

---

# **미래내일 일경험**

# **프로젝트형 일경험**

## **결과 보고서**

---

**2025. 06. 24**

**프로젝트명 :** 산업 전력 데이터의 이상치 탐지 성능 향상 솔루션 구축

**참여기업명 :** (주)쓰리피인비전

## 프로젝트형 일경험 결과 요약

프로젝트명	산업 전력 데이터의 이상치 탐지 성능 향상 솔루션 구축		
세부 주제	산업 전력 소비량의 이상치 검출 및 최적화를 통한 에너지 소비량 감축		
수행 직무	<input type="checkbox"/> 경영·사무	<input type="checkbox"/> 금융·회계	<input type="checkbox"/> 영업·해외영업
	<input type="checkbox"/> 광고·마케팅	<input checked="" type="checkbox"/> IT	<input type="checkbox"/> 연구·R&D
	<input type="checkbox"/> 생산·제조	<input type="checkbox"/> 공공행정	<input type="checkbox"/> 기타 ( )
프로젝트 소개	<p>기술 발전에 따라 산업 전력 소비가 증가하고 있으며, 이에 따른 낭비 요소(불필요한 에너지 사용, 고장 등)를 줄이기 위해 전력 소비 패턴 내 이상치를 탐지하고 분석하여 최적화하는 모델이 필요하다. 본 프로젝트는 이상치 탐지를 통해 에너지 소비를 정밀하게 관리하고자 한다.</p>		
수행 배경 및 필요성	<p>산업 현장의 에너지 낭비는 전력, 인력, 기계 고장 등 다양한 문제로 이어진다. 따라서 전력 사용량 내 이상 패턴을 조기 감지함으로써 에너지 효율을 높이고, 예기치 못한 설비 고장을 예방할 수 있는 지능형 이상 탐지 기술이 요구된다.</p>		
프로젝트 특징	<p>전력 시계열 데이터의 특성을 고려하여 1차 차분 후 FFT로 주기를 추출하고 이를 기반으로 윈도우 크기를 설정한다. 각 윈도우는 GELU-CNN-GRU AE 모델에 입력되어 학습되며, 출력과 입력 간 DTW 기반 재구성 오차를 Isolation Forest로 분류하여 이상치를 탐지한다.</p>		
주요 기능	<ul style="list-style-type: none"><li>FFT 기반으로 주기를 추출하여 윈도우를 구성한다.</li><li>구성된 윈도우를 기반으로 각 윈도우에 대하여, CNN-GRU Auto Encoder 모델을 학습한다.</li><li>DTW(Dynamic Time wrap) 기반 재구성 오차를 계산하고, Isolation Forest를 사용하여 이상치를 탐지한다.</li><li>이 과정을 통하여 산업 전력 데이터 소모에서 보다 정확한 이상치를 탐지 할 수 있다.</li></ul>		
프로그램 성과	<p>실제 산업용 15분 단위 전력 데이터(3년치)를 바탕으로, 다양한 시간 스케일의 이상 유형(급격한 피크, 이상 구간 등)을 정밀 탐지하여, 이상치가 포함된 윈도우를 구성할 수 있었다. 이어서 생성된 윈도우 내에서 이상치를 판별하는 방법으로 산업 현장의 실시간 감시 및 예지 보전에 기여 가능성을 확인할 수 있었다.</p>		

피드 백	참여 기업	결과 보고서 본문 중 동일 항목 요약(2~3줄 이내)
	멘토	머신 러닝 기반의 모델 역시 이상치 검출을 하는 데 있어서 좋은 역할을 할 수 있지만, 복잡한 시계열 패턴에서 이상치를 더 확실하게 분리하고, 추출된 값의 검증을 정확하게 판단할 수 있는 딥러닝 기반의 CNN-Autoencoder 모델을 제시 한다.

