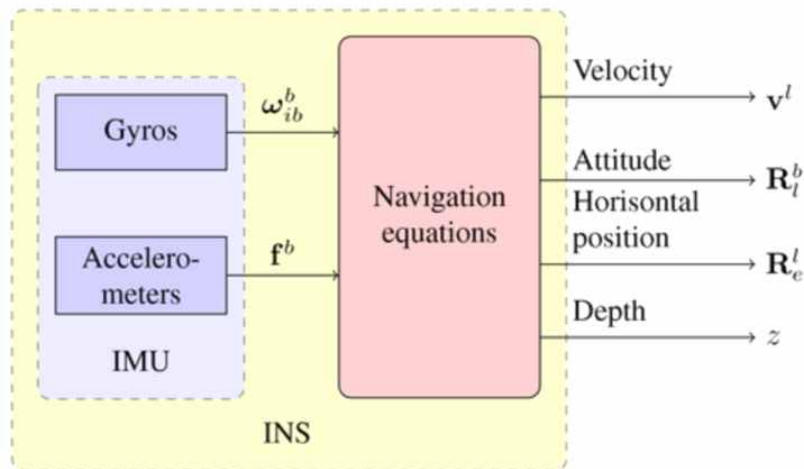


캡스톤 디자인 상세 결과보고서

1. 서론

1.1 과제설계의 필요성

- 유도 무기에서 관성항법시스템(INS: Inertial Navigation System)의 역할
 - 추측항법의 원리로 작동하는 관성항법시스템(INS)은 관성측정장치(IMU: Inertial Measurement Unit)를 이용해 3축 각속도 및 가속도를 측정하고 유도 조종에 필요한 위치, 속도, 자세, 가속도, 각속도 등의 정보를 제공함
 - 단거리 유도무기의 경우 순수 관성항법시스템에만 의존하므로 관성측정장치의 신뢰성 확보가 매우 중요함



<관성항법시스템(INS)의 구성>

- 유도무기 탑재 IMU 점검을 위한 예지보전의 필요성
 - 유도무기는 생산 후 실제 사용되기까지 장기간이 소요될 수 있고 생산 시에는 정상이었던 IMU가 일정 시간 경과 후에 환경적 요인이나 제조상의 문제 등으로 인해 불량 발생 가능
 - 항법 점검에서의 불량 유무는 드리프트 한계 범위의 충족 여부를 통해서만 결정하므로 이상이 진행되고 있지만 아직 정상 범위 안에 있을 경우, 납품 및 배치 후 실제 제품이 사용될 때 불량 상태가 될 가능성도 상당함
 - 따라서 측정한 항법 드리프트 데이터를 최신 기법을 통해 종합적으로 분석하여 향후 불량 가능성을 예측할 수 있는 예지보전 체계의 구축이 시급함

1.2 선행연구 및 제품 관련 자료조사

- 선행연구
 - "Failure prognosis and remaining useful life prediction of control moment gyroscopes onboard satellites"에서 위성의 제어 모멘트 각속도계(control moment gyroscopes, CMG)의 고장 및 RUL 예측을 위해 CMG 스핀 모터에 결함을 유도하여 시스템의 결함 관

런 데이터를 생성함. 또한 베이지안 모델링으로 실시간 RUL을 추정함

- "Degradation modeling and remaining useful life prediction for dependent competing failure processes"에서 CMG의 열화 단계를 분석하고 Wiener 프로세스 기반 열화 모델을 제안함. 또한 열화 모델의 매개변수를 통해 열화 진행 상황을 정량화하고 이를 기반으로 RUL을 예측함

1.3 과제설계의 목적

- 실효성 있는 RUL(잔여 유효수명) 예측 모델 개발
 - 무인기 탑재 IMU는 생산 후 실제 사용되기까지 장기간 소요
 - 일정 시간 경과 후 실제 제품이 사용될 때 불량 발생 가능
 - 항법 드리프트 데이터에 최신 통계 기법을 통해 분석한 후 향후 불량 가능성 예측
 - 베이지안 모델링 기반 잔여유효수명 예측 모델 개발
- MFC(Microsoft Foundation Class Library) 프로그램 설계
 - 기업에서 사용하고 있는 SW 설계 도구로, 실제 데이터 분석에 활용할 수 있도록 설계
- 기업 연계로 학생의 연구 경험 증가
 - 실제 산업에서 활용하는 데이터와 문제를 직접 다룰 수 있는 기회를 제공
 - 기업 연구원과의 협업을 통해 연구 능력 함양
 - 연구 과제와 관련된 프로젝트 경험을 통해 취업 역량 강화

