



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

공학박사학위논문

전류 센서리스 기반의
셀 전압 정보를 이용한 배터리
내부 상태 추정

**Current Sensor-less Battery Internal State
Estimation Using Cell Voltage**

2016 년 2 월

서울대학교 대학원

전기·컴퓨터공학부

전 창 윤

전류 센서리스 기반의
셀 전압 정보를 이용한 배터리
내부 상태 추정

지도 교수 조 보 형

이 논문을 공학박사 학위논문으로 제출함
2015 년 12 월

서울대학교 대학원
전기·컴퓨터공학부
전 창 윤

전창윤의 공학박사 학위논문을 인준함
2015 년 12 월

위 원 장 설 승 기

부위원장 조 보 형

위 원 하 정 익

위 원 최 재 호

위 원 김 중 훈

초 록

배터리 관리 시스템(battery management system)은 배터리의 전압, 전류, 온도 정보를 이용하여 배터리의 잔존용량(SOC, state-of-charge), 노화 상태(SOH, state-of-health)를 추정하며, 배터리를 안전한 영역에서 동작할 수 있도록 감시, 보호하고 현재 상태를 외부에 제공한다. 그중에서도 배터리의 상태 추정 알고리즘을 통해서 얻은 정보는 효율적인 시스템 사용을 위한 배터리의 충방전 계획 수립 및 결정에 직접적으로 영향을 미치므로 정확한 추정 결과는 배터리 관리 시스템의 가장 중요한 요소 중 하나이다. 하지만 사용하는 기기의 특성에 따라 이러한 중요 요소의 우선순위는 달라질 수도 있다.

소수의 셀(cell)을 사용하는 휴대용 기기의 경우, 배터리에 상대적으로 단순한 충방전 부하 프로파일(load profile)이 인가되며, 전체 동작 시간 대비 실사용 시간이 대기(standby) 시간에 비해 짧다. 이러한 특징으로 인해 대기 시간 동안 내부 상태 추정 오차를 보정할 수 있으므로 배터리 상태 추정 알고리즘을 구현하는데 있어 아주 정확한 추정정보다는 알고리즘의 간단성, 구현의 편의성, 적은 소모전력과 같은 목표가 상대적으로 중요하다. 반면, 다수의 셀을 직병렬 구조로 사용하는 기기는 대용량의 전력과 에너지를 처리하며 배터리의 교체가 쉽지 않기 때문에 보다 정밀한 상태 추정을 통한 지속적이면서도 안전한 배터리 사용이 필요하다. 하지만 정확도가 높은 배터리의 내부 상태 추정은 상당히 복잡한 배터리 모델과 알고리즘을 사용하기 때문에 전체 시스템의

계산량과 알고리즘 추정 성능 간의 타협이 필요하다.

본 논문에서는 배터리 전기 회로 모델 기반의 필터(electric circuit model-based filter)를 사용하여 추가적인 전류 정보 없이 배터리의 셀 단자 전압(terminal voltage)을 필터링하여 배터리에 인가된 전류 및 SOC 정보를 추정하는 알고리즘을 제안한다. 제안한 알고리즘을 실제 배터리에 적용하는 과정을 통해 알고리즘의 간단성 및 구현의 편의성에 대해서 논의한다. 또한, 제안한 셀 상태 추정 알고리즘은 배터리 팩의 각 셀에 적용하면 셀 간 편차에 관한 정보를 줄 수 있으므로, 배터리 팩의 상태 추정에 영향을 끼칠 수 있는 셀을 판별하여 배터리 팩의 상태 추정에서 불필요한 계산량을 줄여 주는 알고리즘으로도 사용할 수 있다. 이를 위해 배터리의 간단한 모델 구축, 파라미터 추출 방법 및 전체 구현 과정에 대해 논의하고 정전류(constant current) 프로파일 및 축소화된 하이브리드 자동차(HEV, hybrid electric vehicle) 프로파일을 이용하여 알고리즘의 추정 결과를 제시한다.

추가로 제안한 셀 상태 추정 방법의 확장성을 가늠하기 위해 다양한 조건에서 알고리즘의 성능을 분석하고 발생할 수 있는 문제점 파악 및 가능한 해결책을 제시한다. 먼저 배터리의 파라미터 허용오차(tolerance)로 인해 나타나는 파라미터 간극이 알고리즘의 성능 및 특성에 끼치는 영향을 통계 분석 도구인 몬테카를로 방법(Monte Carlo method)을 이용하여 확인한다. 두 번째로 온도, 배터리의 노화, SOC, 전류 크기에 따른 모델 파라미터의 변화를 실험을 통해 확인하고 추정 성능 향상을 위한 수정된 모델을 제시한다. 세 번째로 배터리의 전극 물질에 따른 특성 차이를

반영하기 위해 다양한 종류의 리튬 이온 배터리의 파라미터 추출 실험을 진행하고, 리튬 계열 배터리 중 가장 다른 특성을 보이는 리튬 인산철(LFP, lithium iron phosphate) 배터리에 알고리즘을 적용한다. 마지막으로 부하 프로파일의 주파수 특성에 따라 배터리 모델의 한계점 유무를 이산 웨이블릿 변환(DWT, discrete wavelet transform)의 다해상도 분석(MRA, multi-resolution analysis)을 이용해 확인한다.

전류 센서리스 기반의 배터리 내부 상태 추정 알고리즘은 배터리의 외부, 내부 요인으로 인해 구동 범위가 제한되며 단독으로 사용 시 배터리의 특성 변화를 직접 알고리즘에 반영해줄 수 없다는 약점이 존재한다. 하지만 이러한 한계에도 불구하고 이 기법은 적은 계산량, 알고리즘의 간단성으로 인해 알고리즘을 탑재하는 공간의 제약이 존재하는 휴대용 기기 시스템, 정밀한 상태 추정을 위한 간단한 셀 간 편차 분석이 필요한 대용량 전기 자동차 시스템, 상대적으로 저렴한 가격이 목표인 소규모의 가정용 에너지 저장 시스템(ESS, Energy Storage System)에 적용할 수 있다.

주요어 : 배터리 관리 시스템, 잔존 용량, 전류 센서리스, 셀 불균형, 통계 분석, 리튬 이온 배터리

학 번 : 2011-30252

목 차

초 록.....	i
기호 및 약어.....	xv
제 1 장 서 론.....	1
1.1 연구의 배경.....	1
1.2 연구의 목적 및 범위.....	4
1.3 논문의 구성.....	8
제 2 장 배터리 관리 시스템.....	10
2.1 휴대용 기기의 배터리 관리 시스템.....	12
2.1.1 구성 요소.....	12
2.1.2 소수 셀용 배터리 관리 시스템의 목표.....	13
2.2 대용량 기기의 배터리 관리 시스템.....	15
2.2.1 구성 요소 및 배터리 관리 시스템 구조.....	15
2.2.2 직병렬 배터리 팩용 배터리 관리 시스템의 목표.....	17
2.2.3 직병렬 배터리 팩용 셀 진단 알고리즘의 의미.....	20
2.3 배터리 관리 시스템에서 간단한 알고리즘의 필요성.....	21
제 3 장 배터리 단자 전압 필터링을 통한 배터리 관리 시스템.....	22
3.1 배터리 등가 회로 모델 및 등가 파라미터 추출.....	22
3.1.1 배터리 용어 정리.....	22

3.1.2 배터리 등가 모델.....	25
3.1.3 배터리 파라미터 추출.....	27
3.2 배터리 단자 전압 필터링을 통한 배터리 셀 상태 추정 알고리즘	32
3.2.1 알고리즘 동작 설명.....	32
3.2.2 실험 세트 구성 및 실험 결과 분석 방법	40
3.2.3 검증 실험 프로파일.....	42
3.2.4 배터리 등가 모델 형태에 따른 특성 비교.....	48
3.3 배터리 팩 관리 장치용 셀 간 불균형 판단 알고리즘	50
3.3.1 셀 간 차이를 분석하는 불균형 판단 알고리즘	50
3.3.2 실험 세트 구성 및 실험 결과 분석 방법	58
3.3.3 검증 실험 프로파일 및 실험 과정.....	60
3.4 간단한 배터리 팩 상태 추정 알고리즘	74
3.4.1 배터리 OCV-SOC 구간 설정을 통한 배터리 팩 사용 범위 결정	74
3.4.2 배터리 팩의 SOC 추정 결과.....	76

제 4 장 배터리 모델 차이에 따른 제안한 배터리 관리 시스템의 성능 분석..... 79

4.1 모델 파라미터 허용 오차에 따른 성능 분석.....	80
4.2 배터리 모델 간략화에 따른 성능 분석.....	89
4.2.1 온도 변화에 따른 배터리 모델.....	90
4.2.2 노화시 배터리 모델.....	99

4.2.3 SOC 및 전류 크기에 따른 임피던스 변화 고려	110
4.3 배터리 종류에 따른 모델 및 알고리즘 고려	112
4.3.1 LFP 배터리 모델링	116
4.3.2 LFP 배터리에 배터리 단자 전압 필터링 알고리즘 고려	122
4.4 시스템의 부하 프로파일에 따른 성능 분석	123
4.4.1 부하 프로파일의 주파수 분석 과정	124
제 5 장 결 론	131
5.1 결론	131
5.2 향후 과제	133
참고문헌	135
부 록	145
A.1 배터리 랜들스 모델 및 모델 간략화 과정 [51]	145
A.2 배터리 OCV-SOC 테이블 정리 과정	148
A.2.1 OCV-SOC 관계의 hysteresis 점검	148
A.2.2 OCV-SOC 테이블 제작 과정	149
Abstract	151
감사의 글	153

표 목차

표 2.1 사용 기기에 따른 배터리 상태 추정 알고리즘 특징.....	11
표 3.1 Samsung SDI의 ICR18650-26F 리튬 이온 배터리 데이터 시트 [47].	23
표 4.1 Samsung B600BK 배터리의 온도에 따른 배터리 용량.....	90
표 4.2 Samsung B600BK 배터리의 온도에 따른 배터리 등가 저항.....	91
표 4.3 각 cycle별 배터리 노화 테스트 프로파일 정리.....	102
표 4.4 Samsung EB-L1H2LLK 배터리 노화에 따른 등가 파라미터 변화.....	108
표 A.1 Samsung B600BK 배터리의 충방전에 따른 OCV-SOC 관계.....	148
표 A.2 Samsung B600BK 배터리의 SOC에 따른 OCV 기울기.....	150
표 A.3 Samsung B600BK 배터리의 최종 OCV-SOC 테이블.....	150

그림 목차

그림 2.1 일반적인 전기 자동차의 구조도	10
그림 2.2 배터리 단위 셀의 배터리 관리 시스템 구조도	13
그림 2.3 정전류로 배터리 충전시 센싱된 전류 데이터 분포 예시(0.52 A, 1 kHz 샘플링, 100 s 데이터).....	14
그림 2.4 제안한 배터리 팩의 배터리 관리 시스템 구조도	16
그림 3.1 내부 임피던스 구조에 따른 배터리 모델 분류: (a) 직렬 저항 모델, (b) 간략화한 랜들스 모델, (c) 임피던스 모델.....	26
그림 3.2 Samsung B600BK 배터리의 OCV-SOC 관계.....	27
그림 3.3 배터리 용량 및 OCV-SOC 관계 도출을 위한 전류 프로파일.....	28
그림 3.4 배터리 파라미터 도출 프로파일 인가 시 전압 파형.....	28
그림 3.5 정전류 인가를 통한 배터리 파라미터 추출 방법: (a) 직렬 저항 모델, (b) 간략화된 랜들스 모델.....	30
그림 3.6 간단한 RC 배터리 모델.....	32
그림 3.7 OCV-SOC 곡선의 기울기 비교.....	36
그림 3.8 OCV-SOC 곡선과 정전류로 인가시 평균 충전 전압 비교.....	36
그림 3.9 정전류 인가시 간략화되는 배터리 모델(a) 및 이를 이용한 파라미터 추출 방법(b).....	38
그림 3.10 배터리 단자 전압 정보를 이용한 배터리 셀 SOC 추정 알고리즘의 순서도	39
그림 3.11 하드웨어 실험 장비 구성.....	40

그림 3.12 추정 오차 계산을 위한 SOC 참값 계산 과정(CCC).....	41
그림 3.13 파라미터 추출 프로파일 인가시 배터리 전압 파형 및 추정된 OCV 파형.....	43
그림 3.14 파라미터 추출 프로파일 인가시 측정한 전류 및 추정된 전류 파형.	43
그림 3.15 파라미터 추출 프로파일 인가시 SOC 추정 결과.....	44
그림 3.16 실제 측정한 휴대폰의 동작 중 전류 파형.....	44
그림 3.17 실제 측정한 휴대폰의 동작 중 전압 파형.....	45
그림 3.18 전류 프로파일(그림 3.16) 인가시 SOC 추정 결과 및 최대 추정 오차.....	47
그림 3.19 QPC를 이용한 각 추정 알고리즘의 계산 시간 비교(1000번 시뮬레이션 진행).....	48
그림 3.20 SOC 70~100% 구간의 배터리 모델 기반 LPF의 보드선도.....	49
그림 3.21 배터리 등가 모델 형태에 따른 추정 성능 비교.....	50
그림 3.22 배터리 단자 전압 필터링을 이용한 셀 간 차이 판단 알고리즘....	52
그림 3.23 추정 전류 일치화 알고리즘의 동작 파형.....	53
그림 3.24 필터링된 배터리 단자 전압 정보를 이용한 밸런싱 제어기.....	57
그림 3.25 배터리 팩용 하드웨어 실험 장비 구성.....	58
그림 3.26 배터리 팩용 간단한 SOC 추정 오차 계산 방법.....	60
그림 3.27 배터리 팩의 셀 간 편차 및 파라미터 추출을 위한 전류 파형.....	60
그림 3.28 배터리 팩의 셀 간 파라미터 추출 실험 시 배터리 팩의 SOC.....	61
그림 3.29 12S1P 배터리 팩의 셀 전압 파형.....	61

그림 3.30 배터리 셀의 내부 등가 저항.....	62
그림 3.31 배터리 셀의 내부 등가 저항 비율.....	63
그림 3.32 배터리 셀의 용량 비율.....	63
그림 3.33 축소화된 HEV 전류 프로파일.....	64
그림 3.34 축소화된 HEV 전류 프로파일 인가시 셀 전압.....	65
그림 3.35 초기 파라미터에 오차가 존재하며 추정 전류 균등화 과정을 진행하지 않았을 때 추정한 전류 파형.....	65
그림 3.36 초기 파라미터에 오차가 존재하며 추정 전류 균등화 과정을 진행하였을 때 추정한 전류 파형.....	66
그림 3.37 초기 오차가 존재 시 각 셀의 등가 저항 비율의 변화.....	67
그림 3.38 초기 오차 존재 시 각 셀의 등가 정전용량 비율의 변화.....	67
그림 3.39 초기 오차가 존재하는 각 셀의 등가 저항 및 등가 정전용량 비율의 수렴 현상.....	68
그림 3.40 그림 3.39의 최종 등가 저항 및 정전용량 비율을 초기값으로 설정시 최종 수렴 결과.....	68
그림 3.41 측정한 각 셀의 등가 저항 비율(평균값)과 추정 전류 균일화 과정으로 얻은 값 비교.....	69
그림 3.42 측정한 각 셀의 등가 정전용량 비율(평균값)과 추정 전류 균일화 과정으로 얻은 값 비교.....	70
그림 3.43 파라미터 추출 전류 프로파일(그림 3.27)인가시 측정된 전류 및 추정된 전류 파형.....	71
그림 3.44 최대 오차 계산 구간(방전 종료 후 1시간 rest 진행).....	71

그림 3.45 각 셀의 최대 오차 계산시 SOC 차이.....	72
그림 3.46 각 셀의 최대 오차 계산 시 남아있는 전하량.....	73
그림 3.47 각 셀에 남아있는 전하량(8번 셀의 전하량 기준).....	73
그림 3.48 배터리 셀의 사용 범위에 따른 배터리 팩의 사용 범위.....	75
그림 3.49 추정 전류 일치화 회로 구동 전 각 셀의 추정된 SOC.....	76
그림 3.50 추정 전류 일치화 회로 구동 후 각 셀의 추정된 SOC.....	77
그림 3.51 배터리 팩의 SOC 추정 결과.....	77
그림 3.52 보정된 전류 적산법 대비 배터리 팩의 SOC 추정 오차.....	78
그림 4.1 배터리의 내부 등가 저항 분포(100개 샘플, 허용오차 30%).....	83
그림 4.2 배터리의 용량 분포(100개 샘플, 허용오차 5%).....	83
그림 4.3 배터리가 rest에 들어갔을 때 SOC 오차 변화.....	84
그림 4.4 SOC 오차가 5% 이내로 감소되는데 걸리는 시간 히스토그램.....	84
그림 4.5 정전류 충방전시 C-rate에 따른 최대 SOC 추정 오차 크기.....	85
그림 4.6 간단한 RC 배터리 모델 사용 시 SOC, 전류 추정의 한계.....	87
그림 4.7 실제 배터리 OCV-SOC와 알고리즘에서 사용한 OCV-SOC 분포 차이(100개 샘플).....	88
그림 4.8 배터리가 rest에 들어갔을 때 SOC 오차 변화(OCV-SOC 오차 존재시).....	88
그림 4.9 선형화 모델로 근사화한 온도에 따른 배터리 용량.....	92
그림 4.10 선형화 모델로 근사화한 온도에 따른 배터리 등가 저항.....	92
그림 4.11 스텝 전류 인가시 SOC 추정 성능 비교(10℃).....	93
그림 4.12 정전류 인가시 SOC 추정 성능 비교(40℃).....	93

그림 4.13 온도에 따른 OCV-SOC 관계.....	94
그림 4.14 SOC와 온도에 따른 OCV 차이(25°C OCV 기준).....	96
그림 4.15 충방전에 따른 내부 등가 저항 차이 비교를 위한 충방전 테스트 시 전압 파형(-20°C).....	98
그림 4.16 정전류 충방전시 충방전 저항값을 이용한 추정 알고리즘의 추정 성능.....	98
그림 4.17 매 30 cycle 기반의 가속 노화 테스트 프로파일의 온도 설정.....	100
그림 4.18 가속 노화 프로파일 중 용량 측정, OCV 측정 프로파일.....	101
그림 4.19 정전류 충방전을 통한 가속 노화 프로파일.....	101
그림 4.20 Cycling 실험에 따른 배터리 용량 변화.....	103
그림 4.21 노화에 따른 배터리 OCV-SOC 테이블의 변화.....	104
그림 4.22 배터리 파라미터 추출 프로파일에 따른 각 cycle당 배터리 전압 파형.....	106
그림 4.23 노화에 따른 직렬(R_{in}) 저항 크기의 변화.....	106
그림 4.24 노화에 따른 R_{diff} 저항 크기의 변화.....	107
그림 4.25 노화에 따른 배터리 등가 저항($R_{in}+R_{diff}$) 크기의 변화.....	107
그림 4.26 새 배터리의 파라미터와 노화된 배터리 파라미터를 이용한 SOC 추정 성능 비교.....	109
그림 4.27 INR18650-13P 배터리의 SOC에 따른 EIS로 측정된 임피던스.....	110
그림 4.28 INR18650-20R 배터리의 전류 크기에 따른 전압 강하.....	111
그림 4.29 전류 크기에 따른 내부 등가 저항 크기 변화.....	112
그림 4.30 배터리 종류에 따른 EIS 측정 결과.....	114

그림 4.31 배터리 종류에 따른 순환 전압전류 곡선.....	114
그림 4.32 NMC 계열 배터리의 충방전에 따른 OCV-SOC 관계.....	115
그림 4.33 LFP 배터리의 OCV-SOC 관계 도출을 위한 전류 프로파일.....	116
그림 4.34 LFP 배터리의 OCV-SOC 관계 도출을 위한 측정된 전압 파형...	117
그림 4.35 정전류 인가시 측정된 전압 파형을 이용한 OCV-SOC 추출.....	118
그림 4.36 LFP 배터리의 minor loop 모델링을 위한 zig-zag 전류 프로파일..	119
그림 4.37 LFP 배터리의 minor loop 모델링을 위한 zig-zag 전류 프로파일 인가시 SOC 결과.....	119
그림 4.38 LFP 배터리의 zig-zag 전류 프로파일 인가시 SOC에 따른 배터리 단자 전압 파형과 충방전 major loop OCV-SOC.....	121
그림 4.39 SOC 변화량에 따른 LFP 배터리의 minor loop 설정.....	122
그림 4.40 축소화된 HEV 프로파일 인가시 추정된 SOC와 실제 SOC.....	123
그림 4.41 이산 웨이블릿 변환(DWT)의 다해상도 분석(MRA)을 통해 분리한 신호의 주파수 영역.....	125
그림 4.42 부하 프로파일의 주파수 분석을 위한 모의 실험 과정.....	126
그림 4.43 배터리 모델을 통해 추출한 펄스(A0), DWT MRA 통과한 펄스(A5), 정전류(CC) 방전시 전압.....	127
그림 4.44 배터리 단자 전압(A0)과 DWT MRA로 얻어진 전압 파형(A5)의 주파수 스펙트럼.....	128
그림 4.45 펄스(A0), 정전류(CC), DWT MRA 통과한 펄스(A5) 방전시 SOC: (a) 전체 파형, (b) 0~30초 확대 파형.....	129
그림 4.46 펄스 충방전시 SOC 변화량 계산.....	130

그림 A.1 랜들스 모델.....	145
그림 A.2 확산의 간략한 등가 모델.....	147

기호 및 약어

ADC	Analog-to-digital conversion
BMS	Battery management system
CC	Constant current
CCC	Compensated Coulomb counting
CV	Constant voltage
DAQ	Data acquisition
DEKF	Dual extended Kalman filter
DFT	Discrete Fourier transform
DWT	Discrete wavelet transform
EIS	Electrochemical impedance spectroscopy
EKF	Extended Kalman filter
ESR	Equivalent series resistance
ESS	Energy storage system
EV	Electric vehicle
FFT	Fast Fourier transform
FTV	Filtered terminal voltage
GPIB	General purpose interface bus
HEV	Hybrid electric vehicle
HPF	High pass filter
LCO	Lithium cobalt oxide

LIB	Lithium-ion battery
LFP	Lithium iron phosphate
LMO	Lithium manganese oxide
LPF	Low pass filter
LTO	Lithium titanate oxide
NCA	Lithium nickel cobalt aluminum oxide
NMC	Lithium nickel manganese cobalt oxide
MRA	Multi-resolution analysis
OCP	Over current protection
OCV	Open-circuit voltage
OTP	Over temperature protection
OVP	Over voltage protection
SOC	State-of-charge
SOH	State-of-health
SOP	State-of-power
SPKF	Sigma-point Kalman filter
UKF	Unscented Kalman filter
UVP	Under voltage protection
A_n	Approximation components of the DWT
C	Equivalent capacitance in simple RC battery model [F]
C_{diff}	Diffusion capacitance in simplified equivalent circuit model [F]

C_i	C of i -th cell in series battery pack [F]
C_n	Battery capacity (discharge capacity) [As]
D_n	Detail components of the DWT
E	SOC estimation error
f_s	Sampling frequency [Hz]
G_{C_i}	Relative proportion of i -th cell's equivalent capacitance
G_{R_i}	Relative proportion of i -th cell's equivalent resistor
I	Estimated current [A]
i	i -th cell in series-connected battery pack
K	Derivative of SOC with respect to time
Q_i	Remaining charge of i -th cell in series battery pack [As]
R	Equivalent resistance in simple RC battery model [Ω]
R_{diff}	Diffusion resistance in simplified equivalent circuit model [Ω]
R_i	Equivalent resistance of i -th cell in series battery pack [Ω]
R_{in}	Internal resistance in simplified equivalent circuit model [Ω]
T	Operation period of the estimated current equalizer
T_s	Sampling period [s]
V_C	Voltage of equivalent capacitance in simple RC battery model [V]
V_{diff}	Voltage of diffusion resistance [V]
V_R	Voltage of equivalent resistance in simple RC battery model [V]
V_t	Battery terminal voltage [V]
α	Smoothing factor of LPF and HPF

제 1 장 서 론

1.1 연구의 배경

리튬 이온 배터리(LIB, lithium-ion battery)는 다른 2차 전지보다 상대적으로 높은 전압, 높은 에너지 밀도, 낮은 자가 방전율, 긴 수명 등의 장점이 있다. 이러한 특징으로 인해 리튬 이온 배터리는 휴대용 기기부터 전기/하이브리드 자동차(EV/HEV, electric/hybrid electric vehicle), 신재생 에너지원과 분산 전원 시스템의 대용량 에너지 저장 시스템(ESS, energy storage system)까지 그 수요가 증가되었으며, 이러한 수요 증가는 향후에도 지속될 것으로 예상되고 있다 [1-3]. 이러한 리튬 이온 배터리는 동작 범위에 따라서 배터리의 안정성 및 지속적으로 에너지를 충방전할 수 있는 특성이 결정되므로 배터리를 효율적으로 사용하기 위해서는 과충방전 방지, 내부 상태 및 수명을 예측하는 배터리 관리 시스템(BMS, battery management system)의 역할이 중요하다 [4-6].

그중에서 배터리의 잔존용량(SOC, state-of-charge), 노화 상태(SOH, state-of-health) 추정은 사용 가능한 에너지와 전력량을 계산하는 데 사용되는 지표로써 배터리 관리 시스템의 필수 요소이다. 또한, 배터리를 탑재한 시스템의 특성에 따라 다음과 같이 배터리 관리 시스템에 부가적으로 고려할 요소도 존재한다. 리튬 이온 배터리를 가장 많이 사용하는 휴대용 기기는 배터리의 개수가 단위 셀(cell) 혹은 소수의 단일 전력원이며, 추정 알고리즘이 탑재되는 칩과 주변 회로에 공간 제약이 존재하기 때문에

알고리즘의 복잡성, 추정 및 센싱 회로로 인한 전력 소모를 줄여야 한다. 또한, 교체가 상대적으로 쉬운점과 외부 온도 변화에 민감하게 반응하는 점이 알고리즘에 고려되어야 한다. 그와 달리 대용량의 배터리 팩(battery pack) 시스템에서는 에너지와 전력량, 시스템 효율로 인해 배터리를 직병렬 구조로 연결하여 사용하며 장시간 운용해야 하므로 수많은 셀의 상태를 추적하고 노화 요소를 고려한 정확한 내부 상태를 추정하는 과정이 중요한 요소가 된다.

배터리 상태를 정확하게 추정하기 위한 기존 연구들은 배터리의 전류 정보를 기본적으로 사용하였다. 배터리의 전류 정보는 일반적으로 전류 적산법 (Coulomb counting method, Ampere-hour counting method)을 통해 배터리의 용량을 계산하는 데 도움이 되고 SOC를 추정하는 데에도 사용된다 [7, 8]. 또한, 배터리의 단자 전압(terminal voltage)과 전류의 관계를 통해 배터리의 내부 파라미터를 예측하는 지표로도 사용된다 [9, 10]. 하지만 이러한 전류 정보를 사용하는 추정 알고리즘은 전류 센싱의 전력 소모 문제, 전류 센싱 이득(gain)의 오차, 전류 오프셋(offset) 오차로 인해 대량생산하는 휴대용 기기에 적용하기에는 불리하다. 이를 보완하기 위해 배터리의 상태 추정 알고리즘(estimation algorithm)에서 전류 정보를 사용하지 않고 배터리 모델 정보와 전압 정보를 통해서 배터리 SOC 추정 알고리즘을 구현하려는 연구가 진행되었다 [11, 12]. 다만 이러한 연구 방식들은 배터리 전류 정보의 부족으로 배터리 노화 요소를 직접적으로 반영해 줄 수는 없으므로 노화 시 추정 성능이 감소될 수 있다.

용량 증대를 위해 다수의 배터리를 사용하는 시스템의 경우, 일반적으로

배터리 스크리닝(screening) 과정을 통해 셀 간의 특성 차이가 작다고 가정한다 [13-15]. 하지만 배터리 팩의 구조 불균형 [16], 내부 온도 불균형 [17], 노화 차이로 인한 셀 간 파라미터 불균형이 발생할 수 있으므로 셀 간 상태 추정에 대한 연구가 최근 들어 진행되고 있다 [18-21]. 직렬 연결하여 제작한 배터리 팩의 경우 원칙적으로는 각각의 직렬 연결된 셀의 특성을 살펴보는 과정이 필요하므로, 모든 셀에 동일한 정교한 알고리즘을 적용하게 될 경우 추정 알고리즘 계산량이 셀의 개수에 비례하여 증가한다. 특히 이러한 대용량 배터리의 경우 내부 상태를 정교하게 추정하기 위해 적응(adaptive) 방법의 알고리즘인 EKF(extended Kalman filter) [22-24], UKF(unscented Kalman filter) [25], 또는 그 외의 비선형 이론 [26, 27]을 사용하기 때문에 계산량이 많다. 또한, 노화로 인한 배터리 파라미터의 변동, 제조상 셀 간 파라미터 편차 문제를 해결하기 위해 DEKF(dual extended Kalman filter)와 같이 동시에 여러 상태를 추정하는 알고리즘을 사용할 경우 그 계산량은 비약적으로 증가하게 된다 [27-29]. 이러한 문제를 해결하기 위해 SOC와 SOH의 time scale을 다르게 적용하여 불필요한 계산량을 줄이는 연구가 진행되었다 [19, 30, 31]. 하지만 SOC를 추정할 때, 밸런싱(balancing) 전류로 인해 발생하는 직렬 연결된 셀의 전류 불균형을 고려하지 않으므로 실제 구현 시에는 추가적인 계산 과정이 필수적이다.

