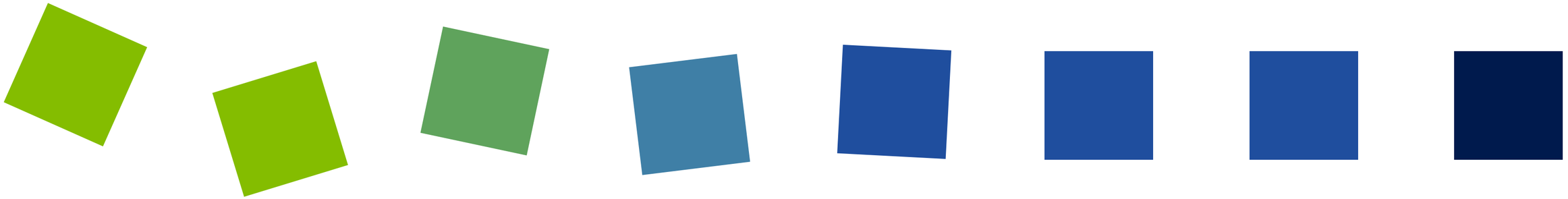
# AI를 도구에서



# 시스템으로

# 현장 내 AI 도입은 하네스 제어에 달려있다

AI는 실수를 책임지지 않기 때문에
인간이 AI를 감당해야만 합니다.

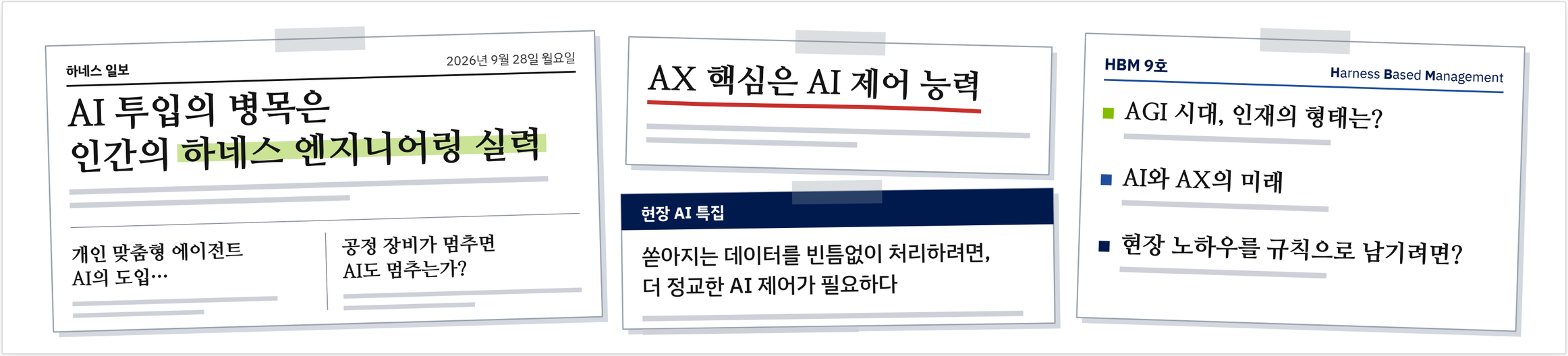



**Fig 1.** 가상의 AI 신문 기사들

실제 산업 현장에서 AI 투입의 병목은 오히려 인간의 **하네스 엔지니어링 실력**입니다.

쏟아지는 데이터를 AI가 빈틈없이 완벽하게 처리하려면 그보다 더 완벽한 **AI 제어 능력**이 필요합니다.

AX로의 핵심은 AI 활용 경험이라 생각합니다.
약 13개월간 카테터 제조 개발 현장에서의
**AI 도입과 AX 시도를 소개합니다**.

# 미션: 하네스를 이해하고, 정복하라

codex로 논문 3,800편을 모으고
workflows를 활용해 4일 만에 교과서를 만들었습니다.

