

Data Scientist/ Data Analyst Portfolio

Data Science, Data Analysis, Data Engineering, Project Design, Project Management

Kwangmin Kim

2025-07-14

[자연어 처리를 활용한 Data Governance 시스템 단계적 구축]

프로젝트 개요

- 대내적 의의: 전사 자동화 시스템 구축의 시발점
 - 실험 자동화, 시약 개발 자동화, 분석 자동화, 의사 결정 자동화
- 대외적 의의: 글로벌 기술 공유 사업의 시발점
 - Microsoft, Springer Nature, KPMG, 각 국 정부기관 및 기업 등
- 대표 수명 프로젝트
- 기간
 - Phase1: 2024.12 ~ 2025.09 (진행중)
 - Phase2: 2025.10 ~ 2026.09
 - Phase3: 2026.10 ~ 2027.09
- 역할: Technical Lead (Data Scientist/ Data Engineering/ Governance Architect)

주요 문제점 및 도전과제

문제점

- 16개 부서 53개 DB의 메타데이터 불일치로 인한 데이터 활용도 저하 문제
- 데이터의 표준화 프레임워크 및 품질 관리 체계 부재
- 데이터 통합 및 검증 체계 부재 (심한 Data Silo 현상)

도전과제

- 표준화 체계 구축
 - 문제: 독립적으로 개발된 시스템 및 외주 개발 시스템 통합 불가
 - 해결방안: 표준화 현황 분석 및 표준화 프레임워크 확립
- 데이터의 품질 평가 자동화
 - 문제: 영문 약어 생성 규칙 구현의 어려움 & 표준화 KPI (품질 평가 지표) 부재
 - 해결방안: 계층적 Rule Engine 설계 & 원칙 기반 평가 지표 개발
- BT & IT 용어 표준화
 - 문제: (관용어 vs 표준화 원칙) & (SI 단위계 vs 업계 관행)
 - 해결방안: 업무 전문가와의 협업을 통한 사전 구축
- 조직내 낮은 Data 성숙도 및 교육의 어려움
 - 문제: 임원진과 실무진의 막연한 두려움 & 표준화 지식 부족
 - 해결방안: 추상적 개념 구체화, 동기부여 및 교육

