

<b>연구 주제명</b>	자율주행 시스템 글로벌 안전기준 대응을 위한 가상운전자 인지모델 기반 DMS 성능평가 시스템 개발
<b>지도 교수명</b>	명노해
<b>개요</b>	<p>&lt;연구 목적 및 내용&gt;  본 연구의 목적은 실제 운전자의 인지적 반응 특성을 반영한 가상운전자 인지모델을 구축하고, 이를 활용해 운전자 모니터링 시스템(DMS)의 성능을 평가하는 것입니다.  우선, 다양한 주행 상황에서 운전자의 주의, 판단, 억제와 같은 인지 반응을 측정하기 위한 실험을 설계하고 수행합니다. 이 실험 데이터를 기반으로 가상운전자를 구현하고, 다양한 시나리오에서 DMS의 성능을 정량적이고 반복 가능한 방식으로 평가할 수 있는 시뮬레이션 기반 평가 환경을 개발합니다.</p> <p>또한, 본 연구는 운전자 상태 평가에 대한 국제 안전기준의 요구사항을 충족할 수 있는 신뢰도 높은 DMS 평가 체계 수립에 기여하는 것을 목표로 합니다.</p> <p>&lt;참여 학생의 역할&gt;  참여 학생은 운전 시뮬레이터를 활용한 실험 설계 및 데이터 수집 과정에 참여하고, 실험을 통해 확보된 데이터를 정리·전처리하는 역할을 수행하게 됩니다. 또한, 인지모델 구축을 위한 기초 자료 조사와 모델 구현 과정에 보조 연구원으로 참여하며, 시뮬레이션 테스트 운영 및 결과 해석 등의 연구 전반에 실질적인 기여를 하게 됩니다.</p>

<b>연구 주제명</b>	<p style="text-align: center;">다변량 시계열 데이터의 시간 지연 상관관계를 반영한 장기 예측 모델 개발</p>
<b>지도 교수명</b>	<p style="text-align: center;">백준걸 교수님</p>
<b>개요</b>	<p><b>1. 연구 목표 및 목적</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- 다변량 시계열 데이터에서 변수 간 시간 지연 상관관계를 명시적으로 반영할 수 있는 시차 인지형 장기 예측 모델을 개발하는 것을 목표로 함</li> <li>- 실제 산업 및 물리 시스템처럼 변수 간 영향이 동일 시점이 아니라 일정한 시간차를 두고 나타나는 환경에서도, 개별 변수의 시간적 패턴과 변수 간 상호작용을 함께 반영하여 안정적인 예측 성능을 확보할 수 있는 모델링 프레임워크를 구축</li> <li>- 기존 예측 모델의 한계인 동일 시점 중심 상관관계 학습, 변수 간 노이즈성 관계의 과적합, 모델 해석 가능성 부족 문제를 완화하며, 제조, 에너지, 교통, 기상 등 다양한 다변량 시계열 예측 문제에 활용할 수 있는 실질적인 인공지능 모델을 제시</li> </ul> <div style="text-align: center;"> </div> <p><b>2. 주요 연구 내용</b></p> <p><b>[1] 특징 공학 및 시차 구조 기반 시계열 표현 추출</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- 다변량 시계열 데이터에서 연속된 시간 구간 단위의 패치 표현을 구성하고, 각 변수의 장기 시간 의존성, 변수 간 상관관계, 시차 기반 상호작용 특징을 함께 추출하여 예측에 유의미한 구조적 정보를 효과적으로 반영</li> </ul> <p><b>[2] 시차 인지형 하이브리드 예측 모델링</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Channel-Independent와 Channel-Dependent 관점을 결합한 하이브리드 구조를 설계하고, patch 수준의 time-lagged cross-variable interaction과 적응적 lag selection 기법을 활용하여 변수 간 지연 관계를 선택적으로 학습할 수 있도록 설계</li> <li>- 데이터 특성에 따라 변수 간 관계 활용 강도를 동적으로 조절하는 gating 메커니즘을 도입하여, 상관관계가 유의미한 경우에는 표현력을 확보하고 그렇지 않은 경우에는 노이즈 학습과 과적합을 완화</li> </ul> <p><b>[3] 실험 및 성능 평가</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- 다양한 공개 표 형식 데이터셋을 활용하여, 테스트 시점 적응 전후의 예측 성능 변화와 분포 변화 대응 능력을 정량적으로 평가</li> <li>- 예측 결과 해석, 적응 안정성 분석 및 실제 산업 환경 적용 가능성 검토</li> </ul>

