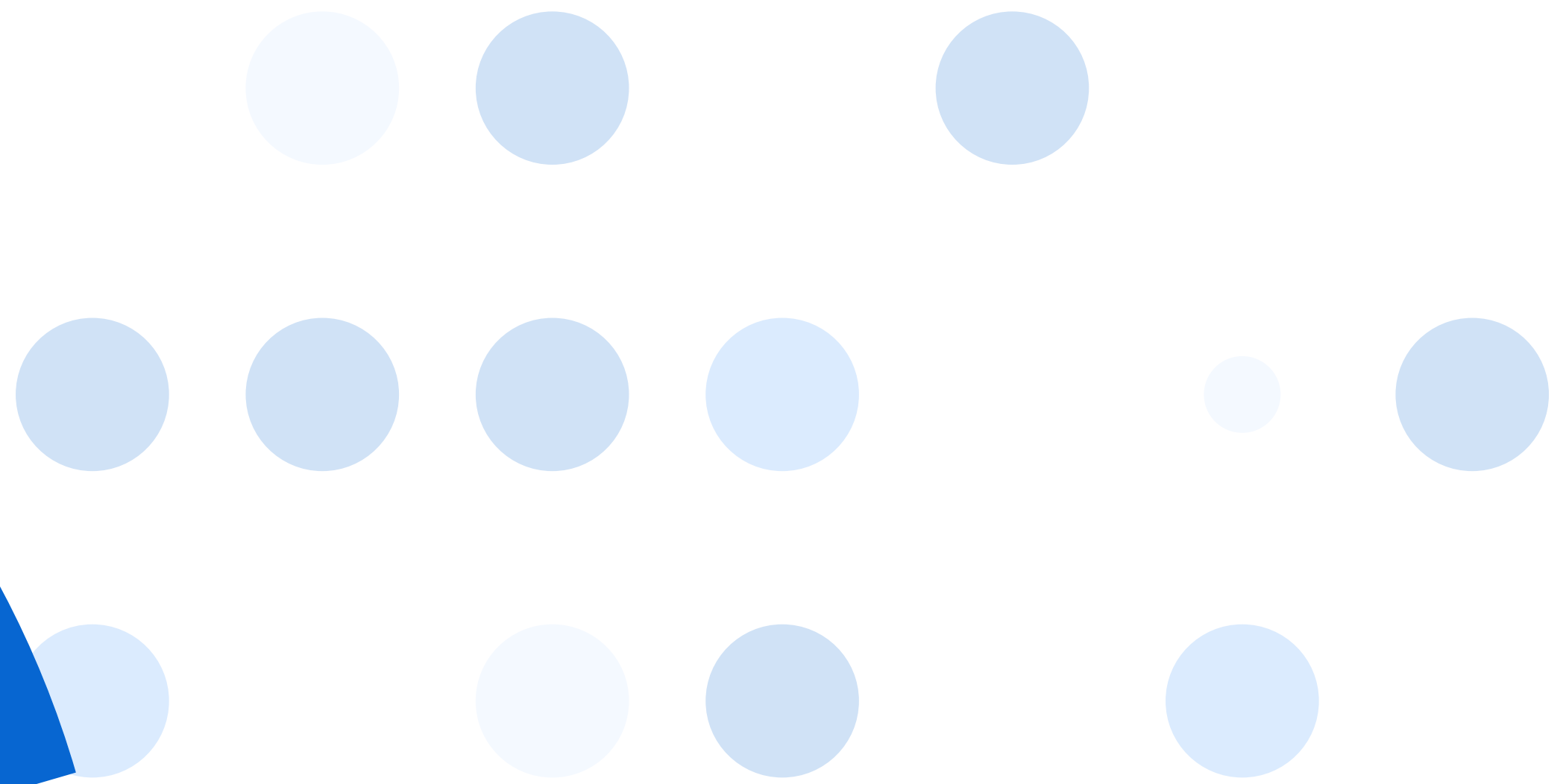
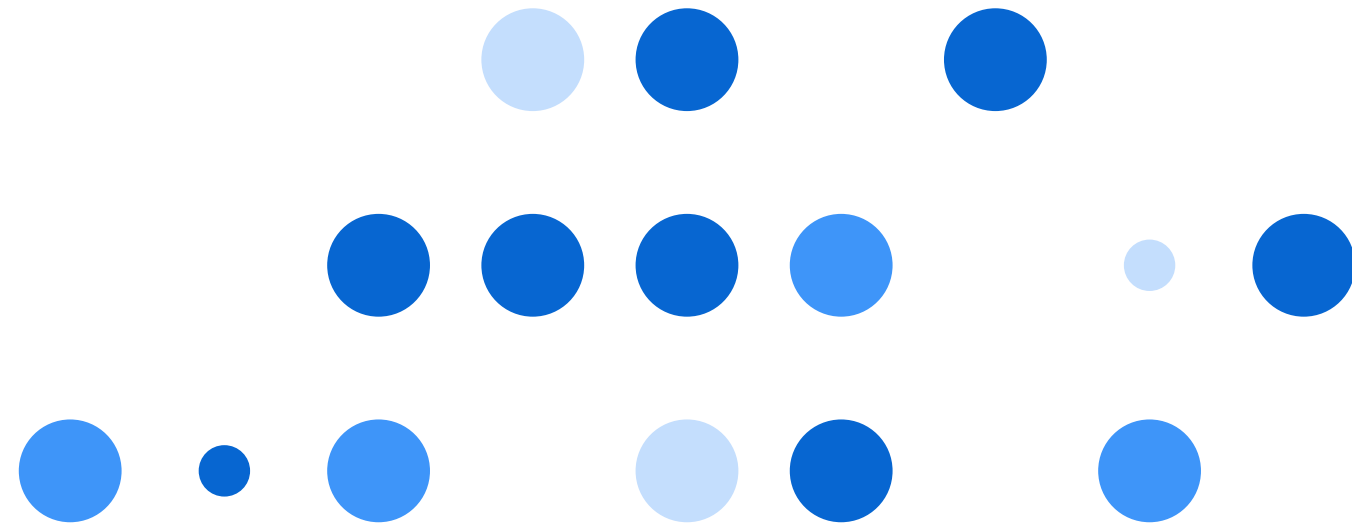