솔루션 설계 및 전략

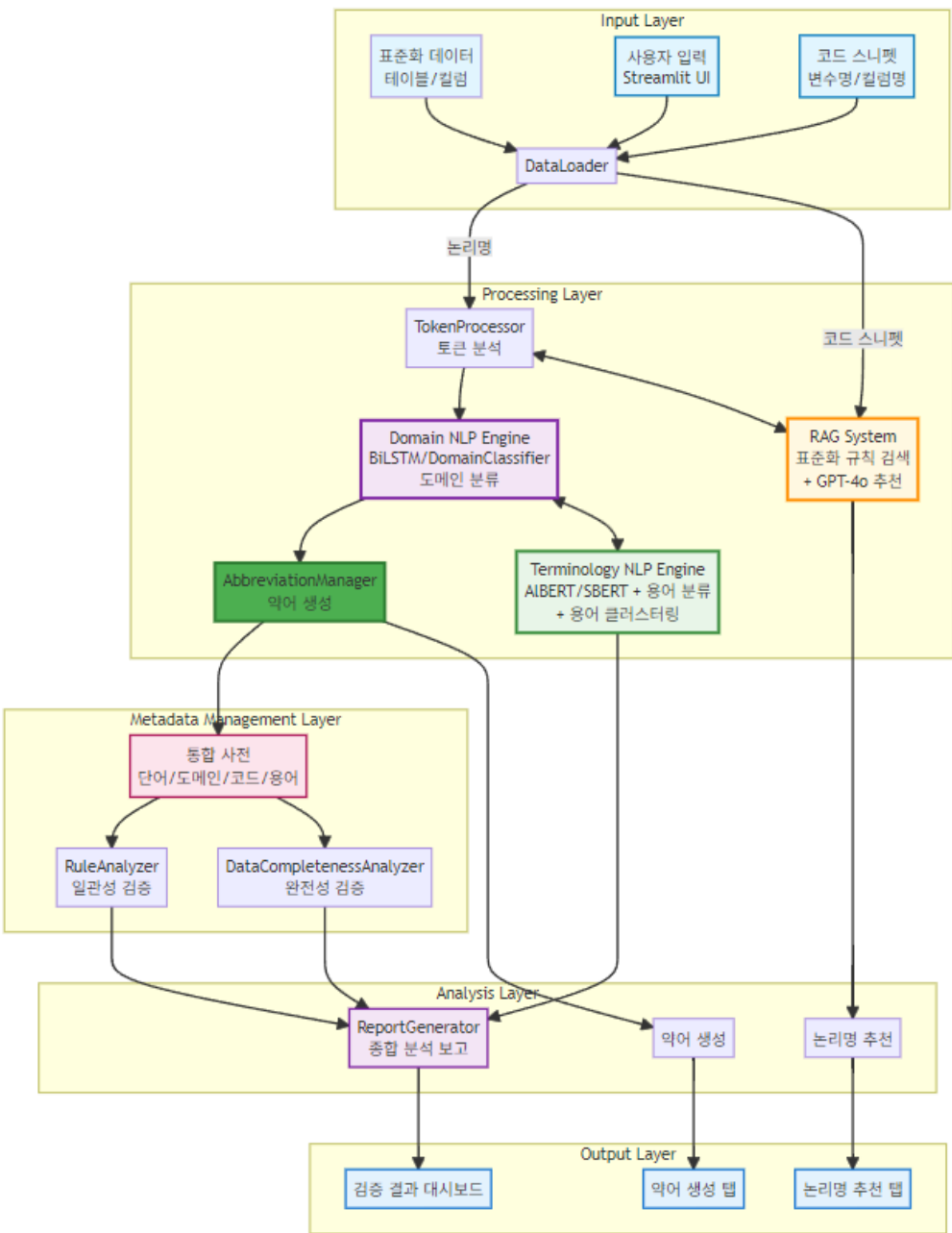


Figure 1: Data Standardization Framework

- Phase 1: Feasibility Test
 - 현실적 범위 설정 + 단계적 표준화 진행
 - 표준화 프레임워크 구축 (원칙 + 표준 사전 + 품질 평가)
 - 표준화 프로세스 반자동화 시스템 구축: Hybrid Rule Engine
 - * Rule Based 표준화 프로세스 구축
 - * Data Driven (딥러닝을 활용) 표준화 프로세스 병목 현상 해결
- Phase 2: 확장성 테스트
 - DB 확장 시 표준화 프로세스 시스템 확장
 - 거버넌스 체계 구축
 - 표준화 모니터링 시스템 구축
 - 표준화 교육 및 캠페인 진행
 - 자동화 워크 플로우 구축
- Phase 3: 전사 DB 표준화
 - 데이터 활용방안 모색

기술 스택 및 요구 역량

- 데이터 처리: Python (pandas, numpy, regex, NLTK, konlpy)
- 자연어 처리: Pytorch (Hugging Face, Transformer, BiLSTM + Attention, S-BERT, AlBERT)
- 시각화 & 모니터링: Streamlit, matplotlib/seaborn, plotly
- RAG: Langchain, OpenAI, Hugging Face
- 워크플로우 자동화: Apache Airflow
- 기술적 역량
 - 복잡한 비즈니스 규칙의 알고리즘 설계 능력
 - 딥러닝 모델 설계 및 훈련 데이터 생성 능력
- 업무적 역량
 - 데이터 표준화 프레임워크 구축 (표준화 원칙 및 표준 사전 구축)
 - 도메인 전문가와의 협업 및 요구사항 분석
 - 표준화 정책 수립 및 이행 관리
 - 경영진 및 실무진과의 커뮤니케이션 능력