1.4 현실적 제한 요건

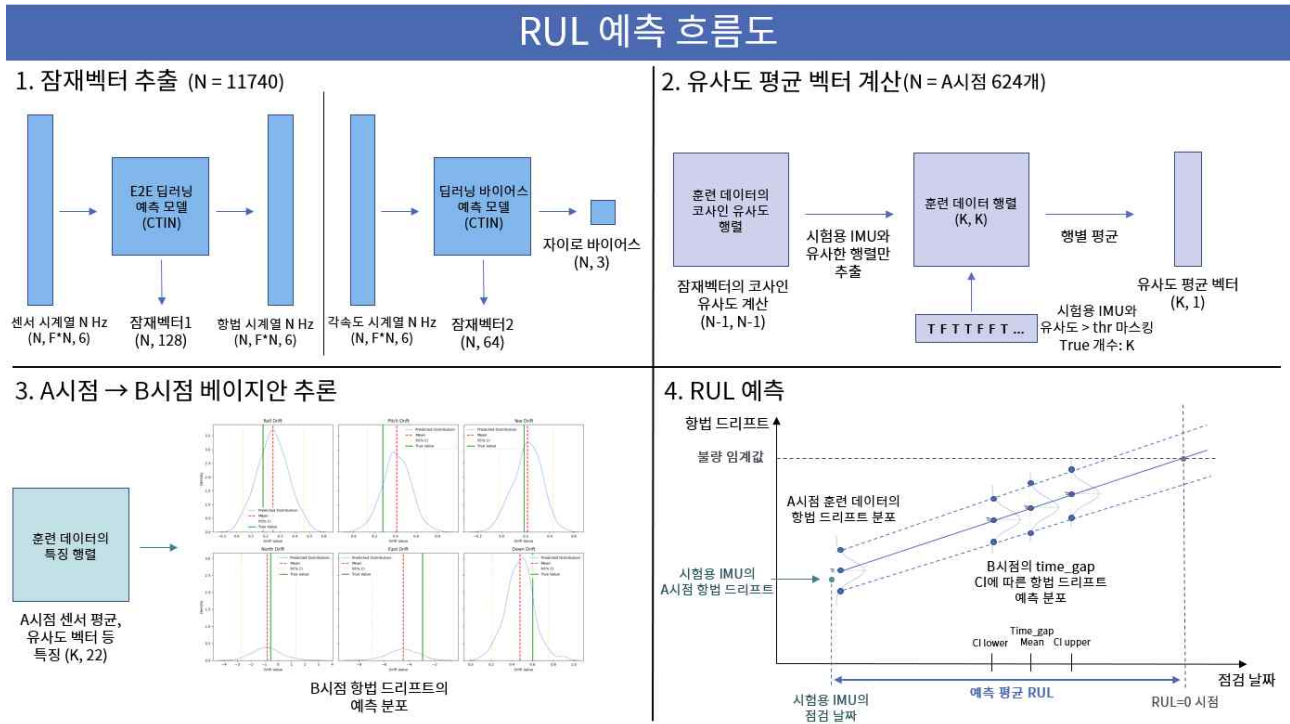
- 데이터 부족 문제
 - RUL 예측 모델 개발을 위해서 한 IMU 데이터를 여러 기간에 걸쳐서 점검을 실시해야 함. 이를 통해 항법 드리프트가 얼마나, 어떻게 변하는지를 알 수 있고, 이를 예측 모델에 활용할 수 있음. 그러나 현실적으로 여러 IMU를 점검하는데 많은 시간과 비용이 발생하여 적은 데이터를 가지고 예측 모델을 설계해야 함. 또한 다시점 데이터를 얻었다고 할지라도, 어느 시점에 정상에서 불량으로 변하게 될지 알 수 없는 문제가 존재

1.5 팀원구성 및 역할 분담

구분	학년	성명	역할	비 고
팀장	3	김형석	RUL(잔여 유효수명) 예측 모델 개발	
팀원	3	허준형	RUL(잔여 유효수명) 예측 모델 개발	
팀원	4	유진하	RUL(잔여 유효수명) 예측 모델 개발	
팀원	4	배진우	MFC 프로그램 디자인	
팀원	3	이상민	MFC 프로그램 디자인	
팀원	3	박지호	MFC 프로그램 디자인	

1.6 작품의 특징 및 기대효과

○ 기본적인 동작



- 딥러닝 모델로 학습한 IMU의 특징벡터로 시험용 IMU와 유사한 훈련 데이터셋을 수집
- A시점 훈련셋으로 B시점 항법 드리프트 예측하는 베이지안 모델 학습
- 시험용 IMU의 B시점 드리프트 예측 분포 획득
- A시점 훈련셋의 드리프트 분포와 B시점 시험용 예측 분포를 선형 회귀
- Month-Drift 그래프에서 드리프트가 불량 임계값을 넘는 지점을 수명이 0이라고 가정
- 시험용 IMU의 지점과 수명이 0인 지점의 차이를 계산. 이로써 RUL 획득

○ 검증 결과

- 소량의 다시점 데이터를 사용하였으므로 갈수록 분산이 커지는 현상이 존재함. 그러나 평균, 상한, 하한 드리프트의 최솟값을 가지고 RUL을 계산한 결과, 95% CI로 163.2 ± 23.3 Month 수준으로 유효성을 확인

○ 기대효과

- 실효성있는 RUL 예측 모델 개발
- 유도무기 탑재 IMU의 고장 진단 및 예측 알고리즘으로 활용
- 국산 MEMS IMU 제품의 예지보전 기술 적용을 통해 품질 향상 기여

