에, 응급구조 지침인 텍스트 파일과 같이 학습시키기 위해서 JSON 환자 정보를 텍스트 형식으로 변환해준다. 텍스트로 변환된 환자 정보를 전처리된 현장응급조치 지침과 같이 LlamaIndex에 학습시켜 질의를 구하면 환자의 병력에 맞는 약물 복용 여부와 요주의 조치를 알아낼 수 있다. 역시

LlamaIndex 라이브러리의 index.as_query_engine() 함수를 이용하여 질의 엔진의 인스턴스를 생성하고 이후 이 인스턴스의 query 메소드에 질의문을 인자로 설정하여 호출하면 답을 얻을 수 있다.

질의응답의 예시는 다음 <그림 4>와 같으며 개발된 모델에 대한 평가를 위한 환자 정보는 부록의 <표 2>에 보인다.

```

Query1 : 박민수(가명) 환자는 현재 어떤 병을 가지고 있나요?
Answer1 : 박민수 환자는 현재 뇌출혈이라는 병을 가지고 있습니다.
Query2 : 박민수 환자에게 처방하면 안되는 약물은 무엇이 있나요?
Answer2 : 니트로글리세린
Query3 : 저혈압 환자에게 포도당 주사액을 투여해서 환자의 증상을 개선할 확률이 높은지 예 아니오로 알려줘
Answer3 : 예

```

그림 4. 환자 정보와 관련한 질의응답 예시

V. 성능 평가

기존 의료 LLM 모델 연구에 있어서 대화형 어시스턴트의 성능을 측정하기 위해서는 관련 질의를 만들어 의료 처방과의 부합 여부를 평가한다[20]. 따라서 병력에 따른 약물 지침에 관한 정확도를 기준으로 EmsGPT의 성능을 평가하기 위해서 금기증과 적응증을 묻는 40 개의 질문을 생성한다. 금기증이란 약물 복용이 금지된 경우를 뜻하고, 적응증이란 특정 환자가 특정 증상을 보일 때 우선적으로 고려해야 하는 조치를 의미한다. 따라서 본 모델 또한 각 질문에 대해 구급대원 지침의 적응증 및 금기증 여부와 얼마나 부합하는지 평가한다. 질문의 예는 아래에 있는 <그림 5>와 같으며 전체 질문의 내용은 부록의 <표 3>에 나타나 있다.

```

협심증 환자에게 니트로글리세린을 투여하여 환자의 증상을 개선할 확률이 높은가?

```

그림 5. 금기된 약물과 관련한 질의응답 예시

본 질의 실험에서는 3 가지 시나리오에 의해

각 시나리오마다 적응증과 금기증에 해당하는 각 20 개씩 모두 40 개의 질의를 생성한다. 실험 1은 응급구조 지침의 내용을 기반으로 금기증 관련과 적응증 관련 질의를 생성한다. 실험 2는 구급지침에 나타나지 않은 병명을 섞어서 질의를 생성한다. 실험 3은 지침에 있는 금기증을 갖고 있는 기저병력과 적응증을 갖고 있는 기저병력을 포함한 질의를 생성한다. 각 실험에 대한 결과는 <표 1>에 요약되어 있다.

표 1. 실험결과의 정리

실제값	적응증		금기증	
	적응증	금기증	적응증	금기증
실험 1	17	3	1	17
실험 2	12	8	0	20
실험 3	14	6	2	18

첫 번째 실험에서 LlamaIndex를 이용한 모델 EmsGPT는 전체 40 개의 질의 중 <표 1>에서 회색에 해당하는 4 개를 제외하고는 지침과 부합함을 보인다. 적응증을 금기증으로 예측한 경우는 3회이며 금기증을 적응증으로 예측한 경우는 1회이다. 이는 간부전 환자에게 생리식염수를 써도 되는지에 대한 질의이다. 금기증을 적응증으로 잘못 판단한 경우보다는 적응증을 금기증으로 판단하는 오류가 많아서 소극적으로 추천하는 경향을 보인다.