결과 및 성과

- 정량적 성과: 데이터 품질 향상
 - 표준화 체계 수립: 0% → 100% (최초 구축)
 - 메타데이터 완전성: 29.6% → 100% (80.4% 개선)
 - 메타데이터 일관성: 8.4% → 100% (91.6% 개선)
- 효율성 개선
 - 물리명 규칙 검증 시간: 수동 4시간 → 자동 2.3초 (95% 단축)
 - 약어 생성 정확도: 63% → 100% (37% 향상)
 - 딥러닝을 활용한 표준화 프로세스 간소화
- 시스템 구축 성과
 - 품질 평가 프로그램 핵심 모듈 8개 클래스 구축
 - 표준화 세부 규칙 200여개 생성
 - 품질 지표 16개 개발 및 자동 산출 체계 구축
 - 자연어 처리를 활용한 용어별 도메인 그룹 분류 시스템 구축
- 정성적 성과
 - 조직 차원: 16개 부서 통합 데이터 표준 확립
 - 데이터 기반 의사결정 지원 체계 마련
 - 표준화 정책 수립 및 거버넌스 체계 구축

기대효과

- 단기 기대효과
 - 운영 효율성
 - 데이터 통합 작업 시간 50% 단축
 - 신규 시스템 구축 시 표준 적용 자동화
 - 데이터 품질 이슈 사전 예방 체계 확립
- 비즈니스 가치
 - 데이터 표준화 체계 구축으로 데이터 활용도 향상
 - 부서 간 데이터 공유 활성화
 - 규제 대응 및 감사 준비 시간 단축
 - 실험 자동화 시스템 구축
 - 실험 데이터 모니터링
 - 글로벌 기술 공유사업 본격화

[알고리즘 안전성 인허가 통계 분석 보고서 작성 반자동화]

프로젝트 개요

- 복미 진단 시장 진출을 위한 알고리즘 안전성 검증용 통계 분석 문서 작성 반자동화
- 의료 장비 및 시약 제품의 글로벌 진출 시 각국 정부의 규제 사항 존재
 - 시약의 안정성 검증
 - 장비의 안정성 검증
 - 진단 알고리즘의 안정성 검증
- EU: IVDR (In Vitro Diagnostics Regulation) 준수 필요
- 북미: FDA(미국) 및 Health Canada의 세계 최고 수준 엄격한 기준 충족 필요
- 기존 Software Engineering 방식보다 더 엄격한 **Advanced Testing** 요구
- 소프트웨어 및 알고리즘 규제 강화 추세

솔루션 설계 및 전략

- 알고리즘 안전성을 통계적으로 입증하는 시스템 기획
- **Statistical Validation System** 확립을 통한 통계적 분석 입증
- 알고리즘 리스크 정의 및 정량적 영향도 분석
- 코드 변화 대응을 위한 자동화 시스템 구축
- **SGS 가이드(EN62304)** 참고
- **FDA General Principles of Software Validation** 문서 기반 시스템 확립
- **Structural Testing** (코드 기반) + **Statistical Testing** (통계 분석 기반) 병행
- Seegene BT(생명공학)와 IT(정보기술) 부문 협력 체계 구축
- 창의적 Testing Model 기획 및 Statistical Analysis Design 구체화