이와 달리 본 논문에서는 배터리 팩의 특성을 좌우하는 셀을 판별하여 모든 셀에 정교한 알고리즘을 적용하는 방법 대신에 특정 셀에만 정교한 알고리즘을 적용시킬 수 있는 구조를 제시한다. 특정 셀을 판별하면

정밀하게 해당 셀의 상태 추정을 진행하는 과정, 밸런싱이 진행되는 과정에서도 이 알고리즘은 동작이 가능하다. 단순하게 밸런싱 전류를 고려해주면서 실제 배터리 팩 전류로부터 차이를 계산할 수도 있지만 밸런싱 전류 자체에 무관하게 내부 상태를 예측할 수 있는 휴대용 기기의 알고리즘을 확장 적용하면 전체 배터리 팩에 영향을 끼치는 셀을 찾아낼 수 있다. 다만, 제안한 휴대용 배터리 알고리즘은 노화에 취약하므로 대용량 시스템에 적용하기 위해서는 추정 성능 분석을 바탕으로 알고리즘의 사용 범위를 결정하는 과정이 필요하다.

1.2 연구의 목적 및 범위

본 논문에서는 단위 셀의 배터리 단자 전압을 배터리 모델 기반의 필터에 인가하여 얻어지는 전류 및 SOC 정보에 기반하여 셀 기반 배터리 시스템의 상태 추정 알고리즘과 팩 기반 배터리 시스템의 셀 진단 알고리즘을 제시한다. 제안한 알고리즘은 배터리의 단자 전압을 이용하며 전류 정보가 필요 없으므로 단위 셀 배터리 시스템에서 구현이 편리해지고 전류 센서로 인한 전력 소모 감소, 전류 적산 과정 생략으로 인한 알고리즘의 계산량 감소 등의 장점을 얻을 수 있다. 즉, 필터링 된 배터리 단자 전압 정보는 단위 셀 시스템인 휴대용 기기의 내부 상태 SOC 추정 알고리즘으로 사용할 수 있다. 그리고 이 알고리즘을 직렬 연결된 배터리 팩에 확장하는 경우에는 단위 셀의 알고리즘이 간단하므로 배터리 팩 내부의 각 셀 SOC를 간단하게 얻을 수 있고 이 SOC를 얻는

과정 중에 각 배터리 모델의 등가 저항, 배터리 용량 차이의 상대적 비율을 얻을 수 있다.

개방전압(OCV, open-circuit-voltage)이 히스테리시스(hysteresis) 특성을 가지면서도 middle SOC 영역에서 유사한 값을 가지는 리튬 인산철(LFP, lithium iron phosphate, LiFePO_4) 계열의 배터리는 넓은 SOC 영역에 걸쳐 배터리 단자 전압값이 크게 변하지 않는다 [32]. 즉, 배터리 단자 전압 정보만을 가지고 배터리의 밸런싱 제어를 진행하기에는 한계가 존재한다. 또한, 셀 간의 파라미터 편차가 발생하는 경우에도 전압 정보만으로는 리튬 인산철 배터리의 밸런싱 제어 알고리즘이 효율적으로 동작하지 못할 수도 있다 [33]. 본 논문에서 제안한 셀의 내부 특성 차이를 판별하는 알고리즘은 배터리 팩의 모든 셀의 상태를 간단하게 추적할 수 있으므로 위 문제를 해결하는 도구로 사용될 수 있다. 배터리 팩을 구성하기에 앞서 배터리 스크리닝을 진행하기에 셀 간의 특성이 유사한 경우에는 배터리 팩이 하나의 셀 특성을 직병렬 구조로 확장하여 상태를 추정할 수 있지만 [14, 15], 구조적 비대칭성으로 인한 배터리 팩 내부의 온도 차이, 셀 간의 전류 불균형, 셀 간의 노화속도 차이로 인해 미세하게 셀 간 불균형이 발생하는 경우 전력, 에너지 밀도가 낮은 배터리 셀을 기준으로 배터리 팩의 성능이 결정된다 [34, 35]. 이러한 이유로 불균형한 특성을 지속적으로 추적하는 알고리즘이 필요할 수밖에 없다. 배터리 팩의 경우, 사용하는 시스템의 전력 밀도, 에너지 밀도가 높으며 장기간에 걸쳐서 배터리를 운용해야 하는 특성으로 인해 배터리 관리 시스템의 내부 상태 추정 성능이 중요한 요소이다. 기존 연구에서는 이러한 문제가 발생하는

것을 막기 위해 각 셀의 내부 상태를 모두 추정하는 것을 목표로 삼았지만, 안정한 영역에서 동작하는 셀의 경우 정확한 상태 추정이 필요하지 않으며, 모든 셀의 정확한 상태 추정은 직렬 연결된 셀의 개수로 인해 지나치게 많은 계산량 증가로 나타나게 된다. 정교한 배터리 팩 내부 상태 추정을 위해 팩 성능에 영향을 끼치는 셀을 필터링된 단자 전압 정보(FTV, filtered terminal voltage)들을 바탕으로 셀 간 특성 차이를 판별하는 알고리즘을 제안하였고 이를 팩 배터리 관리 시스템에 적용하여 계산량 증가를 최소화하는 효율적인 배터리 관리 시스템을 제안한다.

필터링된 배터리 단자 전압 정보를 이용한 배터리 관리 시스템은 그 구현의 편의성과 적은 계산량, 알고리즘의 간단성, 확장성이 특징이므로 본 연구에서는 그 특징이 드러날 수 있게 세 가지 방면에서 접근한다. 첫째로 랜들스(Randles) 모델을 기본으로 한 배터리 등가 회로 모델(equivalent circuit model) [9, 10, 26]을 차용하여 제안한 알고리즘으로 적용하는 과정을 이론 및 실험적인 측면에서 설명한다. 간단한 배터리 모델을 사용한 경우 실제 배터리 실험을 통해 모델을 구성하는 과정이 간단해지며 계산량이 감소되는 과정을 확인할 수 있다. 하지만 간략화된 배터리 모델은 등가 회로 모델과 실제 배터리 특성 간의 차이로 인해 추정 오차가 존재할 수 있다. 이러한 이유로 본 논문에서는 두 번째로 실제 특성을 반영하는 배터리 모델을 구현하여 간략화된 모델의 적합성과 배터리 모델의 종류 및 파라미터 오차에 따른 추정 성능 비교를 진행한다. 이를 위해서 각 배터리의 내부 상태를 판단하기 위해 충분한 휴지(rest) 상태의 OCV 정보와 실제 측정된 방전용량(discharge capacity)을 이용한

보정된 전류 적산법(CCC, compensated Coulomb counting)을 이용하여 SOC의 추정 성능을 검증하며, 배터리 팩의 셀 간 내부 파라미터 비율을 실제 측정된 값과 비교한다. 또한, 실제 배터리 특성과 알고리즘에서 사용하는 모델의 차이를 표현하기 위해 배터리의 파라미터에 확률변수(random variable)를 적용하고 몬테카를로 방법(Monte Carlo method)을 이용하여 오차 범위를 계산한다 [36-38]. 이때 부하 프로파일(load profile)은 정전류(constant current), 축소화된 하이브리드 자동차(HEV, hybrid electric vehicle) 전류, 실제 휴대용 기기의 전류 프로파일을 이용하였다.

마지막으로 알고리즘의 확장성을 확인하기 위해 배터리의 온도, 노화, SOC 영역, 전류 크기, 배터리 종류에 따른 모델 파라미터의 변화를 살펴보고 사용하는 부하 프로파일의 주파수 특성에 따른 알고리즘의 동작 가능성을 확인해 본다. 이러한 외부, 내부 요인으로 인해 발생하는 배터리의 특성 변화를 배터리 모델에 반영해주는 과정을 통해 알고리즘의 동작 범위가 결정된다. 또한, 리튬 이온 배터리의 경우 리튬 화합물의 종류에 따라 배터리의 전력밀도, 에너지 밀도, 안정성 등의 특징이 달라지므로 사용 목적에 따라 배터리 종류가 선택된다. 그중에서 리튬 인산철의 리튬 폴리머(lithium-polymer) 배터리는 OCV 특성이 리튬 코발트산화물(LCO, lithium cobalt oxide, LiCoO_2) 계열의 리튬 이온 배터리와 달리 구별되기 때문에 [32] 본 논문에서 제안한 알고리즘을 적용하기 위해 추가적인 분석을 수행하였다. 추가로, 부하의 주파수 특성 차이로 인해 알고리즘의 모델 오차 증가, 센싱 주파수 선정에 따른 추정 성능 감소 가능성에 대해서도 고찰한다. 이를 위해 부하 전류, 단자 전압 파형을

이산 푸리에 변환(DFT, discrete Fourier transform) [39]하여 주파수 스펙트럼을 분석하며 이산 웨이블릿 변환(DWT, discrete wavelet transform) [40-42]을 통해 저주파 및 고주파 성분으로 해당 신호를 분해하여 해당 주파수 대역의 정보가 배터리의 내부 상태에 끼치는 영향을 살펴보도록 한다. 결과적으로 실제 하드웨어 구현 시 샘플링에 관련된 문제와 부하 프로파일 종류에 따른 설계 방법을 제안한다. 제안한 알고리즘은 알고리즘을 탑재하는 공간의 제약이 존재하는 휴대용 기기 시스템, 정밀한 상태 추정을 위한 셀 간 편차 분석이 필요한 대용량 전기자동차 시스템, 상대적으로 저렴한 가격이 목표인 소규모의 가정용 ESS 시장에 응용될 수 있다.

1.3 논문의 구성

본 논문의 구성은 다음과 같다.

2장에서는 배터리를 안전하면서도 효율적으로 사용하기 위한 배터리 관리 시스템의 구성 요소와 역할을 배터리 구성 관점에서 소개한다. 배터리 구성을 단위 셀과 직병렬 배터리 팩으로 분류하여 각 구성에 따른 배터리 관리 시스템의 필수 목표를 구별하여 소개하고 효율적인 배터리 관리 시스템의 목표를 달성하기 위해 간단한 상태 추정 알고리즘과 간단한 셀 진단 알고리즘의 필요성을 언급한다.

3장에서는 필터링된 배터리 단자 전압 정보를 기반으로 단위 셀과 배터리 팩에서 사용 가능한 배터리 관리 시스템을 제안한다. 제안한 배터리 단자 전압 필터링으로부터 셀의 SOC, 셀 간의 내부 등가 저항 및

용량 비율을 얻을 수 있다. 이 정보를 이용하여 전체 배터리 관리 시스템의 구동 방법도 제시한다.

4장에서는 제안한 알고리즘의 특성과 추정 성능을 확인해 보기 위해 몬테카를로 방법을 적용하였으며 배터리 모델 정확도, 배터리 종류에 따른 특성 차이, 사용하는 시스템의 부하 특성을 고려하였다. 배터리 종류에 따른 추정 성능의 차이는 리튬 이온과 리튬 폴리머 배터리 중 OCV의 형태와 범위가 가장 큰 차이를 보이는 리튬 코발트산화물과 리튬 인산철 계열 배터리를 통해 비교하였다. 또한, 시스템의 부하 특성은 주파수 관점에서 접근하였다.

5장에서는 논문의 내용을 요약정리하고 향후 과제에 대해서 살펴본다.

제 2 장 배터리 관리 시스템

배터리 관리 시스템은 단일 배터리를 사용하는 소용량 기기에서부터 배터리 팩을 사용하는 대용량 기기까지 널리 사용되며 배터리를 안전한 영역에서 동작하게 해주고 사용 가능한 양을 알려 주는 역할을 수행한다 [6]. 전기 자동차의 경우 그림 2.1과 같이 배터리 셀을 직병렬 구조로 연결한 배터리 팩이 에너지원의 역할을 수행하므로 이 배터리 팩의 에너지를 전동기 구동에 사용하거나 외부 충전기, 양방향 dc/dc 컨버터를 사용하여 필요한 에너지와 회생된 에너지를 배터리 팩에 저장하기도 한다 [43]. 이러한 빈번한 충방전에서도 배터리를 안전한 영역에서 지속적으로 사용하게 제어하고, 사용자 혹은 상위 제어기에 사용 가능한 충전량, 사용시간 정보를 전달해주기 위해서는 배터리 관리 시스템의 역할이 중요할 수밖에 없다.

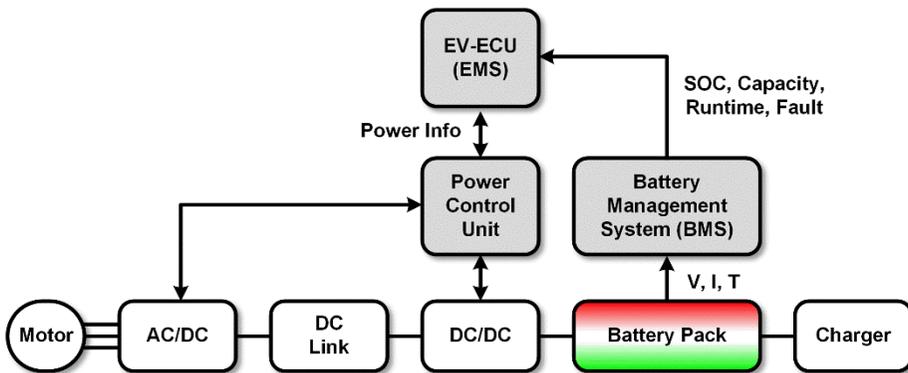


그림 2.1 일반적인 전기 자동차의 구조도.

그중에서 배터리 관리 시스템에 있는 배터리 상태 추정 알고리즘은 배터리를 안정적으로 사용하기 위한 필수 정보인 SOC 정보를 상위 제어기에 알려 주며 이러한 정보는 기존 화석 연료를 사용하였던 자동차에서는 잔존 연료의 양을 표시하는 연료계(fuel gauge)와 동일한 개념으로 이해할 수 있다.

배터리 SOC 추정 방법들은 표 2.1과 같이 시스템에 따라서 추정 알고리즘의 목표가 다르다. 휴대용 기기의 경우 전압 기반의 SOC 추정 방법이 상대적으로 강점을 가지게 되는데, 그 이유는 이 방법이 전류 센싱을 하기 위한 추가 회로가 필요 없고, 전류 센싱 성능에 따라 알고리즘에 미치는 영향이 적기 때문이다 [11]. 즉, 간단한 알고리즘의 특성으로 인해 칩에 알고리즘을 탑재하기 용이하며 적은 전력 소비, 부피 제약이 있는 시스템에 더 적합하기 때문이다. 반면, EV와 ESS같이 단일 배터리가 아닌 배터리 팩을 이용하는 경우 추정 오차로 인한 배터리 사용 영역의 제한은 배터리 전체 가격에 문제를 일으킬 수도 있으며, 배터리 팩의 부피에 비해 알고리즘을 탑재하는 프로세서의 부피 비중이 작기 때문에 최대한 사용할 수 있는 모든 정보인 전압, 전류, 온도 정보를 이용하여 추정 성능을 높이는 것이 더 중요하다.

표 2.1 사용 기기에 따른 배터리 상태 추정 알고리즘 특징.

Target	Portable device, mobile device	EV/HEV/PHEV, ESS
Energy	Low	High
Configuration	Single cell, Battery module(<10 cells)	Series-parallel battery pack
Importance	Simplicity, Algorithm complexity, Low cost, Low power consumption	Estimation accuracy, Estimation performance
Information	Voltage, Temperature, (Current)	Voltage, Current, Temperature

본 장에서는 사용 기기를 내장 배터리의 에너지를 기준으로 하여 휴대용 기기와 대용량 기기로 구별한다. 또한, 각각의 시스템에 따라 배터리 관리 시스템의 구성 요소와 역할을 소개하며 효율적인 배터리 관리 시스템의 목표를 달성하기 위한 간단한 상태 추정 알고리즘과 간단한 셀 진단 알고리즘의 필요성을 언급한다.

2.1 휴대용 기기의 배터리 관리 시스템

2.1.1 구성 요소

휴대용 기기 중에서 노트북과 같이 직렬 혹은 직병렬 구조로 배터리를 구성하여 사용하는 경우 배터리 관리 시스템의 구성 요소는 대용량의 배터리 팩과 유사하다. 그러므로 본 절에서는 휴대용 기기 중에서도 단위 셀 기반의 배터리 관리 시스템의 구성 요소에 대해 정리한다.

단위 셀로 구성된 시스템에서는 배터리의 전압, 전류, 온도 정보 등을 측정할 수 있으며 이를 통해 셀이 안정한 동작 범위 내에 있는지 확인한다. 또한, 배터리를 효율적으로 사용하기 위해 배터리의 SOC를 추정하는 알고리즘이 필요하며 이렇게 측정된 정보, 추정된 정보를 상위 제어기나 사용자에게 전달해야 한다. 이 모든 측정, 보호, 통신, 추정을 수행하는 것이 그림 2.2의 배터리 관리 시스템이라고 할 수 있으며, 휴대용 기기나 소용량의 기기에서는 한, 두 개의 칩이 이러한 역할을 수행한다.

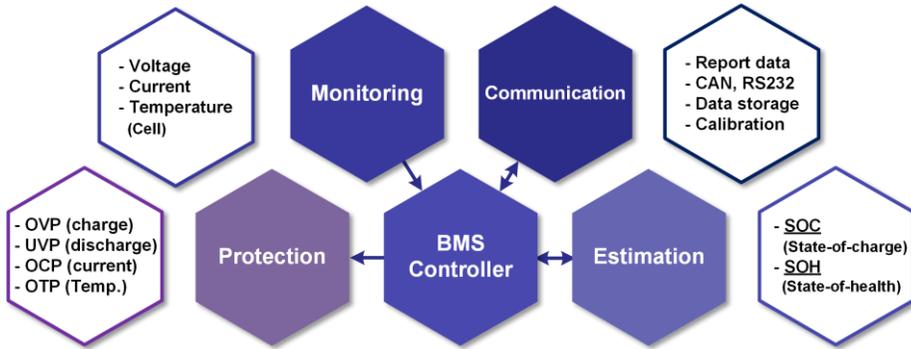


그림 2.2 배터리 단위 셀의 배터리 관리 시스템 구조도.

2.1.2 소수 셀용 배터리 관리 시스템의 목표

2장 도입부에 언급한 것과 같이 휴대용 기기는 특성상 공간 제약이 존재하며 충전이 자유롭지 않기 때문에 전력 소모에 민감할 수밖에 없다. 또한, 시스템 전체 가격에서 배터리가 차지하는 비중이 작으므로 배터리 관리 시스템의 가격도 중요한 문제가 될 수 있다 [44, 45]. 이러한 이유로 휴대용 기기의 배터리 관리 시스템은 그 알고리즘이 간단하면서도 구현이 편리한 것이 특징이다.

보호 회로와 통신 모듈은 측정된 배터리의 전압, 전류, 온도 정보와 추정된 SOC 정보를 토대로 단순하게 외부에 지령을 내리는 역할을 주로 수행한다. 즉, 간단한 배터리 관리 시스템을 구성하기 위해서는 상대적으로 복잡한 배터리의 외부 상태를 측정하는 방식이나 내부 상태를 추정하는 알고리즘을 단순화해야 한다.

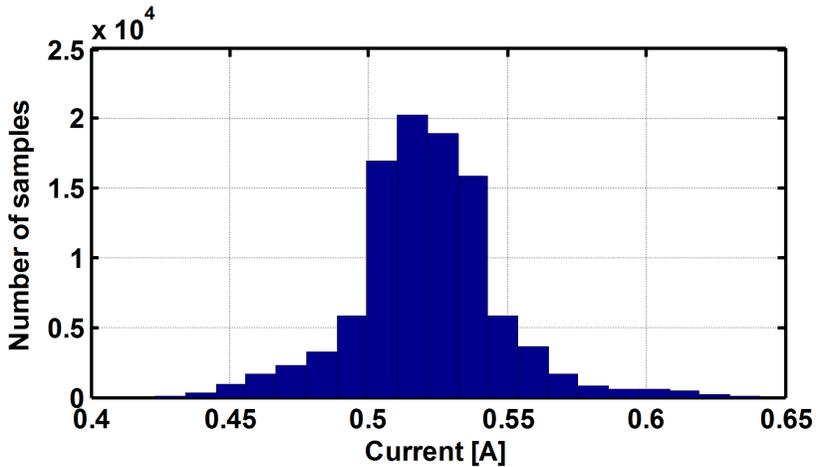


그림 2.3 정전류로 배터리 충전시 센싱된 전류 데이터 분포 예시(0.52 A, 1 kHz 샘플링, 100 s 데이터).

전압, 전류, 온도 정보 중에서 온도 정보는 현재 추정 알고리즘에서 정확한 값이 아닌 대략적인 온도 범위를 알아내는 역할로 사용하고 있으므로 측정 회로나 추정 회로에 끼치는 영향은 미미하다. 하지만 전압과 전류 정보는 추정 성능에 직접적인 영향을 끼치기 때문에 정확한 값의 추정이 중요하다. 평균적으로 2~4 V 범위에 있는 배터리 전압과 달리 전류 정보는 충방전 및 전류의 유무로 인해 그 값의 편차가 크기 때문에 전류 오프셋 문제에 취약하다. 또한, 정밀 저항이나 홀 센서(Hall sensor)를 이용해 전류 정보를 전압 정보로 변형 및 증폭하여 ADC(analog-to-digital conversion)를 통해 측정하기 때문에 전류의 크기가 작을 때 그림 2.3과 같이 가우시안 노이즈(Gaussian noise)의 영향력이 더 크게 나타날 수 있다. 따라서 정밀 저항을 이용하여 전류를 측정하는 경우, 정밀한 gain 측정을 위해 실장 회로의 센싱 gain 보정 과정이 필요하며 온도에 따른 센싱

저항값 변화도 고려해야 한다 [46]. 홀센서 타입의 경우 전력 소모나 정확도 측면에서 상대적으로 유리할 수 있으나 비용 측면에서 불리하다.

배터리의 용량 및 SOC 정의를 통해 알 수 있듯이 배터리의 전류 정보와 전류를 적산한 정보는 배터리의 상태 추정에 중요한 역할을 수행한다. 특히 전류 센서의 오프셋과 gain 오차는 전류 적산시 누적되어 추정 알고리즘에 악영향을 끼치므로 배터리 모델을 사용하는 추정 알고리즘을 통해 보상해줘야 한다.

결과적으로 배터리의 전압과 온도 정보만으로 배터리의 상태를 추정하는 알고리즘이 구현 가능하다면, 전류 정보 센싱에 관한 보정 과정이 없어서 구현의 편의성 및 전력 소모 감소, 배터리 관리 시스템 가격의 감소라는 장점을 얻을 수 있다. 그러므로 본 논문에서는 전류 정보 없이 배터리 셀의 상태 추정을 하는 알고리즘에 초점을 두려고 한다.

2.2 대용량 기기의 배터리 관리 시스템

2.2.1 구성 요소 및 배터리 관리 시스템 구조

직병렬 구조로 이루어진 배터리 팩의 모든 셀이 동일한 특성을 가진다면 배터리 팩과 배터리 셀은 같은 형태의 등가 모델로 나타낼 수 있고 그림 2.2의 배터리 관리 시스템을 그대로 확장하여 사용할 수 있다. 하지만 배터리 팩에서는 내부, 외부 요인으로 인해 셀 간 특성 차이가 발생하므로 그 편차를 보상해주는 알고리즘과 회로가 추가로 필요하다.

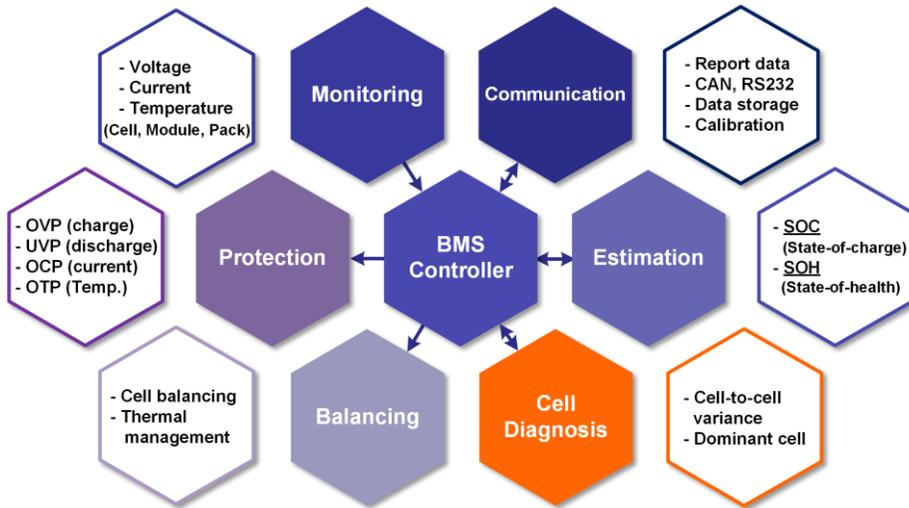


그림 2.4 제안한 배터리 팩의 배터리 관리 시스템 구조도.

그림 2.4는 배터리 팩의 배터리 관리 시스템을 나타낸 구조도이다. 먼저, 배터리 셀의 외부 상태라고 볼 수 있는 전압, 전류, 온도를 측정하여 안전한 영역에서 동작하는지를 측정하는 센싱 회로단이 존재하며 이를 통해 배터리의 내부 상태(SOC, SOH)를 추정하여 이러한 정보를 사용자나 상위 제어기에 전달하거나, 하위 하드웨어에 명령을 내리는 제어기가 존재한다. 그 외에는 배터리가 안전한 영역에서 동작하고 있지 않은 경우, 직접적으로 그 연결을 끊어 주는 보호 회로(Protection circuit)가 있으며 그림 2.2와 다르게 배터리의 셀 간 전압 차이가 발생하지 않게 그 차이를 줄여 주는 밸런싱 회로(cell balancing circuit)가 존재한다. 추가로 본 논문에서 제안한 셀 진단 알고리즘은 셀 간 편차를 찾으며, 배터리 팩의 내부 상태 추정에 영향을 끼치는 셀을 판별하는 알고리즘으로 2.2.3절에서 간략하게 기술한다.

배터리 팩의 배터리 관리 시스템을 통해서 사용자나 상위 제어기가 얻을 수 있는 정보는 배터리의 사용 가능한 잔존 용량을 나타내는 SOC, 배터리의 노화 정도를 알려 주는 SOH, 그 외에 사용 가능한 전력량을 의미하는 SOP(state-of-power) 등으로 나눌 수 있다. 이러한 정보는 현재 배터리의 충전 가능한 용량이나 방전 가능한 용량, 사용 가능한 시간 등을 알려주므로 배터리의 효율적 사용이 가능하게 도와준다.

에너지 밀도가 높은 리튬 이온 배터리의 경우 배터리가 일정 수준 이상 높은 전압으로 충전되면 배터리의 특성이 나빠지거나 폭발의 위험성이 있고 배터리의 전압이 일정 수준 이하로 낮아지면 2차 전지의 성질을 잃어버릴 수 있다. 또한, 직병렬 배터리 팩은 휴대용 기기와 같이 배터리가 노화되거나 고장 나는 경우 쉽게 배터리를 교체할 수 없다. 즉, 정밀한 배터리 내부 상태 추정은 전체 시스템 알고리즘 설계에 영향을 끼칠 수 있고 배터리를 사용 가능한 영역에서 동작할 수 있게 관리하며 시스템 자체의 효율을 상승시키는데 영향을 준다.