두 번째 실험에서는 약물 지침에 없는 통풍, 메니에르, 화상 등을 추가로 갖고 있는 환자에 대한 질의를 생성하여 적응증과 금기증을 판단하는지 평가하였다. 이 경우는 8개의 질의에 대해 잘못된 판단을 보였는데 이 경우는 금기증으로 적응증으로 판단하는 경우가 발견되지 않았다. 특이하게 실험 1에서 금기증을 적응증으로 판단했던 경우도 실험 2에서는 금기증으로 판단했다. 이 실험에서도 적응증을 금기증으로 예측하는 경우가 많아 소극적인 추천이 더욱 많아진 것을 알 수 있다. 오류율이 증가한 결과로 보아 질의

를 생성할 때 지침에 있는 병명만으로 구성하는 것이 정확성을 높일 수 있다.

실험 3에서는, 예를 들어 병력 A의 금기약물 X, 병력 B의 적응약물 Y가 있다고 할 때 A와 B를 모두 가진 환자에게 X가 유효한가의 질의와 Y가 유효한가의 질의를 생성하여 EmsGPT에 입력한 결과이다. 이 경우도 80 % 정도의 정확성을 보이고 있는데, 금기증을 적응증으로 판단한 경우도 2회 발생하였다. 이는 신부전과 심신성 빠른 맥을 가진 환자에게 생리식염수 사용이 유효한지에 관련된 질의인데, 병명마다 오류를 발생하는 패턴이 있는 것으로 보인다. 또, 실험 1의 결과와 비교해 볼 때, 하나의 질의로 중복 병력 환자에 대한 조치를 결정하기보다는 일련의 단일 병력과 단일 약물에 대한 질의들로 EmsGPT의 결과를 구하는 것이 바람직하다.

VI. 결론

본 논문에서는 LlamaIndex를 통해 공개된 119 구급대원 현장응급처치 표준지침 중 약물 처치 부분과 아울러 FHIR 형식으로 저장되어 있는 환자 정보 데이터를 결합한 구급 서비스 질의응답 모델을 설계 및 구현하였다. 기존에 상용화된 ChatGPT의 경우 약물 복용의 경우 출처가 불분명한 답에 대한 책임소재 문제가 있기 때문에 구체적인 답을 회피하기도 하고 경우에 따라 답을 작위로 생성하는 문제가 생기는 반면, EmsGPT는 이런 문제가 발생하지 않는다.

의료정보의 특성상 실제 환자 데이터를 활용할 수는 없었으나 현실과 유사한 가상의 병을 가진 환자 데이터를 만들어 평가에 사용하였기 때문에 현실 상황에서도 유사한 성능을 보일 것으로 예상된다. 전문 인력은 아니더라도 일정 수준의 의료 지식을 가진 일반인에게 콜 센터와 협동할 수 있는 대화형 응급처치 모델을 제공하여 긴급한 상황에 빠르게 적용할 수 있는 장점과 병력 정보의 융합으로 안전하고 정확한 지침을 제공할 수 있어 생활에 많은 도

움이 될 것으로 예상된다. 더욱이 지속적으로 추가적인 의뢰지식, 대처 방법, 최신의 장비 활용에 관련된 정보들이 학습 모델에 결합됨으로써 모델의 정확성이 향상될 것으로 기대되며 스마트 의료 서비스를 활성화시킬 것이다[21].