2. 본론

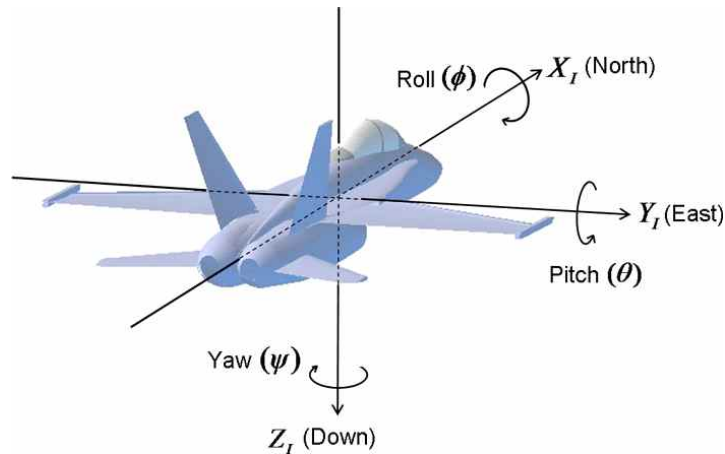
2.1 문제 정의 및 아이디어 스케치

○ 항법 드리프트의 불량 판별 및 RUL 정의

- 본 과제에서 항법은 Roll, Pitch, Yaw 회전각과 North, East, Down 속도로 구성

- 항법 시퀀스는 정지상태에서 F Hz, N초 동안 측정되어 10,000개의 포인트를 생성
- 드리프트는 시퀀스의 마지막 값과 첫 값을 빼어 계산하고, 각 항법축의 불량 임계값을 기준으로 정상/불량을 판별
- A시점 항법 드리프트 및 추가 특징을 이용하여 B시점 항법 드리프트를 확률적으로 예측
- 일정 시간 경과 후에 항법 드리프트는 점점 커지게 되며, 정상이었던 샘플이 불량으로 바뀌는 시점이 발생. 이때를 고장 발생 시점으로 점검 데이터의 RUL이라고 정의

<항법축 예시>



2.2 개념설계

○ 통계 기반 모델 설계

- 항법 드리프트가 어떻게 변화하는지를 분석하려면 하나의 IMU 점검 데이터가 여러 시간 간격(ex. 4월, 5월)에서 관측되어야 하는데, 현재 보유하고 있는 다시점 데이터는 총 624개로, 데이터 수의 부족으로 인해 인공지능 모델을 사용하는데 한계가 있음. 따라서 통계 기반 베이지안 확률 모델을 설계함
- 베이지안 확률 모델의 사전분포 정의

Mixture weights: $\pi \sim \text{Dirichlet}(\mathbf{1}_K)$

Regression parameters: $\mathbf{W}_k \sim \mathcal{N}(0, 0.3^2), \mathbf{b}_k \sim \mathcal{N}(0, 2.0^2)$

Noise scale: $\sigma_k \sim \text{HalfNormal}(0.01)$

Component mean: $\mu_{n,k} = \mathbf{x}_n^\top \mathbf{W}_k + \mathbf{b}_k$

Mixture mean: $\mu_n = \sum_{k=1}^K \pi_k \mu_{n,k}$

Mixture std: $\sigma_n = \sum_{k=1}^K \pi_k \sigma_k$

Observation model: $\mathbf{y}_n \sim \mathcal{N}(\mu_n, \text{diag}(\sigma_n^2))$

(K: Gaussian mixture 성분 수, n: 샘플 수, k: 특징 차원 수)

- 입력 특징을 선형 변환을 통해 성분 수(3)만큼 다른 공간으로 매핑하고, 혼합 가중치로 다시 결합

2.3 설계 제작 과정

○ 요구 사항

1) IMU 센서의 항법 드리프트 분석 모델 개발

- 총 624개의 다시점 시험 데이터를 이용해 베이지안 추론 모델을 설계해야 함

2) RUL 열화 모델 설계

- A시점 항법 드리프트 분포와 예측된 항법 분포를 선형 회귀하여 열화 과정을 모델링
- 이때 각 축의 불량 임계값에 도달한 지점이 수명이 0이 되는 지점이라고 가정
- 시험용 IMU의 A시점과 RUL=0 시점의 차이를 계산하면 RUL을 구할 수 있음

2) MFC 기반 프로그램 설계

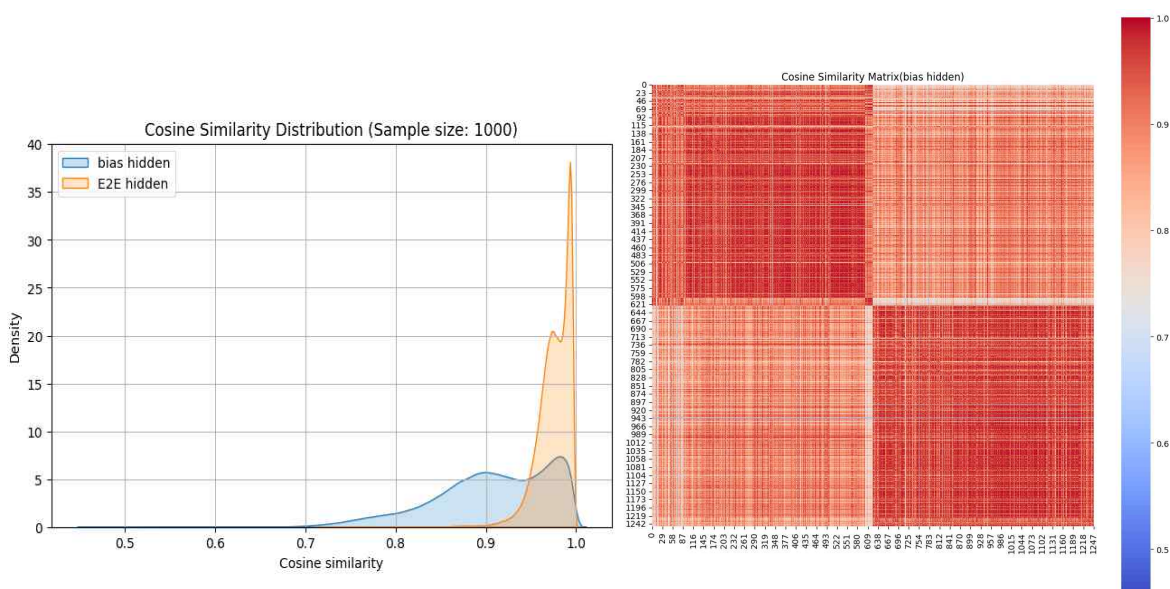
- 개발한 모델을 윈도우 API 기능 및 C++ 언어를 사용하여 배포 가능한 형태로 설계
- 모델이 분석한 내용을 시각화하거나, RUL 및 오차 지표 등을 나타내야 함
- Python의 실행 파일과 MFC 프로그램이 연동되어야 함