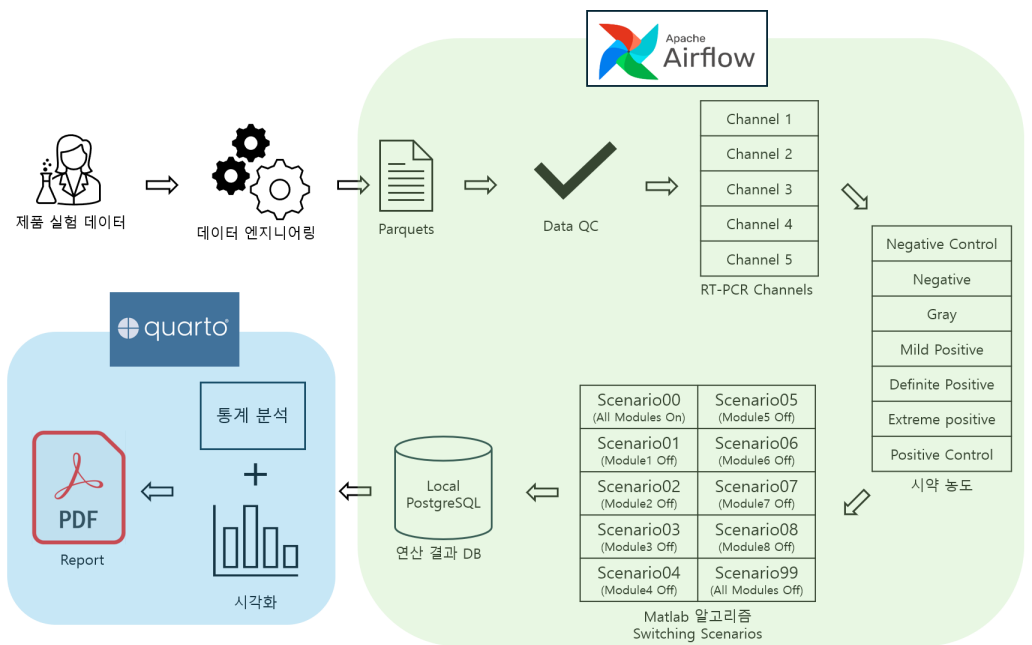


Figure 2: Data Pipeline

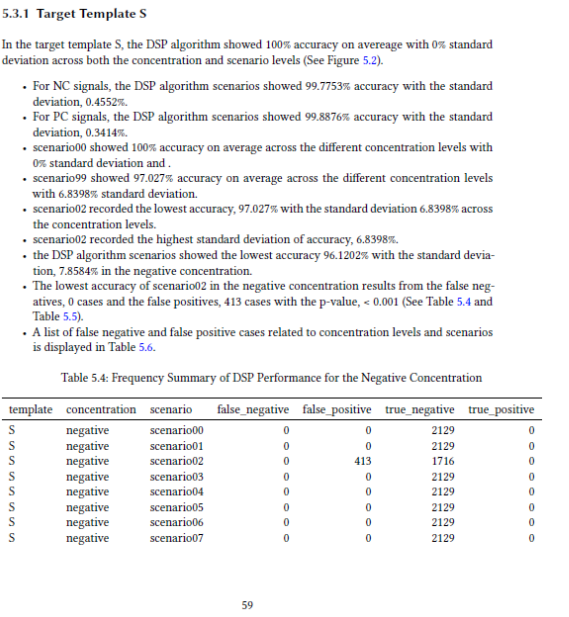
주요 도전과제 및 해결방안

- 문제: BT 부서 생성 데이터 입력 시스템 부재
- 해결: 실험 설계 파일, 의료기기 원시 데이터, 추출 데이터의 **디지털화 시스템** 구축
- 문제: BT 및 Data Science 팀 업무 기술서 부재
- 해결: 부서간 협업을 통한 **업무 문서화** 진행 및 기대 정답 기준 확립
- 5단계 Data QC Process 강화
 1. 오타 교정
 2. 결측치 처리
 3. 이상 데이터 처리
 4. 알고리즘 데이터 정합성 1차 검증
 5. 알고리즘 데이터 정합성 2차 검증

기술 스택 및 요구 역량

- 규제 지식: FDA Software Validation
- 통계 분석: Statistics (2-Way Repeated Measures ANOVA), Clinical Study Design
- 프로그래밍: R (Statistical Testing), Python (Engineering), Matlab (진단 알고리즘)
- 워크플로우: Apache Airflow
- 문서 자동화: Quarto
- 도메인 지식: Biology

결과 및 성과



(continued)

template	concentration	scenario	false_negative	false_positive	true_negative	true_positive
S	negative	scenario08	0	0	2129	0
S	negative	scenario99	0	413	1716	0