REFERENCES

- [1] M. A. K. Raiaan and et al., "A review on large Language Models: Architectures, applications, taxonomies, open issues and challenges," *IEEE Access*, 2024.
- [2] E. Bandara and et al., "SliceGPT-OpenAI GPT-3.5 LLM, blockchain and non-fungible token enabled intelligent 5G/6G network slice broker and marketplace," *Proc. of 2024 IEEE 21st Consumer Communications & Networking Conference*, pp. 439-445, 2024.
- [3] N. Sathe, V. Deodhe, Y. Sharma, and A. Shinde, "A comprehensive review of AI in healthcare: Exploring neural networks in medical imaging, LLM-based interactive response systems, NLP-based EHR systems, ethics, and beyond," *Proc. 2023 International Conference on Advanced Computing & Communication Technologies*, pp. 633-640, 2023.
- [4] H. Yang, Y. Oh, Y. Chung, J. Lee, and K. Park, "Establishment of emergency transfer system between fire brigade and regional trauma centers: Focusing on industries and naval cases," *Journal of the KNST*, vol. 6, no. 2, pp. 166-172, 2023.
- [5] A. L. Ruscelli and et al., "A medical tele-tutoring system for the Emergency Service," *Proc. 2021 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops and other Affiliated Events*, pp. 410-412, 2021.
- [6] Korea Fire and Rescue Service, Standardized Guidelines for Field First Aid for 119 Paramedics, 2023.
- [7] X. Wang, M. Tao, R. Wang, and L. Zhang, "Reduce the medical burden: An automatic medical triage system using text classification BERT based on Transformer structure," *Proc. 2021 2nd International Conference on Big Data & Artificial Intelligence & Software Engineering*, pp. 679-685, 2021.
- [8] F. Khaliq, S. A. Khan, and I. Nosheen, "A Framework for Public Health Monitoring, Analytics and Research," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 101309-101326, 2019.
- [9] M. Chee and et al., "Artificial intelligence and machine learning in prehospital emergency care: A scoping review," *iScience*, vol. 26, issue 8, 2023.
- [10] P. Schmiedmayer, A. Rao, P. Zagar, V. Ravi, A. Zahedivash, A. Fereydooni, A. and O. Aalami, "LLM on FHIR; Demystifying health records," arXiv preprint arXiv:2402.01711, 2024.
- [11] J. Lee, M. Jo, and J. Kim "Design of a FHIR-based ECG stream management scheme," *Proc. of ACM RACS*, pp. 153-155, 2024.
- [12] <https://u119.nfa.go.kr/main/loginForm?menuCd=main>, (2013). (accessed Sep., 01, 2024).
- [13] M. Clark and M. Severn, "Artificial intelligence in prehospital emergency health care," *Canadian Journal of Health Technologies*, vol. 3, issue 8, 2023.
- [14] HL7, FHIR Specification (v5.0.0: R5 - STU) (2023). <https://hl7.org/fhir/directory.html>, (accessed Sep., 01, 2024).
- [15] Google Cloud Platform Healthcare API, (2020). <https://cloud.google.com/healthcare-api/docs/>, (accessed Sep., 01, 2024).
- [16] HAPI FHIR Server, (2015). <https://hapifhir.io/hapi-history.html>, (accessed Sep., 01, 2024).
- [17] M. Jo, J. Lee, "Llama index-based machine learning model for emergency rescue," *Annual Symposium of KIPS*, vol. 31, no. 1, 2024.
- [18] B. Zirnstein, Extended context for InstructGPT with LlamaIndex, 2023.
- [19] P. Finardi and et al., "The chronicles of RAG: The retriever, the chunk and the generator," arXiv preprint arXiv:2401.07883, 2024.
- [20] A. A. Birkun and A. Gautam, "Large language model-based chatbot as a source of advice on first aid in heart attack," *Current Problems in Cardiology*, 2023.
- [21] N. He, Y. Ye and H. Lu, "Research on 120 intelligent first aid system in smart city," *Proc. 9th International Conference on Orange Technology*, 2021.

저 자 소 개



이정훈(정회원)

1988년 서울대학교 컴퓨터공학과 학사 졸업.

1990년 서울대학교 컴퓨터공학과 석사 졸업.

1996년 서울대학교 컴퓨터공학과 박사 졸업.

1997년 - 제주대학교 데이터사이언스학과 교수

<주관심분야 : 스마트그리드, 의료정보처리>

저 자 소 개



조민정(준회원)

2023년 제주대학교 경영정보학과 학사 졸업.

2025년 제주대학교 지속성장데이터사이언스학부 경영정보학과 석사 졸업.

