2022학년도 한밭대학교 SW중심대학 산학협력프로젝트 결과보고서

		약교 3W궁검대약 산약	1 = 7	
	(국문) 필드운용	환경에서의 특수목적EV용 리튬배터리	내부 저항 예측	인공지능 기술 개발
과제명		ficial Intelligence) techniques f		·
		ries in field-operating PBEV(Purp		
과제책임자	소속 학과	인공지능소프트웨어학과	성 명	정의림
(교수)	E-mail	erjeong@hanbat.ac.kr	연락처	010-4710-1082
	기 업 명	㈜테크앤	대표자 성명	이창석
참여기업	주 소	대전광역시 중구 계룡로 955번길 63 202호	연락처	010-3406-2521
	주 업 종	loT 솔루션 개발	E-mail	cslee@techandslow.com
수행기간		2022년 9월 일 ~ 2022년		H월)
신청 과제비	(SW	총 15,000 중심대학 지원금 : 최대 10,000		물 : 5,000 천원)
참여학생		바일융합공학과), 현인영(정보통· 윤승미(정보통신공학과), 조동석·		
Github주소		https://github.com/HBNU-SW	UNIV/INDPRJ2	22-acelab
	개요 -	전기차는 점차 내연기관차를 다하지만 안정성 문제를 해결하고 안정성에 대한 정보를 사전에 내부저항은 안정성과 관련있는	지 못하면 시장 확인할 수 있	는 연구가 필요함
	-	내부저항 예측을 수행하는 인공리튬배터리 노화를 간접적으로 기술 개발		상태지표인 내부저항 예측
수행 결과 요약 (결과 사진	한밭대	Terminal voltage Current Cell temperature	ated convolution filters char	ID-CNN AI 예측 내부저항(IR)
또는 화면 캡쳐 이미지 포함)		학습 및 필드 데이터를 이용한 오차율 7.35% 성능 확인	성능 분석	
	기업 -	운용 환경의 리튬배터리 필드 전류, 전압, 온도, 상태 정보, 필드 데이터 분석 및 정제 알	내부저항 값 등	

〈프로젝트 결과 보고서 본문〉

1. 과제 필요성 및 목표

1) 과제 개요

- 모빌리티 리튬배터리 시장 고속 성장 예상
- 리튬이온배터리는 다른 2차전지에 비해 높은 에너지 밀집도, 고효율, 고수명, 저무게, 저부 피, 고출력 등의 장점으로 인해 수요가 증가하고 있음
- 지금까지는 리튬배터리의 성능 및 용량 증가에 시장의 관심이 집중
- 안전하고 오래 사용하기 위한 관리 방법 관련 기술개발은 더딘 것으로 평가됨
- 따라서, 리튬배터리 불량 및 화재로 인해 광범위한 분야에서 피해가 발생할 것을 고려하여 앞으로 고안전 저불량이 리튬배터리 시장의 새로운 트렌드로 떠오를 것으로 예상됨

○ 화재 예방 기술의 한계

- 리튬배터리는 많은 장점에도 불구하고 납축배터리보다 안정성에 취약해 화재와 같은 심각 한 문제에 노출되어 신문 및 방송에서도 많은 문제가 지적되고 있는 실정임
- 다양한 이유로 인해 화재가 발생할 수도 있어 언제 어떻게 발생할지 모르는 화재를 예방하기 위해 관리자를 두어 점검 등을 실시하여 관리를 하고는 있지만, 관리의 물리적인 한계가 있어 근본적으로는 예방을 완벽하게는 하지 못하고 있음
- 실제 운용 환경에서의 리튬배터리 데이터는 환경이나 배터리가 장착된 제품을 이용하는 사용자에 따라 예상치 못한 다양한 변수가 발생할 수 있음.
- 또한, 미운용 중인 배터리의 경우 데이터의 변화가 없으므로 유효한 데이터를 가질 수 있도록 정제하는 것이 중요함