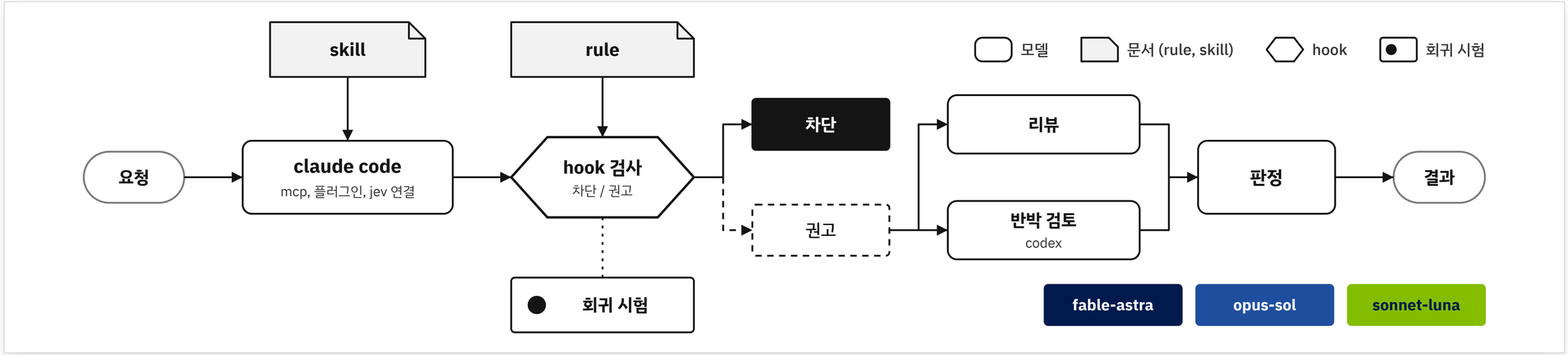



**Fig 2.** 개인 맞춤형 하네스 구조

CLI 기반 AI가 익숙하지 않았지만,
대화로 질문하고 테스트하며 hook, rule, skill 같은 **하네스 구성 요소의 역할**을 익혔습니다.

반박 검토와 리뷰로 환각과 작업 누락을 줄이도록,
claude code에서 codex를 호출하는 **교차 검증 구조를 설계**했습니다.

작업 난이도와 역할에 따라 모델을 분리했습니다.
fable-astra, opus-sol, sonnet-luna로 배치하고
**작업 시간과 토큰 낭비를 줄였으며**,
mcp, 플러그인, jev 같은 외부 도구를 연결해
**작업 효율성과 속도를 높였습니다.**

# 2시간을 5분으로 줄이다

국내 의료기기 기업 5곳, 시료 19종의
성능 평가 작업을 한 도구로 진행하였습니다.