<주관심분야 : 정보경영, 머신러닝, 알고리즘>

부록 표 1. FHIR 자원의 예

<pre> { "resourceType": "Bundle", "type": "collection", "entry": [{ "resource": { "resourceType": "Patient", "id": "patient-kim-chulsoo", "identifier": [{ "use": "official", "system": "http://hospital.example.org/patients", "value": "kim-chulsoo-45" }], "name": [{ "use": "official", "family": "김", "given": ["철수"] }], "gender": "male", "birthDate": "1978-01-01" } }, { "resource": { "resourceType": "Condition", "id": "condition-hyperglycemia", "subject": { "reference": "Patient/patient-kim-chulsoo" }, "code": { "coding": [{ "system": "http://hl7.org/fhir/sid/icd-10", "code": "E11", "display": "Type 2 diabetes mellitus" }], "text": "고혈당" }, "clinicalStatus": { "coding": [{ "system": "http://terminology.hl7.org/CodeSystem/condition-clinical", "code": "active" }] } } }] } </pre>	<pre> { "resource": { "resourceType": "Condition", "id": "condition-glaucoma", "subject": { "reference": "Patient/patient-kim-chulsoo" }, "code": { "coding": [{ "system": "http://hl7.org/fhir/sid/icd-10", "code": "H40", "display": "Glaucoma" }], "text": "녹내장" }, "clinicalStatus": { "coding": [{ "system": "http://terminology.hl7.org/CodeSystem/condition-clinical", "code": "active" }] } } }, { "resource": { "resourceType": "MedicationRequest", "id": "medication-insulin", "subject": { "reference": "Patient/patient-kim-chulsoo" }, "medicationCodeableConcept": { "coding": [{ "system": "http://www.nlm.nih.gov/research/umls/rxnorm", "code": "1234567", "display": "Insulin" }], "text": "인슐린" }, "status": "active", "intent": "order" } }, { "resource": { "resourceType": "MedicationRequest", "id": "medication-alpha-adrenergic", "subject": { "reference": "Patient/patient-kim-chulsoo" }, "medicationCodeableConcept": { "coding": [{ "system": "http://www.nlm.nih.gov/research/umls/rxnorm", "code": "7654321", "display": "Alpha-adrenergic agonist" }], "text": "알파 아드레날린 작용제" }, "status": "active", "intent": "order" } }] } </pre>
--	---

부록 표 2. 가상 환자 정보

1. Name: 김철수 Age: 45 Conditions: 고혈당, 녹내장 Medications: 인슐린, 알파 아드레날린 작용제 2. Name: 이영희 Age: 52 Conditions: 당뇨병성 혼수, 빈혈 Medications: 인슐린, 철분제 3. Name: 박민수 Age: 60 Conditions: 뇌출혈, 수축기 혈압 90 이하 Medications: 없음 4. Name: 최은정 Age: 70 Conditions: 포도당 불내성, 간성혼수 Medications: 메트포르민, 락툴로스 5. Name: 김진희 Age: 55 Conditions: 무뇨증, 두부 외상 Medications: 푸로세미드 6. Name: 이정우 Age: 48 Conditions: 심한 빈혈, 고혈당 Medications: 철분제 7. Name: 한지민 Age: 65 Conditions: 녹내장, 뇌출혈 Medications: 메트포르민 8. Name: 정성훈 Age: 59 Conditions: 수축기 혈압 90 이하, 당뇨병성 혼수 Medications: 인슐린, 시알리스 (48시간 이내) 9. Name: 홍수연 Age: 54 Conditions: 포도당 불내성, 고혈당 Medications: 인슐린, 메트포르민 10. Name: 김하늘 Age: 62 Conditions: 간성혼수, 무뇨증 Medications: 부메타니드, 락툴로스	11. Name: 이민지 Age: 58 Conditions: 두부 외상, 뇌출혈 Medications: 만니톨 12. Name: 박서준 Age: 67 Conditions: 심한 빈혈, 녹내장 Medications: 철분제, 알파 아드레날린 작용제 13. Name: 윤지아 Age: 61 Conditions: 고혈당, 수축기 혈압 90 이하 Medications: 인슐린 14. Name: 김재영 Age: 50 Conditions: 당뇨병성 혼수 Medications: 메트포르민 15. Name: 이지은 Age: 57 Conditions: 무뇨증, 간성혼수 Medications: 부메타니드 16. Name: 김하늘 Age: 35 Conditions: 통풍 Medications: 콜히친 17. Name: 장민서 Age: 53 Conditions: 뇌출혈, 녹내장 Medications: 메트포르민 18. Name: 서준혁 Age: 66 Conditions: 수축기 혈압 90 이하, 고혈당 Medications: 인슐린 19. Name: 김보라 Age: 56 Conditions: 당뇨병성 혼수, 포도당 불내성 Medications: 메트포르민 20. Name: 한지훈 Age: 69 Conditions: 간성혼수, 무뇨증 Medications: 부메타니드, 락툴로스
--	--

