프로젝트 최종 보고서

서비스 명: 제품 맞춤형 QA 챗봇 서비스 개발

서비스 개요:

서비스가 해결하려는 문제점 (Problem Statement)

- 많은 정보와 복잡한 구조로 이루어진 제품 매뉴얼은 사용자가 필요로 하는 정보 를 찾기 어렵고 이는 고객 만족도 저하와 기업의 서비스 비용 증가로 이어짐
- 기존의 FAQ 시스템은 사용자 질문에 대한 맞춤형 답변을 제공하는 데 한계가 있어 즉각적이고 정확한 정보 제공이 어려운 상황

서비스명 및 개요

제공하고자 하는 주요 기능 및 가치

- 사용자 질문 분석 및 답변 제공
 - AI 기반의 자연어 처리 기술을 활용하여 사용자 질문에 맞는 제품 매뉴얼의 정보를 실시간으로 제공
- 데이터 학습 및 품질 개선
 - 대규모 QA 데이터셋을 기반으로 지속적인 학습과 개선을 통해 챗봇의 정확 도와 신뢰성을 높임
- 고객 경험 강화
 - 간단한 질문 입력만으로 문제를 해결할 수 있도록 하여 고객 만족도를 향상
- 비용 효율성
 - 고객 서비스팀의 작업 시간을 단축하고 운영 비용을 절감

서비스 목표:

- 사용자 질문에 신속하고 정확한 답변을 제공하여 고객 문제 해결 시간을 단축합니다.
- 제품 매뉴얼의 가치를 극대화하여 사용자와 기업 간의 신뢰를 강화합니다.

목표 및

기대 효과:

기대효과

- 고객은 간단한 질문 입력만으로 매뉴얼을 탐색하지 않고도 필요한 정보를 얻을 수 있습니다. 이에 따라 고객 만족도 향상으로 제품의 브랜드 충성도가 증가할 수 있습니다.
- 고객 서비스 팀은 검색 시간 단축으로 더 많은 고객 요청을 처리할 수 있습니다. 다. 따라서 고객 서비스 비용을 절감할 수 있습니다.

타겟 사용자:

- 고객: 삼성 제품을 사용하는 고객
 - 빠르고 정확한 제품 관련 정보를 습득 가능
 - 제품 사용 중 문제가 발생했을 때 챗봇에 질문을 입력하여 실시간으로 해결 책을 받음
- 고객 서비스팀: 고객 요청을 처리하는 기업의 서비스 담당자
 - 빠른 검색 및 답변 생성을 통해 더 많은 요청 처리 가능
 - 수집된 데이터와 사용자 피드백을 활용하여 제품 개선 및 서비스 전략 수립

시장 분석:

- 국내 QA 챗봇 시장 현황
 - 현재 QA 챗봇 서비스는 다양한 산업 분야에서 활발히 도입되며, 고객 서비 스 효율성을 높이는 주요 도구로 자리 잡고 있음

타겟 사용자

● 주요 동향 및 기회 요인

- 1. 금융 분야의 도입 확대
- 국내 주요 은행에서 고객 서비스의 향상과 업무 효율성 향상을 위해 QA 챗 봇 서비스를 도입하고 있음 <출처>
- 2. 기업 서비스 경쟁력 강화
- AI 챗봇은 고객 경험을 높이고 서비스 경쟁력을 높이는 요소로 평가받고 있음 <출처>
- 3. 챗봇 시장의 성장 전망
- 글로벌 챗봇 시장 규모는 2023년에 53억 4천만 달러로 평가되었으며, 2031 년까지 263억 7천만 달러에 도달할 것으로 예상 <출처>
- 4. 다양한 산업 분야에서의 활용
- QA 챗봇은 금융, 의료, 소매 등 여러 산업 분야에서 데이터 분석, 고객 서비 스, 마케팅 등의 다양한 업무를 지원하고 있음 <출처>

● 결론

○ QA 챗봇 시장은 다양한 산업 분야에서 도입되고 있으며 고객 만족도 향상과 기업 효율성 증대에 기여하고 있음 원천데이터 소스: 삼성 갤럭시 제품 매뉴얼 문서

원천 데이터 형식: PDF 문서 파일

데이터 처리 방법:

- 데이터 수집: usermanual.wiki 페이지에서 Selenium을 사용한 웹 크롤링을 통해 제품 매뉴얼 데이터 확보.
- 데이터 전처리:
 - O Document Parser를 활용하여 PDF 파일을 HTML, Markdown 형태의 텍스트 데이터로 변화.
 - 변환한 데이터에서 HTML 및 Markdown 태그와 문법을 정제하여 순수 텍스 트 데이터로 변환.
 - 텍스트 데이터와 제품 이름 Pair를 JSONL 형식의 데이터로 변환하여 QA 데이터셋 생성 준비.