2) 과제 필요성

- 모빌리티 리튬배터리의 특성에 따른 불안정성
- 리튬배터리는 에너지 저장 밀도가 높아 외부충격, 과충전 등 사용상의 부주의와 배터리 또는 보호회로 불량 등 제조상의 결함에 의해 화재 및 폭발사고가 빈번하게 발생하고 있어 안정성에 큰 문제를 겪고 있으며, 또한 충·방전을 거듭하면서 최대 용량 저하 등 배터리 상태에 열화가 발생함
- 이러한 리튬배터리의 내·외부 원인으로부터 발생하는 화재는 리튬배터리를 사용하는 산업계 전반으로 일어나고 있으며, 화재 발생시 직접적인 피해뿐 아니라 그 외에 이미지 손실, 시장 축소 등 간접적인 피해를 발생시키고 있어 이에 대한 문제 해결이 시급하고 중요한 문제점으로 인식되고 있음
- 화재 및 불량을 막기 위한 예방기술 도입이 필요
- 고안전 리튬배터리를 위한 인공지능 기술 개발을 필요로 함
- 리튬배터리는 충·방전을 반복할수록 내부 전해질, 음극, 양극 물질의 노화가 진행되고 그에 따라 최대 용량이 감소하여 저장할 수 있는 에너지가 첨자 줄어드는 특성이 있음
- 리튬배터리의 내부 저항은 이러한 노화에 따라 같이 증가하여 리튬배터리의 급격한 전압 강하 등을 일으켜 리튬배터리 성능을 하락시키는 주요한 지표임
- 또한, 리튬배터리 내부 저항 예측을 통해 리튬배터리의 노화 정도를 간접적으로 알 수 있으므로 리튬배터리 불량 및 사고 진단 예측에 중요한 도움을 줄 수 있음

3) 과제 목표

- 리튬배터리 필드 데이터 분석
- AI 개발을 위해서는 불확실성을 줄이고 정확한 예측을 위해 무엇보다 그 바탕이 되는 데이 터의 분석이 중요함
- 리튬배터리가 화학적, 내부적으로 변화하게 되면 현재의 DC 임피던스, AC 임피던스, 전압, 전류, 온도 등 현재 리튬배터리의 전기적 특성값이 변화하게 됨
- 특히, 운용 환경에서는 Human error, noise 등 예측할 수 없는 상황이 발생할 수 있어 적절 한 특성값을 선택해야 함
- 또한, 미운용 중인 배터리의 경우 데이터의 변화가 없으므로 유효한 데이터를 가질 수 있도록 정제하는 것이 중요함
- 리튬배터리 필드 데이터 정제 알고리즘 개발
- 관제시스템으로부터 유입되는 운용 환경의 리튬배터리 데이터를 전달받아 인공지능에 활용 할 수 있도록 정제하는 알고리즘 개발
- 의뢰기업인 ㈜테크앤의 도움으로 필드에서 운용 중인 골프카드의 상태 정보(전류, 전압, 온도, 내부저항 값 등) 데이터를 전달 받음
- 실시간으로 수집되는 배터리 데이터는 대규모이므로 데이터 정제 알고리즘 기술 고도화를 통해 데이터 처리 시간을 줄여 실시간으로 수집되는 빅데이터를 효과적으로 처리하고자 함
- 리튬배터리 필드 데이터 정제 알고리즘 기술에 기포함된 기능 목록
 - 1) 미운용 중인 배터리 데이터(휴지기 상태) 자동 인식을 통한 데이터 삭제
 - 2) 센싱 주기 가변 기능
 - 3) 다양한 원인에 의해 발생하는 Outlier 제거 기능
- 리튬배터리 내부 저항 예측 인공지능 기술
 - 데이터 정제 알고리즘을 거친 필드 데이터 전압, 전류, 온도의 시계열 데이터를 입력으로 받아 리튬배터리 내부 저항을 출력하는 인공신경망을 학습
- 인공신경망이 출력하는 내부 저항의 예측값과 실제로 측정된 값과의 차이 정보를 활용하여 인공신경망을 최적화함