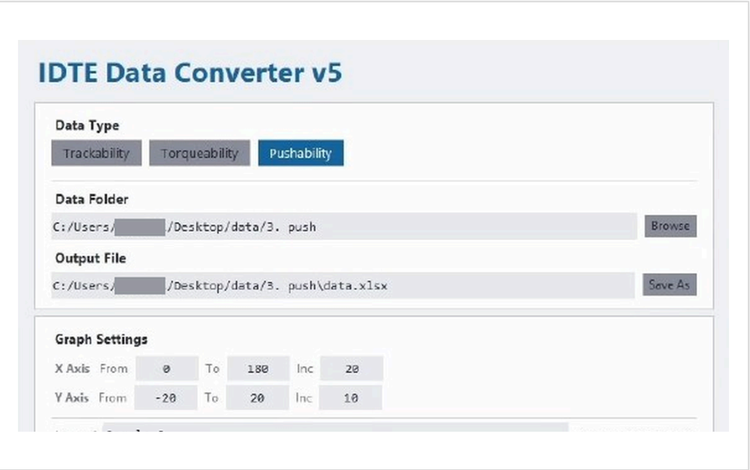



**Fig 3.** IDTE Data 변환 프로그램

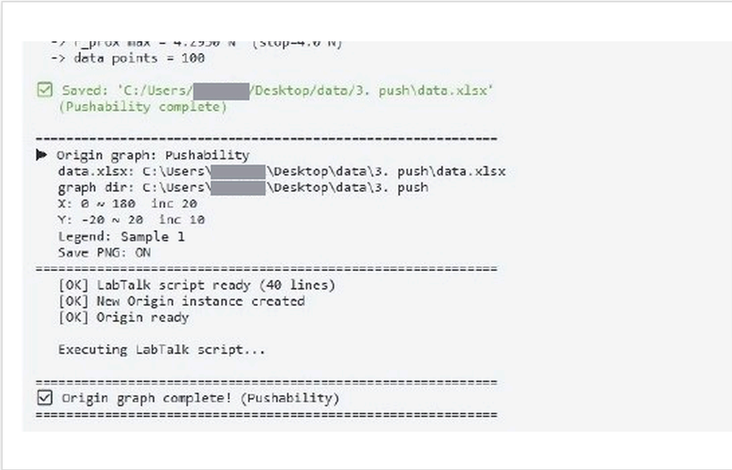



**Fig 4.** 프로그램 작동 과정

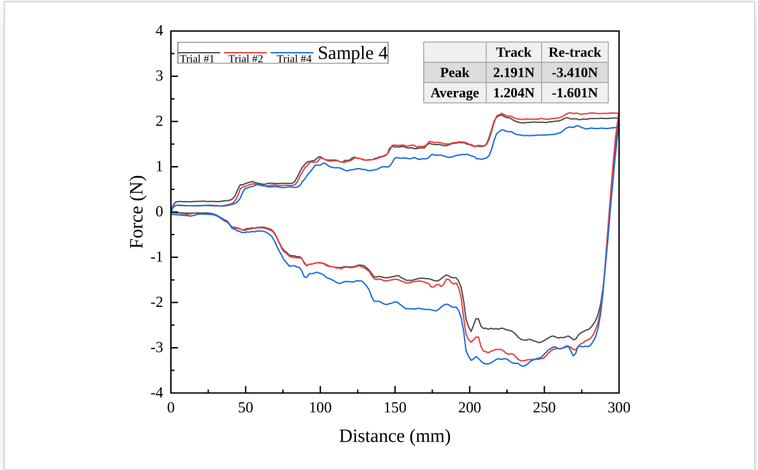



**Fig 5.** Trackability 그래프 결과

기존의 카테터 성능 시험은 7~9회의 반복 측정 결과를 직접 선별하고 CSV 값을 수작업으로 변환해 **많은 시간이 소요**됐습니다.

이를 개선하기 위해 장비에 로컬 LLM을 구축해 누적되는 측정 데이터를 자동으로 분석하고 유사도가 높은 결과 선별부터 Origin 그래프 제작까지 **한 번에 처리하도록 구현**했습니다.

이후 외부 업체의 샘플 평가에도 적용해 서로 다른 형식의 결과를 동일한 기준으로 정리할 수 있도록 확장했습니다.

# 잠든 데이터를 깨우다

화면에서 사라지던 데이터를 기록해
불량 원인을 찾아 개선했습니다.

| 경과(s) | 항목 | 채널 1 | 값 | 채널 2 | 값 |
|---|---|---|---|---|---|
| 121.33 | force | force_left | -0.03 | force_right | -0.12 |
| 121.41 | pressure | pressure | 0.075 | flow | 0 |
| 121.47 | temperature | temperature_1 | 33.9 | temperature_2 | 0 |
| 121.54 | position | position_left | 7 | position_right | 1 |
| 262.46 | temperature | temperature_1 | 147.6 | temperature_2 | 0 |
| 262.53 | position | position_left | 28.6 | position_right | 24.6 |
| 262.60 | force | force_left | -0.43 | force_right | -0.06 |
| 262.67 | pressure | pressure | 6.505 | flow | 0 |