데이터 처리 방법(Detail):

- 1. 삼성 갤럭시 제품 매뉴얼 PDF를 usermanual.wiki 페이지에서 크롤링
- 2. Upstage Document Parser API를 활용해 Markdown 형태의 텍스트로 변환
- 3. Markdown 문법을 정제하여 순수 텍스트 데이터로 변환
- 4. PDF의 메타데이터를 활용하여 "제품이름"-"PDF 변환 텍스트 데이터"의 Pair 를 JSONL 형식으로 구성
- 5. 이를 기반으로 QA 데이터셋 생성에 필요한 기초 데이터를 준비

QA 데이터 생성 방법:

- Upstage Solar LLM을 사용해 20개의 매뉴얼 데이터의 QA Pair 생성
- OA Pair 데이터 생성 프롬프트:

데이터 구성 및 활용

- QA 데이터셋의 카테고리 분류(제품 사용법 이해, 문제 해결, 정보 탐색 및 선택, 제품 사용 방법 이해, 정보 검색 및 선택)와, 매뉴얼에서 제품명 추출하는 과정에 Few-shot기법 사용
- 평가 Metric을 사용해 부적격 판단이 되는 데이터셋에 한해서 Upstage Solar LLM이 생성한 부적격 이유, Question 및 Context를 참고해 직접 Ground Truth 생성

데이터 구성 및 활용

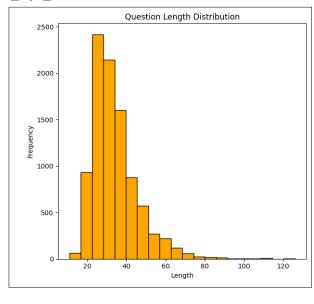
데이터 생성 과정에서 LLM은 다음과 같은 경우 활용되었습니다.

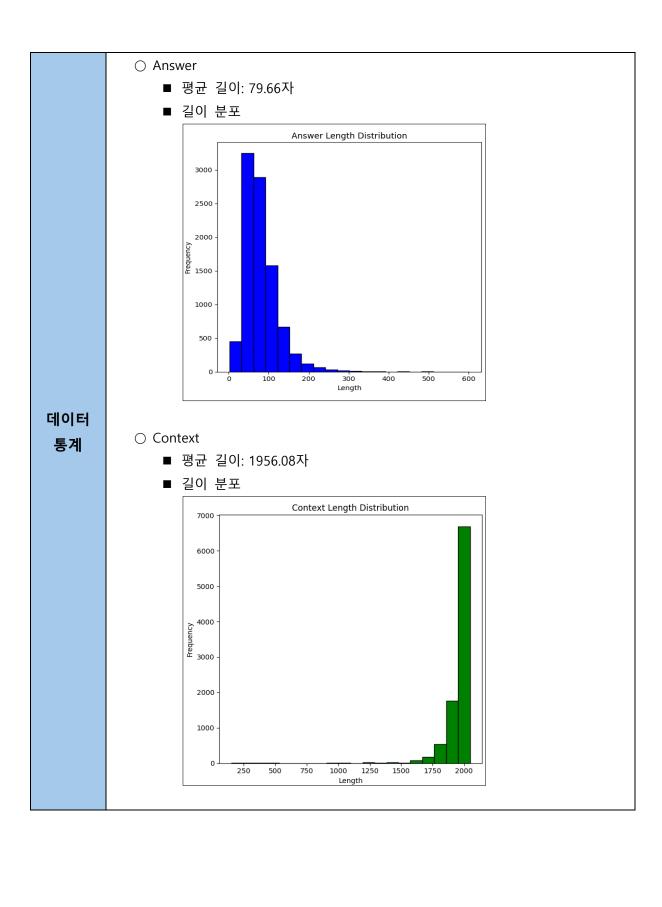
- 1. PDF 메타데이터 제품 이름이 명시되지 않은 경우 보완
- 2. 기초 데이터 기반 QA Pair 데이터셋 생성
- 3. 생성된 질문을 카테고리별로 분류
- 4. 데이터의 품질을 평가하고 부적격 데이터를 판별하는 과정에서 LLM 활용해 데이터 정확성과 적합성 확보, 또한, 부적격 데이터의 경우 Ground Truth 생성.