<b>연구 주제명</b>	<b>LLM 기반 시각적 세부 속성 기술을 활용한 유사한 이미지 환경에서의 Zero-shot OOD 탐지 성능 개선</b>
<b>지도 교수명</b>	<b>김성범</b>
<b>개요</b>	<p>인공지능 모델이 실제 환경에서 안전하게 작동하기 위해서는, 학습한 범주인 ID(In-Distribution) 와 학습하지 않은 미지의 범주인 OOD(Out-of-Distribution) 를 정확히 구분할 수 있어야 한다. 예를 들어 자율주행 시스템이 예상하지 못한 장애물을 기존에 학습한 객체로 잘못 분류하거나, 의료 진단 모델이 희귀 질환 데이터를 정상으로 오판할 경우 심각한 사고나 오진으로 이어질 수 있다. 따라서 모델이 스스로 알지 못하는 대상을 식별하도록 하는 OOD 탐지 기술은 AI의 안전성과 신뢰성을 확보하기 위한 핵심 요소이다.</p> <p>최근에는 CLIP과 같은 사전학습 시각-언어 모델(VLM) 을 활용하여 추가 학습 없이 이상치를 탐지하는 비학습형(Zero-shot) OOD 탐지 연구가 주목받고 있다. 이 방식은 대규모 학습에 필요한 비용과 시간을 줄일 수 있다는 장점이 있으나, 기존 연구는 주로 시각적으로 구분이 쉬운 Easy-OOD 환경에 집중되어 있어 실제 산업 현장의 복잡한 상황을 충분히 반영하지 못하고 있다.</p> <p>특히 기존 제로샷 방식은 범주 간 외형적 유사성이 높은 정밀 분류 환경에서 탐지 성능이 크게 저하되는 한계를 보인다. 이는 실제 산업 공정에서 유사 부품의 미세 결함을 판별하거나, 매우 비슷한 객체 간 차이를 구별해야 하는 상황에서 신뢰도 저하로 이어질 수 있다.</p> <p>이에 본 연구는 Hard-OOD 환경에 대응하기 위해, 대규모 언어모델(LLM) 이 생성한 클래스별 세부 시각 속성 기술(Class Description) 을 OOD 탐지 과정에 통합하는 방법론을 개발하고자 한다. 기존의 단순 클래스명 기반 방식에서 나아가, 해부학적·구조적 세부 묘사 정보를 이미지 유사도 계산에 반영함으로써 미세한 시각적 단서를 효과적으로 포착하고자 한다. 이를 통해 클래스 간 유사도가 높은 실제 환경에서도 높은 탐지 정밀도를 확보하여, 산업경영공학적 관점에서 시스템 안정성과 신뢰성 향상에 기여하고자 한다.</p>

<b>연구 주제명</b>	지하철 네트워크 기반 도심 물류 시스템 최적화
---------------	---------------------------

<b>지도 교수명</b>	송병덕
---------------	-----

**개요**

- 지상운송 기반 도심 물류의 혼잡성으로 인해 지하철, UAM 등 기존의 지상 운송에서 벗어난 새로운 물류 시스템들이 등장하고 있음.
- 지하철 기반의 물류 시스템은 기존에 구성된 효율적인 지하철 네트워크를 기반으로, 지상 혼잡을 피해 정시 배송이 가능하다는 점에서 큰 미래적 효용성을 지님.
- 그림 1은 지하철 기반 물류 네트워크 예시를 보여줌. District A와 B 간의 운송에 있어서 기존의 지상 도로 시스템이 아닌 지하철을 활용하여 운송을 진행함. 또한 각 district A와 B에서 물품의 pick-up 및 delivery는 자율주행 물류로봇이 담당함