2.2.2 직병렬 배터리 팩용 배터리 관리 시스템의 목표

2.2.1절에서 기술한 것과 같이 배터리 팩의 배터리 관리 시스템의 제어 알고리즘은 기본적으로 배터리의 내부 상태를 정교하게 추정할 수 있어야 한다. 배터리의 SOC를 추정하는 방법에는 기본적으로 배터리의 용량 정의가 Ah라는 전류와 시간의 곱 단위에서 출발한 것을 기반으로 한 전류 적산법이 있으며 배터리의 모델 정보를 이용하여 배터리의 전압과 SOC

관계를 찾는 방법, 배터리 모델과 전류 적산 정보를 모두 이용한 적응 방법 등이 있다. 기본적인 정의를 바탕으로 SOC를 추정하는 전류 적산법은 그 구현이 상대적으로 간단하며 알고리즘을 직관적으로 이해하기 쉽다는 장점이 존재하지만, 전류 검출에서 발생하는 오차가 누적되면서 추정 결과가 발산하는 점, 초기값의 오차가 존재할 때 그 문제를 해결하지 못한다는 단점 때문에 EV/HEV와 같이 정밀한 SOC 추정이 필요한 시스템에서는 사용하기 어렵다 [7, 8]. 또한, 배터리의 전류, 전압, 내부 SOC와의 연관 관계를 이용한 배터리 모델 방법은 전류 누적 오차에는 강인하지만, 등가 모델과 센싱된 정보의 오차로 인해 순간적인 SOC 변동이 실제보다 더 크게 나타날 수 있다. 이러한 이유로 두 가지의 장점을 모두 택하여 사용하는 적응 방법이 대용량의 배터리를 사용하는 시스템에 주로 사용되었다. 적응 방식들은 배터리의 전류 적산 정보와 배터리 모델 정보를 모두 사용하여 SOC를 추정하기 때문에 두 정보 사이에 적절한 gain을 얻는 과정이 필요하며 이러한 과정에서 가장 널리 사용되고 있는 방법은 EKF와 같이 각 상태의 평균과 표준편차를 계산하여 Gaussian noise를 제거하는 알고리즘을 이용하는 것이다 [22-24]. 이러한 알고리즘은 기존의 전류 적산법과 배터리 모델을 사용하는 방법에 비해 추정 성능이 향상되는 장점이 있지만, 알고리즘이 복잡하므로 추가적인 계산이 필요하다는 단점이 있다. 하지만 최근 연구 동향은 알고리즘의 성능을 좀 더 향상시켜 정확한 SOC, SOH를 추정하는 것이므로 Gaussian filter 중에서도 성능이 좋은 UKF, Sigma-point Kalman filter(SPKF) 등 각종 비선형 filter들의 응용으로 연구가 진행되고 있다 [25-

27].

이러한 추정 성능을 향상 시키려는 연구들은 아직까지 배터리 팩의 셀 간의 차이가 거의 없는 상태를 가정하고 전개하는 경향이 있다. 배터리 팩이 구성될 당시에는 특성이 유사한 배터리 셀들을 선별하는 스크리닝 작업과 이를 통해 패키징을 하는 과정이 진행되기 때문에 셀 간 특성이 유사하다. 하지만 배터리 팩의 구조적인 비대칭성으로 생기는 전류 불균형, 온도 불균형으로 인해 배터리 셀 간의 노화 속도 차이가 발생하게 되고 이러한 차이는 결국 배터리 팩 내부의 셀 간 특성 차이를 야기한다. 모든 셀의 특성이 동일할 때에는 배터리 팩의 모델링은 각 셀의 등가 회로 모델을 직병렬 구조로 가져간 것과 동일하므로, 전체 팩의 전압을 평균 내어 한 셀의 모델에 적용하면 전체 배터리 팩의 상태를 추정할 수 있다. 하지만 셀 간의 편차가 나타나게 되면, 배터리 밸런싱 회로 종류, 동작 방법, 동작 범위에 따라서 배터리 팩의 상태 추정 결과는 달라진다.

이러한 이유로 배터리 팩의 셀 간 편차를 고려한 배터리 팩 상태 추정 알고리즘에 관한 연구가 최근 들어 진행되었으며, 정교한 추정을 위해 각 셀의 상태를 추정하는 알고리즘들이 있다. 이러한 연구로는 배터리 팩에서 전압이 가장 낮은 셀 혹은 특정 셀을 판별하여 해당 셀의 상태 추정을 진행하는 방법이나, 배터리 팩의 평균 전압을 사용하고 각 셀의 전압을 이용해 각 셀의 SOC를 보정해주는 방법 등이 존재한다 [18-21]. 배터리 팩의 셀 간 편차를 고려해주는 방법에서 가장 쉬운 방법은 모든 셀에 가장 정교한 알고리즘을 적용하는 방법이다. 하지만 본 절에서도 설명했듯이 정교한 알고리즘은 계산량이 비약적으로 증가한다는 단점이

있고, 이러한 알고리즘을 직렬 연결된 셀에 모두 적용하게 될 경우에는 고성능의 디지털 프로세서를 가진 칩을 사용하거나 알고리즘의 샘플링 주파수를 낮추는 방법을 사용해야 한다. 하지만 이 접근들은 결국 급격한 비용 증가로 구현 가능성을 낮추거나 추정 성능 악화라는 영향을 끼치게 되므로 계산량의 증가를 최소화하면서도 추정 성능을 향상시키는 방법이 필요하다.

2.2.3 직병렬 배터리 팩용 셀 진단 알고리즘의 의미

배터리 팩의 셀 진단 알고리즘은 배터리의 모든 셀의 상태를 파악하지 않고 성능이 나쁜 셀들을 판별하여 해당 셀의 상태 파악을 통해 전체 배터리 팩의 특성을 판단하는 방법이다. 이러한 방법을 사용하게 되면 2.2.2절에서 논의한 것과 같이 배터리 팩의 상태 추정 알고리즘의 복잡도를 줄이면서 특정 셀에 정교한 알고리즘을 탑재할 수 있으므로 전체 시스템의 성능을 향상시킬 가능성이 있다. 셀 간 차이가 존재할 때 배터리 팩의 용량은 i 번째 셀의 용량과 SOC가 C_{ni} , SOC_i 일 때 식 (2.1)과 같이 나타낼 수 있다. 즉, 배터리 팩의 용량은 배터리 팩의 셀 중에서 사용 가능한 전하량이 가장 적은 셀과 충전할 전하량이 가장 적은 셀로 인해 결정된다 [20, 21]. 또한, 배터리 팩의 SOC는 식 (2.2)와 같이 정리할 수 있다. 즉, 배터리 팩 성능에 영향을 끼칠 수 있는 셀을 판별할 수 있다면 배터리 팩의 모든 셀의 상태 추정을 진행하지 않고서도 전체를 추정할 것과 같은 결과를 얻을 수 있게 된다.

$$C_{n,\text{pack}} = \begin{cases} \min(\text{SOC}_i \cdot C_{n,i}) + \min((1 - \text{SOC}_j) \cdot C_{n,j}) & \text{w/o balancing} \\ \min(C_{n,i}) & \text{Passive balancing} \\ \text{mean}(C_{n,i}) & \text{Active balancing} \end{cases} \quad (2.1)$$

$$\text{SOC}_{\text{pack}} = \frac{\min(\text{SOC}_i \cdot C_{n,i})}{C_{n,\text{pack}}} \quad (2.2)$$

결과적으로 사용 가능한 전하량이 가장 적은 셀과 충전할 전하량이 가장 적은 셀을 찾게 된다면 계산량의 증가를 최소화시키면서도 전체 배터리 팩의 정교한 상태 추정이 가능하다.

2.3 배터리 관리 시스템에서 간단한 알고리즘의 필요성

본 장에서는 사용 기기를 기준으로 하여 휴대용 기기와 대용량 기기에서 필요로 하는 배터리 관리 시스템의 목표를 각각 살펴보았다. 소규모의 기기일수록 간단한 알고리즘의 장점이 부각되며 대규모의 기기에서도 간단한 셀 진단 알고리즘을 통해 전체 배터리 추정 알고리즘의 효율성과 정확도를 향상시킬 수 있다. 본 논문에서는 이러한 관점에서 배터리 관리 시스템에서 사용할 수 있는 간단한 셀 상태 추정 알고리즘과 배터리 셀 진단 알고리즘에 대해 논의한다.

제 3 장 배터리 단자 전압 필터링을 통한 배터리 관리 시스템

배터리의 전류 정보를 사용하지 않으면 전류 센서로 인한 전력 소모, 센서의 gain과 오프셋으로 인한 오차 문제로부터 자유로워 추정 알고리즘의 구현과 동작이 간단해진다. 본 장에서는 배터리 관리 시스템에서 사용할 수 있는 간단한 알고리즘 구현을 위해 배터리 단자 전압 필터링 기법을 소개한다. 본 논문의 배터리 단자 전압은 배터리의 전압 센싱을 위한 모든 단자에서 측정된 전압으로 정의하며, 직렬 연결된 배터리의 경우 각 셀의 단자 전압을 의미한다. 따라서 이 방법은 배터리 모델 기반의 필터를 이용하여 배터리 셀의 단자 전압 정보를 필터링한다 [12]. 또한, 추가적인 배터리 전류 정보 없이 필터링된 정보만을 이용하여 배터리 셀의 SOC 추정과 배터리 팩의 셀 진단 알고리즘으로 접목시킨다. 이를 위해 먼저 등가 회로 기반의 필터 설계를 위한 배터리 모델링 기법을 설명하고 이를 바탕으로 배터리 단자 전압 필터링 방법 및 필터링된 정보의 의미와 이를 응용한 기법에 대해 논의한다.

3.1 배터리 등가 회로 모델 및 등가 파라미터 추출

3.1.1 배터리 용어 정리

리튬 이온 배터리와 같은 2차 전지들을 사용하기에 앞서서, 배터리를

사용하는 시스템의 전압 레벨, 전력, 에너지 소모를 기준으로 배터리를 선정하며 이를 위해 배터리의 데이터 시트를 참고한다. 표 3.1은 Samsung SDI의 리튬 이온 배터리 데이터 시트이다 [47]. 데이터 시트는 배터리의 충방전 한계, 사용 가능한 전체 에너지량, 배터리의 물리적 크기에 대한 정보를 주기 때문에 시스템 요구 조건 충족 검토에 활용할 수 있다.

배터리의 OCV는 커패시터(capacitor)와 유사하게 배터리의 사용 가능한 전하량이 많을수록 높고 사용 가능한 전하량이 적을수록 그 값이 작아진다. 그렇기에 배터리의 특성을 파악하기 위해서는 일정한 전류를 인가하여 잔존 전하량에 따른 전압의 변화를 살펴보고 이 과정에서 배터리 모델 파라미터를 추출하는 과정이 필요하다. 또한, 인가하는 전류의 크기에 따라서 측정되는 배터리의 용량이 달라지기 때문에 기준 전류를 설정하는 과정이 필요하다. 표 3.1의 데이터 시트에서 전류의 단위로 사용된 C는 C-rate의 약자로 1C는 정격 용량(nominal capacity)인

표 3.1 Samsung SDI의 ICR18650-26F 리튬 이온 배터리 데이터 시트 [47].

Nominal capacity [mAh]	2600
Nominal voltage [V]	3.7
Charge method	CC-CV (constant current-constant voltage)
Charge voltage [V]	4.2
Max. charge current [C]	1
Max. discharge voltage [V]	2.75
Max. discharge current [C]	2
Max. dimension [mm]	Diameter : 18.40 mm, Height : 65.00 mm
Max weight [g]	47.0 g
Operating temperature [°C]	Charge : 0 to 45 Discharge : -20 to 60

2600 mAh의 2600 mA를 의미한다. 그러므로 1C로 방전하는 경우 약 1시간 정도 배터리를 사용할 수 있게 된다. 하지만 실제 정격 용량과 정격 전압(nominal voltage)은 0.2C의 기준 전류로 방전할 때 상온인 25℃에서 평균 용량값과 평균 전압값을 의미하는 경우가 대부분이다. 그러므로 본 논문에서도 전류의 크기와 온도 관련한 언급이 없는 일반적인 실험은 기준 전류와 온도인 0.2C, 25℃에서 수행하였다.

배터리 용량은 완충(fully-charge) 상태에서 완방(fully-discharge) 상태까지 일정한 전류로 방전했을 때 방전 전하의 총량으로 정의된다. 이때, 완충 상태와 완방 상태, 그리고 방전 전류의 정의에 따라 배터리 용량은 다른 값을 나타낸다. 완충은 배터리가 손상되지 않는 범위 안에서 수용할 수 있는 전하를 최대로 받은 상태를 의미한다. 리튬 이온 배터리는 보통 과전압 상태에서 부반응(side effect)이 과도하게 발생하기 때문에 충전 시 일정 전압으로 제한을 두어야 손상을 입지 않고 충전할 수 있다. 그러므로 안정적 동작을 위해 정한 최대 전압(charge voltage)으로 충전하여 더 이상 전류가 흘러들어 가지 않는 상태를 완충이 된다. 본 연구에서는 표 3.1의 데이터 시트를 기준으로 하였을 때, charge current보다 크지 않은 전류로 정전류 충전하다가 charge voltage에 해당하는 전압에 도달하게 되면 정전압(constant voltage) 충전을 통해 전류가 0.05C 이하로 흘러들어 가게 하고 이때를 완충으로 정의하였다. 완방도 완충과 비슷하게 배터리가 손상되지 않는 범위에서 방전 가능한 전하를 모두 배출한 상태로 정의할 수 있다. 배터리는 과전압과 마찬가지로 저전압에 의해서도 손상을 입게 되는데, 보통 저전압 상태에 의해 더 치명적인 손상을 입는 것으로

알려졌다. 본 논문에서는 기준 전류로 방전시 discharge voltage인 2.75 V에 도달했을 때를 완방으로 정의하였다. 즉, 표 3.1에서는 완충되어있는 셀을 520 mA로 방전할 때 5시간 동안 방전하면, 전압이 2.75 V에 도달하며 이때까지의 평균 전압이 nominal voltage가 된다는 의미이다. 3.1.1절에서 정의한 완충, 완방 조건은 실험을 위해서 선언한 것으로 실제 배터리를 사용할 때 전압 사용 범위를 제한하게 되면 그에 맞춰서 완충, 완방 조건 또한 달라질 수 있다.

3.1.2 배터리 등가 모델

2장에서 언급한 것과 같이 리튬 이온 배터리의 내부 상태를 판단하기 위한 외부 조건은 배터리의 전류, 전압, 온도 정보 등이 있다. 배터리 모델링은 이러한 외부 조건과 내부 상태인 용량, 파라미터, SOC와 같은 정보와의 연관 관계를 찾기 위한 과정이며 이를 기반으로 많은 내부 상태 추정 알고리즘이 연구되었다. 기본적으로는 배터리의 용량 및 SOC 정의에 사용되는 전류 적산법도 추정 알고리즘의 누적 오차 문제를 해결하기 위해 배터리 모델 정보를 사용하고 있다 [7, 8]. 또한, 대부분의 추정 알고리즘이 사용하고 있는 적응 방식의 추정 알고리즘의 경우도 전류 적산 정보와 배터리 모델 정보를 동시에 사용하면서 상태 추정을 진행한다 [23]. 이를 위해 많은 배터리 모델링 기법이 제안되었지만, 본 논문에서는 전기 회로적 기반의 배터리 모델에 초점을 맞추어 논의를 진행한다. 전기 화학적인 관계식을 기반으로 한 배터리 모델은 배터리의

내부 상태를 실험적인 데이터를 통해 수학적 관계식으로 표현하였기에 상대적으로 전기 회로를 기반으로 한 등가 회로 모델에 비해 정밀할 수는 있지만, 계산량이 늘어날 수 있으며, 저항과 커패시터, 전압원으로 표현하는 등가 회로 모델보다 파라미터의 개수가 증가하는 단점이 있다 [48-50]. 본 논문의 목표는 간단한 배터리 셀, 팩용 알고리즘을 구현하는 것이므로 전기 회로 모델을 기반으로 접근한다 [9, 10, 26].

배터리의 등가 회로적인 모델은 일반적으로 테브난(Thevenin) 등가 회로 모델을 사용한다. 테브난 모델의 경우, 전압원과 내부 임피던스로 시스템을 표현할 수 있으며, 이때, 배터리의 내부 임피던스는 랜들스(Randles) 모델을 주로 사용한다. 랜들스 모델은 배터리의 내부 상태를 무한에 가까운 저항, 인덕터, 커패시터 소자를 이용하여 표현한 것이다. 그렇기에 일반적인 배터리 등가 회로 모델을 사용하는 경우 랜들스 모델을 간략화하여 그림 3.1과 같이 사용한다 [9, 51]. 랜들스 모델과 그 간략화 과정은 부록에서 설명한다.

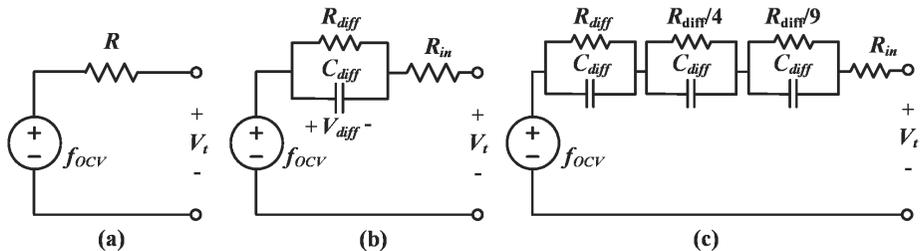


그림 3.1 내부 임피던스 구조에 따른 배터리 모델 분류: (a) 직렬 저항 모델, (b) 간략화한 랜들스 모델, (c) 임피던스 모델.

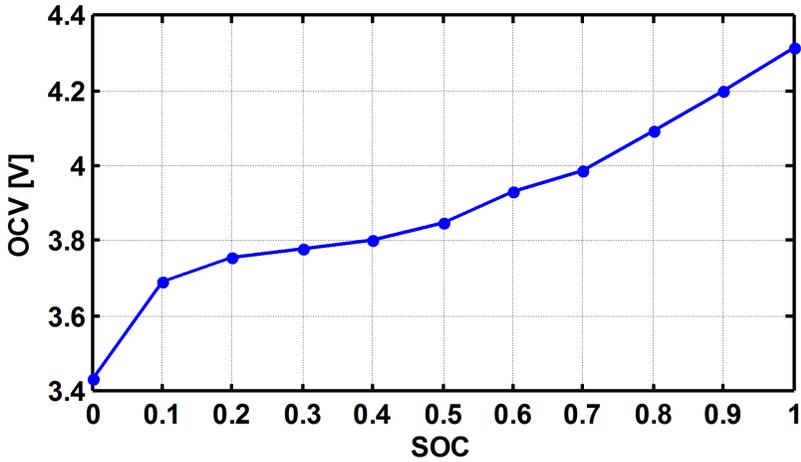


그림 3.2 Samsung B600BK 배터리의 OCV-SOC 관계.

3.1.3 배터리 파라미터 추출

배터리의 등가 회로 모델의 전압원은 배터리 내부 SOC에 따라서 그 전압이 달라진다. 일반적인 커패시터의 경우 사용 가능한 전하량에 비례하게 단자 전압이 결정되지만, 배터리의 경우 그림 3.2와 같이 그 관계가 비선형적인 특성을 가지게 된다. 이로 인해 배터리를 완충, 완방하는 조건에서 SOC에 따른 OCV를 측정하는 과정이 필요하고 내부 임피던스의 경우 전류를 인가하였을 때의 전압 파형을 통해서 계산해야 한다. 본 논문에서는 그림 3.3과 같은 배터리 용량 측정 및 파라미터 도출을 위한 전류 프로파일을 인가하여 그림 3.4와 같은 전압 파형을 결과로 얻었으며 이를 이용해 배터리 등가 회로 모델의 전압원과 내부 임피던스를 도출하였다. 그림 2.3과 같이 배터리 전류 센싱에 가우시안

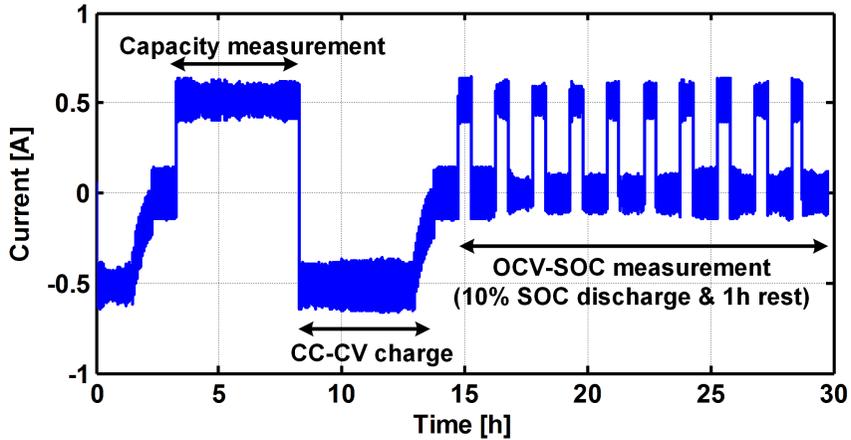


그림 3.3 배터리 용량 및 OCV-SOC 관계 도출을 위한 전류 프로파일.

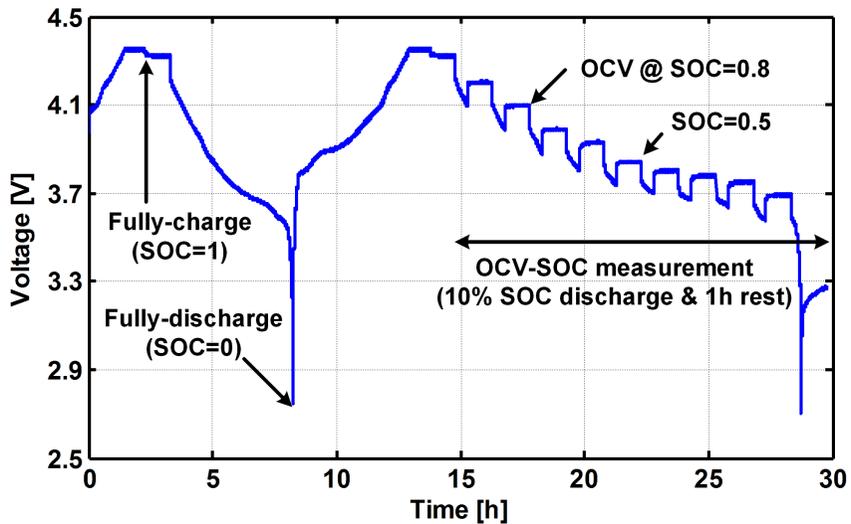


그림 3.4 배터리 파라미터 도출 프로파일 인가 시 전압 파형.

노이즈가 존재하므로 그림 3.3의 배터리 전류도 노이즈가 추가되어 나타나게 된다. 배터리의 파라미터 도출 실험에서 중요한 점은 동일한 충전 조건과 방전 조건을 달성하는 것이고 그중에서도 동일한 충전 종료 조건이 특히 중요하다. 그렇기에 배터리의 센싱된 전류의 필터를 이용하여 가우시안 노이즈를 제거해주고 이를 통해 일정한 전류에서 충전이 완료될

수 있게 해주는 과정이 추가로 필요하다.

배터리의 용량(capacity)은 그림 3.3과 같이 정전류로 완충되어있는 배터리를 방전시켰을 때 사용한 시간을 기준으로 결정된다. 그리고 용량 측정에서 얻은 총 방전 시간의 10%에 해당되는 시간을 가지고 동일 전류로 방전하는 경우 배터리 SOC의 10%가 방전되었다고 볼 수 있다. 이를 이용해 배터리의 각 SOC에 따라 배터리 전압이 안정되는 시간까지 기다리게 되면 OCV를 측정할 수 있다. 이 방법은 몇몇 SOC 지점에서 OCV를 구하고 이 점들을 1차 근사하여 OCV-SOC 곡선을 구하는 방법이다. 구하는 방법을 정리하면 다음과 같다.

1. 완충에서 완방까지 정전류로 방전하여 배터리 용량을 측정한다.
2. 다시 완충하여 충분히 rest 후 OCV를 측정한다.
3. 배터리 용량의 10%를 정전류로 방전한 뒤 충분히 rest 한다.
4. 충분히 rest 된 배터리의 단자 전압을 측정하여 OCV를 구한다.
5. 3~4의 과정을 반복하여 매 10% SOC마다 OCV를 구한다.

본 논문에서는 OCV-SOC 관계를 사용하기 위해서 각 구간 구분, 구간에 따른 기울기, 구간에 따른 절편으로 나뉘서 테이블화 시키고 이에 따라 해당하는 SOC에 따른 OCV를 찾는 데 사용한다. 좀 더 정밀한 OCV-SOC관계를 얻기 위해 구간의 수를 늘리게 되면 테이블에 들어가게 되는 데이터양이 늘어나게 된다. 실제 OCV-SOC 관계를 추출하여 테이블화 시키는 것에 관련한 내용은 부록에서 자세히 살펴본다.

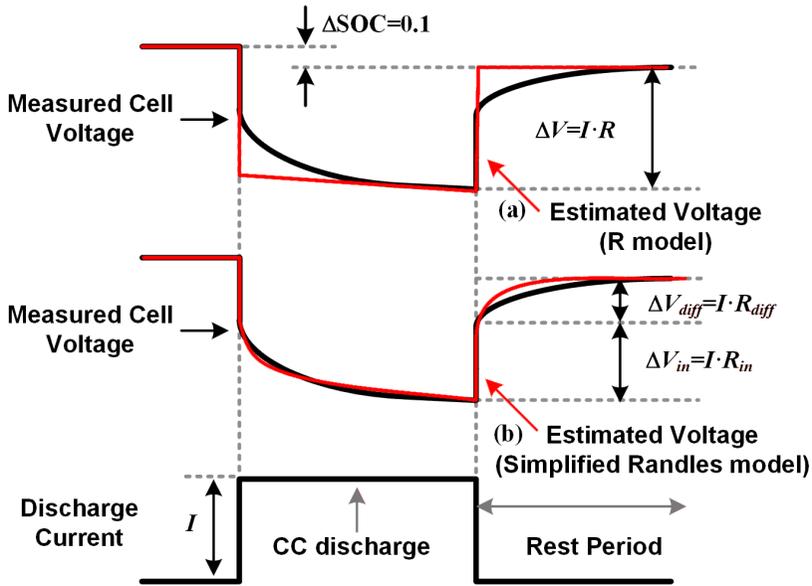


그림 3.5 정전류 인가를 통한 배터리 파라미터 추출 방법: (a) 직렬 저항 모델, (b) 간략화된 랜들스 모델.

이러한 배터리 파라미터 추출 프로파일을 인가하여 얻은 OCV 전압 정보를 통해 배터리 등가 회로 모델의 전압원을 결정할 수 있다. 또한, rest 기간 동안 배터리의 전압이 안정화되면서 상승하는 구간의 파형을 통해 그림 3.1의 모델의 임피던스와 그림 3.5의 관계를 통해 배터리의 등가 회로의 파라미터를 추출할 수 있다.

그림 3.5(a)의 경우는 배터리의 내부 임피던스를 단순한 직렬 저항 하나로 봤을 때의 배터리의 전압을 살펴본 것이다. 위 경우에는 배터리의 실제 전압 파형에 비해 배터리의 모델로 인해 예상되는 전압은 커패시터에서 측정되는 전압과 유사하게 나타나게 된다. 이로 인해 배터리의 방전이 종료되는 순간부터 배터리의 OCV를 측정하는 시간까지

상승 혹은 하강하는 배터리 전압 변동량을 통해 전체 내부 임피던스의 크기를 추출할 수 있다. 만약 그림 3.5(b)의 간략화된 랜들스 모델과 같이 배터리의 내부 임피던스로 1개의 RC ladder를 추가하게 되는 경우에는 직렬저항으로 인한 순간적인 전압 변화를 제외한 배터리의 전압 과형을 식(3.1)에 근사하여 찾을 수 있다.

$$\Delta V_{diff} = R_{diff} I \cdot (1 - e^{-\frac{t}{\tau}}), \quad \tau = R_{diff} C_{diff} \quad (3.1)$$

모델 파라미터를 추출하는 방법으로는 step current를 주입하여 그에 대한 전압 반응으로 시간 도메인 분석을 통해 얻는 방법 외에도 임피던스 측정기(EIS, electrochemical impedance spectroscopy)를 이용하여 주파수 도메인 분석을 통해 얻는 방법이 있다 [51]. 하지만 step current를 이용한 방법은 OCV-SOC 관계를 찾으면서 RC ladder 파라미터와 직렬 저항도 구할 수 있으며 다양한 SOC 조건에서 실험하기 때문에 유용하다.

3.1절 도입부에서 언급한 것과 같이 배터리의 모델링과 파라미터 추출 과정은 기준 온도인 25°C에서 수행하였다. 하지만 배터리의 사용범위에 따라 배터리 특성에 영향을 끼치는 온도, 노화, 전류 크기와 관련한 외부 요인도 배터리 모델에 고려해야 한다. 그러므로 배터리를 해당 외부 조건에서도 사용하기 위해서는 3.1절에서 언급한 실험 과정을 해당 외부 조건에서 동일하게 수행하여 배터리의 모델을 정교화시켜야 한다. 배터리 모델링의 정교화 과정은 배터리의 모델 오차로 인해 발생하는 추정 알고리즘의 오차를 분석하는 4장에서 논의한다.