데이터 통계:

- 데이터 개수:
 - Chunk 길이를 2048, overlap을 10으로 세팅
 - 총 데이터 개수: 9364개
- 데이터 길이 통계
 - Question
 - 평균 길이: 33.97자
 - 길이 분포

데이터 통계





데이터 품질 평가 방식:

- QA 평가셋 구성 방식: 전체 데이터 셋 중 Random Sampling 방식으로 200건 추출
- 정량 평가 방식(평가 지표):
 - 이 Hallucination (Threshold 0.3): 생성된 답변에서 허위 정보를 평가하는 메트릭 $Hallucination = \frac{Number\ of\ Contradicted\ Contexts}{Total\ Number\ of\ Contexts}$
 - \bigcirc Answer Relevancy (Threshold 0.5):
 생성된 답변의 관련성을 평가하는 메트릭 $Answer \ Relevancy = \frac{Number \ of \ Relevant \ Statements}{Total \ Number \ of \ Statements}$
 - O Toxicity (Threshold 0.5):

 생성된 답변의 유해성을 평가하는 메트릭 $Toxicity = \frac{Number\ of\ Toxic\ Opinions}{Total\ Number\ of\ Opinions}$
- 정성 평가 방식: 전체 데이터 셋 중 일부를 추출해 매뉴얼의 내용 연관성과 불용어, 답변의 정확 성 등 기준으로 평가 실시

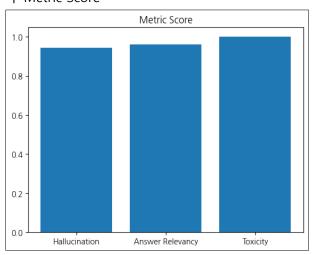
데이터 품질 평가 방식(Detail):

- 1. QA 평가셋은 전체 데이터 중 무작위 추출(Random Sampling) 방식을 통해 200 개의 데이터를 선정해 구성
- 선정된 데이터는 Deepeval의 Hallucination Metric, Answer Relevancy Metric, Toxicity Metric을 활용해 정량적으로 평가
- 3. 정성적 평가를 위해 각 팀원이 20 개의 데이터를 직접 분석하고 평가하여 데이터의 품질을 다각도로 검증

데이터 품질 평가

데이터 품질 결과 보고:

• 각 Metric Score

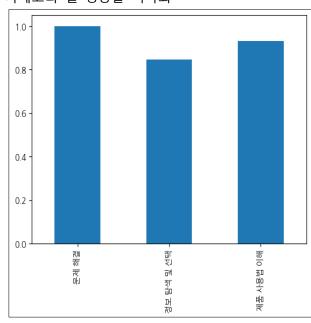


- Metric 별 성능 순위
 - Toxicity (유해성): ~100%
 - Answer Relevancy (답변 관련성): ~95%
 - Hallucination (허위정보): ~93%

데이터 품질 평가

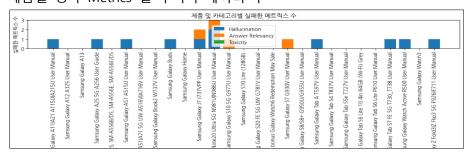
보고

● 카테고리 별 성공률 시각화



- 성공률 순위
 - 문제 해결: 약 100%로 가장 높은 성공률
 - 제품 사용법 이해: 약 90%의 높은 성공률
 - 정보 탐색 및 선택: 약 83%의 높은 성공률

• 제품별 평가 Metrics 별 부적격 데이터 수

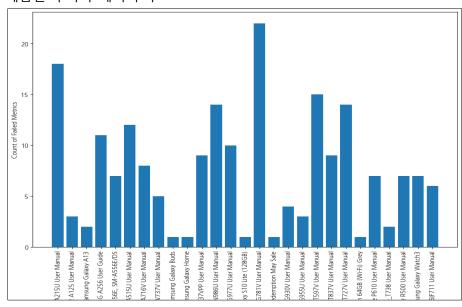


- 매트릭스별 실패 현황
 - Hallucination(허위정보)이 가장 많은 비중을 차지
 - Answer(답변 관련성) 문제가 그 다음으로 빈번
 - Toxicity(유해성) 문제는 상대적으로 적음
- 제품별 특징
 - Samsung Galaxy S20와 Samsung Galaxy A11&A12 모델에서 높은 실패 율 발생
 - 대부분의 제품에서 Hallucination 문제가 주요 이슈