2. 과제 수행 결과

1) 리튬배터리 필드 데이터 분석

- 운용 환경의 필드 데이터 확보
- 원격 리튬배터리 데이터 송수신 시스템을 통해 메인서버에 운용 환경의 리튬배터리 데이터 가 실시간으로 저장됨
- 데이터 분석에 있어 중요한 것은 충분한 양의 데이터를 모으는 것이지만 배터리 특징 분석을 위해 최소 1개월에서 5개월까지의 필드 데이터를 요청
- 전달받은 데이터 설명
 - 운용 환경에 따른 비교를 위해 여러 장소에서 수집된 약 60대에 해당하는 배터리 데이터
- 데이터 제공 방법: E-mail
- 데이터 요청 포맷: csv
- csv 파일 1개당 하나의 리튬배터리를 의미
- 1일당 수집된 데이터의 수 리튬배터리별 상이 (센싱 주기 4초)

GV007200802109020001.csv	2021-09-24	Microsoft Excel	15,095KB	© GV7280_01.csv	2021-10-12-파요일	Microsoft Ercel	13.018KB
GV007200802109020002.csv	2021-09-24	Microsoft Excel	3KB	GV7280_02.csv	2021-10-12-25-25	Microsoft Excel	13.929KB
GV007200802109020003.csv	2021-09-24	Microsoft Excel	15,521KB	GV7280_03.csv	2021-10-12-新島管	Microsoft Excel	13,01348
GV007200802109020004.csv	2021-09-24	Microsoft Excel	14,551KB	GV7280_04.csv	2021-10-12-新年登	Microsoft Excel	10.13968
GV007200802109020005.csv	2021-09-24	Microsoft Excel	14,581KB	GV7280_05.csv	2021-10-12-新品管	Microsoft Excel	21,702KE
GV007200802109020006.csv	20	Microsoft Excel	15,899KB	GV7280_06.csv	2021-10-12-新品等	Microsoft Excel	12,058KB
GV007200802109020007.csv		Microsoft Excel	19,718KB	GV7280_00.csv	2021-10-12-新年第二	Microsoft Excel	12,038KE
GV007200802109020008.csv		Microsoft Excel	14,403KB		2021-10-12-新年第二	Microsoft Excel	13.041KF
GV007200802109020009.csv		Microsoft Excel	11,904KB	@ GV7280_08.csv			
GV007200802109020010.csv		Microsoft Excel	12,953KB	GV7280_09.csv	2021-10-12-取品管	Microsoft Excel	15,473KE
GV007200802109020011.csv	2021-09-24	Microsoft Excel	12,320KB	GV7280_10.csv	2021-10-12-新足量	Microsoft Excel	11,347KB
GV007200802109020012.csv	2021-09-24	Microsoft Excel	11,512KB	GV7280_11.csv	2021-10-12-新足量	Microsoft Excel	13,907KB
GV007200802109020013.csv	2021-09-24	Microsoft Excel	16,639KB	GV7280_12.csv	2021-10-12-화요일	Microsoft Excel	12,701KB
GV007200802109020014.csv	2021-09-24	Microsoft Excel	20,018KB	@ GV7280_13.csv	2021-10-12-职品量	Microsoft Excel	8,546KB
GV007200802109020015.csv	2021-09-24	Microsoft Excel	16,211KB	GV7280_14.csv	2021-10-12-파요일	Microsoft Excel Microsoft Excel	13,272KB
	202000000000000000000000000000000000000			© GV7280_15.csv © GV7280_16.csv		Microsoft Excel	14,827KE 14,788KE
GV007200802109130001.csv	2021-09-24	Microsoft Excel	3,609KB		2	Microsoft Excel	
GV007200802109130002.csv	2021-09-24	Microsoft Excel	3,360KB	GV7280_17.csv			16,275KB
GV007200802109130003.csv	2021-09-24	Microsoft Excel	5,268KB	© GV7280_18.csv		Microsoft Excel	15,455KB
GV007200802109130004.csv	2021-09-24	Microsoft Excel	5,569KB	@ GV7280_19.csv	200220002002000	Microsoft Excel	16,541KE
GV007200802109130005.csv	2021-09-24	Microsoft Excel	6,341KB	● GV7280_20.csv	2021-10-12-확유일	Microsoft Excel	12,903XB
GV007200802109130006.csv	2021-09-24	Microsoft Excel	6,687KB	@ GV7280_21.csv	2021-10-12-新乌留	Microsoft Excel	13,869KB
GV007200802109130007.csv		Microsoft Excel	2,287KB	● GV7280_22.csv	2021-10-12-하유일	Microsoft Excel	14,425KB
GV007200802109130008.csv		Microsoft Excel	5,564KB		2021-10-12-파요달	Microsoft Excel	16,745×8
GV007200802109130009.csv		Microsoft Excel	5,640KB	@ GV7280_24.csv	2021-10-12-新品質	Microsoft Excel	16,979KB
GV007200802109130010.csv		Microsoft Excel	7,003KB	@ GV7280_25.csv	2021-10-12-新品省	Microsoft Excel	20,538KB
GV007200802109130011.csv		Microsoft Excel	7,030KB	@ GV7280_26.csv	2021-10-12-新年皇	Microsoft Excel	15,607KE
GV007200802109130012.csv	2021-09-24	Microsoft Excel	7,234K8	GV7280_27.csv	2021-10-12-新品宝	Microsoft Excel	18,091KE
GV007200802109130013.csv	2021-09-24	Microsoft Excel	4.068KB		2021-10-12-取品室	Microsoft Excel	20.483KB
GV007200802109130014.csv	2021-09-24	Microsoft Excel	5,898KB		2021-10-12-파유일	Microsoft Excel	19,326KF
GV007200802109130015.csv	2021-09-24	Microsoft Excel	5,154KB		2021-10-12-좌요일	Microsoft Excel	12.225KB
GV007200802109130016.csv	2021-09-24	Microsoft Excel	5,265KB		2021-10-12-화유일	Microsoft Excel	17,592K
GV007200802109130017.csv	2021-09-24	Microsoft Excel	5,920KB		2021-10-12-타유일	Microsoft Excel	16,027KB
GV007200802109130018.csv	2021-09-24	Microsoft Excel	8.047KB		2021-10-12-파요일	Microsoft Excel	17,132KB