3.2 배터리 단자 전압 필터링을 통한 배터리 셀 상태 추정 알고리즘

3.1절에서 언급하였던 것과 같이 그림 3.2에서 OCV-SOC 관계가 선형적이라면 배터리 등가 회로의 전압원을 일반적인 커패시터와 동일하게 이해할 수 있다. 이때 그림 3.1의 가장 간단한 직렬 저항 모델을 적용하면 그림 3.6과 같은 배터리 모델로 가정할 수 있다. 이 모델은 간단하게는 유효직렬저항(ESR, equivalent series resistance)을 가지고 있는 커패시터의 등가 모델과 동일하고 다른 관점에서 보면 RC 저역통과필터(LPF, low pass filter) 혹은, RC 고역통과필터(HPF, high pass filter)의 형태를 보인다. 본 절에서는 간단한 RC 배터리 모델을 이용하여 배터리 단자 전압 정보와 배터리 SOC, 배터리 모델 간의 관계를 찾으려 한다.

3.2.1 알고리즘 동작 설명

배터리의 SOC를 추정하기 위해서는 크게 배터리의 OCV를 알아내어

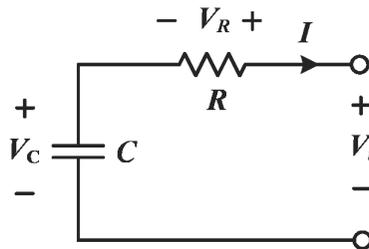


그림 3.6 간단한 RC 배터리 모델.

OCV-SOC관계를 이용하는 방법과 배터리에 인가된 전류를 적분하여 실제 용량 대비 사용 가능한 양의 비를 통해 계산하는 전류 적산법이 있다. 본 절에서는 배터리의 모델 정보를 이용하여 배터리의 단자 전압 정보와 OCV, 혹은 배터리의 전류와의 관계를 찾고 이를 바탕으로 한 SOC 추정에 대해 논의한다.

그림 3.6에서 배터리의 에너지가 저장되는 커패시터는 전류가 흐르지 않는 경우 일정한 전압 정보를 나타내므로 배터리의 OCV이고, 이 정보가 알고리즘이 추정하고자 하는 값이 된다. 배터리에 전류가 인가되면, V_C 는 그 값이 천천히 변하지만, V_R 은 즉시 IR 만큼의 값이 변하게 된다. 즉, V_C 는 느린 변동 특성을 V_R 은 즉각적인 변동 특성을 보일 것이다. 따라서 배터리 단자 전압(V_t)에 변동이 생기면 즉각적인 변동 부분은 V_R 의 전압 변동과 같고 느린 변동 부분은 V_C 의 전압 변동과 같다고 추정할 수 있다. 이를 필터 관점에서 보면, V_C 는 V_t 를 LPF에 통과한 값이므로 식(3.2)와 같이 두 전압의 관계를 LPF 식으로 표현할 수 있고 시정수(RC)만 알면 배터리 단자 전압만으로 OCV 값을 추정할 수 있다. 또한, 동일한 과정을 V_R 측면에서 본다면 식(3.3)과 같이 V_t 를 HPF에 통과시켰을 때 얻을 수 있다.

$$\frac{V_C}{V_t} = \frac{1}{1+sRC} \quad (3.2)$$

$$\frac{V_R}{V_t} = \frac{sRC}{1+sRC} \quad (3.3)$$

식 (3.2), (3.3)에서 등가 커패시터 전압과 등가 저항 전압 추정에 영향을 주는 것은 RC 시정수 값이고 이 값의 적절한 선택이 추정 성능을 결정하게 된다. R, C 값은 배터리 동특성에 맞게 파라미터를 근사하는 과정과 SOC, 온도, 노화 등의 특성으로 변하게 되는 RC 값을 상황에 맞게 반영해주는 과정을 통해 결정되어야 한다. 이러한 다양한 변화 요인에 대해 나타날 수 있는 현상에 관해서 4장에서 자세히 언급하기로 하고 본 절에서는 일정한 R 과 C 값을 가진다고 가정한다.

식 (3.2)를 시간 축(time domain) 신호로 변경한 다음에 등가 커패시터의 미분 방정식을 이산화(discretization)시킨 식 (3.4)를 이용하면 식 (3.5)와 같은 배터리 단자 전압 정보를 배터리 모델 필터에 통과시켜 OCV를 추정하는 관계를 얻을 수 있다. 여기서 T_s 는 샘플링 시간이고 LPF의 smoothing factor α 는 식 (3.6)과 같다.

$$\frac{dV_C}{dt} \approx \frac{V_C[k] - V_C[k-1]}{T_s} \quad (3.4)$$

$$V_C[k] = V_C[k-1] \cdot (1 - \alpha) + V_i[k] \cdot \alpha \quad (3.5)$$

$$\alpha = \frac{T_s}{T_s + RC} \quad (3.6)$$

식 (3.3)에서 V_R 에 흐르는 전류와 등가 저항에 해당하는 관계를 이용하면 식 (3.7)과 같이 배터리에 흐르는 전류를 추정할 수 있고 LPF에서 했던 동일한 과정을 HPF식에 적용하게 되면 식 (3.8)과 같다.

$$\frac{I}{V_t} = -\frac{sC}{1+sRC} \quad (3.7)$$

$$I[k] = (1-\alpha) \cdot \left(I[k-1] - \frac{(V_t[k] - V_t[k-1])}{R} \right) \quad (3.8)$$

실제 배터리의 OCV-SOC 관계는 그림 3.2와 같이 비선형적인 특징을 가지고 있다. 그렇기에 그림 3.6에서와같이 OCV를 단순한 커패시터로 등가화하는 것보다는 OCV-SOC 관계를 포함한 가변 커패시터로 나타내야 한다. 식 (3.9)와 같이 커패시터의 전압, 전류 관계와 전류 적산법의 미분식인 식 (3.10)을 이용하면 식 (3.11)과 같이 OCV-SOC 관계를 포함한 배터리 등가 커패시터의 정전용량(capacitance)를 얻을 수 있다. 이는 배터리의 용량 C_n 과 배터리 OCV-SOC 관계 그래프의 기울기를 알면 정전용량을 계산할 수 있고, 배터리의 SOC에 따라 등가 정전용량 값이 달라지는 커패시터로 배터리를 모델링 할 수 있다.

$$I = -C \frac{dV_c}{dt} \quad (3.9)$$

$$\frac{dSOC}{dt} = -\frac{I}{C_n} \quad (3.10)$$

$$C = C_n \frac{dSOC}{dOCV} \quad (3.11)$$

배터리 모델 기반의 필터를 이용해 OCV 및 추정된 전류 정보를 찾아내는 알고리즘에서 RC 시정수는 추정 성능을 결정짓는 중요한 요소이다. 이러한 시정수는 등가 저항과 배터리의 용량이 일정하다고

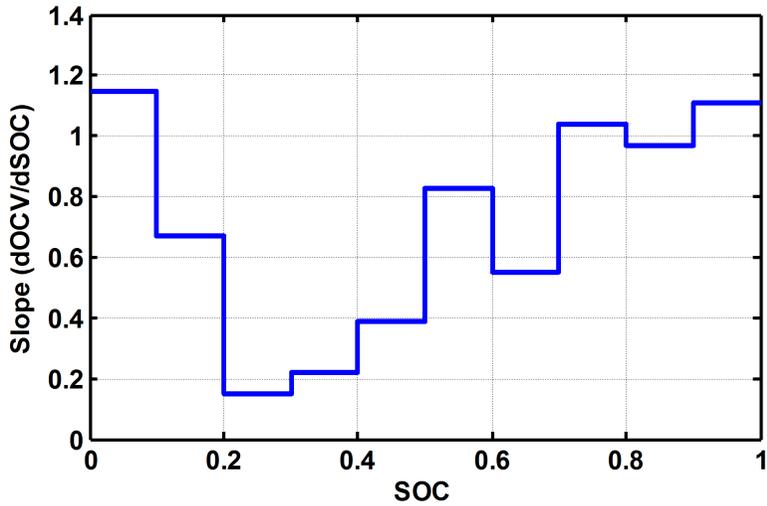


그림 3.7 OCV-SOC 곡선의 기울기 비교.

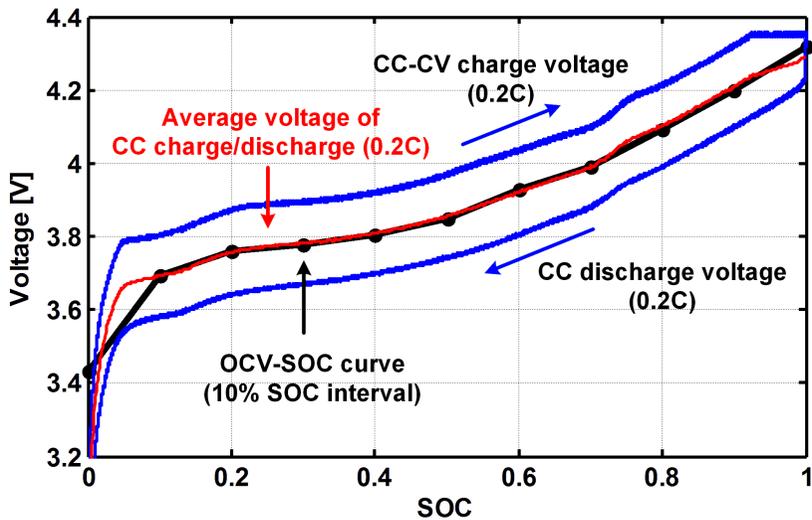


그림 3.8 OCV-SOC 곡선과 정전류로 인가시 평균 충전 전압 비교.

하였을 때 OCV-SOC 곡선에서 기울기를 통해서 구할 수 있다. 그림 3.7에서 OCV-SOC 곡선의 기울기는 최대와 최소값 사이에 5배 이상 차이가 발생하므로 정교한 상태 추정을 위해서는 OCV-SOC의 기울기가

변하는 지점을 정확히 찾아서 반영해 주는 과정이 필요하다. 하지만 기존의 OCV-SOC 관계를 찾는 방법은 각각의 SOC 단계에서 충분한 rest를 가져가야 한다는 단점이 있고 rest 횟수를 늘리게 된다는 점은 결과적으로 전체 실험 시간의 증가로 인해 전류 적산의 오차 증가를 가져다주게 되어 정교한 SOC에 따른 OCV 추출을 방해한다. 이러한 단점을 보완하기 위해 10%씩 방전하는 OCV-SOC 곡선과 정전류 인가 시 나타나는 평균 충방전 전압과의 비교를 그림 3.8과 같이 진행하였다. 배터리에 정전류를 인가 시 측정된 충방전 전압 궤형을 동일 SOC에 따른 평균값으로 나타내면 SOC에 따른 OCV와 유사하다는 것을 확인할 수 있다. 이를 통해 쉽게 OCV-SOC의 기울기가 급변하는 지점을 찾을 수 있으며 배터리의 OCV-SOC 기울기가 변하는 지점에서 등가 커패시터의 정전용량이 달라지게 알고리즘의 시정수를 변경해주는 과정을 진행하면 기존의 충분한 rest 시간이 필요한 OCV-SOC 관계를 찾는 방법의 문제를 감소시킬 수 있다 [12]. 유사한 방법으로 다양한 크기의 정전류로 배터리를 충전하면서 얻어진 단자 전압 그래프들을 통계적 분석하여 OCV-SOC를 추출하는 방법도 존재한다 [52].

또한, 이러한 방법을 사용하게 되면 그림 3.9와 같이 배터리의 모델 파라미터를 추출하는 방법에서도 간단하게 그 값을 계산할 수 있게 된다. 배터리에 정전류 인가 시 나타나는 전압은 배터리 모델의 경우에서 살펴보았을 때, RC ladder의 커패시터의 영향이 감소하는 효과를 가져다주고 결과적으로 배터리의 복잡한 테브닌 등가 회로 모델을 단순한

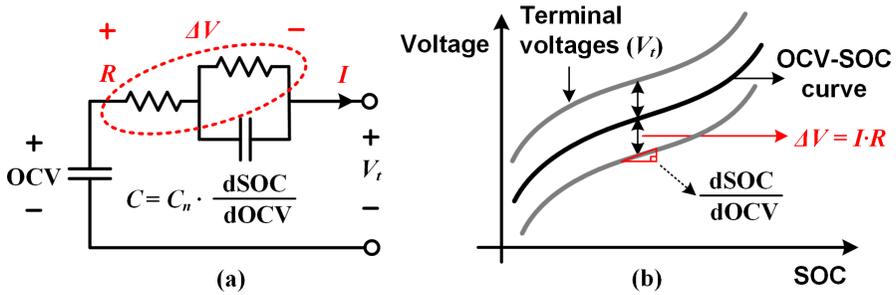


그림 3.9 정전류 인가시 간략화되는 배터리 모델(a) 및 이를 이용한 파라미터 추출 방법(b).

등가 저항 모델로 표현할 수 있게 한다. 그리고 등가 회로의 저항값은 배터리의 단자 전압과 OCV 값의 차이를 이용해 옴(Ohm)의 법칙에 따라 계산될 수 있다. 하지만 이 방법의 경우, 배터리가 CV충전에 들어가는 구간에서는 그 값이 불확실해질 수 있으므로, 실제 사용하는 평균 전류에 해당하는 C-rate나 충분히 적은 전류로 충방전을 진행하면서 계산하는 과정이 필요하다.

이 정보를 이용하여 실제 배터리 셀의 SOC 추정 알고리즘을 설계한다면 그림 3.10과 같다. 초기 동작 시에는 측정된 배터리 단자 전압을 배터리의 OCV로 인식하여 초기 SOC 값을 계산한다. 그 이후로는 현재 SOC에 해당하는 등가 정전용량 및 등가 저항을 계산하여 시정수 및 smoothing factor를 계산한다. 이렇게 얻어진 필터의 계수를 이용하여 측정된 단자 전압 정보로부터 OCV 혹은 배터리 팩에 흐르는 전류를 추정할 수 있다. 추정된 값에서는 배터리의 전류 적산법을 사용해서 SOC를 계산하거나 혹은 OCV-SOC 관계에 맞춰 SOC를 계산한다.

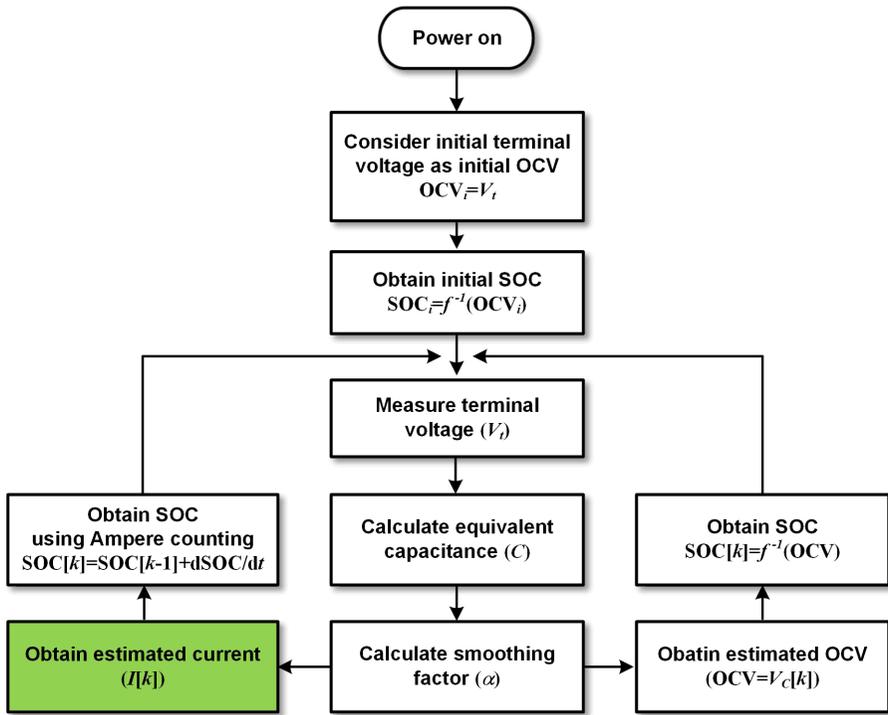


그림 3.10 배터리 단자 전압 정보를 이용한 배터리 셀 SOC 추정 알고리즘의 순서도.

배터리의 OCV를 의미하는 등가 커패시터의 전압과 추정된 전류로 표시되는 등가 저항에 걸리는 전압은 그 합이 배터리 단자 전압이므로 추정 방법에 상관없이 동일한 추정 결과를 가져다준다. 이런 특징으로 인해 배터리의 OCV, 배터리의 추정 전류의 값이 필요할 경우 적절한 방법을 사용하면 된다. 또한, OCV 추정 방법이 LPF를 사용하기 때문에 rest 시간에서 배터리 단자 전압이 등가 모델의 등가 커패시터 전압, 즉 OCV와 같아져 항상 추정 오차가 0으로 수렴하게 된다는 특징을 가지므로, 동일하게 배터리의 전류 추정 방법에서도 전류 적산 시 오차가 누적되어

발산하는 것이 아닌 OCV 정보를 통해 추정 전류가 보정되어 오차가 수렴하는 특징을 가지게 된다.

3.2.2 실험 세트 구성 및 실험 결과 분석 방법

배터리의 기본 파라미터 측정을 위한 실험장비는 충방전기로 각각 1개의 전원공급장치, 전자부하와 측정과 제어를 위한 컴퓨터로 구성하였다. 컴퓨터의 GPIB(general purpose interface bus) 통신을 이용하여 각 충방전기를 제어하며, 이를 통해 배터리의 충방전을 진행한다. 또한, 배터리의 주파수 특성을 파악하기 위하여 EIS를 그림 3.11과 같이 연결하였다. 실험 세트의 전원공급장치는 배터리의 사양에 따라 8 V/20 A, 20 V/10 A 모드를 이용하며, 전자 부하는 정전류로 60 A 범위에서 작동한다. 배터리의 충방전은 GPIB 통신을 통해 컴퓨터에서 구동되는 모니터링 프로그램으로 제어되며 NI의 DAQ(data acquisition) 보드를 통해 수집된 정보(1 kS/s)는 텍스트 파일로 시간, 전압, 전류 순서로 저장된다. 또한 배터리의 온도 실험을 진행하기

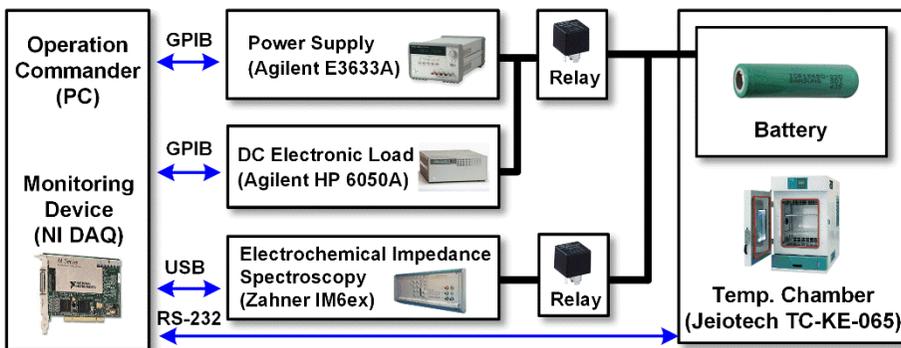


그림 3.11 하드웨어 실험 장비 구성.

위해서 배터리를 항온기에 넣어서 실험을 진행하였다.

MATLAB Simulink의 S-function 블록에 추정 알고리즘을 C언어로 구현하고 배터리의 전류, 전압 정보를 입력으로 넣어 알고리즘의 검증을 위한 시뮬레이션을 진행하였다. 이때 그림 3.12와 같이 실험 전류 파형이 인가되기 전에 초기 OCV를 통해 초기 SOC 값을 안다고 가정하고, 실험이 종료된 이후에 충분한 rest를 취해 배터리 전압이 안정되었을 때 OCV를 통한 최종 SOC를 측정하였다. 측정된 전류를 적산하여 계산된 배터리의 SOC 값과 최종 SOC 값을 일치시키기 위해 측정된 전류를 보정하여 전류 적산의 오차 누적 문제를 해결하였다. 이러한 보정된 전류

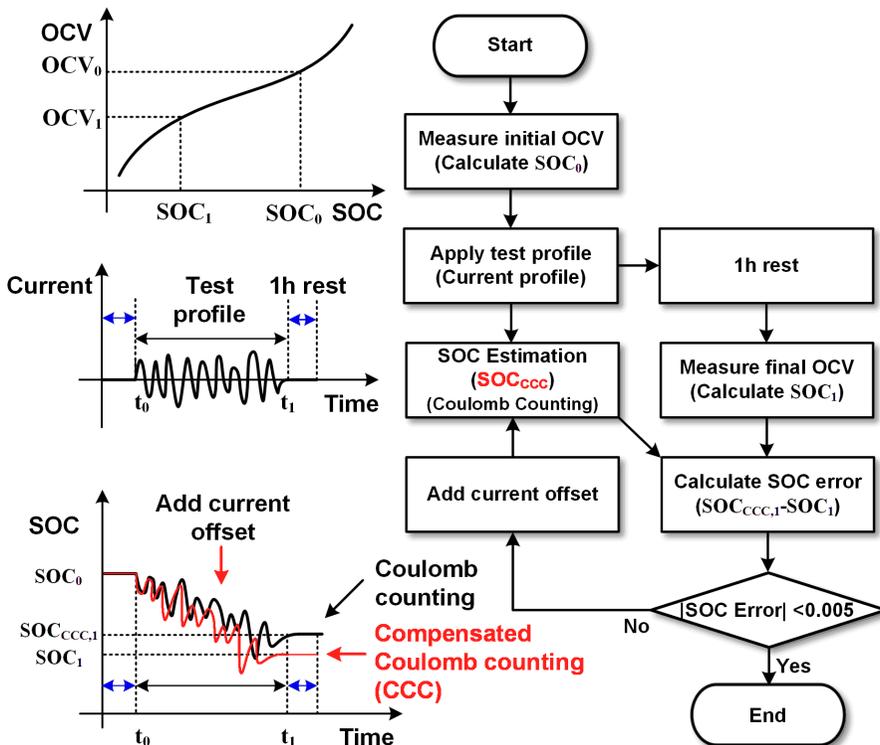


그림 3.12 추정 오차 계산을 위한 SOC 참값 계산 과정(CCC).

적산법(CCC)은 참값에 가까운 SOC 결과를 보여주므로 추정 알고리즘의 오차 분석에 적용 가능하다.

3.2.3 검증 실험 프로파일

알고리즘 검증을 위해 그림 3.3에서 사용하였던 배터리 용량 측정 및 파라미터 추출 프로파일과 측정 전압, 실제 휴대폰(Samsung Galaxy S4)에서 측정한 전류 및 전압 파형을 이용하여 추정 성능을 비교한다. 그림 3.3의 전류를 인가하셨을 때 측정된 그림 3.4의 파형으로부터 그림 3.13, 그림 3.14와 같이 추정된 OCV와 추정된 전류를 얻을 수 있다. 이 두 가지 값을 가지고 SOC를 추정하게 되면 그림 3.15와 같은 결과를 동일하게 얻을 수 있다. 초기 SOC 값의 오차가 존재하지만, 그 오차가 줄어들어 5% 구간 내에 존재한다.

그림 3.16과 그림 3.17은 실제 휴대폰에서 구동 중에 측정한 전류, 전압파형이다. 이를 통해 3.2.2절에서 언급하였던 SOC 참값을 찾는 시뮬레이션을 동일하게 진행하게 되면 그림 3.18과 같은 SOC 추정 결과(FTV)와 추정 오차 결과를 얻을 수 있다. 보정된 전류 적산법을 통해서 얻은 값과 비교했을 때, 제안한 알고리즘의 추정 성능이 5% 오차 이내에 존재한다는 것을 확인할 수 있다.

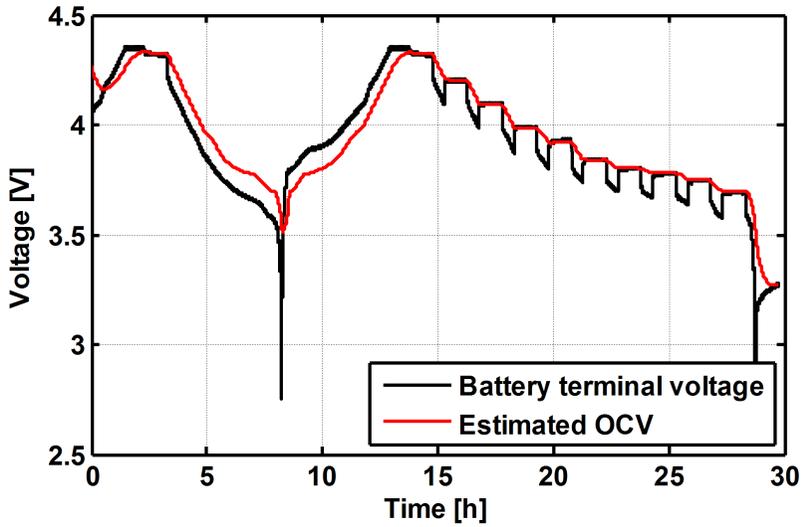


그림 3.13 파라미터 추출 프로파일 인가시 배터리 전압 파형 및 추정된 OCV 파형.

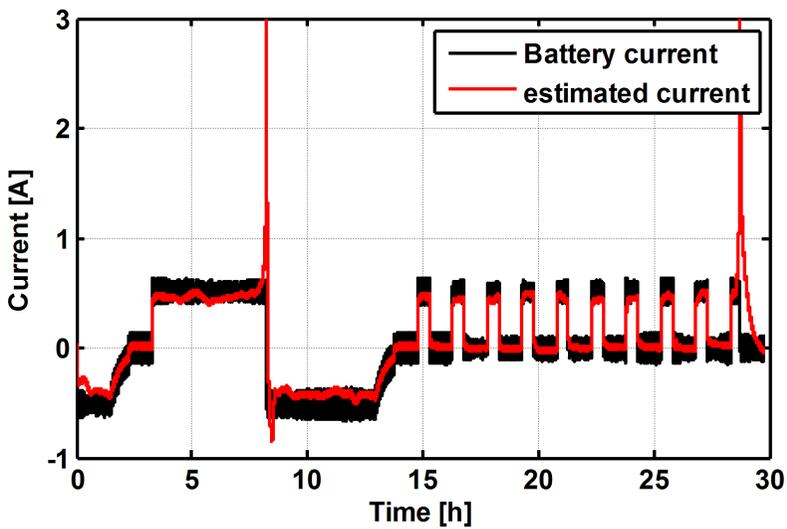


그림 3.14 파라미터 추출 프로파일 인가시 측정된 전류 및 추정된 전류 파형.

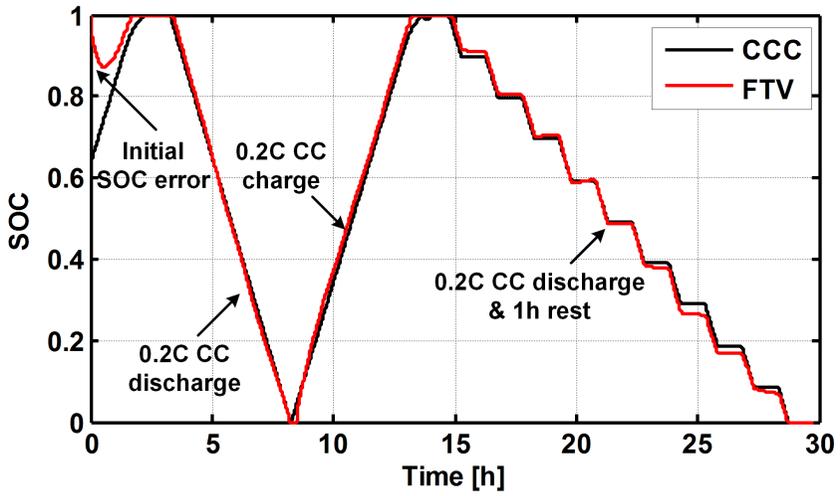


그림 3.15 파라미터 추출 프로파일 인가시 SOC 추정 결과.

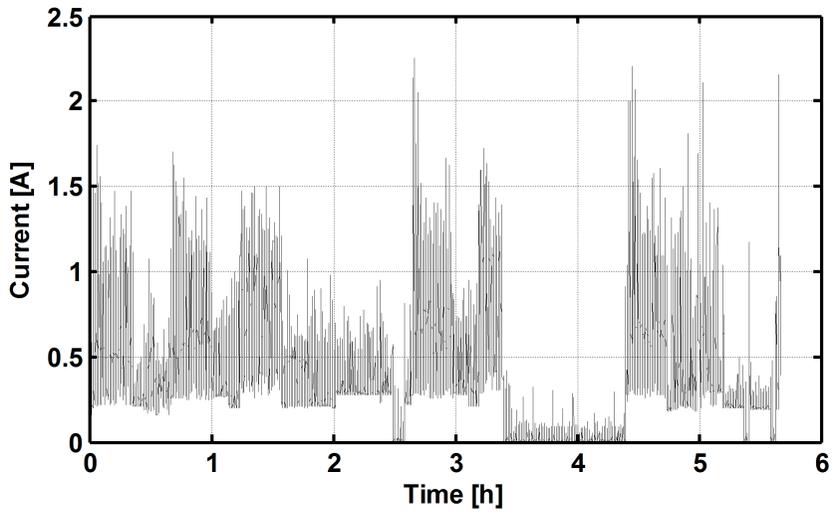


그림 3.16 실제 측정된 휴대폰의 동작 중 전류 파형.