Figure 3: Report

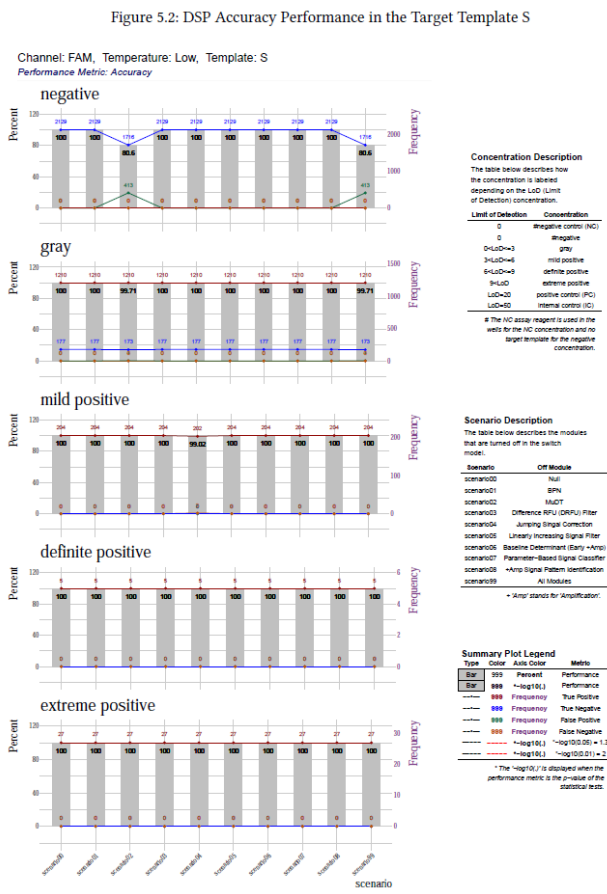


Figure 4: Plot

- DSP Algorithm 결과물
 - FDA 제출용 verification & validation report 초안 완성
 - 문서화 시스템: 업무 소통 및 RDB 시스템 구축을 위한 자동화 시스템
 - 데이터 관리 시스템: Data Quality Control System 구축
 - FDA Validation Model: DSP 알고리즘 전용 Validation Model 확립
 - 특허 발명: FDA Validation Model 관련 특허 출원
 - 성능 평가 체계: 사내 최초 알고리즘 및 시약 제품 종합 성능 평가
 - 리스크 관리 통계 분석: 시약/장비 고유 효과 및 교란 요인 위험 관리 분석

기대효과

- 복미 시장 진출을 위한 FDA 규제 대응 체계 확립
- 알고리즘 안전성에 대한 통계적 증명 체계 구축
- 문서 자동화를 통한 업무 효율성 향상
- 시약, 장비, 소프트웨어 및 알고리즘 통합 인허가 시스템 구축

[진단 장비 QC 프로세스 자동화 및 알고리즘 고도화 프로젝트]

프로젝트 개요

- PCR 진단 시약을 타사 장비 공급업체의 장비에 넣어 검출 결과를 얻는다.
- 진단 서비스 결과의 정확도를 위해 2 Phase 장비 QC 프로세스를 통해 장비의 성능을 평가한다.
- 프로젝트의 목적: 1. 부정확한 QC 알고리즘 개선 2. 투입 리소스가 많은 QC프로세스 과정을 간소화시켜 현업의 부담을 경감
- 프로젝트 기간: 9개월
- Two Step QC Process
 - QC Step 1: 자사 시약에 맞게 장비간 신호 Scale Calibration
 - QC Step 2: 장비의 성능을 평가하여 합격/불합격 분류 - 병목 현상 발생
 - 문제점
 - * 엑셀을 이용한 수동검사, 비효율적인 데이터 및 장비 추적 관리
 - * 수동 검사 과정에서 신호의 증폭 크기에 따라 왜곡된 QC 결과 발생
 - * 기계 결함 및 휴먼 에러 구별 불가