그림 2 전달 받은 운용 환경의 골프카트 필드 데이터

○ 필드 데이터 문제점 확인

- 미가공 형태의 데이터를 확인한 결과 실 운용 환경에서 다양한 변수로 인해 잡음 발생

	ID	BTGROUP	DATETIME	TVOL	Protection_State	C_D_State	TI	CVOL1	CVOL2	CVOL3	***	CVOL18
0	65535165535	2000.01#01 +8.00.80	0 +0	028	0	0>00	0.000	p.000	• .+00	0.000		2.000
1	65u35	65535	2000n01.01 00:00:80	09&00	000(0	0.9p	0.000	0.000(0.0+0	1.280	2 000		0.109
2	165535	65535	2000.01.01 08*00:80-00.00	00	0	0.00	0,000	0.000	0.000	0.000		0.00
3	₫8.4537	6553512080.01.09 00.00.80	00>00	000	090.0	0.001	0.00	0.002	0.000	0-000 • 0.000		0>000
4	65535	65135¥20†2.01>01 08:0 >80	01.00	000-8.0.0+	0.00	1.004	0.000	0 p00	1.010	0.00	100	0.p00
5	65525.65535	2000.+1.01.00:00 (0 • 0 • 00\$000	0\$0.00<0.000	0.00�	p.000 <p.01◆< td=""><td>0.000- 0.000</td><td>0.000</td><td>0.00p</td><td>0.000</td><td>0.000</td><td></td><td>0.00</td></p.01◆<>	0.000- 0.000	0.000	0.00p	0.000	0.000		0.00
6	45535	65535	2000.01#01.00.0:(†	080>00.00	0	0.0�	0.+02	0.000	0.800	0.000 0.000		0.000 1.000 0.000-
7	10	0.00	0.00		None	None	None	None	None	None		None
8	65%35	65535	2800.01.0s*00.00.80	00.00	000	0	0/0	0.+00	0.0	0.000		0.000