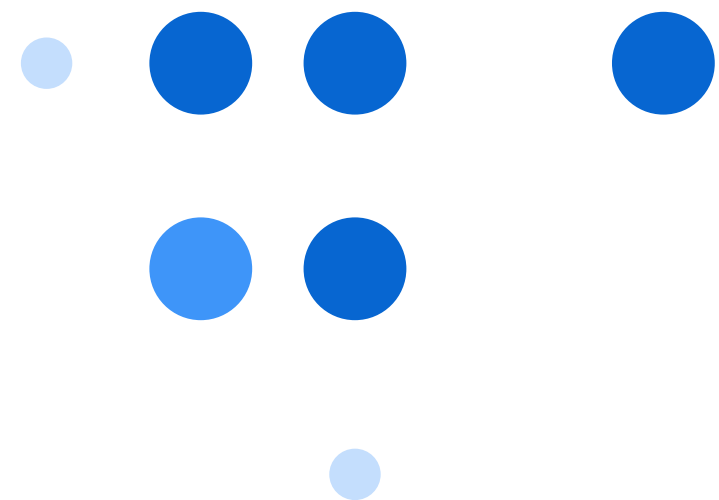


예지보전의 고도화

예지보전 도구와
GenAI의 결합이 가져오는
산업 현장의 변화



목차



- 01 제조업에서 미션 크리티컬한 영역
- 02 익숙한 상황 아닌가요?
- 03 머신러닝의 한계
- 04 GenAI 레이어를 더하면 어떻게 될까요?
- 05 LLM과 RAG로 정비 관련 원천 데이터를 빠르게 처리
- 06 AI 에이전트로 지식 시스템을 활성화
- 07 Agentic AI: 정비 담당자가 보게 되는 화면
- 08 확장을 위한 단계적 접근