Figure 5: 기존 QC 프로세스

솔루션 설계 및 전략

- Data Engineering: 산재된 Excel QC data ETL
- QC Step2의 장비 성능 평가 지표를 생성하여 장비 성능 측정 고도화
- 합격/불합격 분류 뿐만 아니라 장비 등급을 차등 부여하여 고객사에 차등 공급
- 시간에 따른 장비의 성능을 지속적으로 모니터링하여 장비의 성능 분석 및 life cycle 관리
- QC Process 간소화
 - QC Step 1 데이터를 통해 QC Step 2 결과를 예측하는 딥러닝 모델 개발
 - 예측 결과로 장비성능이 Fail로 확실시 되는 장비에 한해서 QC Step 2 검사 진행
 - Web App 로 분석 결과 및 시각화 Dashboard 제공
 - 실무 담당자가 데이터 업로드 하면 자동으로 분석 결과 제공

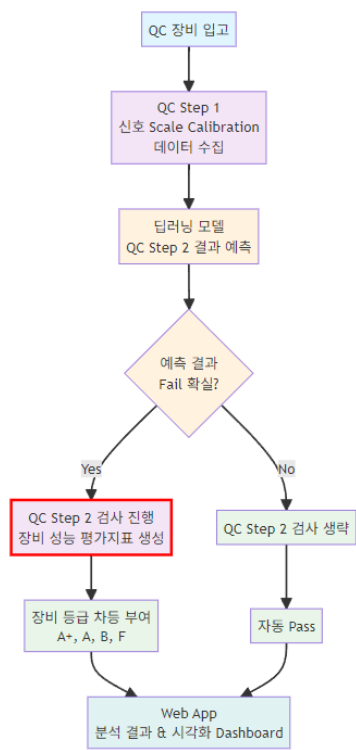


Figure 6: 개선된 QC 프로세스

기술 스택 및 요구 역량

- 데이터 엔지니어링: QC Data ETL
- 머신러닝: Clustering (PCA, t-SNE, DBSCAN), Anomaly Detection (Isolation Forest), Outlier Detection (IQR, Z score, 3-Sigma Rule)
- 딥러닝: Pytorch (BiLSTM), scikit-learn
- 통계/신호처리: SNR, RSS 계산, 시계열 분해 등
- 웹앱 개발: R Shiny (대시보드 및 시각화)
- 도메인 지식: PCR 기술, 의료기기 QC, 통계적 공정관리, 광학 장비 성능 평가

결과

- ETL 결과: PCR기기 2201대를 2552번의 실험해서 만들어진 61,248개의 신호 데이터 확보
- QC Process Step 2 장비 성능 평가 메트릭 생성
 - 신호 증폭 효율성 측정
 - SNR (Signal to Noise Ratio) 측정
 - 기준선 안전성 측정

- 광학 균일성 측정
- 장비 온도 균일성 측정
- 음성 신호 추세 측정
- 양성 신호 노이즈 측정
- 시계열 분해 기반 노이즈 측정
- Outlier 및 Anomaly Data 탐지로 labeling (IQR, Z score, PCA, t-SNE, DBSCAN, 3-Sigma Rule, Isolation Forest)
- 신호 RSS (Residual Sum of Squares) 측정
- 평가 메트릭 기반 합격/불합격 장비 분류, 장비 성능 4등급 부여
 - Pass (A+,A,B), Fail (F)

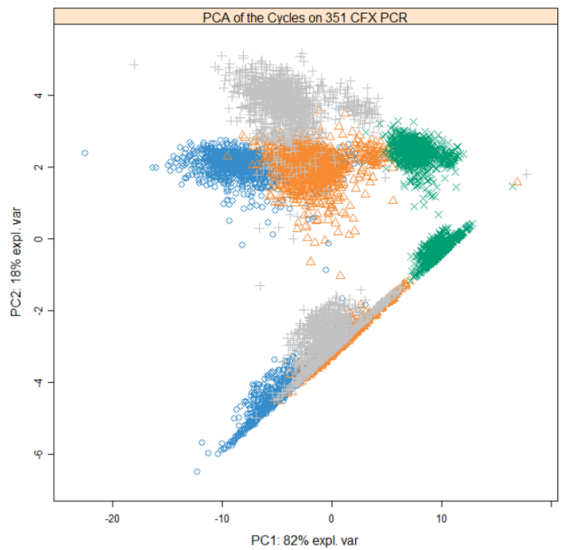


Figure 7: 장비 성능별 클러스터링

- BiLSTM을 활용한 Step 1 데이터를 통한 Step 2 결과 예측 모델 개발
 - 합격/불합격 분류 정확도: 99.3%
 - 장비 성능 등급 분류 정확도: 91.7%