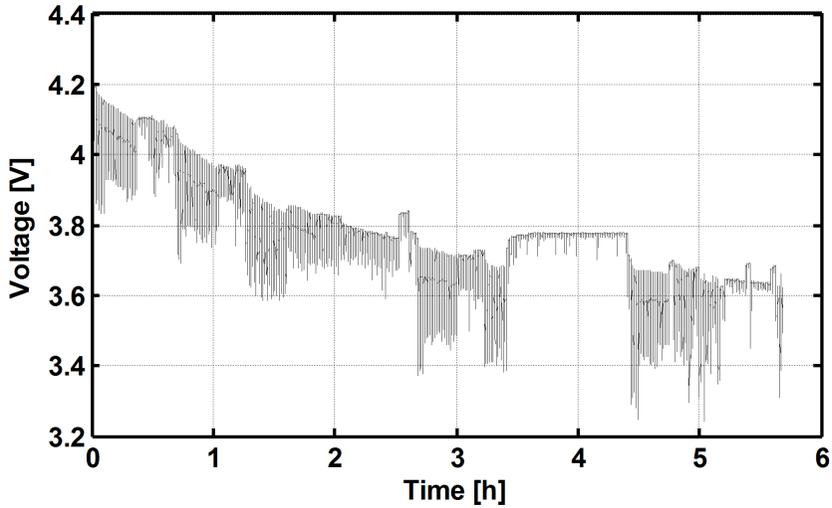


그림 3.17 실제 측정된 휴대폰의 동작 중 전압 파형.

초기 추정값 오차는 전류 추정 알고리즘의 경우 식 (3.8)의 $I[0]$ 으로 인해 발생하는 것이다. 알고리즘이 구동할 때에는 α 값이 SOC에 따라서 계속적으로 변화하지만 이 값의 크기가 작으므로 일정한 값이라고 가정하면, k 가 2 이상일 때 식 (3.12)와 같이 정리할 수 있다. 이 식을 통해 추정 전류는 k 값이 커지게 됨에 따라 초기 전류로 인해 생기는 영향력이 감소된다고 볼 수 있다.

$$\begin{aligned}
 I[k] = & (1-\alpha)^k \cdot \left(I[0] + \frac{V_t[0]}{R} \right) + \sum_{j=1}^{k-1} \left(\alpha(1-\alpha)^{k-j} \cdot \frac{V_t[j]}{R} \right) \\
 & - (1-\alpha) \cdot \left(\frac{V_t[k]}{R} \right)
 \end{aligned} \tag{3.12}$$

또한, 배터리가 rest 단계에 존재하면 식 (3.13)과 같이 N 개의 전압 크기가 같은 값이 입력으로 측정된다. $I[N]$ 은 N 이 무한히 커지게 되면 식 (3.14)와 같은 관계를 가지게 되므로, 식 (3.12)는 식 (3.15)와 같이 근사할 수 있으며 그 값은 결국 수렴하게 된다. 즉, rest가 충분히 존재하게 되면 전류 추정값은 0으로 수렴하게 되며 이는 초기 추정 오차가 발생하더라도 초기 추정 오차의 영향력은 감소된다는 결과로 이해할 수 있다.

$$V_t[N-k] = V_t[1], k = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (3.13)$$

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \sum_{k=1}^{N-1} \alpha (1-\alpha)^{N-k} \cdot \left(\frac{V_t[k]}{R} \right) = (1-\alpha) \cdot \left(\frac{V_t[N-1]}{R} \right) \quad (3.14)$$

$$\lim_{N \rightarrow \infty} I[N] = -(1-\alpha) \cdot \left(\frac{V_t[N] - V_t[N-1]}{R} \right) = 0 \quad (3.15)$$

초기 추정값 오차에 관한 실험 결과는 그림 3.14와 그림 3.16에서 초기 전류의 오차가 있는 경우와 같으며 이로 인해 그림 3.15와 그림 3.18과 같이 초기 SOC 값에 오차가 발생할 수밖에 없다. 하지만 배터리를 사용하는 과정 중에서 초기값에 대한 영향력이 감소되어 최종적으로는 추정 오차가 감소되는 것을 확인할 수 있다.

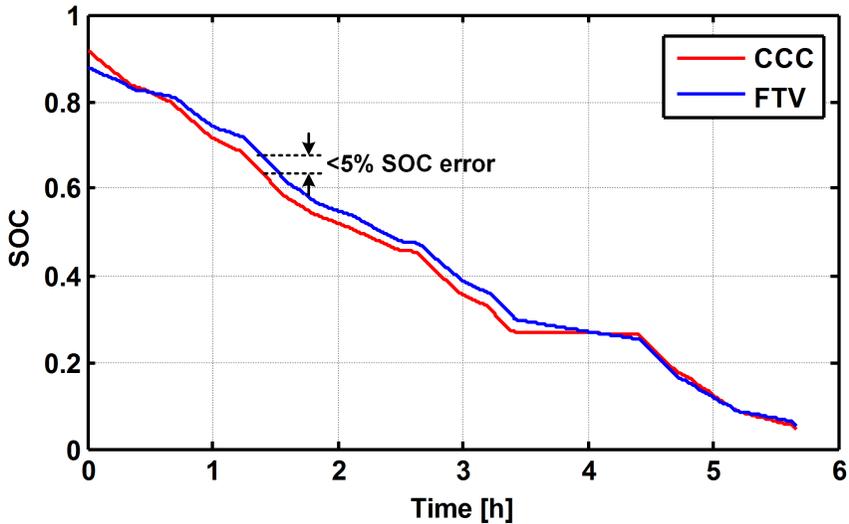


그림 3.18 전류 프로파일(그림 3.16) 인가시 SOC 추정 결과 및 최대 추정 오차.

추가로 제안한 추정 알고리즘의 계산 시간 비교를 위해 C 코드에 Windows API 함수인 QueryPerformanceCounter(QPC)를 이용하여 동작 시간을 측정하였다. 또한 C 코드로 작성된 EKF, 용량추정을 추가로 진행한 EKF, 용량과 내부 직렬 저항 추정을 추가한 DEKF에서도 동일한 작업을 수행하여 본 논문에서 제안한 알고리즘이 가지는 계산 이득을 비교하였다. QPC의 주파수는 3.3194 MHz이며 알고리즘의 계산시간이 너무 짧으므로 1000번의 시뮬레이션을 진행하였을 때의 시간을 측정하였다. 그림 3.19는 각 추정 알고리즘의 계산 시간을 나타낸 것으로 0.1 s마다 추정 알고리즘을 구동시킬 때 각 시간마다 측정된 계산시간을 나타낸 것이다.

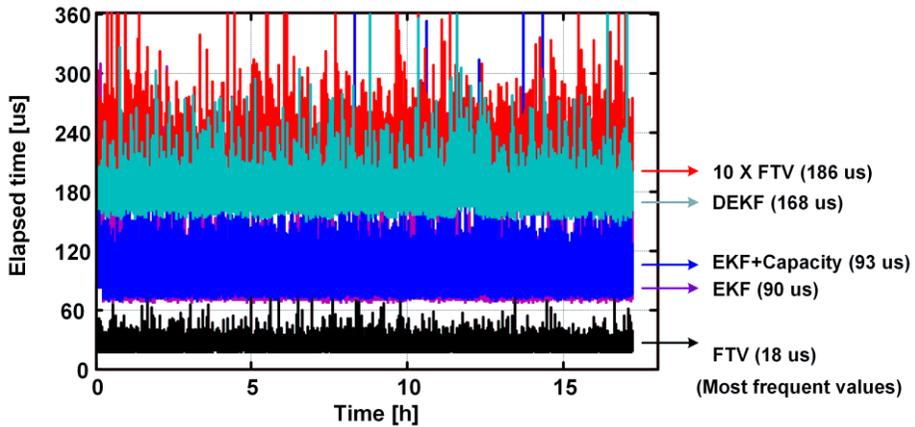


그림 3.19 QPC를 이용한 각 추정 알고리즘의 계산 시간 비교(1000번 시뮬레이션 진행).

최빈값(Most frequent values)을 토대로 비교해보면 제안한 알고리즘의 계산 시간이 가장 적게 나타나는 것을 확인할 수 있으며 정밀한 알고리즘인 DEKF와 비교하였을 때에는 약 1/10배의 계산시간이 걸린다.

3.2.4 배터리 등가 모델 형태에 따른 특성 비교

3.2절에서 사용하였던 배터리 모델은 그림 3.1(a)의 모델로 RC 소자의 개수가 적기 때문에 배터리 모델 기반의 필터를 설계하고 이를 통해 내부 상태를 추정하는 계산식이 간단하게 구성된다. 그림 3.1의 다른 복잡한 모델을 사용하게 되는 경우에도 3.2절에서 설명하였던 것과 동일한 과정을 진행하면 계산할 수 있으며, 차이점은 RC ladder 개수 증가로 인한 차분 방정식의 추가적인 계산 과정과 저장해야 할 변수의 증가한다. OCV-SOC

구간의 기울기가 상대적으로 일정한 상위 SOC 구간에서 배터리 등가 모델 형태에 따른 LPF의 보드 선도를 나타내면 그림 3.20과 같게 나타나며 컷오프(cut-off) 주파수 이전 대역에서는 그 특성이 유사하다는 것을 확인할 수 있다. 다만 고주파 대역으로 올라가면 간략화된 모델로 인해 gain이 낮아지고 phase가 더 빠르게 떨어지기 때문에 SOC 추정 성능에 있어서 변화량 전부를 표시하지 못하고 빠르게 반응하지 못하는 특징을 가져다줄 것으로 예상할 수 있다. 상대적으로 빠르게 변하는 전류 프로파일을 인가하였을 때 그림 3.21과 같은 결과를 토대로 위 예상을 확인할 수 있다.

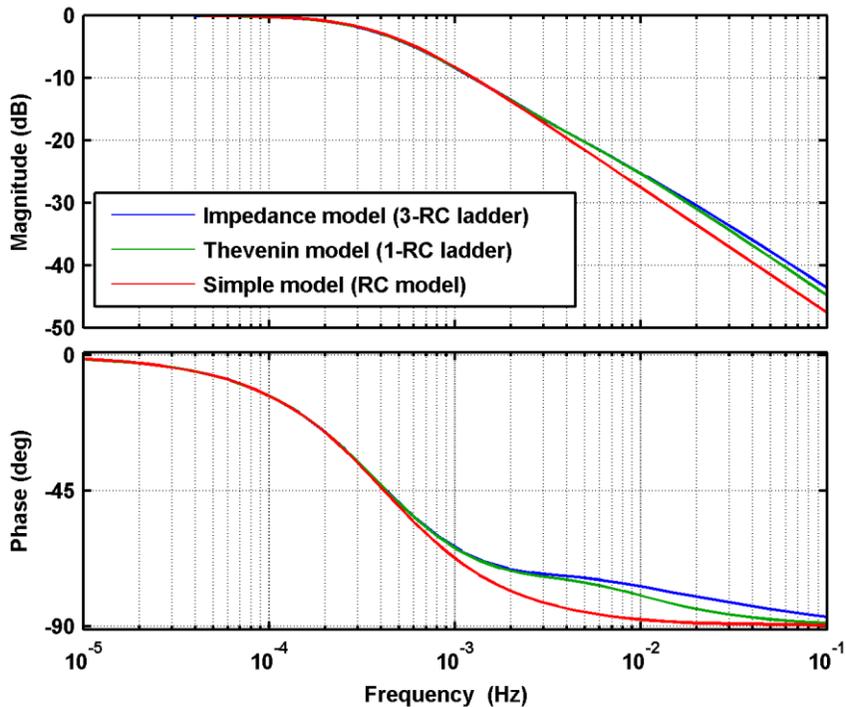


그림 3.20 SOC 70~100% 구간의 배터리 모델 기반 LPF의 보드선도.

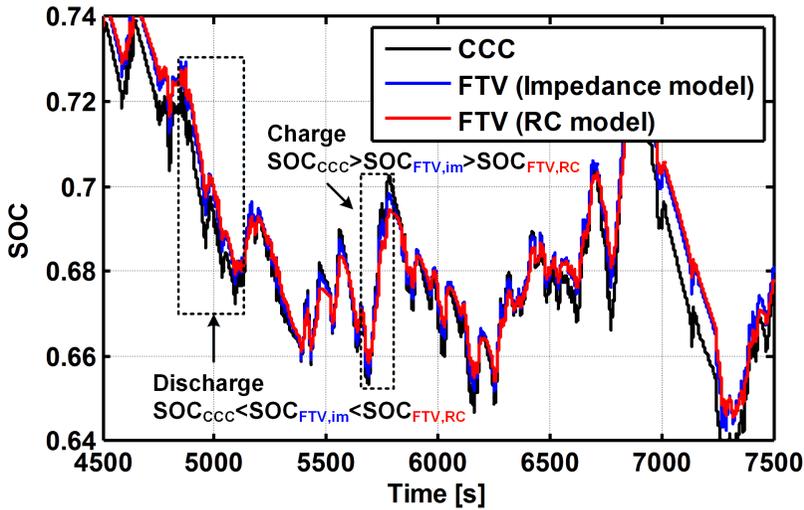


그림 3.21 배터리 등가 모델 형태에 따른 추정 성능 비교.

3.3 배터리 팩 관리 장치용 셀 간 불균형 판단 알고리즘

3.2절에서 배터리 단자 전압 필터링을 통해 전류 정보 없이 간단하게 배터리 셀 SOC를 추정하였다. 본 절에서는 배터리 단자 전압 필터링 정보를 확장하여 배터리 팩에 셀 간 차이를 분석하는 알고리즘을 제시한다.

3.3.1 셀 간 차이를 분석하는 불균형 판단 알고리즘

3.2절에서 논의한 필터링된 배터리 단자 전압 정보를 이용한 배터리 SOC 추정 알고리즘은 사용 가능한 정보 부족으로 인해 알고리즘의 파라미터를 직접 갱신할 수 없다. 그러므로 셀 간 파라미터 차이를

분석하기 위해서는 전류와 같이 추가 정보가 필요한데, 직렬 연결된 배터리 팩에서는 밸런싱 회로가 동작하지 않을 때 직렬 연결된 각 셀에 흐르는 전류가 같다는 사실을 이용할 수 있다. 필터링된 배터리 단자 전압 정보를 통해 각 셀의 추정 전류를 계산하고, 이를 비교하여 추정된 전류값들을 일치시킬 수 있게 파라미터를 보정하는 과정 중에 셀 간 차이를 검출할 수 있다 [53].

식 (3.8)에서 $T_s \ll RC$ 가 되게 샘플링 시간을 설정하게 되면 식 (3.16)과 같이 근사화시킬 수 있다. 추정된 배터리 전류는 상대적으로 배터리의 용량보다는 내부 등가 저항값에 의해 결정된다는 의미이며, 배터리의 내부 등가 저항값을 조절해주는 과정을 통해 직렬 연결된 배터리의 추정된 전류값을 일치시킬 수 있다.

$$I[k] \approx I[k-1] - \frac{(V_t[k] - V_t[k-1])}{R} \quad (3.16)$$

직렬 연결된 배터리 팩이 N 개의 셀로 구성되어 있을 때 특정 셀의 내부 등가 저항과 등가 정전용량 값을 R_{ref} , C_{ref} 로 정의하고 지정한 특정 셀 대비 i 번째 각 셀의 등가 저항 및 정전용량의 비율을 $G_{R,i}$, $G_{C,i}$ 로 정의하면 i 번째 셀의 내부 등가 저항과 등가 정전용량 값은 식 (3.17), 식 (3.18)과 같이 나타낼 수 있다.

$$R_i = R_{ref} \cdot G_{R,i} \quad (3.17)$$

$$C_i = C_{ref} \cdot G_{C,i} \quad (3.18)$$

먼저 추정된 전류만을 비교하면 추정된 전류인 식(3.16)은 각 배터리 간의 내부 등가 저항 비율인 식(3.17)에 따라서 그 값이 달라진다. 즉, 그림 3.22와 같이 추정 전류를 일치시키는 과정을 통해 각 셀의 등가 저항값의 비율을 얻을 수 있다. 하지만 현재 배터리의 SOC, 배터리의 모델 오차로 인해라도 그 추정된 전류의 크기가 달라질 수 있으므로, 이러한 요소를 고려하는 알고리즘을 구현해야 한다. 본 논문에서는 이러한 샘플링에 인해서 벌어질 수 있는 문제를 해결하기 위해서 추정된 전류들의 값들을 누적하여 사용하기로 한다. 그림 3.23에서 추정된 셀의 전류가 특정 reference 셀 대비 크다고 가정하면 그 값을 줄여 주는 과정이 필요하다.

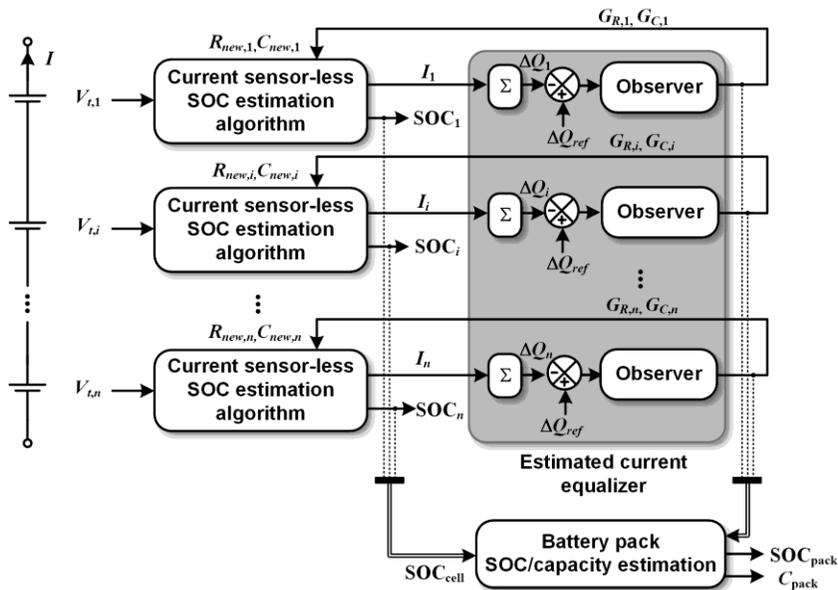


그림 3.22 배터리 단자 전압 필터링을 이용한 셀 간 차이 판단 알고리즘.

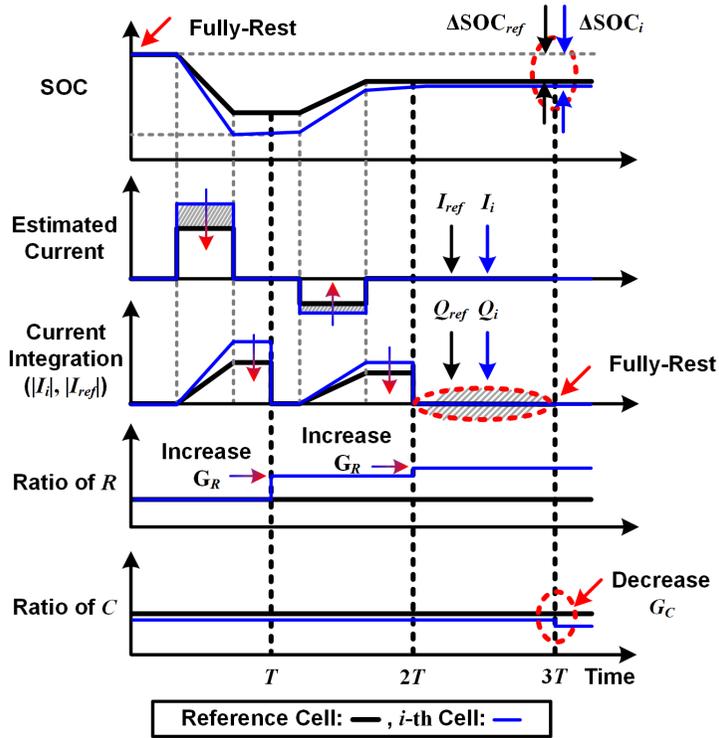


그림 3.23 추정 전류 일치화 알고리즘의 동작 파형.

이때, 전류의 방향이 아닌 크기 자체가 내부 등가 저항과 관련이 있으므로 식(3.19)에서 각 전류를 적분할 때 절대값을 취하여 사용하였으며 T 라는 시간 동안 추정된 전류값들을 누적한 값을 비교하여 그 값의 차이가 0으로 수렴하게 식(3.20)과 같이 Luenberger 관측기를 이용하였다.

$$\Delta Q_i = \sum_{k=1}^T |I_i[k]| \cdot T_s \quad (3.19)$$

$$G_{R,i} = G_{R,i}(-) + L(\Delta Q_{ref} - \Delta Q_i) \quad (3.20)$$

식 (3.19)는 전류 방향에 상관없이 전류 크기가 큰 경우 그 값이 커지게 된다. 즉, rest 없이 큰 전류가 지속적으로 흐르는 경우가 ΔQ_i 의 최악조건이 된다. 전류의 크기만이 고려 대상이므로, T 시간동안 가장 많은 전하량이 이동하는 경우만을 고려하기 위해 배터리가 지속적으로 방전되는 경우를 고려하면 식 (3.19)는 식 (3.21)로 정리할 수 있다. 이때 ΔQ_i 의 최대값은 방전전압이 가장 낮은 T 시간때의 전압이므로 이 때 단자 전압값을 인가하면 식 (3.22)와 같이 정리할 수 있다. 여기서 α 가 매우 작은 값이므로 식 (3.22)는 식 (3.23)과 같이 근사가 가능하다.

$$\begin{aligned}\Delta Q_{i,dis} &= \sum_{k=1}^T |I[k]| \cdot T_s = \sum_{k=1}^T I_i[k] \cdot T_s \\ &= (1-\alpha) \left(\frac{1-(1-\alpha)^T}{\alpha} \right) \left(\frac{V_t[0]}{R} + I[0] \right) - \frac{(1-\alpha)}{R} V_t[T] \\ &\quad - \sum_{k=1}^{T-1} (1-\alpha)^{T-k+1} \frac{V_t[k]}{R}\end{aligned}\quad (3.21)$$

$$\begin{aligned}\sum_{k=1}^{T-1} (1-\alpha)^{T-k+1} \frac{V_t[k]}{R} &\geq \sum_{k=1}^{T-1} (1-\alpha)^{T-k+1} \frac{V_t[T]}{R} \\ &= \left(\frac{1-(1-\alpha)^{T-1}}{\alpha} \right) \frac{V_t[T]}{R}\end{aligned}\quad (3.22)$$

$$\Delta Q_{i,dis} \leq \left(\frac{1-(1-\alpha)^T}{\alpha} \right) \left(\frac{V_t[0] - V_t[T]}{R} + I[0] \right) T_s \quad (3.23)$$

$$\Delta Q_i \leq \left(\frac{1-(1-\alpha)^T}{\alpha} \right) \left(\frac{V_t[0] - V_t[T]}{R} + I[0] \right) T_s$$

즉, 충전 또는 방전만 지속하는 경우는 식 (3.23)과 같이 정리되며, 충방전이 지속되는 경우는 전류의 크기가 감소하는 구간이 존재하므로

ΔQ_i 의 최대값보다 작아지게 된다.

$G_{R,i}$ 는 각 셀 간의 내부 등가 저항 비율을 의미하므로 1 근처 범위에서 변화하게 된다. 즉 $G_{R,i}=1$ 근처에서 다음과 같은 선형함수로 이해할 수 있다.

$$\Delta Q_i \approx \left(\frac{1-(1-\alpha)^T}{\alpha} \right) \left(- \frac{|\Delta V_i|}{R_{ref}} G_{R,i}^{-2} \Big|_{G_{R,i}=1} \cdot G_{R,i} + I[0] \right) T_s \quad (3.24)$$

시스템이 선형이며 관측 가능할 경우 다음과 같은 이산(discrete) 시스템의 Luenberger 관측기는 식 (3.25)와 같이 나타낼 수 있다. 이때 $\mathbf{x}[k]$ 는 관측기의 상태를 $\mathbf{u}[k]$ 는 입력, $\mathbf{y}[k]$ 는 출력을 의미한다.

$$\mathbf{x}[k+1] = \mathbf{A}\mathbf{x}[k] + \mathbf{B}\mathbf{u}[k] \quad (3.25)$$

$$\mathbf{y}[k] = \mathbf{C}\mathbf{x}[k] + \mathbf{D}\mathbf{u}[k]$$

$$\mathbf{e}[k] = \hat{\mathbf{x}}[k] - \mathbf{x}[k]$$

$$\hat{\mathbf{x}}[k+1] = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}[k] + \mathbf{L}(\mathbf{y}[k] - \hat{\mathbf{y}}[k]) + \mathbf{B}\mathbf{u}[k] \quad (3.26)$$

$$\hat{\mathbf{y}}[k] = \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}[k] + \mathbf{D}\mathbf{u}[k]$$

$$\mathbf{e}[k+1] = (\mathbf{A} - \mathbf{L}\mathbf{C})\mathbf{e}[k]$$

식 (3.26)에서 \mathbf{L} 은 관측기의 이득 행렬을 말하며 관측 오차 \mathbf{e} 를 정의하면 오차 시스템을 얻을 수 있다. 즉, $(\mathbf{A} - \mathbf{L}\mathbf{C})$ 행렬의 모든 고유값(eigenvalues)이 단위 원(unit circle)에 있게 \mathbf{L} 을 설계하면 오차 시스템은 점근적 안정성(asymptotic stability)을 가지게 되며 추정 변수 $\hat{\mathbf{x}}[k]$ 는 실제 상태 변수 $\mathbf{x}[k]$ 에 수렴하게 된다. $\mathbf{x}[k]=G_{R,i}$, $\mathbf{y}[k]=\Delta Q_i$ 로 설정하면, $\mathbf{A}=\mathbf{I}$, $\mathbf{B}=\mathbf{D}=0$ 이며 \mathbf{C} 는 식 (3.27)과 같게 된다. 본 논문에서는 관측기 이득을 설계하는 방법으로 극배치(pole-placement) 기법을 사용하였다.

$$\mathbf{C} = \left(\frac{1 - (1 - \alpha)^T}{\alpha} \right) \left(- \frac{|\Delta V_t|}{R_{ref}} G_{R,i}^{-2} \right)_{G_{R,i} = G_{R,i}(-)} T_s \quad (3.27)$$

각 셀의 등가 저항 비율에 비해 각 셀의 용량은 상대적으로 얻어내기가 힘들다. 하지만 직렬 연결된 배터리의 전류는 동일하므로 식 (3.28)과 같이 SOC 변화량을 안다면 각 셀의 용량을 계산할 수 있다. 즉 추정하는 전류의 크기가 일치하였다면 용량은 각 셀의 SOC 추정 알고리즘으로 얻어진 SOC 변화량의 역수에 비례하게 나오게 된다. 다만, 알고리즘의 RC 시정수의 오차로 인해 SOC 추정과정이 정상적으로 동작하지 못할 수도 있기 때문에 rest 상태에서 파라미터를 갱신하도록 한다. 본 논문에서는 그림 3.23에서와 같이 전류 절대값을 누적한 값이 어느 한도보다 작을 경우 충분히 rest 상태(fully-rest)로 인식하였다. 이러한 이유는 4장에서도 언급하겠지만, 알고리즘의 자체적인 특성으로 인해 오차가 존재해도 rest에서는 그 오차가 자동적으로 감소하며, 배터리에 전류가 인가되어 있는 상태에서도 그 오차가 특정 오차 범위 내에 존재하기 때문에 빈번하게 파라미터를 변경해 주는 것보다는 최대한 정확한 값에 해당되는 값이 갱신될 수 있게 설정해 주는 것이 필요하다.

$$C_{n,i} = \frac{T_s}{\Delta SOC_i} \cdot \sum_{k=0}^T I[k] \quad (3.28)$$

이러한 정보를 이용할 때, 알고리즘에서 사용하려고 하는 각 셀의 상대적인 등가 정전용량 값은 식 (3.29)와 같이 계산된다.

$$G_{C,i} = \frac{\Delta SOC_{ref}}{\Delta SOC_i} \quad (3.29)$$

본 절에서 소개하였던 배터리의 셀 간 불균형 판단 알고리즘을 통해 얻을 수 있는 결과는 각 셀의 등가 저항 및 정전용량의 비율이다. 이 정보를 이용하여 각 셀의 파라미터 차이를 고려한 SOC 추정 결과를 얻을 수 있으며 추가로 배터리 간 용량 비율, SOC 차이를 계산할 수 있다. 이러한 정보는 부차적으로 직렬 연결된 배터리 팩의 셀 간 파라미터 불균형으로 생기는 문제를 해결하기 위해 그림 3.24와 같이 밸런싱 회로나 회로 제어기에 적용될 수 있다 [54].