데이터 품질 평가

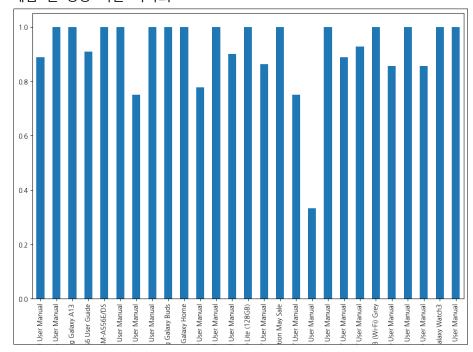
보고

● 제품별 부적격 데이터 수



- 실패 빈도가 높은 제품
 - Samsung Galaxy S20: 약 22건으로 가장 많은 실패 케이스 발생
 - Samsung Galaxy A11|A12: 약 18건으로 두번째로 많은 케이스
- 실패 빈도가 낮은 제품
 - Samsung Galaxy Buds, Samsung Galaxy Home, Samsung Galaxy S10, Samsung Galaxy S24, Samsung Galaxy Tab S6: 실패 케이스 1건 기록

● 제품 별 성공 비율 시각화

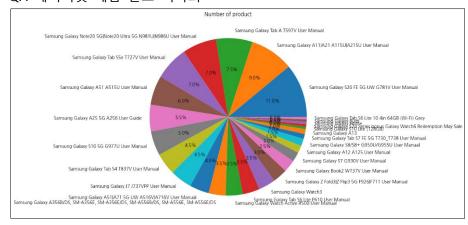


데이터 품질 평가 보고

○ 높은 성공률을 보이는 제품

- Samsung Galaxy A12, Samsung Galaxy A13, Samsung Galaxy A series, Samsung Galaxy A51, Samsung Galaxy Book2, Samsung Galaxy Buds, Samsung Galaxy Home, Samsung Galaxy Note20, Samsung Galaxy S10, Samsung Galaxy S24, Samsung Galaxy Tab A, Samsung Galaxy Tab S6, Samsung Galaxy Tab S7, Samsung Galaxy Watch3, Samsung Galaxy Z Fold3|Z Flip3: 약 100%로 가장 높은 성공률
- 상대적으로 낮은 성공률을 보이는 제품
 - Samsung Galaxy S8/S8+: 약 30%로 가장 낮은 성공률

● QA 데이터셋 제품 분포 시각화



평가 결과:

- 전반적인 데이터 품질 현황
 - 전체적인 성공률이 70~100% 범위로 기본적인 품질 수준 확보
 - Toxicity(~100%)와 Answer relevancy(~95%) 지표는 우수한 성과
 - Hallucination(~93%) 지표가 상대적 취약점으로 파악
- 제품군별 특성
 - Galaxy Note Series: 가장 높은 품질 수준(성공률 ~100%)
 - Galaxy S Series: 품질 편차가 크며, 특히 Galaxy A11|A12 모델에서 개선 필요
 - Galaxy A Series: 품질 편차가 크며, 특히 Galaxy S20 모델에서 개선 필요
 - Wearable/IoT 기기: 높은 수준의 품질 수준(성공률 ~95%)
- 카테고리별 현황
 - 문제 해결: 가장 높은 신뢰도(~100%)
 - 제품 사용법 이해: 우수한 성과(~90%)
 - 정보 탐색 및 선택: 상대적으로 낮은 성과(~83%)

데이터

평가

결과

● 개선 전략 제안

- 단기 개선 과제
 - Hallucination 문제 해결을 위한 검증 프로세스 강화
 - Galaxy A11|A12 및 Galaxy S20 제품군의 데이터 품질 개선
 - 제품 특징 설명 및 관리 방법 카테고리의 컨텍스트 보강
- 중장기 발전 방향
 - Samsung Galaxy Buds, Samsung Galaxy Home, Samsung Galaxy S10, Samsung Galaxy S24, Samsung Galaxy Tab S6 시리즈의 우수 사례를 타 제품군에 확대 적용
 - 카테고리별 특화된 품질 관리 기준 수립
 - 자동화된 품질 모니터링 시스템 구축
- 품질 관리 체계 개선
 - 정기적인 품질 평가 및 피드백 시스템 구축
 - 제품군별/카테고리별 차별화된 품질 관리 전략 수립
 - 데이터 생성부터 검증까지 전 과정의 표준화

이러한 개선 전략을 체계적으로 실행함으로써, QA 데이터셋의 전반적인 품질 향상 과 함께 보다 신뢰성 있는 사용자 지원 서비스를 제공할 수 있을 것으로 기대됩니 다.

품질