## 결과 보고서 본문

### I. 프로젝트 개요

#### 1. 프로젝트 소개

- 급증하는 에너지 소비와 이에 따른 불필요한 전력 낭비, 장비 고장, 운영 비효율 등의 문제는 에너지 비용 상승뿐 아니라 산업 생산성 저하로 직결된다.
- 본 프로젝트는 산업 현장에서 발생하는 전력 소비 데이터를 기반으로, 정상 패턴에서 벗어난 이상치를 정밀하게 탐지하는 인공지능 기반 모델을 개발한다.
- 전력 시계열 데이터를 FFT(Fast Fourier Transform)로 분석하여 주요 주기를 추출하고, 딥러닝 기반 오토인코더(GELU CNN-GRU AE)를 활용해 정상적인 소비 패턴을 학습한 뒤, 이를 기반으로 이상 패턴을 탐지한다.
- 재구성된 시계열과 원본 간의 DTW(Dynamic Time Warping) 기반 오차를 계산하고, Isolation Forest 알고리즘을 통해 이상치를 자동 식별함으로써, 산업 전력 소비의 효율적 관리 및 최적화를 달성하는 것을 최종 목표로 한다.

#### 2. 프로젝트 수행 배경 및 필요성

- 현대 산업 현장은 스마트 팩토리 도입 확대와 더불어 자동화 설비, 고성능 장비의 사용으로 인해 전력 소비가 지속적으로 증가하고 있는 추세이다.
- 에너지 소비 증가와 함께, 예상치 못한 이상 소비, 설비의 불규칙적인 작동, 갑작스러운 피크 부하 등 다양한 원인으로 인한 비정상적 에너지 낭비 현상이 심화되고 있다.
- 전통적인 모니터링 시스템은 대규모 시계열 데이터에 대한 정교한 분석이 어려우며, 사전

정의된 규칙 기반 탐지 방식은 새로운 유형의 이상 상황을 감지하는 데 한계가 있다.

- 딥러닝 기반 이상 탐지 시스템을 활용하여 대량의 시계열 전력 데이터를 분석하고, 비정상적인 소비 패턴을 실시간으로 감지할 수 있는 고도화된 시스템 개발이 필요하다.
- 이상 발생 구간을 사전에 탐지함으로써 설비 고장을 예방하고, 에너지 손실을 최소화할 수 있는 지능형 솔루션의 도입은 산업 현장의 경쟁력을 향상시키는 필수 요소이다.

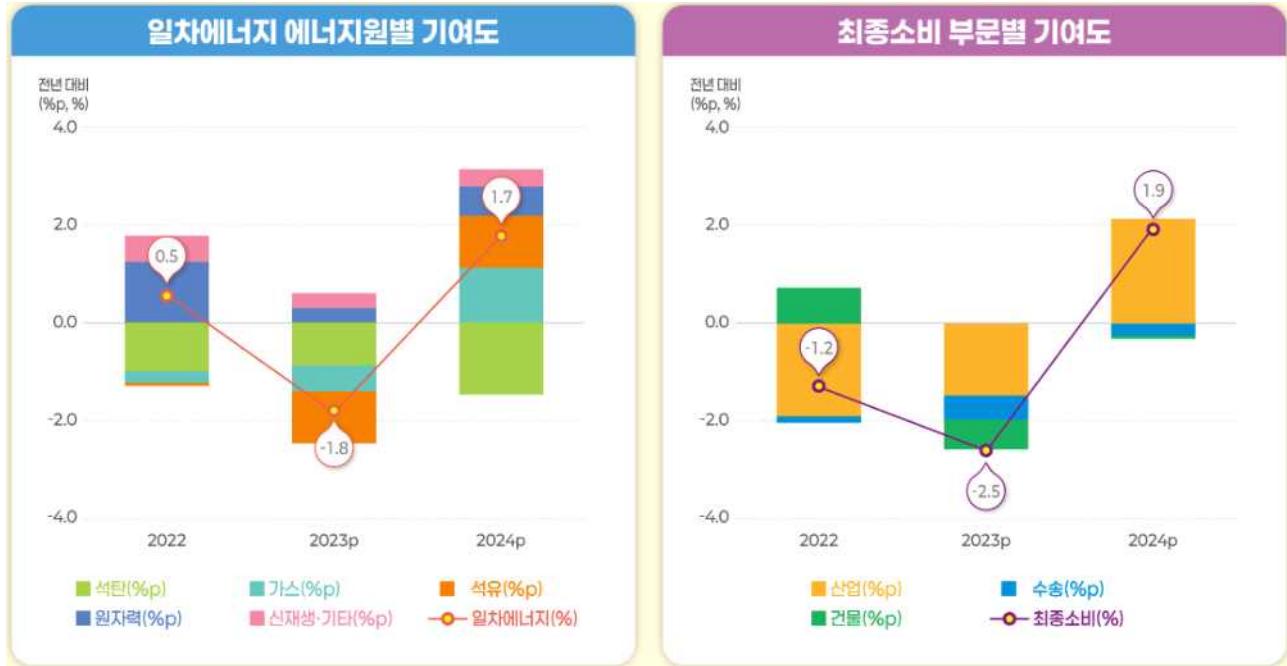


그림 1 국내 연도별 각 산업 에너지원 기여도(2022~2024)