밸런싱 제어기의 경우, 각 배터리의 상태가 동일해보일 수 있게 제어해주는 전압 기반, SOC 기반, 남아있는 전하량 기반의 밸런싱이 가능하다 [55, 56]. 본 논문에서는 보다 정확한 밸런싱을 위해 SOC, 남은 전하량 기반의 밸런싱 회로의 제어기에 해당 알고리즘이 사용될 수 있음을 보이려고 한다. 배터리 단자 전압 필터링을 통한 배터리 상태 추정 알고리즘을 배터리 팩에 확장한 결과 각 셀의 SOC는 각 셀에서 추정된

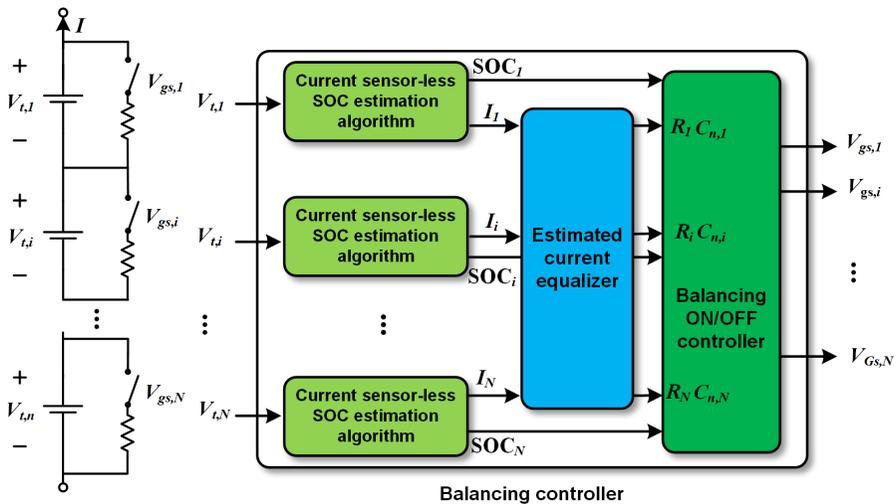


그림 3.24 필터링된 배터리 단자 전압 정보를 이용한 밸런싱 제어기.

전류, 각 셀의 등가 저항 및 등가 정전용량 비율을 계산할 수 있었다. 이를 이용하면 식(3.30)과 식(3.31)처럼 각 셀의 SOC, 남아있는 전하량을 계산할 수 있다.

$$SOC_i[k] = SOC_i[k-1] - \frac{I_i[k]}{C_{n,i}} T_s \quad (3.30)$$

$$Q_i = SOC_i \cdot C_{n,i} \quad (3.31)$$

3.3.2 실험 세트 구성 및 실험 결과 분석 방법

실험 세트는 배터리 팩의 전압 및 전력 범위의 차이로 인해 3.2.2절에서 설명하였던 하드웨어와 달리 그림 3.25와 같이 구성하였다. 기존 실험 장비는 단위 셀의 전압, 전류 정보를 취득하는 반면, 이번 실험 장비는

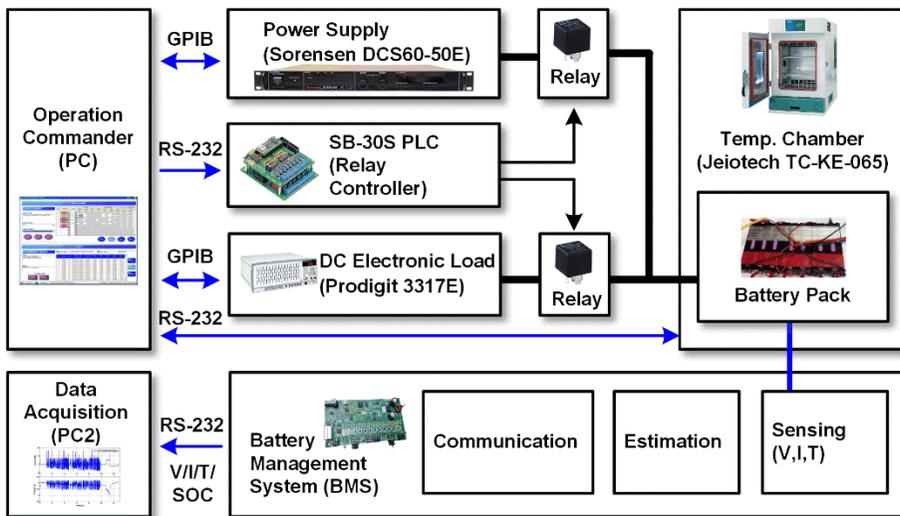


그림 3.25 배터리 팩용 하드웨어 실험 장비 구성.

배터리 팩 내부의 직렬 연결된 셀 전압 모두를 측정해야 하므로 간단한 배터리 관리 시스템 보드를 제작하여 각 셀의 전압, 전류, 온도를 검출하였다. 전압 측정은 Linear Technology의 LT6803, 전류 검출은 정밀 저항 및 op-amp, 온도는 서미스터를 이용하였으며 측정, 추정, 통신을 제어하기 위해 Freescale의 MC9S12P64 칩을 사용하였다. 이를 통해 직렬 연결된 12셀 배터리 전압 및 배터리 팩 전류, 배터리 팩 온도 측정을 진행하였다.

배터리 셀과 비교하면 배터리 팩의 경우 3.2.2절에서 언급한 것과 같이 보정된 전류 적산법을 이용하여 배터리의 정확한 SOC를 찾는 것이 상대적으로 어렵다. 왜냐하면, 구성된 팩의 개별 셀 파라미터를 동일한 조건에서 측정하는 것이 힘들며 배터리 팩에 연결되어 있을 때는 셀과 같이 배터리의 사용 범위가 일정하게 결정되지 못하고 배터리 팩 전체의 총방전 종료에 맞춰 결정되기 때문이다. 이러한 이유로 정확한 SOC 추정을 찾기에 앞서 간략하게 배터리 팩 내부의 셀의 파라미터 측정과 내부 상태 추정 오차를 찾는 방법을 제시한다 [54].

알고리즘에 탑재된 시정수 RC 가 배터리의 측정값에 비해 크거나 작은 경우 추정 알고리즘에 오차가 발생한다. 그러므로 그림 3.26과 같이 충분히 안정화되어 있는 배터리를 정전류로 방전하고 충분한 시간이 지난 후에 배터리를 다시 rest 시키게 되면 배터리의 추정 오차는 방전이 종료되는 순간에 가장 크게 될 가능성이 크다. 본 논문에서는 배터리 팩에 정전류와 rest 상황을 교번하게 인가하여 해당 상황에서 나타나는 추정 알고리즘의 추정 오차를 살펴보려고 한다.

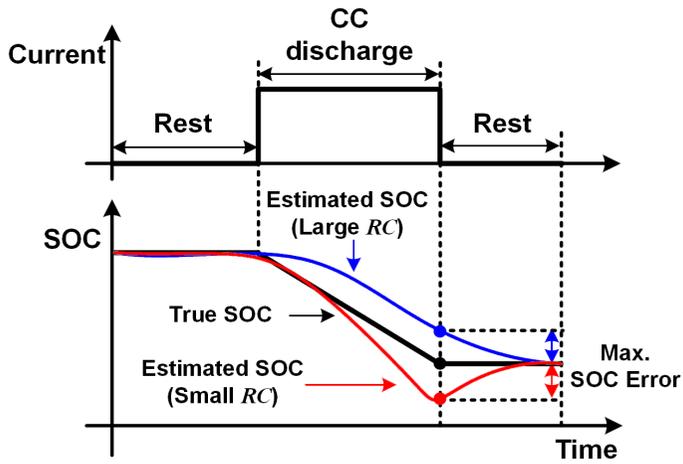


그림 3.26 배터리 팩용 간단한 SOC 추정 오차 계산 방법.

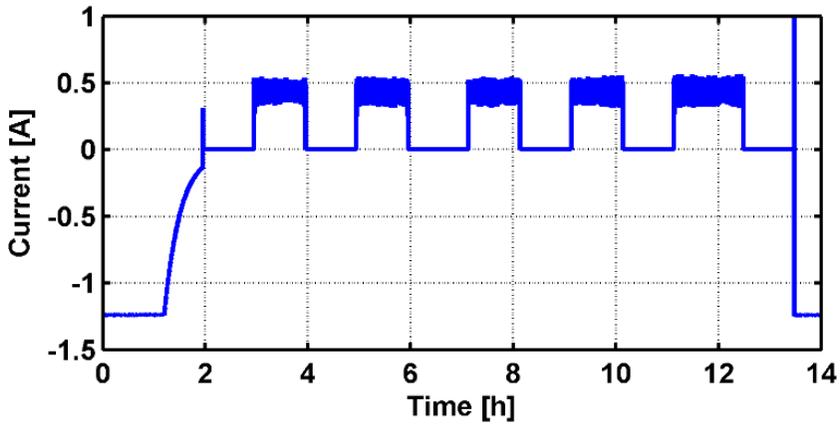


그림 3.27 배터리 팩의 셀 간 편차 및 파라미터 추출을 위한 전류 파형.

3.3.3 검증 실험 프로파일 및 실험 과정

검증 프로파일은 셀 간의 파라미터 측정을 통해 실제 추정 알고리즘의 성능을 파악하기 위해 정전류 및 rest가 포함되어있는 그림 3.27로

설정하였다. 이 프로파일은 12개 직렬, 1개 병렬(12S1P)의 배터리 팩을 완충에서 완방까지 용량의 20% 만큼 배터리를 방전하고 rest 하는 과정을 반복한다. 전류 적산법을 이용하여 계산한 배터리 팩의 SOC는 그림 3.28과 같이 감소하게 된다. 이때 배터리 관리 시스템을 통해서 측정된 배터리 셀 전압들은 그림 3.29와 같다.

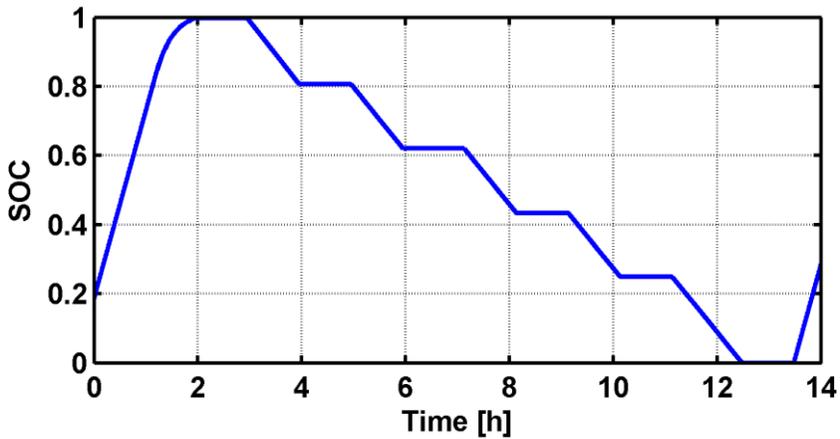


그림 3.28 배터리 팩의 셀 간 파라미터 추출 실험 시 배터리 팩의 SOC.

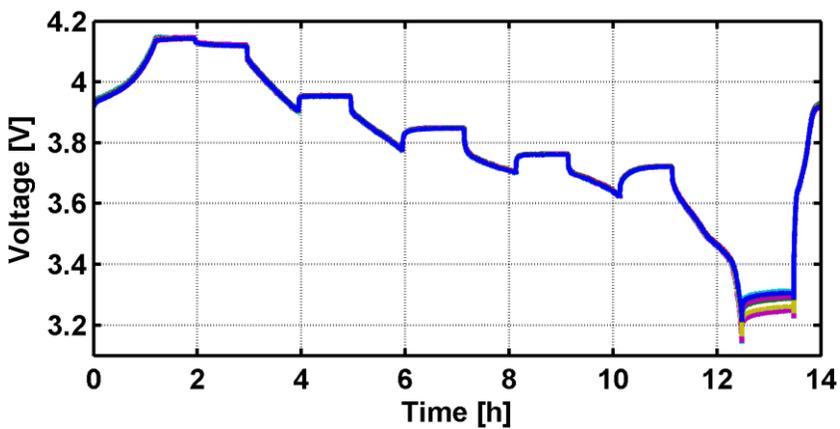


그림 3.29 12S1P 배터리 팩의 셀 전압 파형.

셀 전압 파형에서 정전류로 방전되는 구간과 rest 때 전압이 안정화되는 구간이 존재하기 때문에 그림 3.5에서 언급한 파라미터 추출법을 사용할 수 있다. 즉, 각 SOC 지점에서 해당하는 등가 저항값을 그림 3.30처럼 계산할 수 있으며 이 결과로부터 각 셀의 상대적인 등가 저항 비율을 그림 3.31과 같다. 또한, 배터리의 용량 비율은 식 (3.29)를 통해 계산하면 그림 3.32와 같다.

그림 3.27의 전류 파형을 통해 배터리 팩에 있는 각 셀의 파라미터와 상대적인 비율을 추출한 후, 실제 배터리 팩을 사용할 때도 이러한 비율로 추정되는지를 확인해 보는 과정이 필요하다. 이를 위해 초기 등가 저항 및 배터리 용량 정보에 오차를 두고 그림 3.33의 축소화된 HEV 프로파일을 배터리 팩에 인가하여 3.3절에서 제안한 알고리즘이 정상적으로 동작하는지를 확인한다.

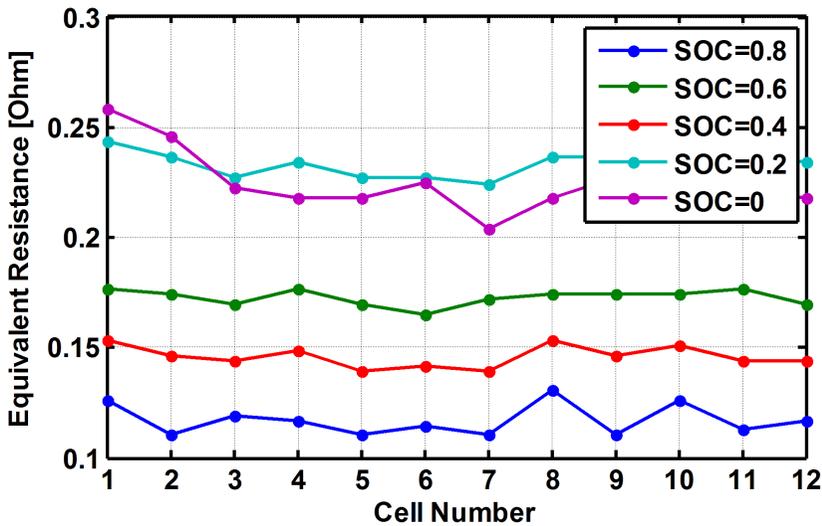


그림 3.30 배터리 셀의 내부 등가 저항.

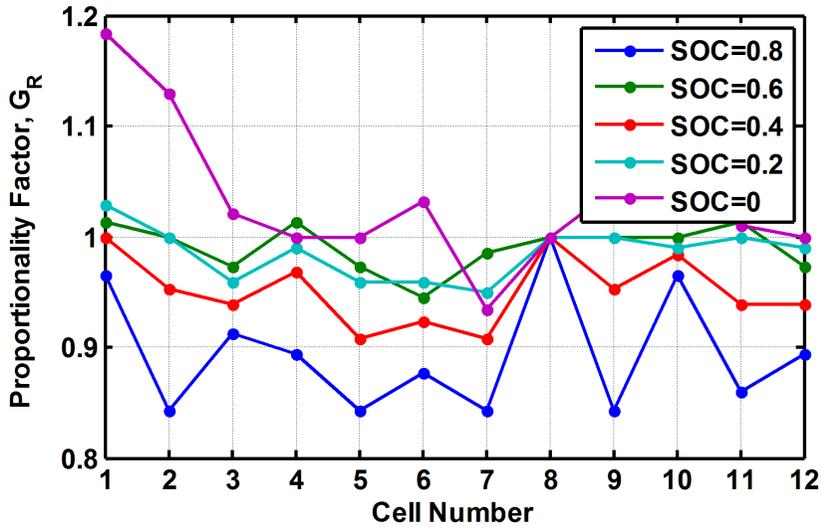


그림 3.31 배터리 셀의 내부 등가 저항 비율.

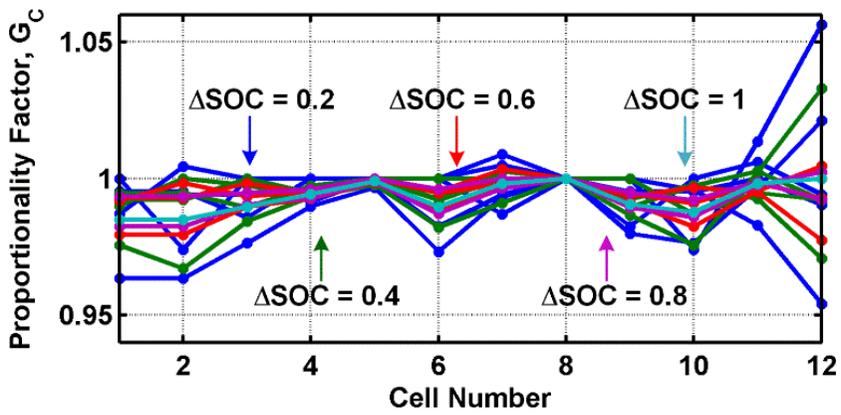


그림 3.32 배터리 셀의 용량 비율.

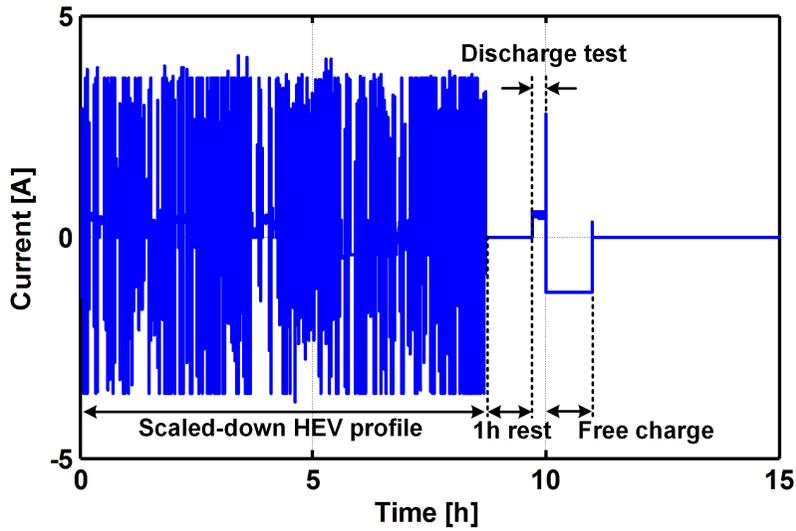


그림 3.33 축소화된 HEV 전류 프로파일.

그림 3.33의 전류를 배터리 팩에 인가하면 그림 3.34와 같이 12개의 셀 전압 파형이 얻어진다. 초기 등가 저항 및 등가 정전용량 비율에 오차를 주입한 뒤 각 셀에서 추정된 전류 파형을 살펴보면 그림 3.35와 같으며 3.3절에서 언급하였던 것과 같이 RC 시정수의 오차로 인해 각각의 추정 전류가 동일하지 않게 나온다. 이때 추정된 전류값을 일치시키기 위한 과정을 진행하면 그림 3.36과 같이 상대적으로 추정된 전류들의 차이가 줄어든다.

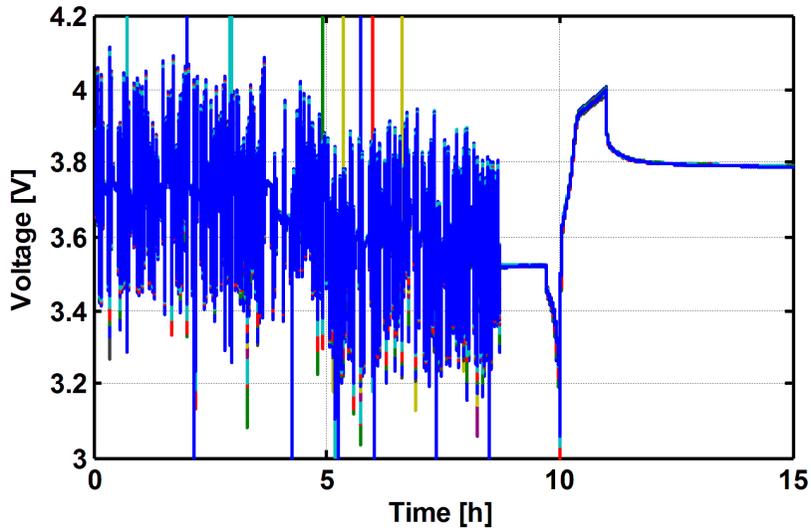


그림 3.34 축소화된 HEV 전류 프로파일 인가시 셀 전압.

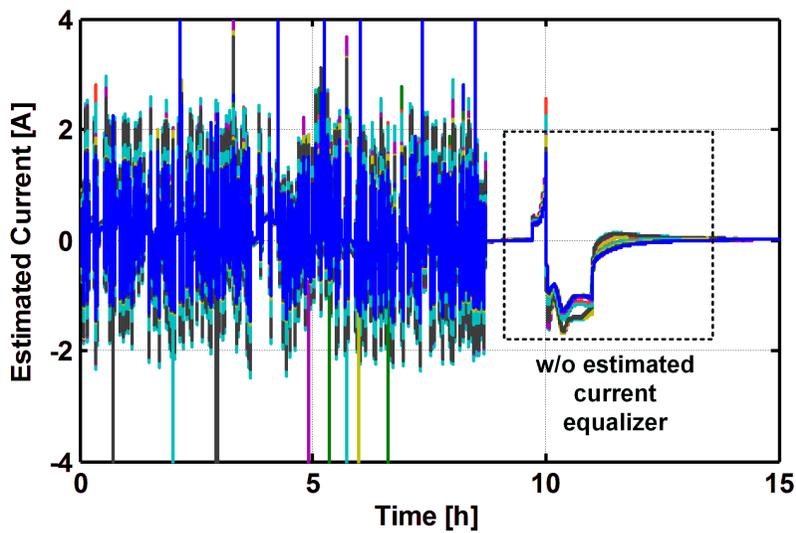


그림 3.35 초기 파라미터에 오차가 존재하며 추정 전류 균등화 과정을 진행하지 않았을 때 추정된 전류 파형.

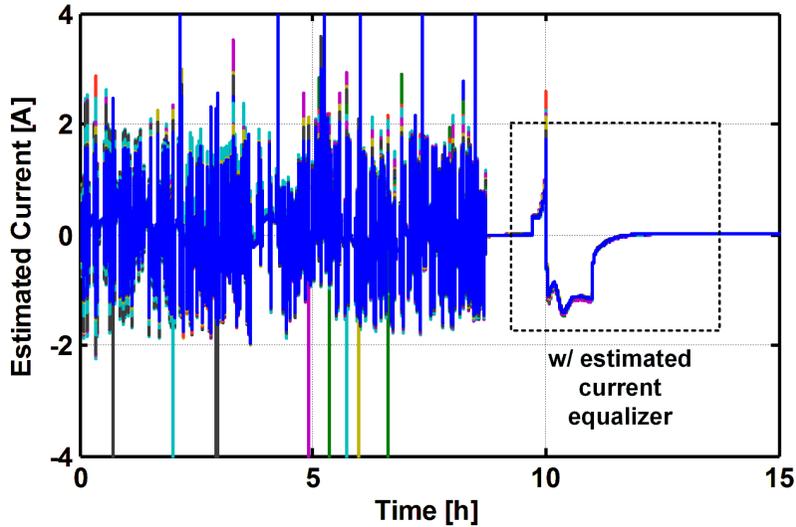


그림 3.36 초기 파라미터에 오차가 존재하며 추정 전류 균등화 과정을 진행하였을 때 추정된 전류 파형.

그림 3.33과 같은 전류가 인가되었을 때 실제 등가 저항 및 정전용량 비율의 변화는 그림 3.37, 그림 3.38과 같이 바뀌게 되며 이 변화를 각 셀 측면에서 살펴보면 그림 3.39와 같이 등가 저항 및 정전용량 비율은 일정한 영역 내부로 수렴한다. 여기서도 일정한 오차 범위가 존재하게 되는데, 이것은 배터리 모델 오차로 인해 발생하게 된 것이다. 추가로 초기값과 수렴 여부의 관계가 존재하는지를 확인해보기 위해 그림 3.40과 같이 이전 시뮬레이션에서 얻은 최종 등가 저항 및 정전용량 비율을 다시 초기값으로 선택하여 동일한 시뮬레이션을 진행하였다. 결과적으로 해당 파라미터 비율들이 수렴하여 유사한 구간에 존재한다.

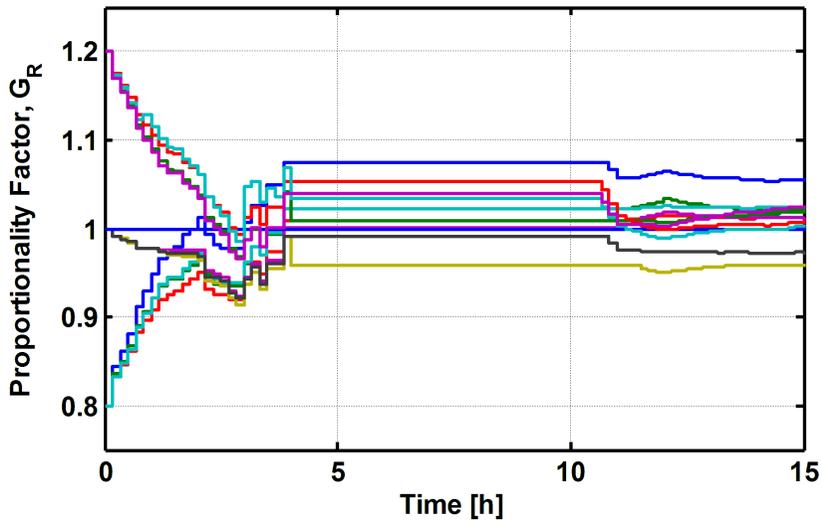


그림 3.37 초기 오차가 존재 시 각 셀의 등가 저항 비율의 변화.

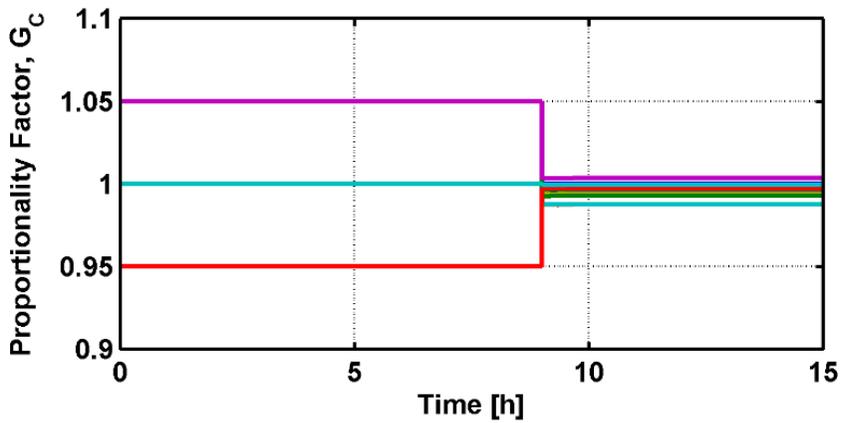


그림 3.38 초기 오차 존재 시 각 셀의 등가 정전용량 비율의 변화.

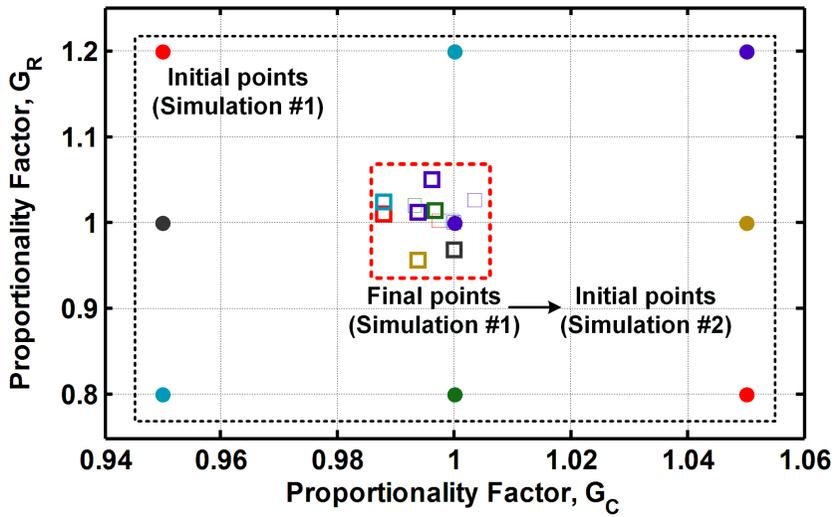


그림 3.39 초기 오차가 존재하는 각 셀의 등가 저항 및 등가 정전용량 비율의 수렴 현상.