그림 3 유효하지 않은 데이터 예시

- 그림 2와 같이 다양한 원인으로부터 발생하는 유효하지 않은 데이터(Outlier 발생, 특수문자생성, 열 길이 다름 등)는 함수를 통해 해당하는 행 제거
- 필드 데이터 일부를 불러와 결측값이 있는지 확인
- 결측값은 데이터 분석에서도, 더 나아가 리튬배터리 AI 모델 구축을 할 경우에도 성능에 영향을 미칠 수 있는 값임
- 확보한 리튬배터리 필드 데이터에서는 결측값이 전체 양에 비해 비교적 적게 발생하며 이는 성능에 큰 영향을 미치지 않는다는 판단하에 해당 행을 제거하는 방식을 선택

swn	- 20		
ID	0		
BTGROUP	2		
DATETIME	2 2 3 3 4 4		
TVOL	3		
Protection_State	3		
C_D_State	4		
11	4		
CVOL1	4		
CV0L2	5		
CVOL3	4 5 6 9		
CVOL4			
CVOL5	10		
CV0L6	10		
CV0L7	11		
CVOLB	11		
CV0L9	13		
CVOL10	13		
CVOL11	15		
CV0L12	17		
CV0L13	19		
CVOL14	20		
CV0L15	22		
CVOL16	25		
CVOL17	31		
CYOL18	37		
CV0L19	40		
CV0L20	46		
CV0L21	52		
CV0L22	62		
CV0L23	73		
CV0L24	87		
TEMP	98		
SOC	115		
HOS	124		
dtype: int64	SAMOLE .		

그림 4 확보한 필드 데이터 결측값 여부 확인

○ 필드 데이터 특징

- 다음은 제공받은 운용 환경의 리튬배터리 원본 데이터 중 전압, 전류, 온도(센서가 2개인 경우 평균을 취함) 특성값에 대한 그림이며 각기 다른 제품에 장착되어 있고 전체적으로 다른 형태를 띄고 있음
- 비교적 규칙적으로 충방전이 이루어지기도 하지만 전체적인 스케일, 충전기 알고리즘의 차 이에 따른 데이터 구조가 다름을 보임
- 추후 배터리 데이터 특징에 따른 각각의 AI 모델 개발도 고민해야 할 것으로 보임

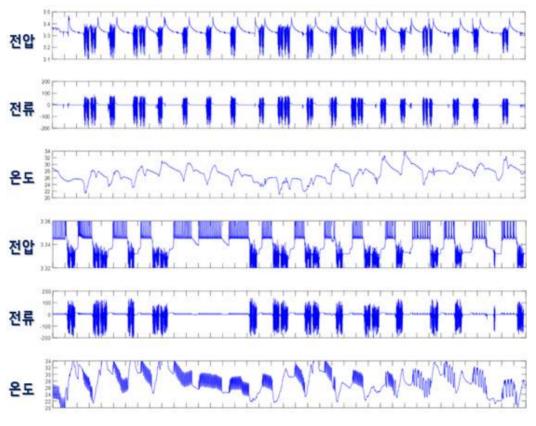


그림 5 운용 환경의 리튬배터리 원본 데이터 예시 (약 2주분)

2) 리튬배터리 필드 데이터 정제 알고리즘 개발

- 데이터 정제 알고리즘은 필드 데이터 분석 결과를 바탕으로 내부 저항 예측 AI 모델 구축에 용이하게 정제해야 함
- 휴지기 데이터 자동 인식 및 삭제
- 필드에서 사용되는 리튬배터리는 사용자에 의해 항상 쓰이고 있는 상태는 아니며 때에 따라 며칠 동안 방치되기도 함
- 긴 기간동안 미운용 중인 상태로 배터리 데이터가 센싱될 경우 인공지능 모델이 불량을 예측하는 데에는 유효하지 않은 데이터가 많이 포함되어 있을 수 있음
- 다음과 같은 방법들은 전부 사용자의 필요에 맞게 모드 선택형으로 설계

1) 배터리 미가동 시간 임의 고정

- 데이터를 필요로 하지 않는 구간을 설정하여 삭제
- 2) 배터리 상태에 따라
- 배터리의 상태(충전, 방전, 대기)에 따라 삭제
- 3) 셀 밸런싱 상태에 따라
- 셀 밸런싱 구간을 인식하여 제거하지 않고 AI 진단에 활용