### 3. 프로젝트 특징

- 본 프로젝트는 단순한 이상 탐지를 넘어서, 실시간 이상 감지와 조기 대응이 가능한 복합적 탐지 모델을 제안한다.
- 산업 전력 시계열 데이터에 대해 1차 차분을 적용해 비정상성을 완화하고, FFT를 활용하여 주요 주기 성분을 추출한 후, 이를 윈도우 크기로 설정하여 다양한 시간 스케일의 데이터 특징을 반영한다.
- 딥러닝 기반의 CNN-GRU 오토인코더 모델에 GELU(Gaussian Error Linear Unit) 활성화 함수를 적용함으로써, 모델의 일반화 성능을 강화하고 다양한 패턴을 효율적으로 학습한다.
- 입력 시퀀스와 재구성된 시퀀스 간의 DTW 기반 유사도 오차를 계산하고, 이를 Isolation Forest로 분류하여 이상치를 탐지함으로써, 시계열 데이터의 시간적 변동성에 강건한 탐지 모델을 구현한다.
- 다양한 주기를 기반으로 독립된 모델을 학습시켜, 단기적인 급변 이상뿐 아니라 장기적인 점진적 변화 또한 포착할 수 있도록 구성한다.

- 이 방법론은 기존의 단일 스케일 이상 탐지 시스템과 달리 다중 윈도우 기반 분석을 통해 전력 이상 발생 시점의 정확도와 민감도를 극대화할 수 있다.

## II. 프로젝트 내용

### 1. 프로젝트 구성

#### [1단계] 데이터 전처리

- 3년치 산업 전력 데이터를 수집하여 0값을 결측치로 처리
- KNN Imputer를 활용하여 결측 구간 보간
- 시계열의 비정상성 완화를 위해 1차 차분(differencing) 수행

#### [2단계] 주기 추출 및 윈도우 구성

- FFT(Fast Fourier Transform)를 적용하여 상위 5개 주기를 추출
- 주기를 기반으로 다양한 크기의 입력 윈도우(예: 11, 16, 24, 32, 96)를 구성
- 각 윈도우에 대해 표준화(Z-score normalization) 진행

#### [3단계] 딥러닝 기반 모델 학습

- 각 주기별로 독립된 CNN-GRU 기반 오토인코더 모델을 학습
- 입력 데이터를 CNN을 통해 지역적 특징 추출 → GRU를 통해 시계열 패턴 학습
- 인코더-디코더 구조로 재구성된 시계열 출력 생성

#### [4단계] 이상치 탐지

- 입력과 재구성된 시퀀스 간의 DTW(Dynamic Time Warping) 거리 계산
- DTW 오차 기반 이상 점수를 Isolation Forest로 분류하여 이상 윈도우 판별
- 이상 윈도우 내에서 RMSE 기반 threshold로 개별 이상 시점 확정

#### [5단계] 시각화 및 해석

- 이상 탐지 결과를 시간대별로 시각화하여 실제 이상 이벤트와 매칭
- 산업 운영자에게 실시간 모니터링 및 조기 대응 정보 제공

## 2. 주요 기능

- 전력 시계열의 이상치 탐지 기능: 입력된 다기간 시계열 데이터에서 이상한 소비 패턴 탐지
- 주기 기반 다윈도우 학습 기능: 다양한 시간 간격의 패턴을 인식 후 다양한 이상 유형 포착
- 비정상 구간 재구성 오차 기반 이상 판단 기능: DTW 기반 유사성 비교로 더 정밀한 판단

- **비지도 기반 이상치 분류 기능:** Isolation Forest를 활용하여 사전 라벨 없이 이상 영역 탐지
- **이상 발생 시점 식별 기능:** 원도우 내 오차가 큰 시점을 찾아 실제 이상 구간을 구체화