○ 제한 사항

- 다시점 데이터는 두 개의 시점만 존재하기 때문에 열화 모델을 선형이라고 가정할 수 밖에 없음. 항법 드리프트가 특정 시점에서 안정화되거나, 급격히 열화가 진행될 수 있는데, 이를 모델링하기에는 아직 데이터의 한계로 수행하기 어려운 제한 사항이 있음

○ 작품 설명

- 전체 데이터를 사용해 센서에서 항법 시퀀스를 예측하는 딥러닝 모델을 학습
- 각속도 시퀀스에서 각속도 바이어스를 예측하는 딥러닝 모델을 학습
- 위 두 모델에서 잠재벡터를 추출한 후 각각 코사인 유사도를 계산



<잠재벡터의 코사인 유사도 분포>

<잠재벡터의 코사인 유사도 히트맵>

- 훈련 데이터에서 사용한 특징 정보는 다음과 같음.
 - 1) 임계값을 넘는 유사도의 평균
 - 2) A시점 IMU 센서 바이어스, 평균, 항법 드리프트, 날짜 정보, 날짜 차이
- 시험용 IMU에 대해 훈련 데이터의 유사도 임계값을 넘는 데이터셋만 훈련에 사용
- 추론 방식: A시점 시험용 IMU → 유사한 훈련 데이터 수집 → 베이지안 모델 학습 → B시점 항법 드리프트 예측 분포 획득
- A시점 훈련 데이터 및 B시점 예측 평균, 분산에 선형 회귀 적용
- 회귀선의 평균, 분산이 임계값을 넘는 지점을 $RUL=0$ 이라고 가정
- 시험용 IMU의 $RUL = (RUL_{0\text{시점}} - A\text{시점})$
- 각 항법 축에서 가장 작은 RUL의 평균 및 분산을 가지고 예측 오차범위 계산

2.4 예산 집행현황

구 분	일 자	사 용 내 역	금 액
-	-	-	0
합 계			0

3. 결론

3.1 설계보완점 및 목표구현 정도

- B시점 항법 드리프트 예측
 - 베이지안 추론 기반 항법 드리프트 분포 예측 모델 개발 완료
 - 사전 분포에서 가우시안 혼합 분포의 가중치가 하나에 몰려 혼합 분포 대신 정규 분포를 사용하여 모델링
 - 학습에 사용한 A시점 특징의 유사도 평균 벡터는 RMSE를 떨어뜨려 제거
- 실효성 있는 RUL(잔여유효수명) 예측
 - B시점 예측 항법 드리프트 분포에 따른 선형 RUL 열화 예측 모델 개발
 - RUL 예측 시 평균 16~25년, 오차범위 ± 10 개월 이내로, 수명 예측 결과의 유효성 확인
 - 신뢰구간 90%, 95%로 RUL을 예측, 구간에 따른 RUL 오차범위 변화 확인
- MFC 프로그램 구현 내용
 - csv 파일 로드, 예측 범위 선택, 파일명 출력, 그래프 시각화 등 구현
 - 다시점이 아닌 A시점만 사용했을 때 B시점 드리프트 예측 및 RUL 계산 기능 추가 (다시점 데이터로 학습됨)