4) 휴지기 데이터 포함

- 휴지기 데이터를 제거하지 않고 활용
- 다양한 원인에 의해 발생하는 Outlier 제거
- 실제 배터리 운용 환경에서는 Human error, noise, 충전기 상태 등 예측 불허한 상황이 발생할 수 있어 AI 모델에 유요한 데이터를 취할 수 있도록 Outlier 제거 기능
- 시계열 데이터의 Outlier 제거를 위해 가장 많이 쓰이는 Moving Averages 방법을 적용했으며 기능은 구현되어 있으나 실제 프로세스에서는 동작하지 않도록 설계함

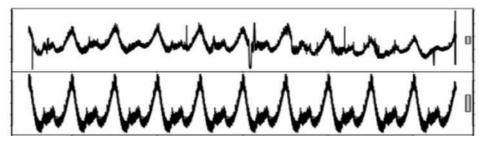


그림 6 Outlier 제거 예시, 위는 제거 전, 아래는 제거 후

○ 가변 데시메이션 기능

- 장기간의 데이터의 수집이나 실제 상업용으로 사용할 경우 비용, 관리 관점에서 제약이 있으므로 가변 데시메이션 기능 설계
- 불량 데이터 다량 발생으로 인공지능의 정확도가 향상되면 가변 데시메이션 기능을 이용한 비교를 통해 추후 관제시스템의 과부하를 막고 비용을 낮출 수 있는 장점이 있음
- 다양한 Sensing sampling rate 지원
- 사용자가 원하는 down rate 선택 가능

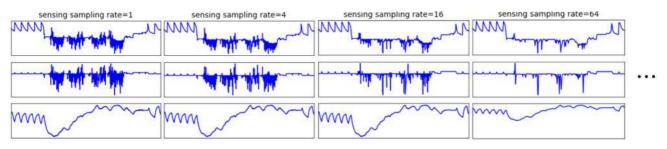


그림 7 가변 데시메이션 기능 적용 예시

3) 리튬배터리 내부 저항 예측 인공지능 기술

- Supervised learning 기반 AI 학습 알고리즘
- 다차원 시계열 데이터인 리튬배터리 충방전 데이터를 AI 모델에 적용하기 위해서는 시계열 데이터에 적합한 인공신경망 선정과 최적화가 필수임
- BMS에서 측정한 전압, 전류, 온도의 시계열 데이터를 하나의 AI 입력으로 사용하고 긴 시계 열 데이터의 연관성을 분석하기 위해 CNN을 개선한 구조인 dilated CNN 구조를 적용함
- 기존 CNN 구조는 정해진 지역의 연관성만을 탐색한다면 sparse한 뉴런간의 연결을 통해 dilated CNN 구조는 인공신경망 층이 높아질수록 기하급수적으로 넓은 지역의 연관성을 탐색할 수 있는 구조임

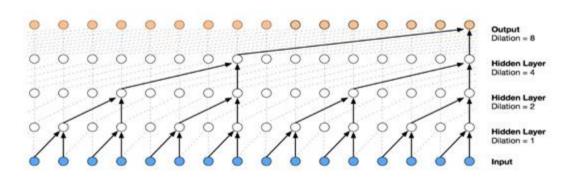


그림 8 Dilated CNN의 개념도

- 리튬배터리 내부 저항 예측 인공지능 기술 개발
- 내부 저항 예측을 위한 인공지능 모델은 다음과 같고 리튬배터리의 상태 정보(전압, 전류, 온도 등)의 시계열 데이터를 입력으로 받아 데이터 정제 알고리즘을 거친 후 리튬배터리의 내부 저항 값을 출력하는 인공신경망을 학습
- 이후 인공신경망이 출력하는 예측값과 실제로 측정한 내부 저항 값과의 차이 값을 최소화 하는 방법으로 인공신경망을 훈련함

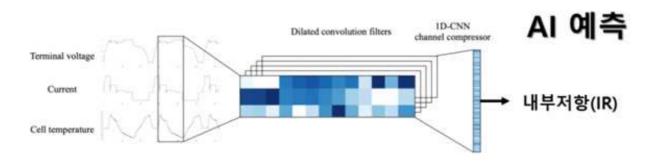


그림 9 리튬배터리 필드 데이터 내부 저항 예측 인공지능 모델 구조

- K-fold cross validation 적용
- AI 모델의 사전 검증을 위해 AI 모델의 모든 결과 값은 K-fold cross validation (K=5) 과정을 거침
- 테스트 데이터를 바꿔가며 평가하는 방법을 여러 번 반복 후 이러한 결과들의 평균을 통해 최종 결과값을 도출하는 방식