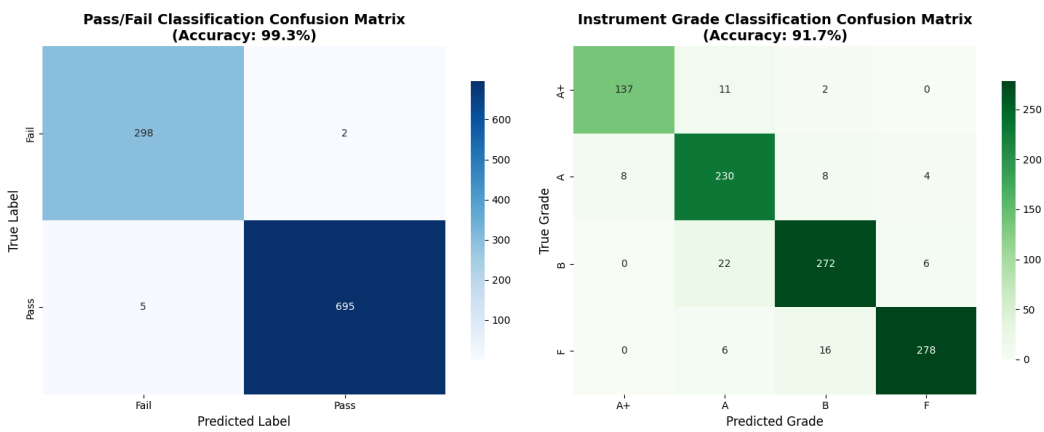


Figure 8: BiLSTM Confusion Matrix

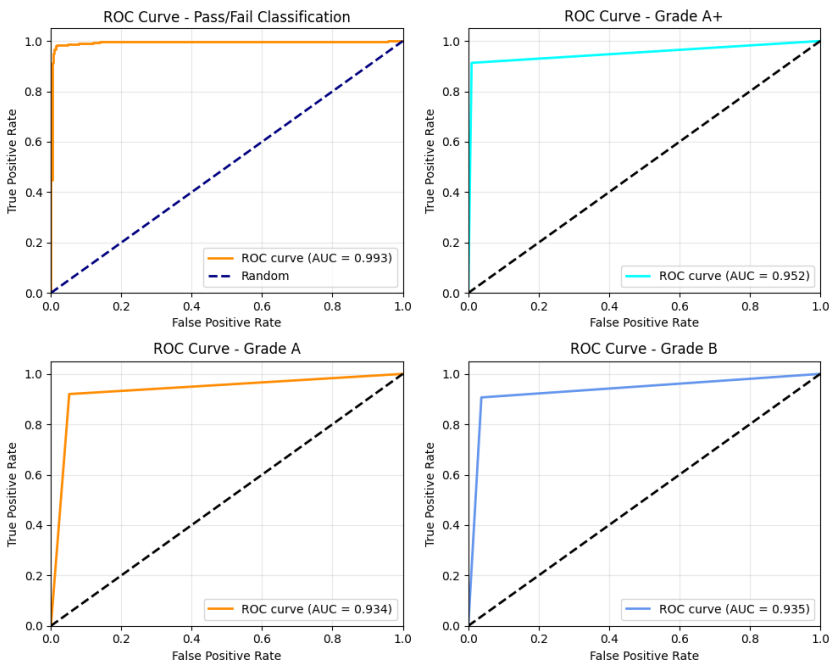


Figure 9: BiLSTM ROC Curve

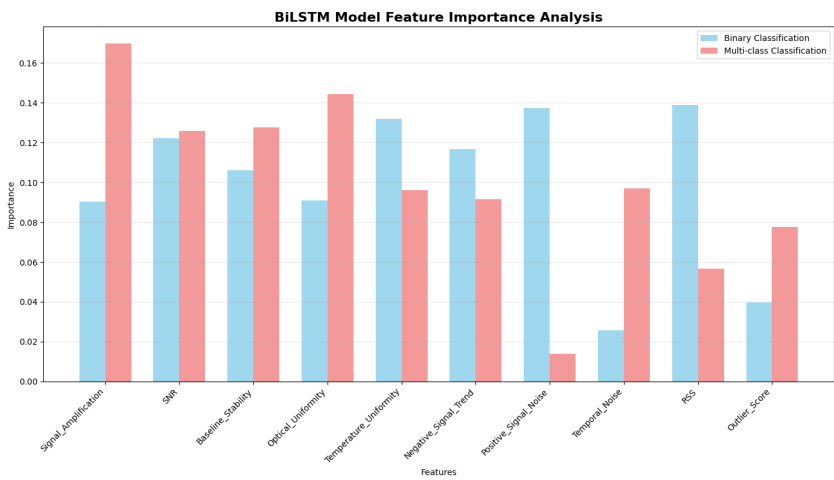


Figure 10: BiLSTM Importance

- Web App Dashboard Prototype 개발
 - 실무자가 데이터 업로드 하면 자동으로 분석 결과 제공
 - 시각화 및 데이터 관리 기능 제공