01

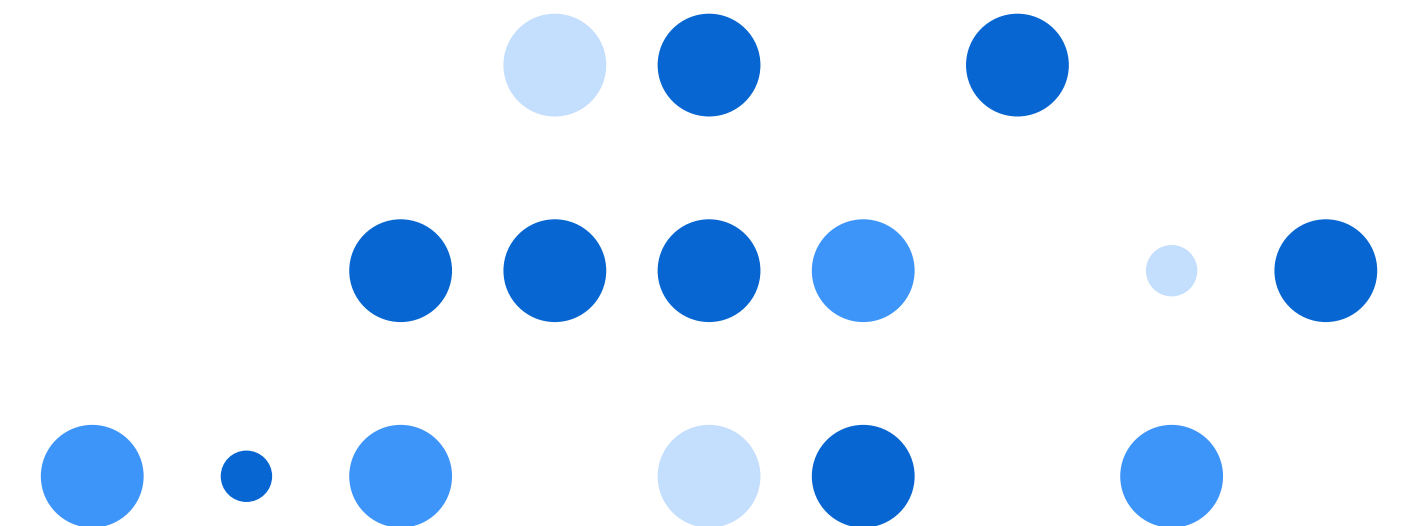
제조업에서 미션 크리티컬한 영역



생성형 AI, 즉 GenAI의 초기 비즈니스 적용 사례는 상대적으로 명확하고 리스크가 낮은 영역에서 먼저 나타났습니다. 현재 이러한 도구들은 리서치 지원, HR 프로세스 간소화, 마케팅 맥락에서의 고객 참여 강화 등 다양한 영역에서 폭넓게 활용되고 있습니다.

예를 들어 항공사들은 이미 GenAI를 활용해 향후 여행 일정, 리워드 프로그램, 항공편 변경 등과 관련된 수백만 건의 고객 문의를 효율적으로 처리하고 있습니다. 그렇다면 동일한 항공사 운영자들이 GenAI 기술을 활용해 모니터링, 유지보수, 정비가 이루어진 항공기에 대해서도 신뢰를 가질 수 있을까요? 결론적으로, 그래야 하며 앞으로 그렇게 될 것입니다. 다만 산업 영역, 특히 기계 정비와 관련된 유즈케이스는 훨씬 더 복잡합니다. 또한 그 중요도 역시 훨씬 높습니다. GenAI로 인해 고객 서비스 경험이 다소 좋지 않은 것과 실제 기계 오작동이 발생하는 것은 본질적으로 리스크 수준이 다르기 때문입니다.

이 자료에서는 제조업이 GenAI 역량을 어떻게 활용할 수 있는지 살펴봅니다. 특히 대규모 언어 모델, 즉 LLM과 검색 증강 생성, 즉 RAG를 활용한 고도화된 접근 방식을 중심으로, 제조 운영의 핵심 영역 중 하나인 예지보전(Predictive Maintenance)에 적용하는 방법을 다룹니다. 제조기업들은 이미 정비 운영에 머신러닝, 즉 ML을 활용하고 있습니다. 그렇다면 GenAI의 발전을 기존 ML 기반 정비 체계와 결합하여 예지보전 전략의 생산성과 성과를 한 단계 더 끌어올리려면 어떻게 해야 할까요?