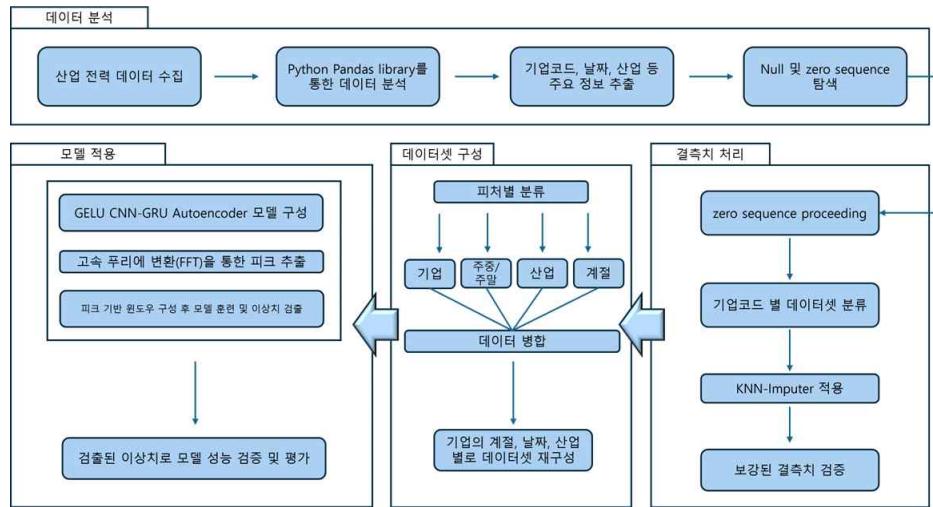
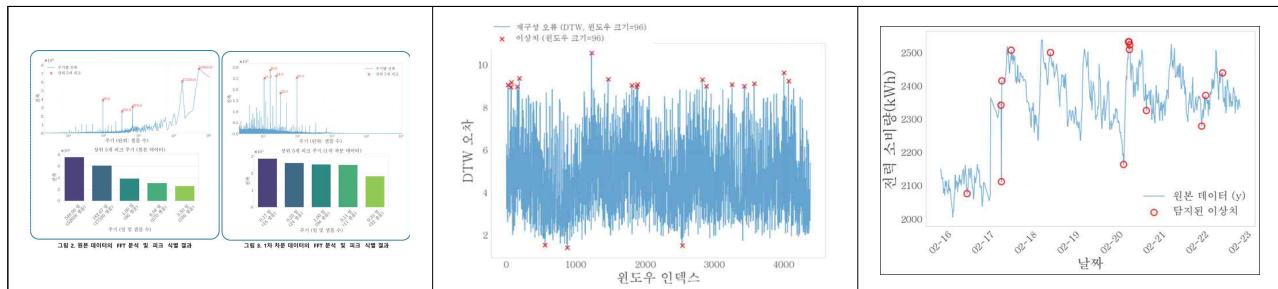


그림 2 FFT기반 CNN-GRU AutoEncoder모델 흐름도

### 3. 주요 기술

- **FFT(Fast Fourier Transform):** 비정상 시계열 데이터에서 주기 성분을 추출해 윈도우 크기 설정의 기준 제공
- **GELU CNN-GRU AE 모델:** GELU 활성화 함수를 포함한 Convolution + GRU 기반 Autoencoder 구조로 시계열 특징 학습
- **DTW(Dynamic Time Warping):** 시계열 간의 시간 왜곡을 허용한 유사성 측정 방식. 재구성 시퀀스와의 비선형 거리 계산에 사용
- **Isolation Forest:** 고립 기반 비지도 이상 탐지 알고리즘. DTW 오차 기반 이상 원도우 분류
- **KNN Imputer:** 결측치 처리를 위한 최근접 이웃 기반 보간 알고리즘