그림 10 K-fold cross validation을 통한 AI 모델 검증 예시

- 리튬배터리 내부 저항 예측 인공지능 기술 학습 결과
- AI 모델의 평가 지표는 Mean Absolute Error(MAE), Root Mean Squared Error(RMSE), 오차 율을 이용하여 검증함
- 평균적으로 MAE는 7.9692 m Ω , RMSE는 7.6213 m Ω , 오차율은 7.35%로 리튬배터리의 내부 저항을 예측함

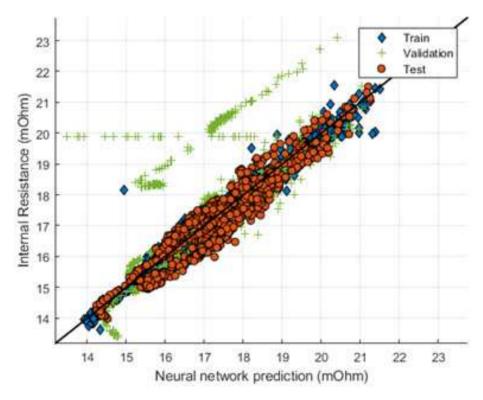


그림 11 리튬배터리 내부 저항 예측 결과 및 시각화

Mean Absolute Error(MAE) $MAE = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n} |y_j - \hat{y}_j|$ Root Mean Squared Error(RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N} (Predicted_{i} - Actual_{i})^{2}}{N}}$$

ercent En	01	
error =	$1 \sum_{n=1}^{n} Act$	$ ual_j - Predicted_j $
error -	$n \underset{j=1}{\swarrow}$	$Actual_j$

	Metrics	내부 저항 (IR)	
	MAE (mΩ)	7.9064	
Iteration 1	RMSE (mΩ)	8,6438	
	Error rate (%)	7.35	
	MAE (mΩ)	7.8872	
teration 2	RMSE (mΩ)	8.4457	
	Error rate (%)	7.29	
	MAE (mΩ)	8.0124	
teration 3	RMSE (mΩ)	8.7058	
	Error rate (%)	7.39	
	MAE (mΩ)	8.2457	
teration 4	RMSE (mΩ)	8.9134	
	Error rate (%)	7.45	
	MAE (mΩ)	7.7945	
Iteration 5	RMSE (mΩ)	8.3978	
	Error rate (%)	7.27	
	MAE (mΩ)	7.9692	
Average	RMSE (mΩ)	8.6213	
	Error rate (%)	7.35	

그림 12 인공지능 내부 저항 추정 정확도 결과 (K-fold cross validation 적용)

3. 참여 인력 역할 분담

참여인력 구분	성명	소속	역할
연구 책임자	정의림	한밭대학교	과제 총괄
기업 연구원	박검재	테크앤	리튬배터리 필드 데이터 관련 자문
대학원생 연구원	김성현	한밭대학교	리튬배터리 내부 저항 예측 인공지능 기술 개발
학부생 연구원	현인영	한밭대학교	리튬배터리 내부 저항 예측 인공지능 기술 개발
학부생 연구원	윤웅종	한밭대학교	리튬배터리 내부 저항 예측 인공지능 기술 개발
학부생 연구원	윤승미	한밭대학교	필드 데이터 특징 분석 및 알고리즘 기술 개발
학부생 연구원	조동석	한밭대학교	필드 데이터 특징 분석 및 알고리즘 기술 개발

4. 과제비 집행 결과

	비목	계획	집행	잔액	집행율(%)
인건비	내부인건비 (기업 참여연구원 현물)	5,000 (현물)	5,000 (현물)	0	100
	대학원생 인건비	6,000	6,000	0	100

학부생 장학금	4,000	4,000	0	100
연구 시설/장비비				
연구 재료비				
연구 활동비				
합계				