02

익숙한 상황 아닌가요?

제조기업들은 매일 산업용 로봇, CNC 장비, 터빈 등 인류가 만들어낸 가장 복잡한 기계와 기술에 의존하고 있습니다. 이러한 복잡성이 정비를 어렵고 많은 시간이 소요되는 업무로 만듭니다. 예방 정비이든 사후 정비이든 마찬가지입니다. 귀사가 가스터빈을 사용하고 있는지 여부와 관계없이, 아래 예시는 제조기업들이 일상적으로 마주하는 복잡성의 여러 단계를 잘 보여줍니다.

하나의 이벤트를 처리하기 위해 참조해야 하는 비정형 문서의 수는 다음과 같습니다.

여러 시스템에 흩어져 있는 15~30개 이상의 PDF 문서
5년 이상 축적된 점검 리포트와 로그
표준화되지 않은 용어를 사용하는 공급업체 매뉴얼
이전 작업자들이 남긴 이메일 및 수기 현장 노트

일반적인 가스터빈은
20,000개 이상의 구성품으로
이루어져 있습니다.

각 구성품마다 고유한 정비
절차와 상호 의존관계가
존재합니다.

GE Frame 9F 터빈의 OEM
매뉴얼은 6,000페이지 이상에
달합니다.

여기에는 발전기, 보조 시스템,
현장별 운영 절차에 관한 별도
문서는 포함되지 않습니다.

OEM 서비스 기술 공지

Siemens나 GE와 같은 주요
OEM의 현장 서비스 공지는 연간
수백 건에 이를 수 있으며, 최신
상태를 유지하기 위해 지속적인
모니터링이 필요합니다.

전통적인 방식으로 터빈
트립의 근본 원인을 식별하는
데 걸리는 평균 시간은
6~10시간입니다.

03

머신러닝의 한계

제조기업에게 ML은 예지보전 전략에서 이미 강력한 자원으로 입증되었습니다. ML을 활용하면 제조기업은 측정 가능한 거의 모든 항목에 대해 대량의 정비 관련 데이터를 자동으로 모니터링할 수 있습니다.

이 데이터는 정비 조직을 위한 다양한 결과물을 생성합니다. 그러나 문제는 그 결과물이 매우 많다는 점입니다. 알림과 경고가 정비 대시보드에 쌓이기 시작하고, 숙련된 기술자들은 빨간 느낌표가 표시된 수많은 메시지를 마주하게 됩니다. 그런데 이 메시지들은 대체로 너무 모호해서 각각 추가 확인이 필요합니다. *이 경고가 얼마나 심각한가? 즉각적인 대응이 필요한가? 대응이 필요한 상황이 맞는가?*

이러한 알림과 경고는 맥락 없이 제시되는 경우가 많기 때문에, 이를 해석하고 실제 조치로 연결하기 위해 더 많은 업무, 시간, 전문성이 필요합니다. 하나의 알림만으로도 정비 담당자는 SME 지식, 과거 매뉴얼, 조직 내 흩어진 문서를 따라가며 복잡한 탐색 과정을 거쳐야 합니다. 실제로 유효한 경고가 일부 존재하더라도, 해당 문제를 이해하고 조치하기 위해 관련 역량을 가진 다른 기술자의 전문성이나 매뉴얼, 기타 자료가 추가로 필요할 수 있습니다.

결과적으로 알림은 너무 많아지고, 의사결정은 훨씬 느려집니다. 바로 이 지점에서 LLM과 RAG 같은 고도화된 GenAI 도구가 필요합니다.

ML 기반
예지보전은
강력하지만,
다음과 같은
한계가 있습니다.

결과물에 맥락이 부족한 경우가 많다.

기술자들은 모호한 알림을 받는다.

주제별 전문 지식이 조직 내에 흩어져 있다.

의사결정이 지연된다.