### 4. 프로젝트 결과물



### 5. 프로젝트 성과

	업무 기여도	개발 결과물	사용자 피드백
정량적 성과 (수치로 표현)	<ul style="list-style-type: none"> <li>윈도우 구성을 통한 이상치 검출을 효과적으로 이루어내는 것을 검증한 단계이다.</li> <li>향후 공장 설비나 기계의 센서 데이터를 분석하여, 고장 징후나 이상 징후를 조기 예 탐지하는 것을 기대한다.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>FFT기반 윈도우 구성</li> <li>각 윈도우 별 이상치 탐지</li> <li>보다 정밀한 이상치 탐지 가능</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>향후 각 기업들과 협업을 통해 실질적으로 이상치 검출을 상업적으로 어떻게 이용할 수 있는지 검증이 필요하다</li> </ul>
	팀워크 및 협업 능력 향상	문제 해결 과정	기업 내 활용 가능성
정성적 성과 (질적인 성과, 경험, 개선점 중심으로)	<ul style="list-style-type: none"> <li>팀 내에서 각자 역할을 명확히 하여, 문제 해결에 대한 처리 속도 향상을 이룰 수 있었다.</li> <li>각자의 위치에서 자신이 할 수 있는 최선의 역량을 달성하여 모델을 설계하고, 구축하는 것에 있어서 일의 차질이 거의 없이 진행할 수 있었다.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>프로젝트 초반에 데이터 수집에 어려움이 있었다. 공공데이터 사이트를 여러 번 탐색해야 했고, 결국 멘토의 도움을 받아 도메인을 구하여 프로젝트를 진행 할 수 있었다.</li> <li>이 과정에서 팀과 팀원들의 역량도 중요하지만, 외부의 조언이나 도움도 협업에 있어서 큰 도움을 줄 수 있다는 것을 몸소 체험할 수 있었다.</li> <li>모델 구축을 하는데 있어서 가장 어려웠던 점은 아무래도 데이터 전처리였다. 어떤 특징을 살려 모델에 학습을 시켜야 할지 고민을 많이 했고, 결국 사람들 설득시킬 수 있는 방향으로 전처리를 진행했다.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>전력 소모량을 모니터링하는 데이터센터에서 각종 IT/통신/설비 장비의 시계열 데이터에 대해서, FFT기반의 주기를 추출하고, 윈도우를 구성하여 이상치를 검출할 수 있다.</li> <li>검출한 이상치를 통하여 비정상적인 전력 소모 패턴을 찾을 수 있으며, 기업의 전력 소모량에 대한 실시간 이상감지에 대한 가능성 을 기대하고 있다.</li> <li>이를 통합하여 유지보수 서비스에 대한 스마트 및 지능화 실현과 운영의 효율화를 이끌 수 있다는 것을 확인했다.</li> </ul>

### III. 프로젝트 수행

#### 1. 업무분담

역할	성명	담당업무
멘토	이상금	프로젝트 방향성 논의 및 모델 최적화 피드백
팀장	권우현	데이터 분석 및 딥러닝 기반 모델 구축
팀원1	박범도	CNN기반의 Autoencoder 이상치 검출 모델 설계
팀원2	박준성	머신러닝과 딥러닝 모델의 양상블을 통하여 검출도 향상
팀원3	정민성	데이터 수집 및 데이터 분석

#### 2. 프로젝트 수행일정

구분	추진 내용	추진 일정							
		1주차	2주차	3주차	4주차	5주차	6주차	7주차	8주차
도입	프로젝트 검토								
계획	역할 분담 및 단계 설정								
실행	산업 데이터 분석								
	AI를 활용한 모델 설계								
	모델 양상블								
디버깅	모델 테스트 및 검증								
오플라인 미팅계획									

#### 3. 프로젝트 도전

##### 1) 프로젝트 도전 및 해결

###### 데이터 수집의 어려움

프로젝트를 시작하면서 모델 설계에 가장 핵심이 되는 데이터셋을 구해야했다. 데이터가 없으면, 모델 테스트가 불가능하고, 테스트 없이는 실리적인 모델 개발과 목표로 하는 이상치 검출을 할 수 없기 때문이다. 따라서 공공데이터셋과 오픈소스를 둘러보면서 최대한으로 데이터셋을 구하려고 했으나, 우리가 목표와는 거리가 먼 데이터밖에 없었다.

###### 멘토의 조언 및 모델 설계 방향 구체화

데이터 수집 단계에서 어려움을 겪는 와중, 멘토와의 간담회를 통해서 어느 정도 문제를

해결하였다. 멘토인 교수님이 연구하셨던 자료를 기반으로 데이터셋을 구성할 수 있었고, 우리가 목표로했던 모델에 데이터셋을 적용시켜 FFT기반의 주기를 추출하였다. 다시 추출한 주기를 기반으로 윈도우를 구성하여 이상치 검출 시도를 무사히 할 수 있었다. 이에 이상치 검출을 최선으로 끌어올리는 방향으로 모델을 설계하였다.