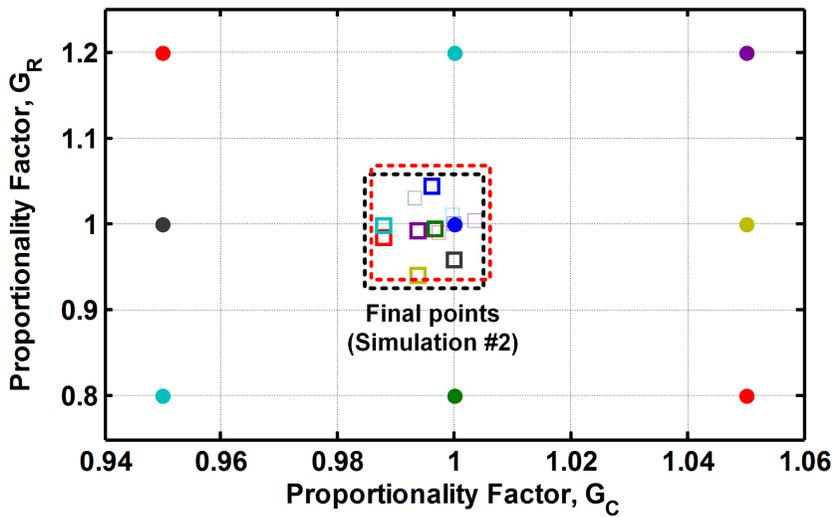


그림 3.40 그림 3.39의 최종 등가 저항 및 정전용량 비율을 초기값으로 설정시 최종 수렴 결과.

마지막으로 그림 3.31과 그림 3.32에서 얻은 실제 측정된 파라미터 비율들을 본 알고리즘에서 추정된 값과 비교하여 그 오차를 살펴본다. 실제 측정된 파라미터들은 배터리의 등가 저항 비율의 경우, 중간 SOC 영역(SOC=0.4~0.6)에서 등가 저항 비율이 유사하고 배터리의 등가 용량 비율은 Δ SOC 값이 커질수록 그 값이 유사해지는 결과를 가져다주므로 상위 SOC 영역(Δ SOC=0.6~1)에서 측정된 값들을 평균 내었다. 그림 3.41과 그림 3.42는 이렇게 계산을 통해 얻은 평균값과 알고리즘을 통해서 얻은 값을 비교한 결과로 추정 오차는 5% 이내에 존재한다. 즉, 각 셀의 추정 전류를 일치시키는 과정에서 얻어지는 셀의 등가 저항 비율과 정전용량 비율은 셀 간 불균형 상태를 판단하는 정보로 사용 가능하다.

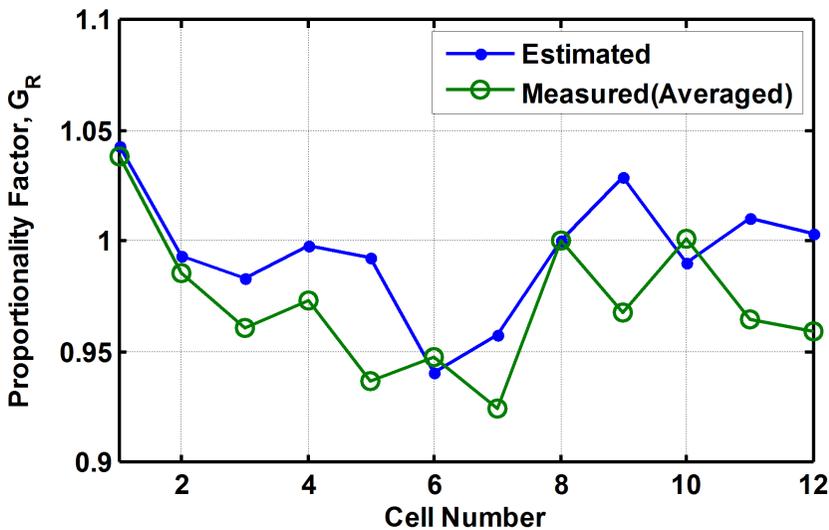


그림 3.41 측정된 각 셀의 등가 저항 비율(평균값)과 추정 전류 균일화 과정으로 얻은 값 비교.

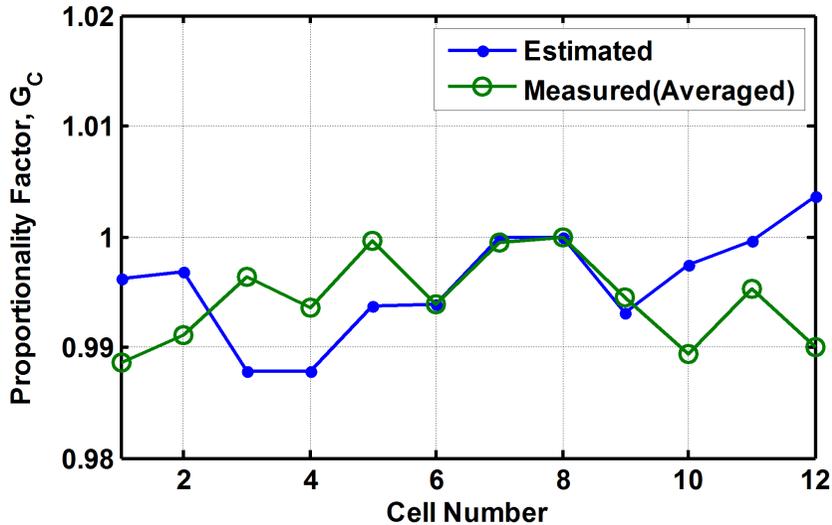


그림 3.42 측정한 각 셀의 등가 정전용량 비율(평균값)과 추정 전류 균일화 과정으로 얻은 값 비교.

각 셀의 불균형 판단 알고리즘을 통해 계산하여 얻을 수 있는 최종 결과는 각 셀의 SOC와 각 셀의 남아있는 전하량이다. 이를 확인하기 위해 그림 3.27에서 사용하였던 파라미터 추출용 프로파일을 배터리 팩에 인가하였다. 그림 3.43과 같은 추정 전류 결과를 얻을 수 있으며 이 결과와 추정된 각 셀의 파라미터 비율을 이용하면 각 셀의 SOC를 그림 3.44와 같이 계산할 수 있다. 정전류 방전이 종료된 후 rest 단계에 들어가는 상황을 통해 배터리 팩 내부 각 셀의 SOC 추정 오차를 간단하게 계산할 수 있다고 그림 3.26에서 언급하였다. 이 방법을 본 실험에도 동일하게 적용하면 각 셀의 최대 SOC 오차는 그림 3.45와 같이

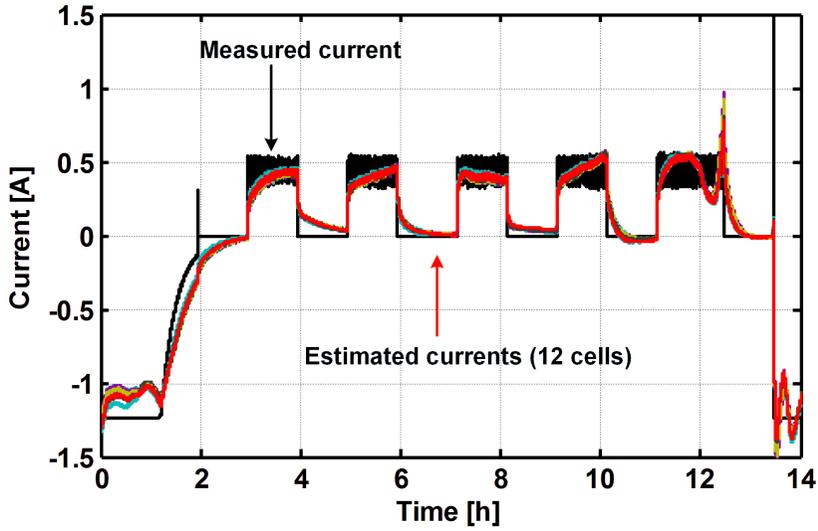


그림 3.43 파라미터 추출 전류 프로파일(그림 3.27)인가시 측정된 전류 및 추정된 전류 파형.

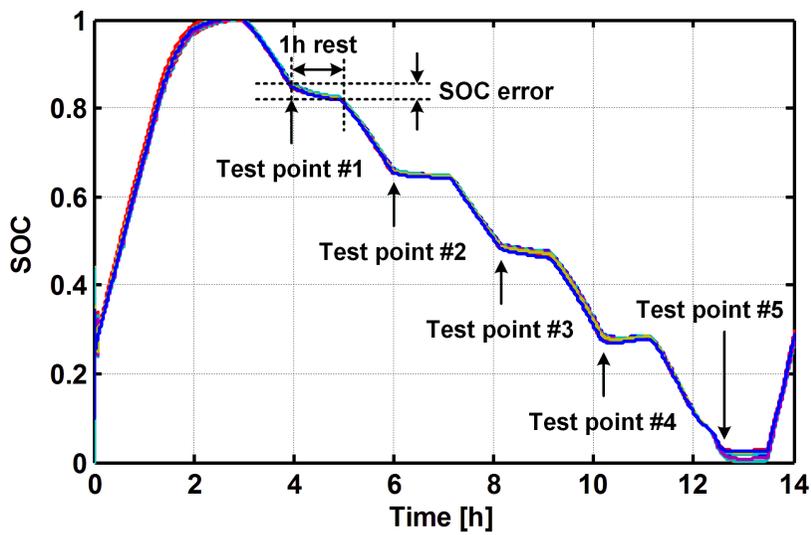


그림 3.44 최대 오차 계산 구간(방전 종료 후 1시간 rest 진행).

언을 수 있으며 이 결과로부터 SOC 오차가 3% 이상 발생할 수는 있지만,

각 셀 간의 차이는 1.5% 정도로 크게 발생하지 않기 때문에 각 셀의 SOC 차이가 크게 벌어지는 상황에서 SOC 밸런싱을 하는 조건으로 사용할 수 있다.

또한, 방전이 종료되어 SOC 추정 오차가 가장 큰 상황에서 남아 있는 전하량을 계산하면 그림 3.46의 결과를 얻을 수 있다. 중간 SOC (20~80% SOC) 구간에서는 그 전하량이 균일하게 감소하는 것처럼 보이므로 해당 영역에서는 이 값을 밸런싱의 지표로 사용할 수 있다. 실제 실시간으로 추정되는 SOC와 해당하는 배터리의 용량 비율 정보를 이용하여 특정 셀(8번 셀) 기준으로 전하량의 차이를 비교하면 그림 3.47과 같다. 그림 3.46에서는 배터리가 가지고 있는 전하량 값 자체가 배터리 간 전하량 차이에 비해 크기 때문에 동일한 전류로 방전 시 각 셀의 전하량이 동일하게 감소하는 결과를 판단하기 어렵지만 그림

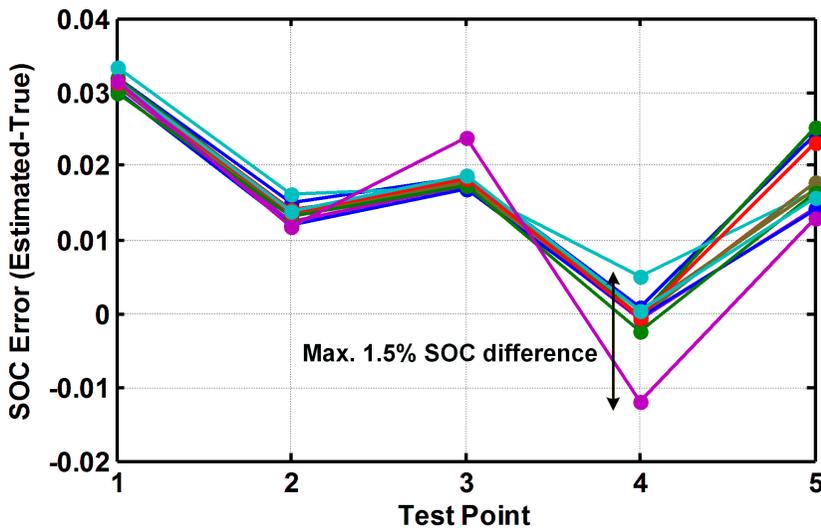


그림 3.45 각 셀의 최대 오차 계산시 SOC 차이.

3.47에서는 중간 SOC 영역에서 셀 간의 유사한 전하량 감소 경향이 보인다.

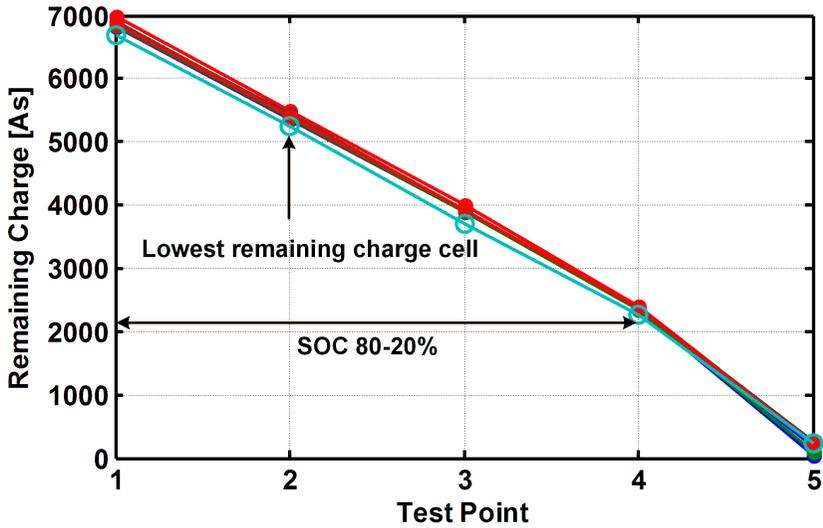


그림 3.46 각 셀의 최대 오차 계산 시 남아있는 전하량.

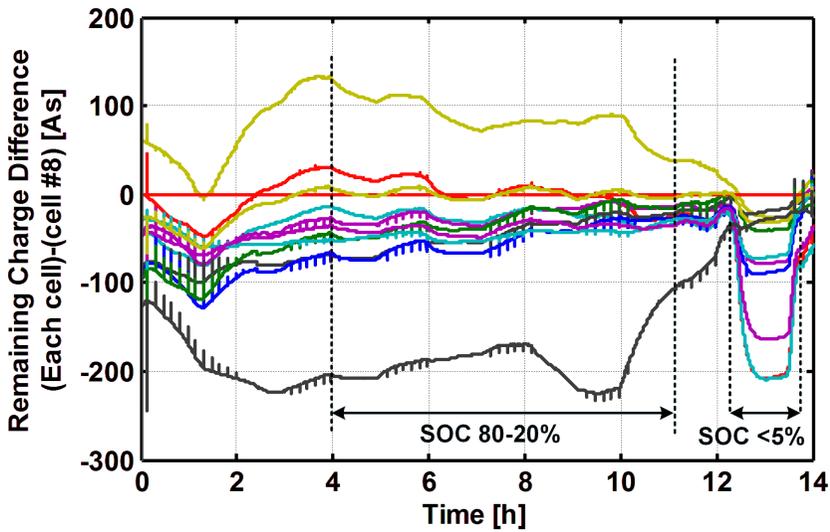


그림 3.47 각 셀에 남아있는 전하량(8번 셀의 전하량 기준).

3.4 간단한 배터리 팩 상태 추정 알고리즘

3.4.1 배터리 OCV-SOC 구간 설정을 통한 배터리 팩 사용 범위 결정

3.3절에서 각 셀의 간단한 SOC와 배터리의 용량을 추정하였고 이를 바탕으로 SOC와 남아있는 전하량을 계산하였다. 식 (2.1), (2.2)에서 이런 정보를 알게 된다면 전체 배터리 팩에 영향을 끼치는 셀을 판별할 수 있으므로, 이를 이용하면 대략적인 배터리 팩의 상태 추정이 가능하다. 상태 추정 알고리즘의 경우 그 추정 성능이 적응 방법을 사용한 알고리즘에 비해서는 떨어질 수는 있지만, 계산적인 부담 없이 대략적인 SOC 추정이 가능하다. 식 (2.1), (2.2)를 통해 배터리 팩 성능에 영향을 끼치는 셀이 판별되면 해당 셀의 사용 범위 β 가 결국 배터리 팩의 사용 범위가 된다. 이를 그림으로 나타내면 그림 3.48과 같게 나타나며 식 (3.32), (3.33)과 같다 [57]. 즉, 특정 셀의 전압이 저전압, 고전압 범위에 들어오게 되면 이를 바탕으로 남아있는 전하량이 가장 적은 셀의 사용 범위를 제한하고 이를 SOC가 0, 1 범위로 확장하는 과정을 진행하여 배터리 팩의 결과를 찾을 수 있다. 그림 3.48은 배터리 팩이 저전압, 고전압 범위에 들어간 셀로 인해 특정 셀의 SOC 범위가 SOC_L 부터 SOC_H 까지 제한받게 된 경우를 예로 든 것이다. 만약 특정 셀의 SOC를 지속적으로 추정하고 있었다면, 이 SOC 정보를 통해서 OCV_L 과 OCV_H 값을 얻을 수 있으며 이 OCV 값을 SOC=0과 1의 OCV로 설정해주는 과정을 진행하면 된다. 즉, 초기의 OCV-SOC 관계는 배터리를 사용할 수 있는 최대 범위 내에서

측정하여 구성하며, 이 범위 내에서 실제 사용 가능한 배터리의 범위가 결정되고 이 범위의 최소값과 최대값이 SOC_0 과 1이 된다.

$$\beta = \frac{(SOC_H - SOC_L)}{(SOC_{max} - SOC_{min})} \quad (3.32)$$

$$SOC_{pack}[k] = \begin{cases} 0, & SOC_{pack} \leq 0 \\ \frac{1}{\beta}(SOC[k] - SOC_L) = \frac{(SOC[k] - SOC_L)}{(SOC_H - SOC_L)}, & \\ 1, & SOC_{pack} \geq 1 \end{cases} \quad (3.33)$$

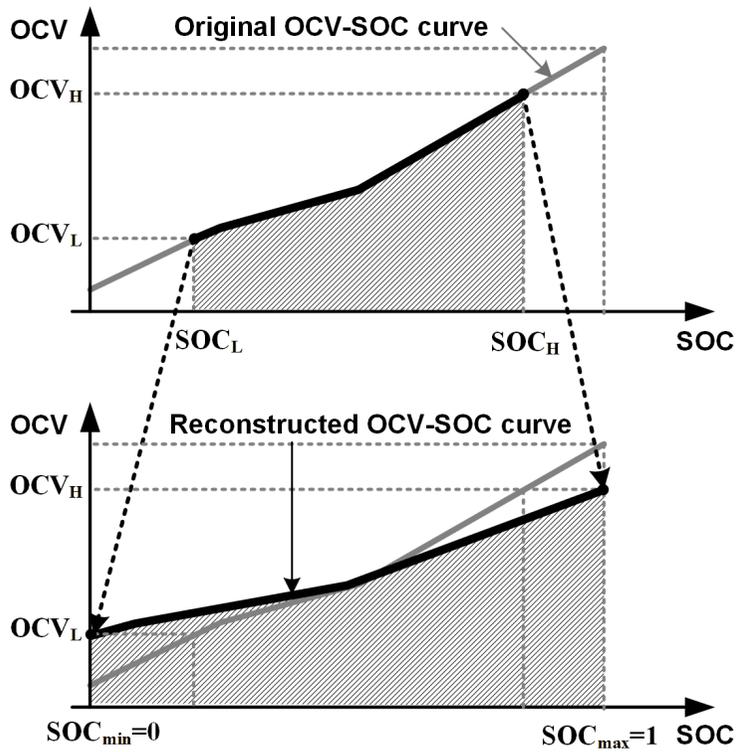


그림 3.48 배터리 셀의 사용 범위에 따른 배터리 팩의 사용 범위.

3.4.2 배터리 팩의 SOC 추정 결과

본 절에서는 전류 정보를 사용하지 않은 추정 알고리즘 결과에 3.4.1절의 알고리즘을 적용하였다. 먼저 추정 전류 일치화 회로가 동작하기 전에 배터리 셀의 파라미터 편차가 존재한다고 가정하고 그림 3.33의 전류를 인가하였을 때 추정된 SOC 결과가 그림 3.49이다. 이 결과에서 추정 전류 일치화 회로를 동작시키게 되면 그림 3.50과 같이 시간에 따른 SOC 변화량이 유사하게 교정되는 것을 확인할 수 있다. 배터리 팩이 방전되어 배터리 팩 전압이 기준 전압만큼 하강한 경우($SOC_{pack}=0$)와 배터리 팩의 방전이 종료되어 rest 하였을 때 OCV 값을 통해 보정된 전류 적산법 대비 추정결과를 비교하면 그림 3.51, 그림 3.52와 같이 나타나게 된다.

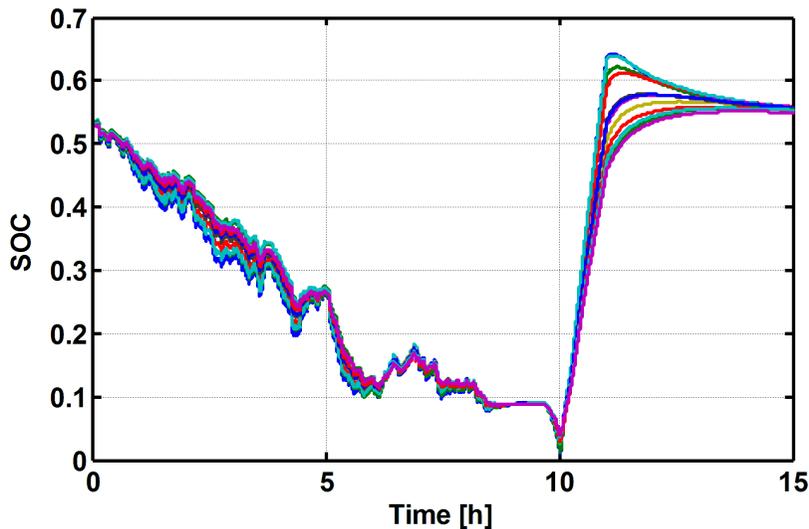


그림 3.49 추정 전류 일치화 회로 구동 전 각 셀의 추정된 SOC.

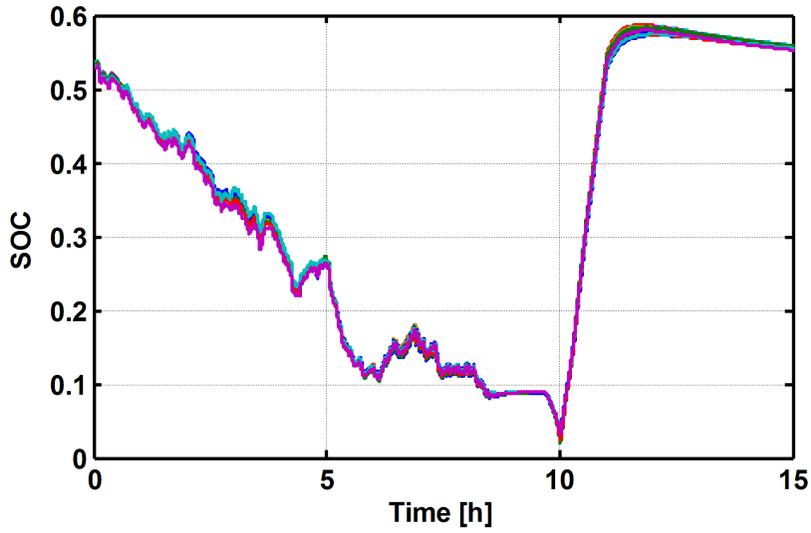


그림 3.50 추정 전류 일치화 회로 구동 후 각 셀의 추정된 SOC.

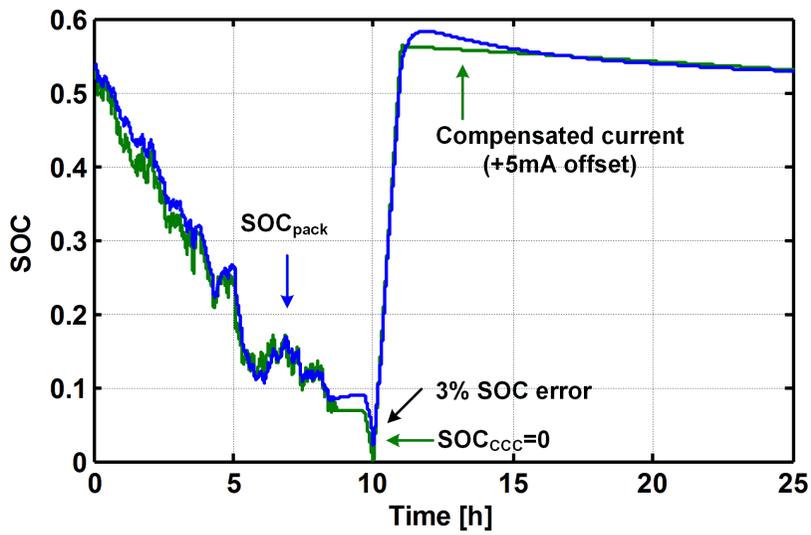


그림 3.51 배터리 팩의 SOC 추정 결과.

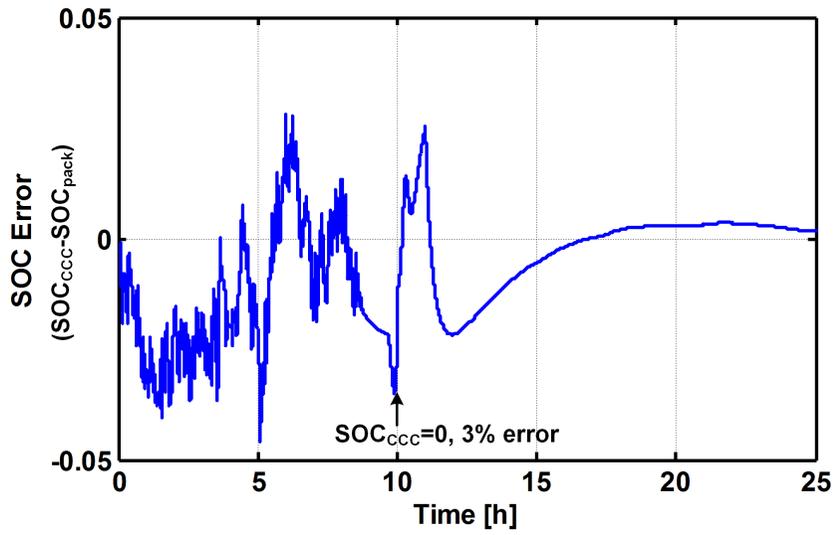


그림 3.52 보정된 전류 적산법 대비 배터리 팩의 SOC 추정 오차.

제 4 장 배터리 모델 차이에 따른 제안한 배터리 관리 시스템의 성능 분석

3장에서 제안한 배터리 단자 전압 필터링은 배터리의 등가 모델 파라미터인 등가 저항, 배터리의 용량, 배터리의 OCV-SOC 관계를 사용하여 배터리의 전류 및 내부 SOC 정보를 추정하고 이를 확장하여 셀 간 편차를 분석한다. 이때, 정확한 전류 및 SOC 추정을 위해서는 배터리의 실제 모델 파라미터와 알고리즘에서 사용하는 파라미터 간의 차이가 없어야 한다. 3장에서는 추정에 사용할 배터리의 파라미터를 직접 측정하여 사용하였기 때문에 두 파라미터 값 사이에 큰 차이가 존재하지 않지만, 실제 휴대용 기기처럼 수백에서 수천만의 기기에 사용되는 배터리는 내부의 등가 파라미터의 편차가 존재하기에 해당 알고리즘을 사용하기 위해서는 배터리의 파라미터 허용 오차(tolerance)에 따른 알고리즘의 성능 분석이 필요하다.

배터리의 파라미터 정보들은 배터리에 인가된 전류 크기와 동작 SOC 영역, 배터리의 온도, 노화 정도에 따라 변화하며 배터리의 전극 소재, 배터리 사용 패턴에도 영향을 받는다. 본 장에서는 이러한 파라미터의 편차 및 간략화된 모델의 한계로 인해 발생할 수 있는 추정 알고리즘의 성능 저하를 몬테카를로 시뮬레이션(Monte Carlo simulation)을 이용하여 분석하고 해당 상황에서 알고리즘의 대처방안을 모색한다.