경고:
2번 챔버에서
연소 불안정 발생

ML은 이와 같은 정비 이슈의 감지를 훨씬 쉽게 만들어 주었습니다. 그러나 감지는 전체 해결 과정의 일부에 불과합니다. 기술자가 이러한 알림을 받는 순간, 해당 분야 전문 지식, 기존 매뉴얼, 그리고 조직 전반에 흩어져 있는 문서들을 빠르게 탐색해야 합니다. 바로 이 지점에서 LLM과 RAG가 도움을 줄 수 있습니다.

04

GenAI 레이어를 더하면 어떻게 될까요?

여러분의 조직은 이미 ML 역량을 기반으로 정비 알림 시스템을 개발하기 위해 상당한 자원을 투자했을 수 있습니다. 그렇다면 새로운 GenAI 역량이 등장했다고 해서 기존 시스템을 전면적으로 교체해야 할까요? 그렇지 않습니다. 기존 알림에는 단지 다양한 정보 소스가 제공할 수 있는 핵심 맥락이 필요할 뿐입니다. 그리고 GenAI는 이러한 정보 소스를 즉시 활용하는 데 가장 효과적인 도구입니다.

특히 LLM과 RAG가 함께 작동하고, 인간의 감독 하에 AI 에이전트가 이를 실행하는 구조에서는 신뢰할 수 있고 문서화된 정비 지식 소스를 수집하기 위한 시간과 자원을 상당 부분 자동화할 수 있습니다. 또한 그만큼 중요한 점은, 이러한 정보를 정비 담당자가 쉽게 이해할 수 있는 방식으로 제공할 수 있다는 것입니다. 필요할 경우 더 깊이 파고들 수 있도록 지원하는 것도 가능합니다.

05

LLM과 RAG로 정비 관련 원천 데이터를 빠르게 처리

제조 조직 내에는 수백 대 또는 수천 대의 장비가 운영되고 있습니다. 이 중 어떤 장비에 대한 정비 개입이 필요한지, 정비 판단에 영향을 미치는 핵심 데이터 입력값은 크게 세 가지입니다.

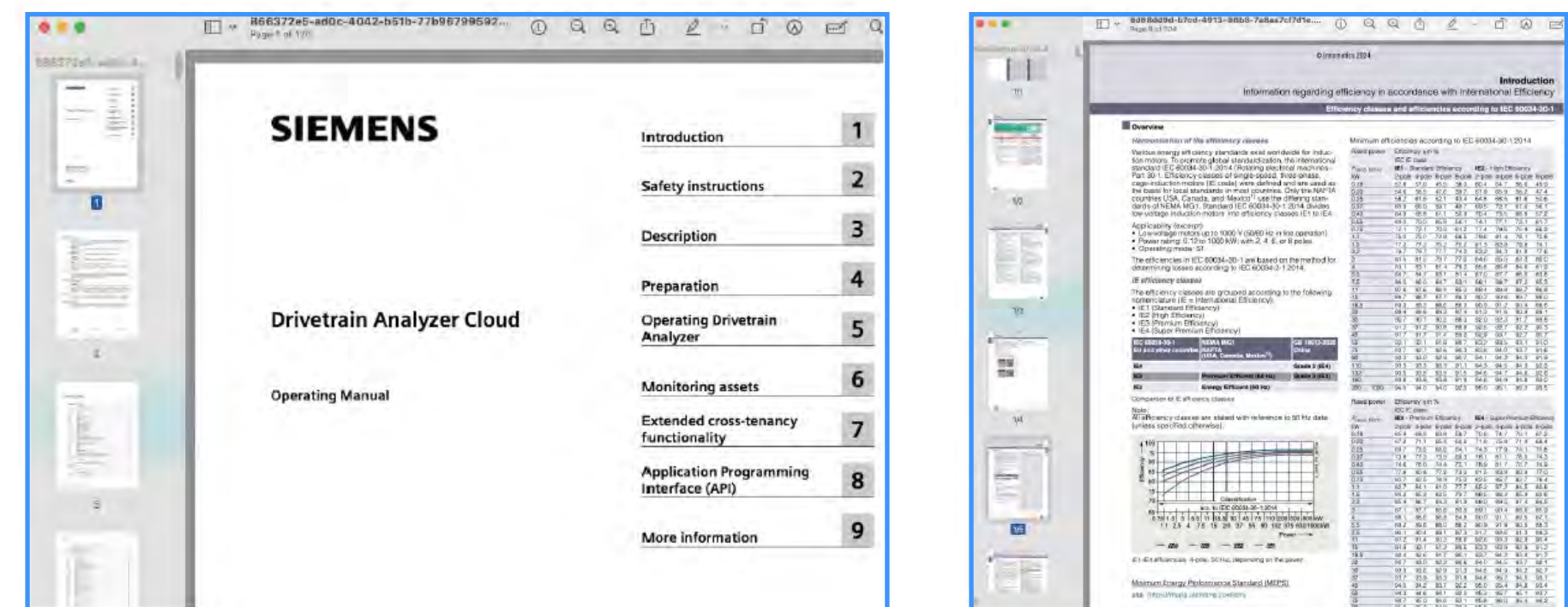
- **현재 운전 조건:** 설비가 실시간으로 어떻게 작동하고 있으며, 성능 저하나 잠재적 고장을 시사하는 이상 징후는 없는가?
- **제품 정보 및 문제 해결 가이드:** 문제가 발생했을 때, 이를 진단하고 해결하기 위해 어떤 정보가 필요한가?
- **조직의 경험:** 이 장비와 동일하거나 유사한 장비에 대해 우리 조직은 어떤 경험을 축적해 왔는가?