부록 표 3. EmsGPT의 성능 측정을 위한 질문 리스트

No.	Quesiton	No.	Quesiton
1	고혈압 당뇨병 혼수 환자에게 포도당 주사액을 투여해도 되나?	21	알레르기 반응 치료를 위해 에피네프린을 써서 환자의 증상을 개선할 확률이 높은가?
2	내당불내증 환자에게 포도당 주사액을 투여해도 되나?	22	심정지 상태의 환자에게 에피네프린을 써서 환자의 증상을 개선할 수 있는가?
3	무뇨증 환자에게 포도당 주사액을 투여해도 되나?	23	고혈압 환자에게 에피네프린을 쓰면 환자의 증상을 개선할 수 있는가?
4	저혈압 환자에게 포도당 주사액을 투여해서 환자의 증상을 개선할 확률이 높은가?	24	협우각육내장 환자에게 에피네프린을 쓰면 환자의 증상을 개선할 수 있는가?
5	협심증 환자에게 니트로글리세린을 투여하여 환자의 증상을 개선할 확률이 높은가?	25	심실성 빠른 맥을 보이는 환자에게 아미오다론을 처방하나?
6	울혈성 심부전 환자에게 니트로글리세린을 투여하면 개선 확률이 높은가?	26	간질환 환자에게 아미오다론을 써도 되는지 예 아니로 알려줘
7	알레르기 환자에게 니트로글리세린을 투여하면 되나?	27	급성 알콜중독 환자에게 염산트라마돌을 사용하면 되나?
8	뇌출혈 환자에게 니트로글리세린을 투여하면 되나?	28	중증신장 환자에게 염산트라마돌을 처방하면 되나?
9	육내장 환자에게 니트로글리세린을 투여하면 되나?	29	간장장애 환자에게 염산트라마돌을 처방하면 되나?
10	증증 빈혈 환자에게 니트로글리세린을 투여하면 되나?	30	갈락토오스 불내증 환자에게 염산트라마돌을 처방하면 되나?
11	상처 세척에 생리식염수를 쓰면 효과가 있나?	31	기관지 천식 환자에게 벤토린 에보할러를 투여하면 되나?
12	전해질 부족한 환자에게 생리식염수를 쓰면 환자의 증상을 개선할 확률이 높은가?	32	만성기관지염 환자에게 벤토린 에보할러를 투여하면 되나?
13	고나트륨혈증 환자에게 생리식염수를 써도 되나?	33	폐기종 환자에게 벤토린 에보할러를 투여하면 되나?
14	고긴장성 자궁 환자에게 생리식염수를 써도 되나?	34	최근 24시간 동안 벤토린 에보할러를 5번 분무한 환자에게 한번 더 분무해도 되는지 알려줘
15	심부전 환자에게 생리식염수를 써도 되나?	35	최근 24시간 동안 벤토린 에보할러를 10번 분무한 환자에게 한번 더 분무해도 되는지 알려줘
16	신부전 환자에게 생리식염수를 써도 되나?	36	대사성 산증의 보정에 하트만 솔루션을 써도 되나?
17	간부전 환자에게 생리식염수를 써도 되나?	37	항히스타민제를 어지럼증 환자에게 복용시키면 증상을 개선할 수 있는가?
18	항히스타민제를 불면증 환자에게 복용시키면 증상을 개선할 확률이 높은가?	38	아나필락시스 응급치료제로 에피네프린을 사용하면 좋은가?
19	항히스타민제를 결막염 환자에게 복용시키면 증상을 개선할 확률이 높은가?	39	혈압상승제 투약에도 효과가 없을 때 아미오다론을 사용할 수 있는가?
20	항히스타민제를 코감기 환자에게 복용시키면 증상을 개선할 확률이 높은가?	40	외상으로 인한 통증에 아세트아미노펜을 사용하면 되나?