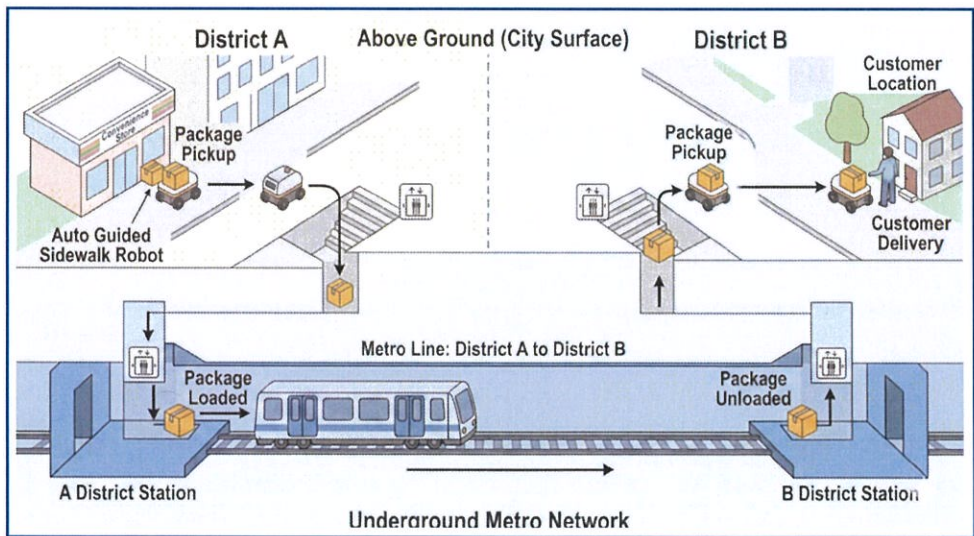


그림 1. 지하철 기반 물류 네트워크 예시

- 그림 1의 예시 서비스 외에도 지하철 기반 배송 시스템은 다양한 형태로 서비스될 수 있으며, 이에 대한 선제적 연구의 진행은 미래 시스템의 실용성 및 효용성 제고에 기여할 수 있음
- 곧 실현될 지하 물류 시스템을 정의하고, 최적화 요인을 탐색하며, 다양한 해법 방법론(수리 최적화, 강화학습, 휴리스틱, 시뮬레이션 등)에 대한 방법론 탐구를 진행하고자 함.

## 연구 주제명

플라스타 제조 공정에서의 Semi-Supervised Learning 기반 표면 외관 불량 분류 모델 개발

## 지도 교수명

임성훈

## 개요

1. 연구 배경 및 필요성: ㈜한독 음성캠퍼스는 케토톱 등 플라스타 제품을 연간 최대 3억 9천만개 규모로 생산하는 전문 제조 현장으로, 엄격한 GMP(Good Manufacturing Practice) 기준 하에 품질 관리를 수행하고 있다. 제품 표면의 외관 불량—기포, 이물, 도포 불균일, 절단 불량 등—은 고객 신뢰 및 규제 준수와 직결되는 핵심 품질 지표이나, 기존의 비전 검사기는 정상 불량만의 분류 및 과검출로 인한 불량 추적의 어려움에 대한 한계점이 존재한다.

한편, 제조 현장에서 수집 가능한 불량 이미지 데이터는 구조적으로 두 가지 문제를 내포한다. 첫째, 불량 발생 자체가 드물기 때문에 전체 데이터 중 라벨링된 불량 샘플의 수가 극히 적은 클래스 불균형(Class Imbalance) 문제가 발생한다. 둘째, 이미지에 불량 유형을 정밀하게 라벨링하기 위해서는 도메인 전문가의 개입이 필요하여 라벨이 없는 데이터(Unlabeled Data)가 대부분을 차지하는 레이블 부족(Label Scarcity) 문제가 수반된다. 이 두 가지 제약을 동시에 극복하지 않으면, 지도학습(Fully-Supervised Learning) 기반 분류 모델은 실제 공정에서 충분한 성능을 발휘하기 어렵다.

이에 본 연구는 소량의 라벨 데이터와 대량의 비라벨 데이터를 함께 활용하는 Semi-Supervised Learning 방법론을 적용하여, 클래스 불균형 환경에서도 불량 유형을 정확히 탐지하는 딥러닝 분류 모델을 개발하고, 실제 플라스타 제조 공정에 배포·운용하는 것을 목표로 한다.

2. 연구 내용: 본 연구는 다음 네 단계의 파이프라인으로 구성된다.