이처럼 범위가 넓고 양이 방대한 데이터는 일반적으로 조직 내 여러 위치에 정형화 또는 비정형화 형식으로 흩어져 있습니다. 예를 들어 실시간 성능 데이터, PDF, 공급업체 매뉴얼, 현장 서비스 공지, 차트, 표, 이메일, 수기 현장 노트 등이 포함됩니다. RAG 도구는 이러한 데이터를 모두 끌어와 벡터 데이터베이스에 저장함으로써, 기존 정비 시스템에서 ML이 생성한 알림을 관리하는 AI 에이전트의 접근을 쉽게 해 줍니다.

실무적으로 이는 알림이 생성되는 즉시 AI 에이전트들이 해당 알림에 즉각 반응한다는 의미입니다. AI 에이전트들은 방대한 정비 원천 데이터를 기반으로 알림의 전체 맥락을 구성하고, 출처가 명확한 형태로 정비 담당자에게 제공합니다. 결과적으로 지식 서비스는 필요한 바로 그 순간에 답변을 생성합니다. 또한 답변의 범위는 지정된 문서 범위 안으로 제한됩니다. LLM과 RAG는 ML이 생성한 예지보전 알림을 기술자에게 더 유용하고, 관리 가능하며, 통찰력 있는 단서로 전환합니다. 이때 참조 출처도 함께 제공합니다.



LLM과 RAG는 ML이 생성한 예지보전 알림을 참조 출처와 함께, 기술자에게 더 유용하고 관리하기 쉬우며 인사이트 있는 신호로 변환합니다.



RAG가 인사이트를 추출할 수 있는 문서의 예 - 운영 매뉴얼

06

AI 에이전트로 지식 시스템을 활성화

정비 지식 시스템은 하나의 벌집에 비유될 수 있습니다. 여기서 정비 지식 시스템이란, 장비 데이터를 활용하는 ML 기반 알림 시스템과 LLM 및 RAG 기반의 방대한 장비 정보 및 정비 이력 지식을 결합한 체계를 의미합니다. 이 벌집이 정비 데이터의 중심이라면, AI 에이전트는 벌집이 제대로 작동하도록 여러 작업을 수행하는 일벌과 같습니다. 이 에이전트들은 매우 구체적인 업무를 부여받습니다. 알림을 받아들이고, 의사결정에 필요한 관련 정보를 모두 갖춘 형태로 사람에게 제시하는 역할을 수행합니다.



AI 에이전트가 실제로 작동하는
방식은 다음과 같습니다.

1

이상 징후가 감지되고,
에이전트 호출이 발생합니다.