**Fig 6.** 장비 데이터 기록 예시

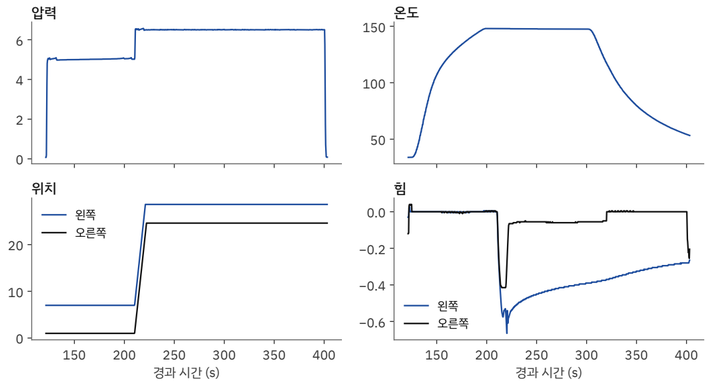



**Fig 7.** TCP 데이터 시각화 장면

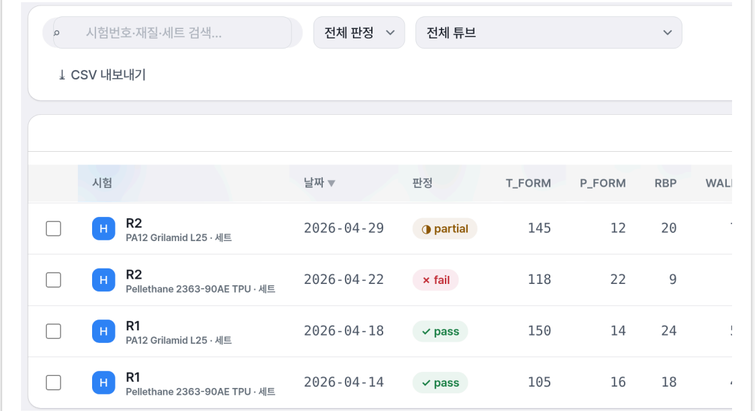



**Fig 8.** 성형 조건 대시보드

카테터용 벌룬 개발 업무에서 같은 조건에도 외경이 7.5mm ~ 8.4mm로 크게 달라지고 절반이 성형 중에 터졌지만 원인을 알지 못했습니다.

이를 해결하고자 장비 소프트웨어를 **LLM으로 분석해** TCP로 전달되는 센서 값을 수집하는 프로그램을 만들어 결과를 비교했습니다.

벌룬 52개 중 51개가 조건에 상관없이 오른쪽으로 밀린 상태로 제작되었고, heating block 온도는 90~110°C 사이에서 불균일하게 변하는 것을 **발견**했습니다.

# 정답에서 한 걸음 더

LLM으로 과제 데이터를 장비 형식에 맞게 바꿔 센터 FT-IR 라이브러리와 비교했습니다.

```
##TITLE= Sample 2658 By Administrator Date Wed
##ORIGIN= Exported PE Spectrum Data File
##XUNITS= 1/CM
##YUNITS= TRANSMITTANCE
##XFACTOR= 1.00
##YFACTOR= 0.00000011920928955078
##FIRSTX= 4500.00
##NPOINTS= 2026
##FIRSTY= 103.191377
##XYDATA= (X++(Y..Y))
  4500.000000    8656320    8656327    8656335
  4490.000000    8656364    8656371    8656374
```

**Fig 9.** 장비 출력 .DX 데이터

```
##TITLE= Sample 1 By Administrator Date Wednes
##ORIGIN= Exported PE Spectrum Data File
##XUNITS= 1/CM
##YUNITS= TRANSMITTANCE
##XFACTOR= 1.00
##YFACTOR= 0.00000011920928955078
##FIRSTX= 4000.00
##NPOINTS= 3601
##FIRSTY= 93.303853
##XYDATA= (X++(Y..Y))
  4000.000000    7826894    7826894    7826894
  3995.000000    7826894    7826894    7826894
```

**Fig 10.** CSV로 변환한 .DX 데이터 처리 결과

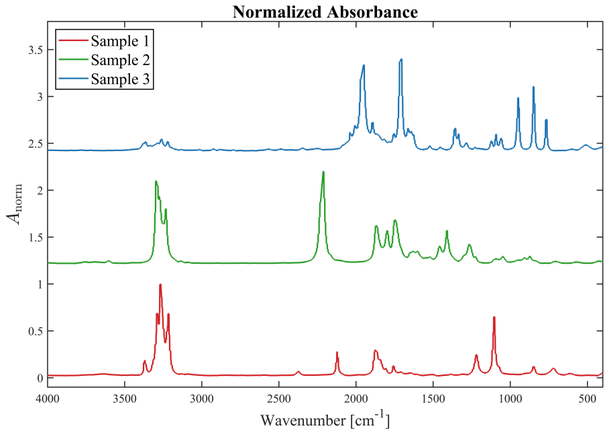



**Fig 11.** 흡광도 스펙트럼 정규화

고분자물성실험에서 FT-IR 데이터로 막 두께를 계산하는 과제를 진행했습니다. 공식에 값을 대입하면 끝나는 과제였지만, 실제로 어떤 물질인지 궁금해 센터의 FT-IR 장비로 직접 비교했습니다.

변환한 파일이 92%T인 지점을 9200%T로 표시한 적도 있었습니다. 장비가 내보낸 .DX 원본을 기준으로 YFACTOR, FIRSTY의 %T 스케일, 숫자 정렬 자릿수를 차례로 맞췄습니다.

변환한 스펙트럼을 정규화하고 보간해 장비 라이브러리와 비교한 결과, 유사도 0.85~0.87의 후보 물질 2종을 찾아 **미지 시료를 판별**했습니다.





# 물음표로 시작해, 결과로 증명하겠습니다.

스스로 질문하고 제어하는 능력으로
현장의 문제를 풀어내겠습니다.