3.2 작품 개발과정에서 활용한 공학적 도구

○ 파이썬 프로그래밍 언어 사용

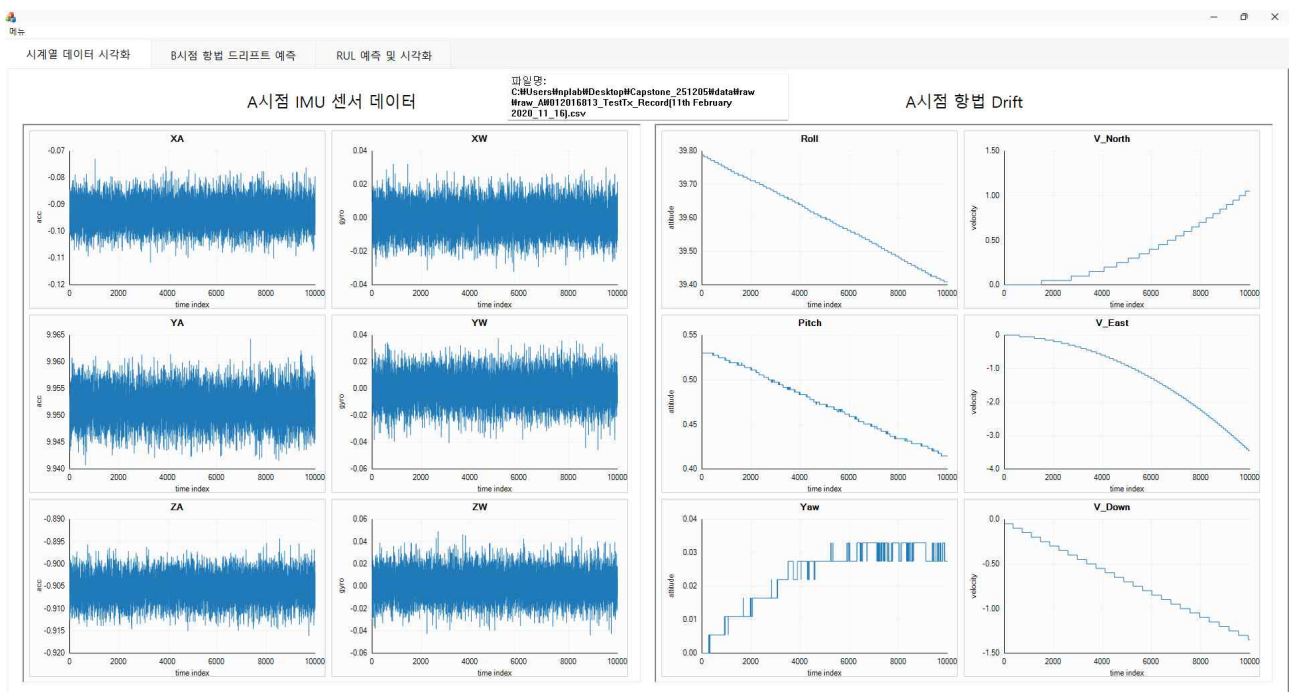
- 데이터 전처리, 베이지안 추론, RUL 계산 등은 파이썬으로 구현 후 .exe로 빌드