Shiny: CFX96 Quality Control Analyzer

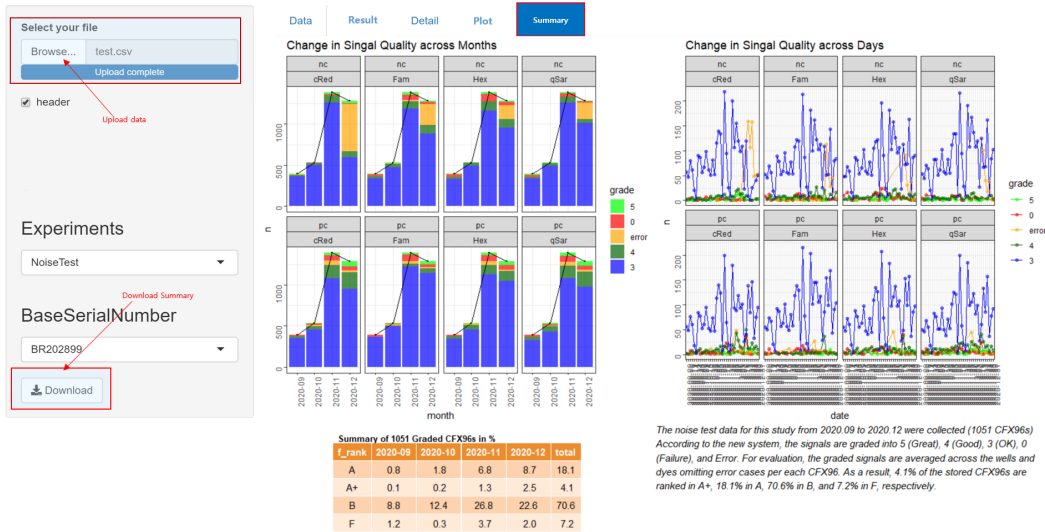


Figure 11: WebApp

- 총괄장 R&D 부문 우수상 수상
- 2개의 특허 발명을 출원

기대효과

- 편의성 증가: QC시간 약 14배 감소
 - As-Was: 100 대당 약 400시간
 - As-Is: 100 대당 약 28시간
- 웹 기반 자동화 플랫폼 제공
 - 연간 비용 약 13배 감소 (QC 시간 및 약 6억원의 비용 감소)
- Mechanical Engineers의 신기술 개발 지원