### 이상치 검출도 향상과 실전 적용 가능성 검토

추출한 주기를 기반으로 윈도우를 구성하고, CNN-GRU기반의 AutoEncoder와 Isolation forest를 사용하면서 이상치 검출도 향상을 이끌었다. 이에 실제 기업이나 산업 현장에서 모니터링을 통하여 실시간으로 비정상적인 패턴을 보이는 에너지 소비량을 검출하거나, 설비 예지 보전등에 직접적으로 사용할 수 있는 가능성이 있다는 점을 검토하였다. 멘토와의 간담회를 통해, 딥러닝을 통해 모델을 고도화하여 이상치 검출도를 99퍼센트로 끌어올리면 충분히 실전 사용이 가능하다는 점을 피드백 받을 수 있었다.

## 4. 프로젝트를 통해 배우거나 느낀 점

권우현	프로젝트를 진행하면서, 모델을 무작정 만드는 것보다 설계 방향성을 바르게 잡는게 중요하다는 것을 깨닫게 되었다. 데이터셋을 구하는 것도 어려웠지만, 구한 데이터의 특징을 어떻게 정리하고, 모델에 학습을 시켜야 하는지에 대한 고민도 많이 해야 했고, 단순히 쉬운 모델에 데이터를 처리하면 결국 뻔한 결과가 나오기 때문이다. 쉬운 모델을 통하여 이상치를 검출하려면 데이터의 피처를 개발자가 잘 정리해야 하고, 그렇게 되면 모델의 배포 단계에는 큰 어려움이 생기기 때문이다. 하지만 딥러닝 기반의 모델은 특징을 섬세하게 추출하기 때문에 보다 더 다양한 데이터셋에 모델을 적용할 수 있었고, 이는 앞으로 산업에서 유용하게 쓰일 수 있을거라는 기대감이 생기기도 했다.
박범도	이번 ABC 프로젝트 멘토링 8기 활동으로 실무에서 적용이 가능한 산업 전력 시계열 데이터의 이상 탐지 성능을 개선하고자 했다. EDA, 적용 모델 선정, 하이퍼파라미터 최적화, 실제 데이터에 대한 적용 및 파인튜닝을 통해 피크, 정전, 과부하 등 다양한 이상 상황을 감지할 수 있도록 FFT 기반 주기 추출과 다중 윈도우 구성을 활용한 이상 탐지 모델을 구현했다. 처음 접하는 산업 데이터를 분석하며 어려움도 있었지만, 팀원들과 역할을 분담해 분석을 진행하고, 실험 결과를 토대로 함께 방향을 조율하며 문제 해결력을 키울 수 있었다. 특히 CNN-GRU Autoencoder를 활용한 모델 구조 설계와 DTW, Isolation Forest 기반 이상 판단 방식은 딥러닝과 통계 기법을 융합해 효과적으로 이상치를 탐지할 수 있다는 점에서 의미 있는 경험이었다. 이번 활동을 통해 단순한 구현을 넘어 모델 선택의 이유와 탐지 과정의 타당성을 스스로 설명할 수 있는 사고력을 기를 수 있었으며, 이러한 실무형 프로젝트 경험이 앞으로의 진로에 큰 자산이 될 것이라 느꼈다.

	<p>이번 ABC 프로젝트 멘토링 8기 활동을 통해, 산업 현장에서 활용 가능한 전력 시계열 이상 탐지 모델의 성능 개선을 목표로 연구를 진행하였다. 데이터 분석을 시작으로, 적절한 모델 구조 탐색, 하이퍼파라미터 조정, 실제 데이터에 대한 적용 및 튜닝 과정을 반복하며 다양한 이상 상황을 포착할 수 있는 이상 탐지 시스템을 구현했다. 특히 FFT를 이용해 주요 주기를 추출하고, 이를 기반으로 다중 윈도우 구조를 적용한 점이 핵심적인 전략이었다.</p> <p>산업용 시계열 데이터를 분석하는 데 낫설고 어려웠지만, 팀원들과의 협업을 통해 문제를 단계적으로 해결해 나갔고, 실험 결과를 공유하고 조정하는 과정 속에서 데이터 분석 능력과 문제 해결 사고를 함께 키울 수 있었다. 특히 CNN-GRU Autoencoder 구조를 기반으로 한 모델 구현과 DTW, Isolation Forest를 활용한 이상치 탐지 방식은 딥러닝과 통계기법을 실무적으로 융합한 의미 있는 경험이었다.</p> <p>이번 프로젝트를 통해 단순한 구현에 그치지 않고, 모델을 왜 선택했고, 어떤 방식으로 이상치를 탐지했는지 설명할 수 있는 능력을 기를 수 있었고, 이러한 경험은 앞으로 AI 기반 실무 문제 해결이나 연구 활동에 있어 좋은 경험이 될 것이라 생각한다.</p>
정민성	<p>프로젝트 수행을 통해 내가 가진 지식과 프로젝트에 대한 역량 발휘 수준을 파악할 수 있었다. 데이터 분석과 인공지능 모델에 대한 조사를 하며 지식의 폭과 관점의 방향을 넓힐 수 있는 기회가 되었다. 테크노트를 작성하며 지식의 휘발성을 방지하기에 꽤 괜찮은 방법이라는 생각이 들었고 앞으로도 활용해볼 수 있을 것 같다는 생각이 들었다. 마지막으로 팀원들과의 소통을 통해 의사소통의 중요성과 팀워크가 좋을 때 프로젝트가 얼마나 잘 진행될 수 있는지를 다시 한 번 느끼게 되었다.</p>