(1) 데이터 수집 및 전처리: 플라스타 생산 라인에서 수집된 표면 이미지 데이터를 확보하고, 불량 유형별 라벨링 기준을 정의한다. 소량의 라벨 데이터와 다량의 비라벨 데이터를 분리·관리하며, 이미지 크기 정규화, 증강(Augmentation), 클래스 분포 분석 등 전처리 파이프라인을 구축한다.

(2) Semi-Supervised Learning 모델 설계: MixMatch, FixMatch, FlexMatch 등 최신 Semi-Supervised Learning 알고리즘을 검토하고, 플라스타 불량 분류에 적합한 구조를 선정한다. Pseudo-Labeling 및 Consistency Regularization 전략을 결합하여 비라벨 데이터로부터 유의미한 표현을 학습할 수 있도록 모델을 설계한다.

(3) 클래스 불균형 대응 및 Recall 최적화: 불량 클래스의 과소 표현 문제를 해결하기 위해 Focal Loss, Class-Balanced Sampling, SMOTE 기반 오버샘플링 등의 기법을 적용한다. 모델 평가 지표로 Accuracy 외에 Recall, Precision, F1-Score, AUROC를 병행하여 불량 미검출(False Negative)을 최소화하는 방향으로 모델을 최적화한다.

(4) 모델 검증 및 현장 배포: 교차 검증 및 혼동 행렬(Confusion Matrix) 분석을 통해 불량 유형별 성능을 정밀하게 평가한다. 최종 모델은 현장 추론 환경(Edge 또는 Cloud)에 배포하여 실시간 불량 분류 시스템으로 운용하고, 공정 담당자에게 시각적 결과를 제공하는 대시보드와 연계한다.

3. 기대 효과 및 학습 내용: 본 연구에 참여하는 학생은 다음과 같은 실무 역량을 체계적으로 습득할 수 있다. 우선, 실제 제조 공정의 이미지 데이터를 직접 다루며 데이터 전처리·증강·클래스 불균형 처리 등 현장 중심의 데이터 엔지니어링 역량을 기른다. 또한 PyTorch 기반 Semi-Supervised Learning 모델을 설계·구현·평가하는 과정을 통해 딥러닝 모델링의 전 사이클을 경험한다. 이 과정들을 통해서 전공 교과목에서 수학한 이론을 실무적인 경험으로 승화할 수 있을 것이다. 나아가 의약품 제조 현장의 GMP 품질 기준 및 불량 유형에 대한 도메인 지식을 습득하고, AI 기술을 실제 공정 문제에 연결하는 산학협력형 연구 경험을 쌓는다. 최종적으로 모델이 현장에 실제로 투입되는 경험은, 대학원 진학 및 AI·제조 분야 취업 시 차별화된 실무 경쟁력으로 직결될 것이다.

4. 연구 환경 및 지원 체계: 본 연구는 ㈜한독 음성캠퍼스와 산학협력을 기반으로 실제 공정 이미지 데이터를 제공받아 진행된다. 개발 환경은 Python을 기반으로 하며, 대규모 딥러닝 학습이 필요한 경우 고성능 GPU 서버 자원을 지원받는다. 학부연구생들은 학회 발표를 목표로 삼아, 자기주도적으로 계획을 수립 및 주 1회 정기 미팅을 통해 지도교수로부터 수시 피드백을 받는다. 모델 학습·배포에 필요한 배경지식은 팀 내 스터디와 자료 공유를 통해 공동으로 학습하고 보완한다.