○ Microsoft Foundation Class Library(MFC) 프로그램

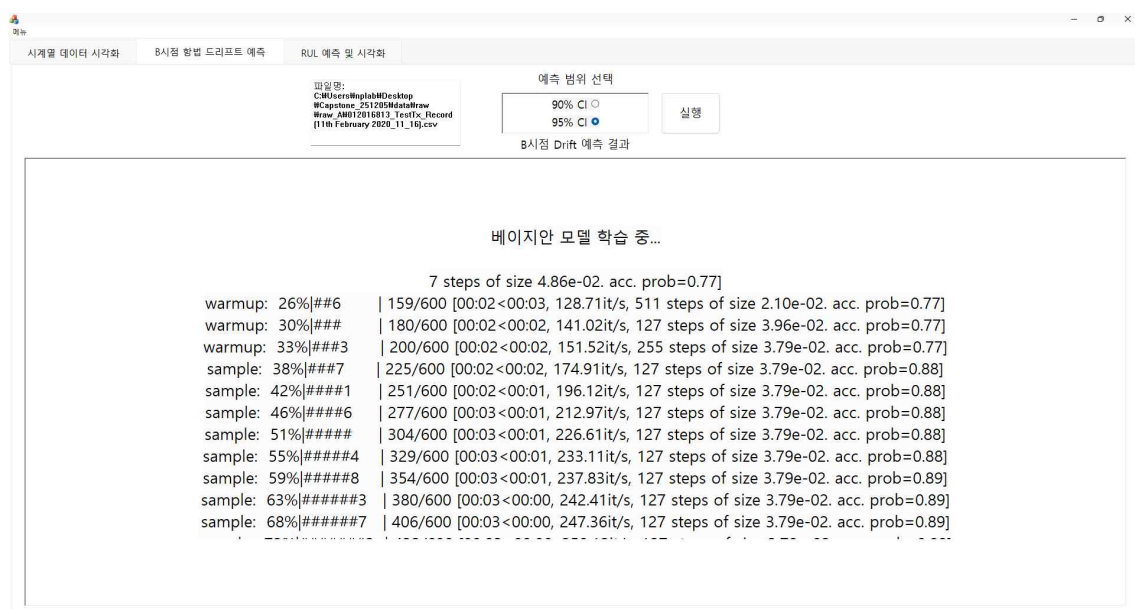
- UI, 그래프 시각화, 파이썬 .exe파일과 통신 기능을 수행

3.3 완성작품 사진

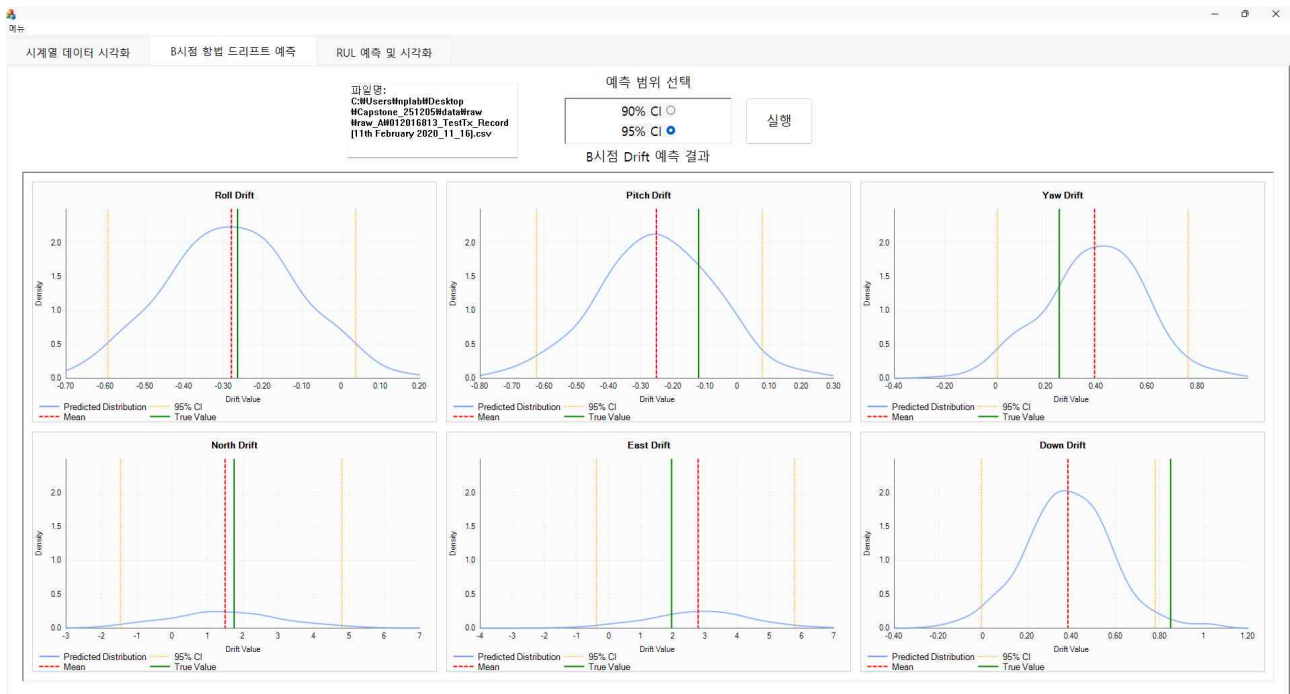
<Page1. A시점 IMU 및 항법 시계열 데이터 시각화>