SAS의 접근 방식에서는 에이전트가 호출 애플리케이션과 의도적으로 분리되어 설계됩니다. 이를 통해 에이전트는 모듈형 구성요소가 되며, 필요한 시점과 장소에서 다양한 애플리케이션에 재사용될 수 있습니다. 그 결과 사용자는 이러한 가치 있는 에이전트를 개발하는 데 투입한 시간과 자원으로부터 최대한의 가치를 얻을 수 있습니다. 실제 배포 단계에서는 API 통합을 통해 런타임 시점에 에이전트와 호출 애플리케이션이 함께 작동하게 됩니다.

2

에이전트는 기본 정보를 수신합니다. 예를 들어 “이것이 감지된 이상 징후이며, 이에 대한 기본 정보는 다음과 같다”는 식의 정보를 받습니다.

3

에이전트는 타깃 프롬프트를 사용해 지식 시스템에 접근합니다. 이 과정이 바로 RAG 쿼리입니다. 에이전트는 프롬프트를 통해 특정 정보 컬렉션을 검색하거나, 필요할 경우 전체 정보를 검색할 수 있습니다.

예:
“제품 매뉴얼 검색”,
“정비 이력 검색”,
“전체 정보 검색”

4

에이전트는 관련 데이터 소스를 조회하고 응답을 생성합니다. 이 응답은 기술자가 의미 있게 이해하고 실제로 활용할 수 있도록 정리된 형태로 제공됩니다.

5

한 번 생성된 에이전트는 어떤 워크플로우에서도 봇 형태로 재배포될 수 있습니다.