<b>연구 주제명</b>
그리스 주도 데이터를 활용한 주도값 예측 및 주도 공정 최적화
<b>지도 교수명</b>
임성훈
<b>개요</b>
<p>1. <b>연구 배경 및 필요성:</b> 자동차의 파워트레인, 세시, 외장, 내장 및 전장 부품 등 핵심 부품에 사용되는 고성능 윤활 그리스는 기어와 베어링, 조인트 등의 마모를 방지하고 내구성을 유지하는 데 필수적인 역할을 수행한다. 이러한 그리스의 품질을 결정하는 가장 핵심적인 지표 중 하나는 굳기와 유동성을 나타내는 '주도값(Penetration)'이다. 만일 생산된 그리스의 주도값이 규격 범위를 벗어나게 되면, 부품의 윤활 불량으로 이어져 결과적으로 부품 수명이 단축되고 심각한 안전 문제가 발생할 가능성이 크다. 그러나 현재의 실제 제조 현장에서는 주도값을 관리함에 있어 작업자의 숙련된 경험에 의존하는 경향이 강하며, 배치가 완료된 후에야 품질을 측정하는 사후 방식이 주를 이루고 있다. 이러한 방식은 불량이 발생했을 때 사후 수정이 매우 어렵고, 제작업에 따른 막대한 비용과 시간적 손실을 초래한다는 한계가 있다. 이를 방지하기 위해 배합 비율, 온도, 교반 시간, 압력 등 실제 제조 공정 데이터를 머신러닝 및 딥러닝 모델과 결합할 필요가 있다. 이를 통해 주도값을 사전에 정확히 예측한다면, 공정 파라미터를 최적화하여 불량률을 감소시키는 동시에 생산 효율 향상을 달성할 수 있다. 본 연구는 실제 그리스 제조 공정에서 수집된 현장 데이터를 바탕으로 신뢰도 높은 주도값 예측 모델을 개발하고, 이를 활용해 공정 최적화의 구체적인 방향을 도출하는 것을 목적으로 한다.</p> <p>2. <b>연구 내용:</b> 본 연구의 과정은 크게 세 단계의 파이프라인으로 구성된다. 첫째는 데이터 전처리 단계이다. 공정 변수와 품질 지표로 구성된 실제 측정 데이터를 면밀히 탐색하고, 데이터의 노이즈를 제거하기 위한 이상치 처리, 수치 범위를 조정하는 정규화, 유의미한 변수를 선별하는 특성 선택 등의 과정을 거친다. 이를 통해 데이터의 신뢰도를 확보하고 분석에 최적화된 데이터 전처리 파이프라인을 구축한다. 둘째는 예측 모델 개발 단계이다. Random Forest, XGBoost, Support Vector Regression (SVR) 등 회귀 기반의 머신러닝 모델을 시작으로, 점차 LSTM 및 Transformer와 같은 고도화된 딥러닝 모델을 단계적으로 구현하여 주도값을 예측한다. 이 과정에서 수집된 데이터의 특성에 부합하는 최적의 모델 구조를 설계하며, 하이퍼파라미터 튜닝을 통해 모델의 예측 성능을 지속적으로 개선하고 고도화한다. 셋째는 성능 검증 및 인사이트 도출 단계이다. 교차 검증 및 MAE, RMSE 등의 오차 분석 지표를 활용하여 개발된 모델의 성능을 체계적으로 평가한다. 또한 변수 중요도 분석을 병행하여 어떤 공정 인자가 주도값에 결정적인 영향을 미치는지 파악한다. 예측 결과를 시각화하고 해석하는 과정을 통해 실제 공정 최적화에 즉각적으로 적용할 수 있는 핵심 인사이트를 도출한다.</p> <p>3. <b>기대 효과 및 학습 내용:</b> 본 프로젝트에 참여하는 학생들은 실제 산업 현장의 데이터를 다루며 다음과 같은 다각적인 역량을 확보할 수 있다. 우선, 노이즈와 변동성이 존재하는 실제 공정 데이터를 직접 처리하며 이론과 현장 사이의 간극을 메우는 실무 데이터 분석 역량을 기를 수 있다. 또한, 예측 모델을 직접 설계, 구현, 평가하는 과정을 통해 scikit-learn 및 PyTorch 기반의 실무 수준 모델링 능력을 습득하게 된다. 나아가 그리스 제조 공정 및 주도 특성에 대한 깊이 있는 이해를 바탕으로 도메인 지식을 쌓고, 공학적 문제와 AI 기술을 효과적으로 연계하는 경험을 하게 된다. 데이터 분석의 시작부터 모델 검증에 이르는 전체 연구 흐름을 경험하는 것은 참여 학생이 향후 대학원 진학이나 관련 산업계 취업 시 실질적으로 차별화된 경쟁력을 갖추는 데 큰 도움이 될 것으로 기대된다.</p> <p>4. <b>연구 환경 및 지원 체계:</b> 본 연구는 실제 그리스 제조 공정 현장에서 수집된 데이터를 기반으로 진행된다. 연구 환경으로는 Python(scikit-learn, PyTorch, pandas 등)을 기본으로 활용하며, 대규모 딥러닝 학습이 필요한 경우에는 고성능 GPU 서버 자원을 지원받을 수 있다. 또한, 주 1회 정기 미팅을 실시하여 연구 진행 상황을 체계적으로 점검하며, 담당 대학원생 멘토 및 지도교수로부터 수시로 피드백을 받을 수 있다. 연구 수행에 필요한 필수 배경지식은 팀 내 스터디와 활발한 자료 공유를 통해 함께 학습하고 보완할 수 있도록 지원이 이루어질 예정이다.</p>