## 5. 피드백

### - 참여기업

프로젝트 결과물에 대한 참여기업의 피드백 내용 기술

	<ul style="list-style-type: none"> <li>전력 소모량이 많아진 만큼, 비정상적인 패턴을 보이는 경우 역시 많아졌다. 이에 이상치를 검출하는 것은 현시대의 우리가 살아가는 중요한 과제로서 자리 잡은 만큼, 이번 프로젝트는 향후 대한민국의 안정적인 전력 소모를 이끌 수 있는 아주 좋은 경험이라고 조언을 받을 수 있었다.</li> <li>모델 구축을 통해 이상치를 검출할 수 있었으나, 모델의 성능이 부족하다는 것을 실감하고 있던 찰나, 딥러닝 기반의 모델 구축을 추천받았고, 그에 따라 CNN-GRU AutoEncoder모델을 설계할 수 있었다.</li> <li>프로젝트 마무리 단계에서 우리가 최종적으로 구축한 모델이 산업에서 실질적으로 사용될 수 있는지에 대한 가능성 검토와 상업적인 방면으로 모델을 향후 어떻게 발전시켜나가야 할지에 대한 논의와 조언을 얻을 수 있었다.</li> </ul>

## 6. 프로젝트의 기대효과(활용방안)

### 1) 기업 내 활용 가능성

- 전력 소모량을 모니터링하는 데이터센터에서 각종 IT/통신/설비 장비의 시계열 데이터에 대해서, FFT기반의 주기를 추출하고, 윈도우를 구성하여 이상치를 검출할 수 있다.
- 검출한 이상치를 통하여 비정상적인 전력 소모 패턴을 찾을 수 있으며, 기업의 전력 소모량에 대한 실시간 이상 감지에 대한 가능성을 기대하고 있다.
- 이를 통합하여 유지보수 서비스에 대한 스마트 및 지능화 실현과 운영의 효율화를 이끌 수 있다는 것을 확인했다.

### 2) 기술적 활용 가능성

- FFT 기반 주기 분석을 통하여 시계열 데이터의 반복 구조를 수치적으로 파악하고 윈도우 구성에 반영하여, 불필요한 잡음을 줄여 정보 손실 없이 학습 가능성을 극대화 할 수 있다.
- GELU를 적용한 CNN-GRU Autoencoder를 사용하여 CNN은 지역적 패턴을 학습하고 GRU는 장기적인 시간 의존성을 학습한다. 또한 GELU 활성화는 비선형성 표현을 강화하여 피처를 만들어내 복잡한 패턴도 안정적으로 재구성할 수 있다는 장점을 가지고 있다.
- Isolation Forest를 이용하여 비지도 방식으로 복잡한 이상 패턴을 효과적으로 탐지하여 이상치 검출도를 고도화 할 수 있는 이점도 지니고 있다.

### 3) 시장 및 사업적 기대효과

- 이상치 검출을 고도화한 모델을 시장에 배포할 수 있다면, 각 기업에서는 불필요한 에너지 소비를 줄임에 따라, 보전비 역시 절감할 수 있다.
- 이에 모델을 구독제로 형성하여, 각 기업에 배포하여 상업적인 가치를 끌어올릴 수 있는 기대효과와 가치를 이끌어낼 수 있다.