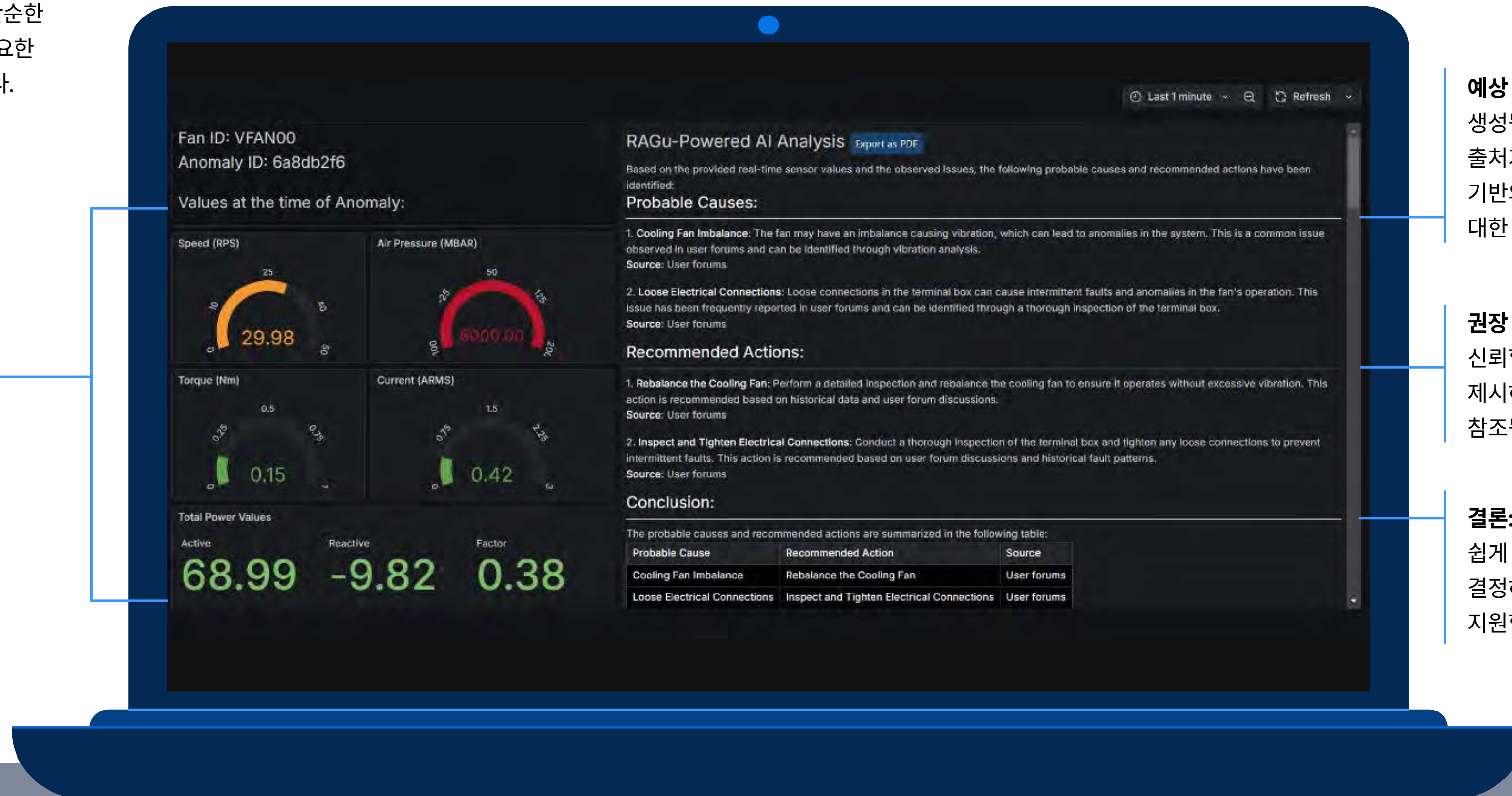
07

Agentic AI: 정비 담당자가 보게 되는 화면

Agentic AI가 적용되면 정비 담당자는 단순한 알림만 보는 것이 아니라, 의사결정에 필요한 맥락과 근거가 정리된 화면을 보게 됩니다.

이상 발생 시점의 조건:

이 정보는 장비 모니터와 성능 지표에서 직접 가져온 데이터입니다.



예상 원인: 예상 원인은 원천 문서에서 생성됩니다. 추가 조사가 필요한 경우 개별 출처가 함께 표시됩니다. 또한 사용자는 AI 기반의 친숙한 프롬프트를 통해 원천 문서에 대한 질의도 할 수 있습니다.

권장 조치: 예상 원인과 마찬가지로 권장 조치는 신뢰할 수 있는 원천 정보를 기반으로 시스템이 제시하는 최선의 추정입니다. 모든 출처가 함께 참조됩니다.

결론: 이 빠른 참조용 요약은 사용자가 상황을 쉽게 진단하고, 어떤 방식으로 조치할지 결정하기 전에 선택지를 검토할 수 있도록 지원합니다.

08

확장을 위한 단계적 접근

예지보전 영역에서 대규모 Agentic AI를 구현하는 것은 여러 단계가 축적된 결과입니다. 다행스러운 점은, 대부분의 선진 정비 조직이 이미 첫 번째 단계를 완료했다는 것입니다. 바로 이상 징후를 더 빠르게 감지하기 위해 ML 역량을 구현하는 단계입니다.

그다음 단계는 기존 ML 도구와 함께 RAG 역량을 통합하는 것입니다. 이 과정은 시간이 소요될 수 있습니다. 주된 이유는 RAG 모델에 투입해야 할 정비 관련 원천 데이터를 모두 식별하는 작업이 필요하기 때문입니다. 하지만 이 작업이 완료되고 정비팀이 자신들이 선호하는 LLM을 활용해 정확하고 신뢰할 수 있는 답변을 얻기 시작하면, 추진력은 빠르게 형성됩니다. 그리고 이때부터 Agentic AI를 쉽게 사용할 수 있게 됩니다. 정비 조직이 AI 에이전트를 개발, 배포, 재사용하는 데 능숙해지면, 빠르고 효율적이며 정확한 예지보전을 대규모로 구현하기 위한 조건이 갖추어집니다. 이는 불과 몇 년 전만 해도 상상하기 어려웠던 수준의 확장성입니다.

SAS가 이를 지원해 드립니다. SAS는 현재 이용 가능한 가장 진보된 RAG 및 LLM 기반 예지보전 도구와 전략을 선도적으로 개발해 왔으며, 귀사의 여정을 지원할 준비가 되어 있습니다.

자세한 내용을 확인하고 논의를 시작하려면 [SAS](#)에 문의해 주십시오.





자세히 알아보기 sas.com