<b>연구 주제명</b>	<p style="text-align: center;">이질적 환경에서의 배터리 수명 예측을 위한 데이터 기반 신뢰성 모델링</p>
<b>지도 교수명</b>	<p style="text-align: center;">정석현</p>
<b>개요</b>	<p>배터리는 전기차, 에너지 저장 시스템(ESS), 모바일 디바이스 등 다양한 산업의 핵심 구성 요소로, 그 성능과 안전성은 시스템 전체의 신뢰성과 직결된다. 특히 사용이 반복될수록 나타나는 배터리 열화(degradation)는 용량 감소와 내부 저항 증가를 초래하며, 이는 예기치 않은 성능 저하나 고장으로 이어질 수 있다. 신뢰성 공학 관점에서 보면, 배터리는 시간에 따라 성능이 저하되는 대표적인 열화 시스템으로, 고장 시점까지의 수명 분포를 이해하고 예측하는 것이 핵심 과제이다. 따라서 배터리의 잔존 수명(Remaining Useful Life, RUL)을 정확히 예측하는 것은 예방 정비 및 상태 기반 유지보수를 가능하게 하며, 시스템의 가용성과 안전성을 동시에 향상시키는 데 중요한 역할을 한다. 최근에는 물리 기반 모델과 더불어, 다양한 센서 데이터를 활용한 데이터 기반 접근법이 주목받고 있으며, 전압, 전류, 온도, 충·방전 패턴 등 시계열 데이터를 활용하여 열화 패턴을 학습하고 미래 수명을 예측하는 머신러닝 및 딥러닝 기법들이 활발히 연구되고 있다.</p> <p>그러나 이러한 데이터 기반 접근법은 여러 도전 과제를 동반한다. 특히 배터리 데이터는 실험 환경, 사용 조건, 센서 구성 등에 따라 매우 이질적(heterogeneous)으로 수집되는 경우가 많다. 예를 들어, 서로 다른 제조사나 장비에서 수집된 데이터는 측정 주기, 노이즈 특성, 변수 구성 등이 상이하며, 동일한 배터리라도 운용 환경(온도, 부하 조건 등)에 따라 열화 양상이 크게 달라질 수 있다. 이러한 이질성은 신뢰성 모델링에서 중요한 ‘집단 간 변이’와 ‘개체 간 변이’를 동시에 야기하며, 모델의 일반화 성능을 저해하고 특정 환경에 과적합(overfitting)되는 문제를 유발한다. 또한 데이터의 불완전성, 장기 시계열의 희소성, 라벨링된 수명 데이터의 부족은 검열 데이터 문제와 맞물려 신뢰성 분석을 더욱 어렵게 만든다.</p> <p>본 연구에서는 이러한 문제를 해결하기 위한 출발점으로, 실제 배터리 열화 데이터셋 “BatteryLife: A Comprehensive Dataset and Benchmark for Battery Life Prediction”을 활용한다. 해당 데이터셋은 다양한 충·방전 조건에서 수집된 배터리의 시계열 측정값과 수명 정보로 구성되어 있으며, 신뢰성 공학에서의 수명 데이터(lifetime data)와 상태 모니터링 데이터를 동시에 포함하는 특징을 갖는다. 본 프로젝트의 목표는 이 데이터를 기반으로 배터리 열화 패턴을 효과적으로 학습하고, 다양한 환경에서도 안정적으로 작동하는 데이터 기반 수명 예측 모델을 개발하는 것이다. 나아가 단순 예측을 넘어, 신뢰성 관점에서의 수명 분포 추정과 불확실성 정량화를 함께 고려함으로써 보다 신뢰할 수 있는 의사결정을 지원하는 것을 지향한다. 이를 통해 학부생 연구 참여자는 실제 산업 문제에 기반한 데이터 분석 및 머신러닝 모델링 경험을 쌓고, 신뢰성 공학과 데이터 과학을 접목한 융합적 문제 해결 역량을 기를 수 있다.</p>