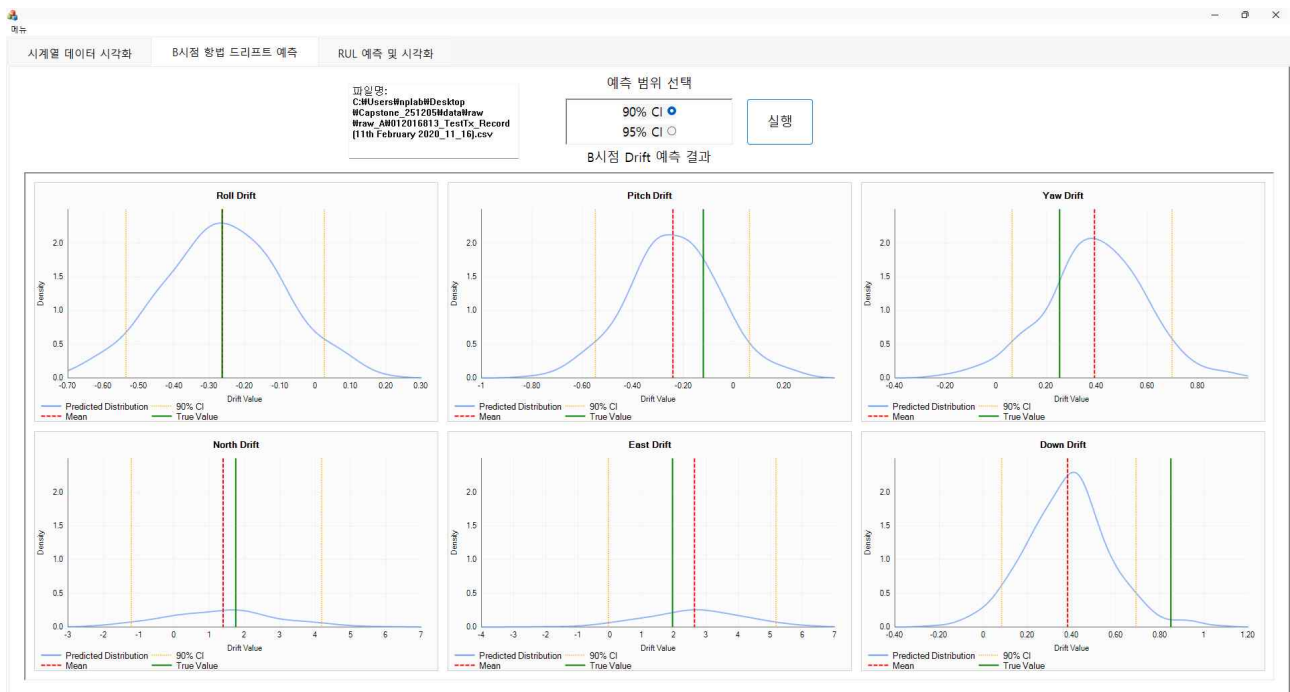
<Page2. 베이지안 모델 학습 중 로그 출력>



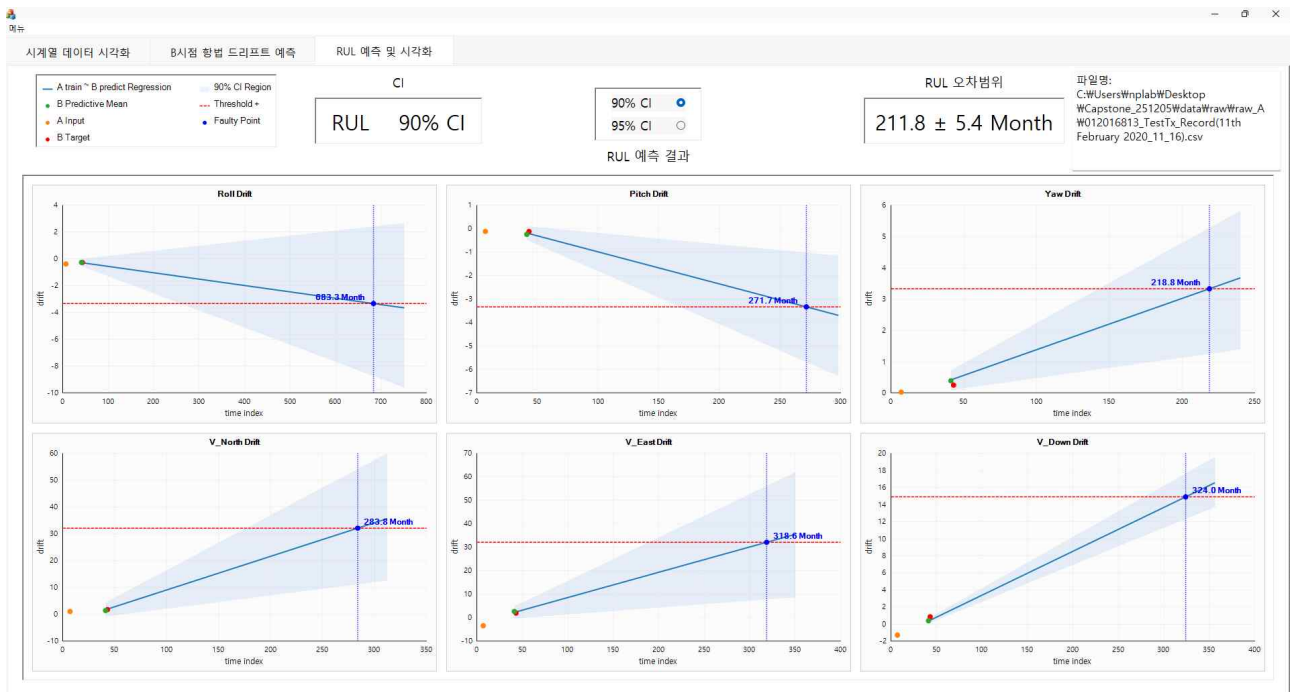
<Page2. B시점 항법 드리프트 예측 결과 (예측 범위 95% CI)>



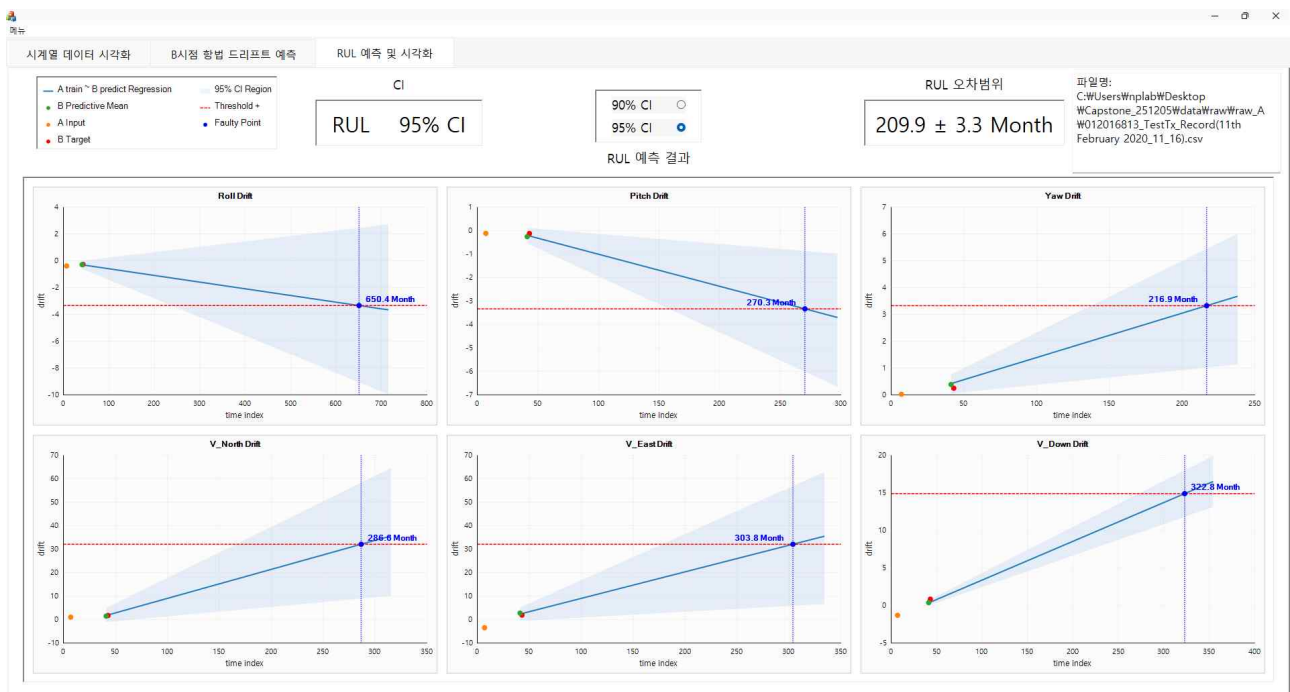
<Page2. B시점 항법 드리프트 예측 결과 (예측 범위 90% CI)>



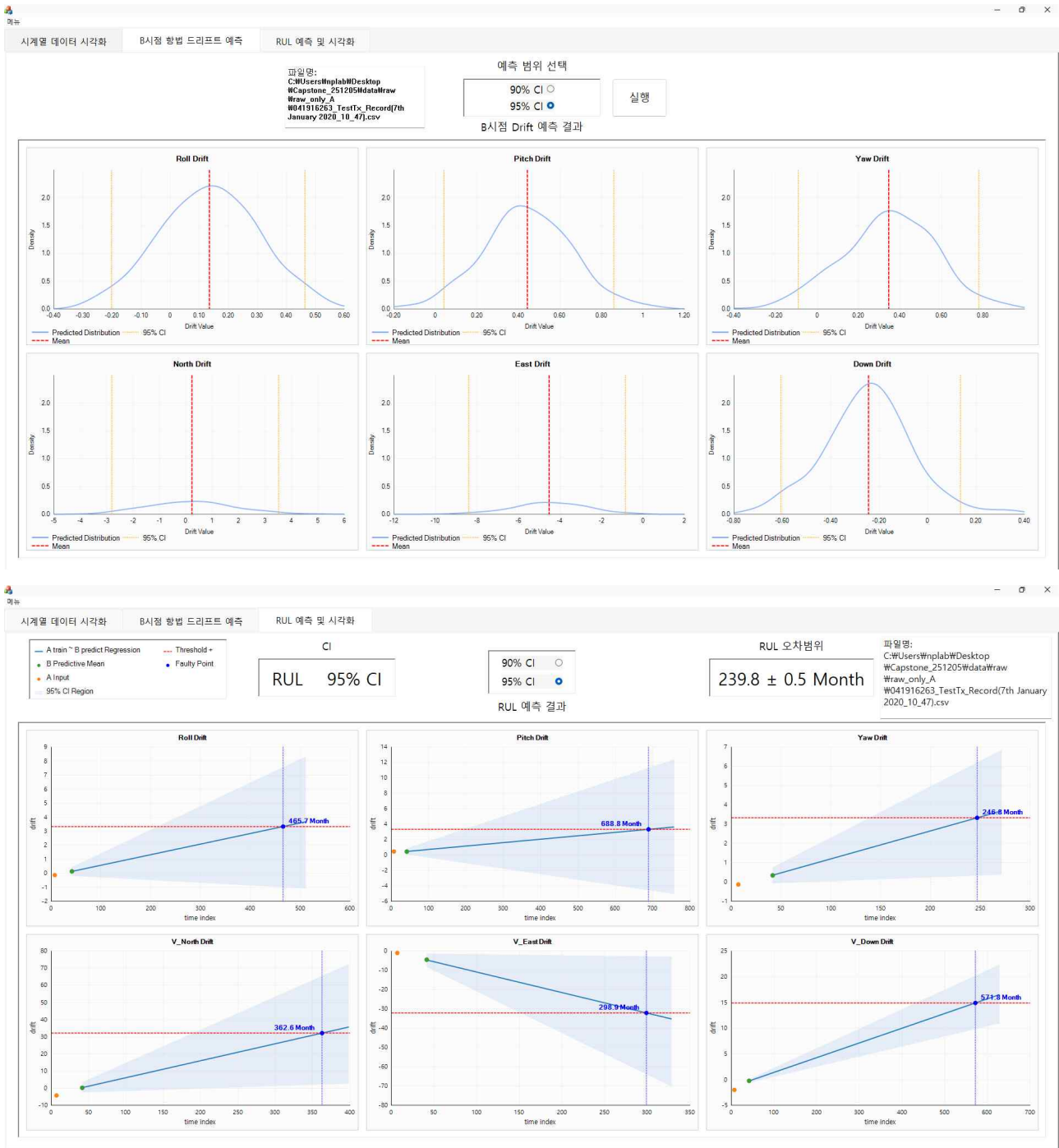
<Page3. RUL 예측 및 그래프 시각화 (예측 범위 90% CI)>



<Page3. RUL 예측 및 그래프 시각화 (예측 범위 95% CI)>



<다시점 데이터가 아닌 A시점 데이터만 가지고 추론했을 때 결과>



3.4 향후 개선사항

○ 다시점 데이터 대량 수집

- IMU 점검 비용의 한계로 다시점 데이터가 매우 적은 상태
- 대량의 다시점 데이터 수집을 위해 기업과의 협력 필요

○ 베이지안 모델 강화

- 현재 사전분포는 입력 데이터를 단순 선형 변환한 것을 관측값의 평균으로 설계
- 기저 함수를 다항식, 스플라인 등을 통해 비선형 표현력을 증가

- B시점 North, East Drift 예측 성능 강화
 - 두 축의 RMSE 오차가 큰 샘플이 존재. 이를 줄이기 위해 다시점 데이터를 늘리거나, 속도 드리프트 예측에 필요한 추가 입력 특징을 고려
- 가속도 바이어스 사용
 - IMU 유사도를 계산할 때 각속도 바이어스, E2E 딥러닝 예측 모델의 잠재벡터만 사용 중
 - 추가로 가속도 바이어스 예측 모델을 학습하여 잠재벡터를 추가
- 딥러닝 모델의 잠재벡터를 특징에 활용
 - 입력 특징에는 A시점의 통계 정보가 포함
 - 딥러닝의 잠재벡터는 차원 수가 너무 많기 때문에 제외된 상태. 이를 활용하기 위해 더 작은 차원으로 투영하여 특징에 추가

국립금오공과대학교 RISE사업단장 귀하