4.1 모델 파라미터 허용 오차에 따른 성능 분석

배터리 모델 기반의 필터링 기법을 사용하는 경우, 배터리 단자 전압의 센싱 노이즈와 배터리의 파라미터 tolerance는 상태 추정 성능에 영향을 끼칠 수 있다. 일반적인 배터리 모델만을 사용하여 배터리의 내부 상태 추정을 진행할 때에는 배터리 전압의 센싱 노이즈가 모델을 통해 SOC 상태 추정에 직접적으로 영향을 끼칠 수 있지만, 본 논문에서는 LPF를 통해 배터리 단자 전압의 노이즈가 제거되므로 필터의 계수가 성능에 미치는 영향이 더 커지게 된다. 그러므로 배터리의 파라미터 tolerance로 인해 발생할 수 있는 문제에 초점을 맞추려고 한다.

배터리의 내부 파라미터 tolerance는 배터리의 등가 저항, 배터리 용량, OCV-SOC 관계로 나누어진다. 본 논문에서는 몬테카를로 시뮬레이션을 통해 각각의 파라미터에 tolerance가 존재할 때 추정 알고리즘에 나타나는 영향을 분석한다. 몬테카를로 시뮬레이션은 통계적 변이성(statistical variation) 및 tolerance 분석, 최악 조건(worst case) 해석에 일반적으로 사용되는 방법으로 분석적 해(analytic solution)를 찾기 어려운 확률모형(stochastic model)에 주로 사용된다 [36-38]. 따라서 본 논문에서는 수치적인 방법(numerical method)을 이용하여 각각의 파라미터를 확률 변수로 선언하여 제안한 알고리즘의 추정 성능이라는 목표값의 확률 분포를 찾으려고 한다 [36].

3장에서 제안한 알고리즘은 배터리 단자 전압을 필터링하여 배터리의 전류 및 SOC를 정하는 방법이며, 이는 배터리 팩에 확대 적용된다.

그러므로 제안한 알고리즘의 성능은 SOC 추정 성능에서 결정된다고 볼 수 있으며, 추정 성능은 상태 추정 알고리즘의 추정 오차를 의미한다. 그러므로 목표값의 확률 분포를 찾기 위해서는 배터리 파라미터 tolerance와 배터리 추정 오차에 관한 관계식을 찾아야 한다. 이를 위해 먼저 추정 오차 E 를 실제 배터리의 SOC인 SOC_{true} 에서 추정된 SOC인 SOC_{est} 의 차로 정의한다. 정전류로 방전하는 경우 시간에 따른 SOC 변화량을 상수 K_{true} 로, 이때 제안한 알고리즘에서 시간 대비 추정된 SOC 변화량을 K_{est} 로 정의하면 초기 SOC 추정 오차를 E_i 라고 하였을 때, SOC 추정 오차는 식(4.1)과 같다. 추정 알고리즘을 통해 얻을 수 있는 K_{est} 는 식(3.4), (3.5), (3.6), (3.11)을 이용하면 식(4.2)와 같이 얻을 수 있다.

$$E = SOC_{true} - SOC_{est} = E_i + \int (K_{true} - K_{est})dt \quad (4.1)$$

$$K_{est} = \frac{dSOC}{dt} = \frac{dSOC}{dOCV} \cdot \frac{dOCV}{dt} \approx \frac{1}{RC_n} \cdot (V_i[k] - V_c[k-1]) \quad (4.2)$$

즉, 특정한 정전류로 방전을 지속할 때, 실제 SOC와 추정 알고리즘의 초기 SOC 값, 배터리의 등가 저항 및 용량, 배터리의 단자 전압 정보를 알면 추정 오차의 최대값을 계산할 수 있다. 여기서 정전류값, 초기 SOC 값들, 배터리 파라미터 등은 확률 변수를 통해서 선언할 수 있지만, 배터리의 단자 전압은 확률 변수로 정의할 수 없다. 그러므로 배터리의 추정 오차에 대한 확률 분포를 계산할 수 있도록 실제 배터리의 특성을 최대한 반영한 배터리 내부 상태와 단자 전압에 관한 관계식이 추가로 필요하다. 본 논문에서는 대부분의 기존 추정 알고리즘이 사용하고 있는

그림 3.1(b)의 모델을 사용하여 배터리 단자 전압을 모사하였다. 이를 통해 제안된 추정 알고리즘에서 사용하는 간단한 구조의 RC 배터리 모델의 추정 성능을 확인한다.

K_{true} 가 정해져 있다고 하면 식(3.10)을 통해 배터리에 인가되는 전류의 크기는 $|K_{true}C_n|$ 이기 때문에 그림 3.1(b)의 배터리 모델의 배터리 단자 전압은 식(4.3), (4.4)와 같이 정리할 수 있다.

$$V_t[k] = f_{OCV}(\text{SOC}_{true}) - R_{in} \cdot (-K_{true}C_n) - V_{diff}[k] \quad (4.3)$$

$$V_{diff}[k] = \left(1 - \frac{T_s}{R_{diff}C_{diff}}\right) \cdot V_{diff}[k-1] + \frac{1}{C_{diff}} \cdot (-K_{true}C_n) \quad (4.4)$$

먼저 배터리 모델의 RC 파라미터 tolerance 때문에 생기는 문제를 살펴보기 위해 배터리의 등가 저항 R 과 배터리의 용량을 그림 4.1과 그림 4.2와 같이 가우시안 분포(Gaussian distribution)의 확률 변수로 선언한다 [58]. 즉, 실제 측정된 등가 저항과 용량 값에 30%와 5% 오차를 인가한 뒤 그 값을 추정 알고리즘에 적용한다. 이때 OCV-SOC 관계는 오차가 없고 초기 배터리의 SOC와 추정 알고리즘의 초기 SOC 값은 0부터 1까지의 균등분포(uniform distribution)로 존재한다고 가정하며 각각 100개의 무작위 샘플을 통해 몬테카를로 시뮬레이션을 수행한다.

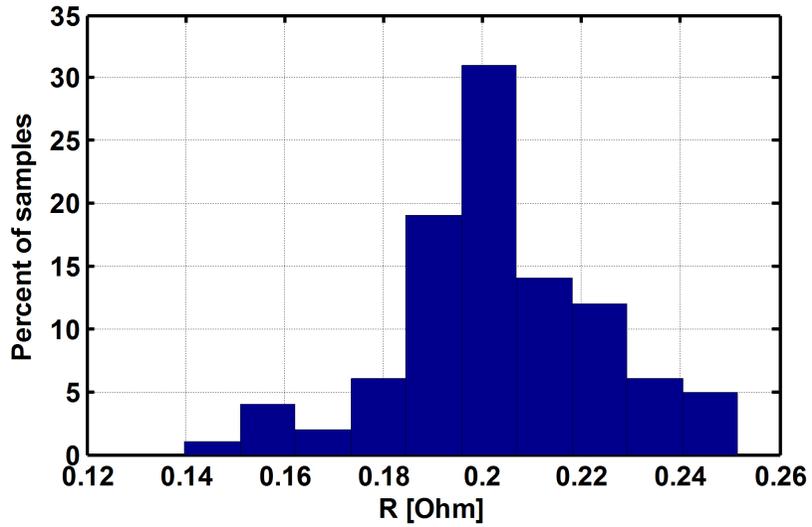


그림 4.1 배터리의 내부 등가 저항 분포(100개 샘플, 허용오차 30%).

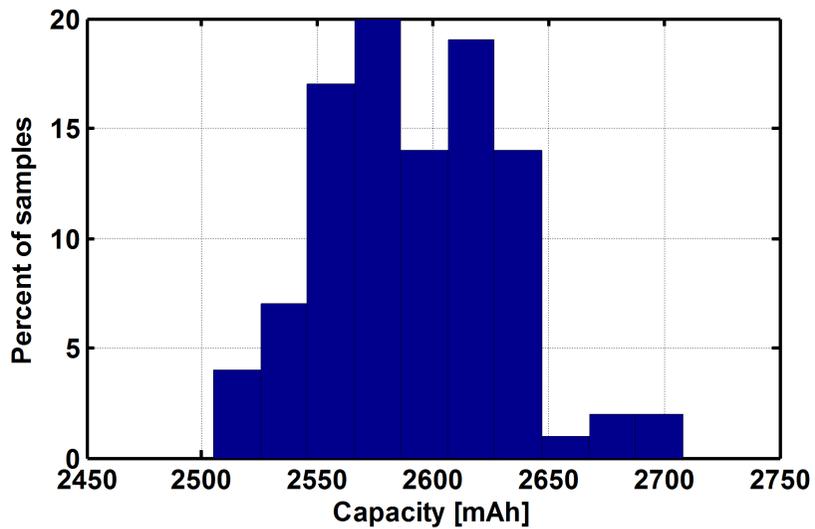


그림 4.2 배터리의 용량 분포(100개 샘플, 허용오차 5%).

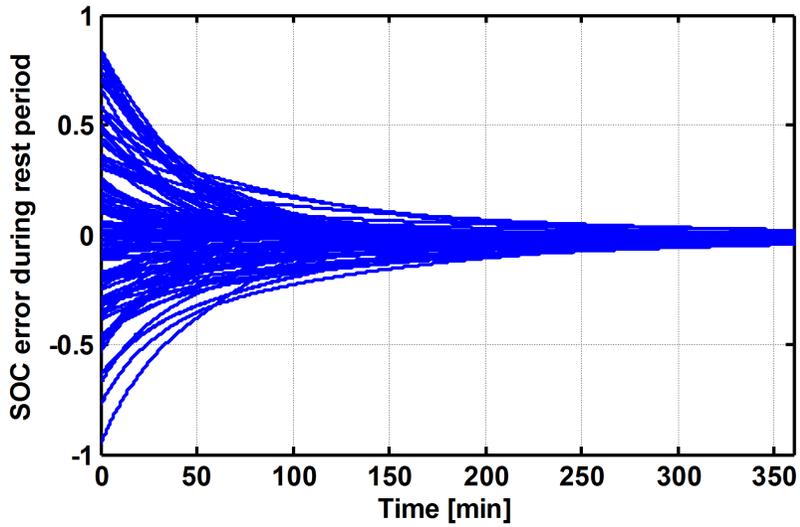


그림 4.3 배터리가 rest에 들어갔을 때 SOC 오차 변화.

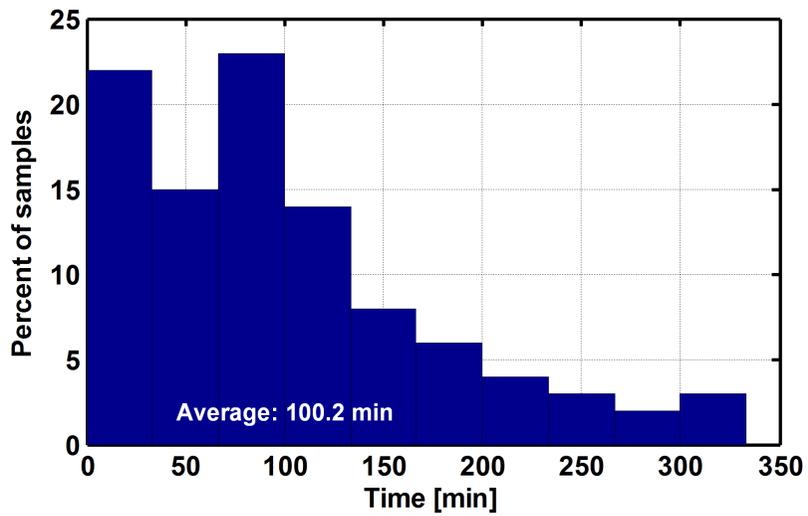


그림 4.4 SOC 오차가 5% 이내로 감소되는데 걸리는 시간 히스토그램.

전류가 흐르지 않는 경우에 알고리즘의 특성을 살펴보면 $K_{true} = 0$ 이므로 배터리가 rest에 들어가게 되면 추정 오차가 감소하는 현상을 그림 4.3과 같이 확인할 수 있다. 여기서 SOC 오차가 5% 이내에 들어오는 시간을 확인해 보면 그림 4.4의 히스토그램(histogram)과 같이 SOC 추정오차가 아무리 커도 100분 안에 오차가 5% 이내로 감소할 확률이 60%이다. 하지만 실제 경우 배터리의 충방전으로 인해 SOC 추정 오차의 절대값이 1과 같이 크게 나타날 가능성은 낮으므로 배터리 충방전으로 나타날 수 있는 최대 SOC 추정 오차 범위에 대한 새로운 분석이 필요하다.

충분한 rest로 인해 배터리의 초기 SOC 추정 오차가 없고 정전류로 충전 혹은 방전이 진행된다고 가정하면 SOC 추정 오차의 최대값은 몬테카를로 시뮬레이션을 통해 그림 4.5와 같이 얻을 수 있다. 즉, 전류의 크기가 클수록 SOC 추정 오차가 증가하는 경향성을 확인할 수 있다.

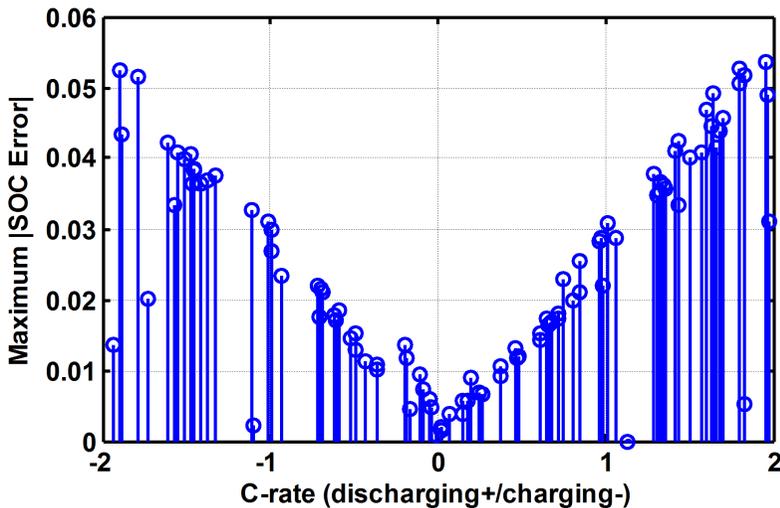


그림 4.5 정전류 충방전시 C-rate에 따른 최대 SOC 추정 오차 크기.

현재 사용하고 있는 배터리 모델은 배터리 전류 크기에 따라 모델 파라미터를 보정하지 않으므로, 그림 4.5의 SOC 추정 오차는 전류 크기에 따른 배터리 모델 오차가 아닌 추정 파라미터 값의 오차로 인한 결과이다. 즉, 그림 4.5는 전류 크기에 상관없이 배터리 상태 추정 알고리즘의 내부 등가 파라미터와 측정된 배터리의 등가 파라미터 사이에 일정한 차이가 존재하는 경우이다. 이 일정한 파라미터 차이는 전류 크기에 비례하여 SOC 추정 오차의 크기를 키우지만, SOC 추정 오차는 발산하지 않고 일정한 값에 수렴한다. 전류 크기에 따라 모델 파라미터가 달라지는 현상은 4.2절에서 다시 살펴본다.

배터리가 정전류로 방전된다고 가정하면 그림 4.6에서 실제 배터리의 SOC는 SOC_{true} 와 같이 선형적으로 감소되어야 하며 이때 K_{true} 는 일정한 상수이다. 하지만 추정 알고리즘의 K_{est} 는 식 (4.2)에서 볼 수 있듯이 배터리 단자 전압과 OCV 전압과의 차이에 비례해서 결정된다. 그림 4.6에서 배터리 OCV는 상대적으로 배터리 단자 전압에 비해서 변화 정도가 작으므로 선형으로 가정할 수 있지만, 배터리 단자 전압은 방전이 시작되거나 방전이 종료된 시점에서 일반적인 커패시터의 파형과 다르므로 K_{est} 의 값에 영향을 끼친다. 즉, 단자 전압과 배터리 OCV 거리 차이에 비례하여 시간에 따른 추정된 SOC의 기울기와 배터리 추정 전류의 크기가 결정된다. 이 간격이 전류와 내부 등가 저항의 곱인 IR 보다 커지게 되면 그 크기를 유지하게 추정 전류가 보정되므로 추정 오차의 발산이 일어나지 않게 된다.

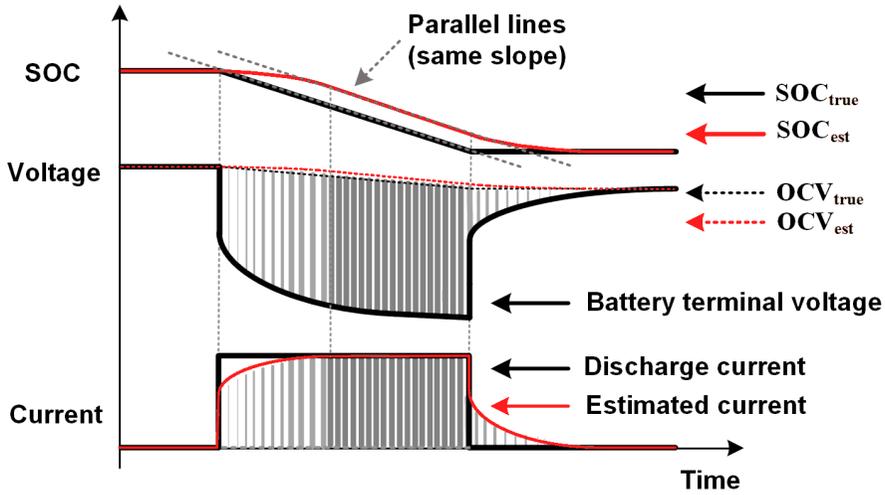


그림 4.6 간단한 RC 배터리 모델 사용 시 SOC, 전류 추정의 한계.

배터리의 파라미터 중에서 등가 저항과 용량을 제외한 OCV-SOC 관계가 배터리마다 다른 경우도 추가적으로 고려할 사항이다. 배터리의 OCV-SOC 관계가 배터리마다 다른 경우는 크게 실제 배터리의 OCV-SOC 측정값이 알고리즘에서 사용하는 값과 다를 때와 배터리의 전압 센싱에 오프셋 오차가 발생할 때이다. 예상할 수 있듯이 OCV-SOC 오차는 알고리즘으로 해결할 수 있는 문제가 아니므로 그림 4.7과 같이 실제 OCV-SOC와 알고리즘에서 사용한 값 사이에 6%의 SOC 오차가 존재한다고 가정하면, 그림 4.3과 동일한 시뮬레이션을 진행하였을 때, 최종 오차는 그림 4.8과 같이 6%로 나타난다. 본 과정을 통해 OCV-SOC

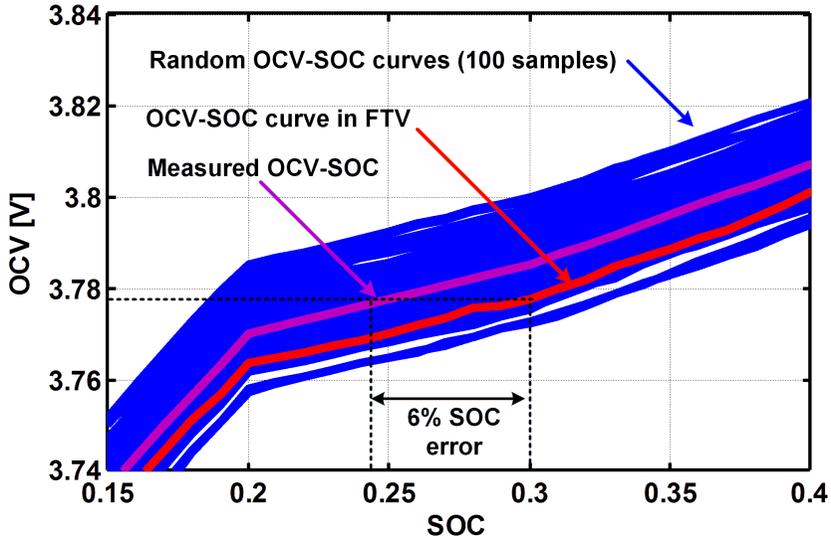


그림 4.7 실제 배터리 OCV-SOC와 알고리즘에서 사용한 OCV-SOC 분포 차이(100개 샘플).

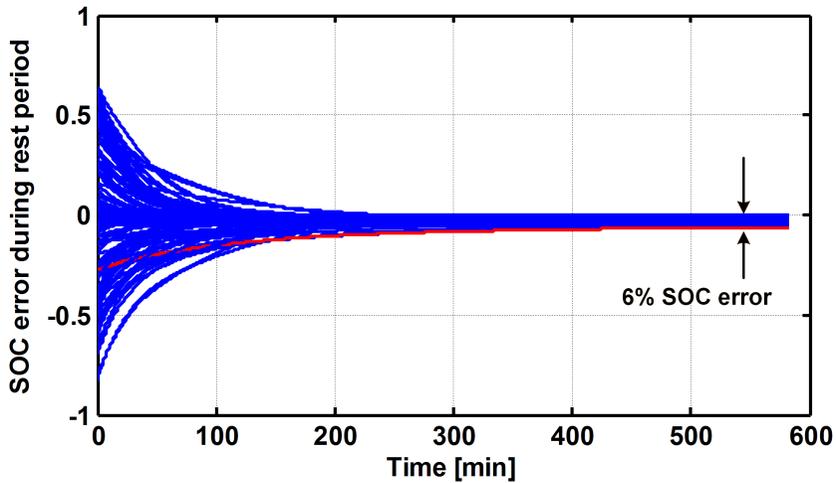


그림 4.8 배터리가 rest에 들어갔을 때 SOC 오차 변화(OCV-SOC 오차 존재시).

관계에서 오차가 발생할 경우, 이것은 그대로 알고리즘 성능에 영향을

끼치게 되므로 완충, 완방처럼 사용자나 외부 프로세서가 실제 SOC를 판단할 수 있는 상황에서는 OCV-SOC의 관계를 외부에서 보정해주거나 SOC의 결과값의 범위를 수정해주는 과정이 필요하다.

본 절에서는 배터리의 모델 파라미터 tolerance로 인해 나타날 수 있는 추정 알고리즘의 오차에 대해서 살펴보았다. 식 (4.2)에서 배터리 단자 전압을 정확한 배터리 모델을 통해 모사할 수 있다면 제안한 추정 알고리즘의 추정 오차의 확률 분포를 좀 더 정확하게 알 수 있게 된다. 특히 온도나 SOC에 따라서도 모델링된 파라미터의 계수가 다르므로 정확한 모델링을 통한 알고리즘의 성능 분석이 추가로 필요하다.

4.2 배터리 모델 간략화에 따른 성능 분석

배터리 스크리닝을 진행하면 유사한 특성의 셀을 선별하여 사용하기 때문에 4.1절에서 언급한 tolerance에 따른 문제를 고려하지 않아도 된다 [14]. 하지만 배터리가 노화되는 상황에서는 배터리 실제 파라미터와 알고리즘의 파라미터 간의 차이가 발생할 수도 있으며 [34] 단위 셀에 배터리 단자 전압 필터링 방법을 적용할 때에는 알고리즘의 파라미터 갱신이 취약하기에 알고리즘 성능에 대한 문제를 고려해야 한다.

본 절에서는 4.1절에서 사용한 간략화된 배터리 모델로 인해 나타날 수 있는 문제점을 살펴보기 위해 배터리의 온도 및 노화에 따른 배터리 모델의 변화 및 추정 알고리즘의 성능을 확인한다.

4.2.1 온도 변화에 따른 배터리 모델

제안한 추정 알고리즘의 경우, RC 시정수의 크기에 따라 추정 성능이 결정되므로 RC 값이 변동하는 상황을 판단하고 이에 따른 대응을 할 필요가 있다. 배터리의 파라미터가 변동하는 원인 중에 하나는 온도에 따른 변화인데 온도에 따라 전기화학적인 배터리의 평형 상태가 달라지면서 RC 시정수의 값도 변하게 된다. 이러한 이유로 배터리 제조사에서 권고하는 구동 온도 범위는 표 3.1과 같이 충전과 방전 상태에 따라서 다르다. 본 논문에서는 온도 범위를 충방전을 동일하게 진행할 수 있는 0°C 이상의 구간과 0°C 이하의 방전만 가능한 구간으로 나눠 온도 변화에 따른 배터리 특성을 고려한다. 충전과 방전을 동일한 온도에서 실험할 수 있는 조건에서는 배터리를 충분히 rest 시킨 뒤에 배터리의 특성을 살펴본다. 표 4.1과 표 4.2는 각 온도에 따른 배터리 용량과 배터리 등가 저항값을 표로 나타낸 것이다. 대체로 고온에서는 배터리의 용량이 일정함을 확인할 수 있고, 저온으로 내려갈수록 사용 가능한 용량이 감소하게 된다. 이러한 변화는 등가 저항에서도 확인할 수 있는데, 저온으로 갈수록 저항값이 커지게 되어 실제 배터리 사용 가능량이 감소하며, 동일한 전류를 인가하였을 때 더 큰 전압 차이가 발생하게 된다.

표 4.1 Samsung B600BK 배터리의 온도에 따른 배터리 용량.

T [$^{\circ}\text{C}$]	5	10	15	20	25	30	40	50	60
C_n [As]	8930	9136	9177	9114	9150	9203	9368	9376	9379
	8995				9259				

표 4.2 Samsung B600BK 배터리의 온도에 따른 배터리 등가 저항.

T [°C]	5	10	15	20	25	30	40	50	60
	0.4				0.2				
R [Ω]	0.43	0.35	0.27	0.302	0.26	0.2	0.167	0.181	0.165
	0.47				0.214	0.201			
	0.388				0.23				

표 4.1과 표 4.2를 그림으로 나타내면 그림 4.9와 그림 4.10과 같이 나타낼 수 있다. 온도에 따른 변화를 실제 RC 시정수에 반영하기 위해서 온도에 따른 용량과 등가 저항을 선형화시킨 모델에 대입하여 근사화하였으며, 이를 통해 간단한 계산으로 온도에 해당하는 파라미터를 찾을 수 있다.

온도에 따른 등가 저항 및 용량의 경우 구간 선형(piecewise linear)적인 모델로 근사화할 수 있지만, 기존 연구에 따르면 온도가 더 감소하게 되면 로그함수 형태(logarithmical representation)로 나타내는 것이 적합하다고 알려져있다 [59, 60]. 본 논문에서는 실제 사용하는 휴대폰용 배터리의 온도 범위를 0°C 이상으로 한정했기 때문에 선형화된 파라미터를 사용하였다. 이러한 각 온도에 따른 RC 시정수를 바탕으로 추정 성능을 확인해 보면 그림 4.11과 그림 4.12와 같다. 그림에서 볼 수 있듯이 low SOC, high SOC 범위에서는 OCV-SOC 관계와 배터리 파라미터의 변화로 인해 상대적으로 추정 성능이 떨어지지만, rest 구간에서는 SOC 오차가 줄어들고 대부분 구간에서 5% 오차 범위 내에 존재한다. 그림 4.12는 충방전 전류 크기에 따른 오차를 나타내며 전류의 크기에 따라 배터리의 사용 가능한 전체 용량의 크기가 달라지기 때문에 추정 오차가 존재함을

알 수 있다. 추정 성능을 더욱 향상시키기 위해서는 이러한 배터리의 특성을 반영해 주는 과정이 필요하다.

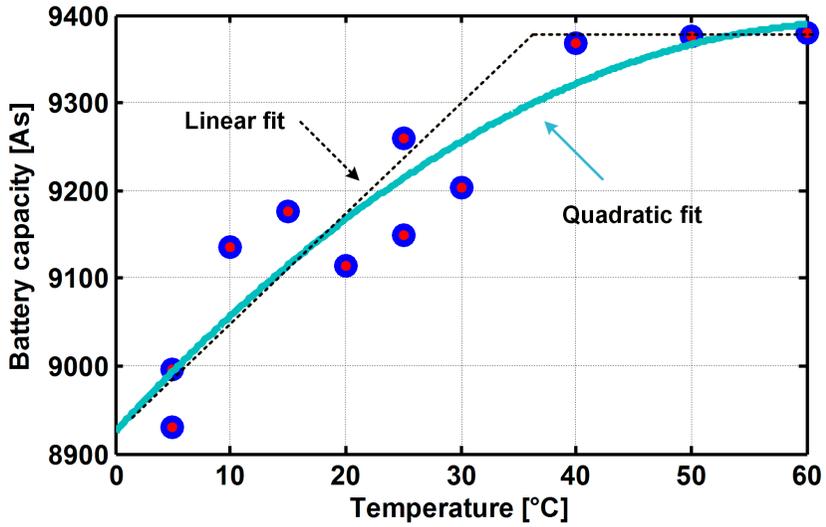


그림 4.9 선형화 모델로 근사화한 온도에 따른 배터리 용량.

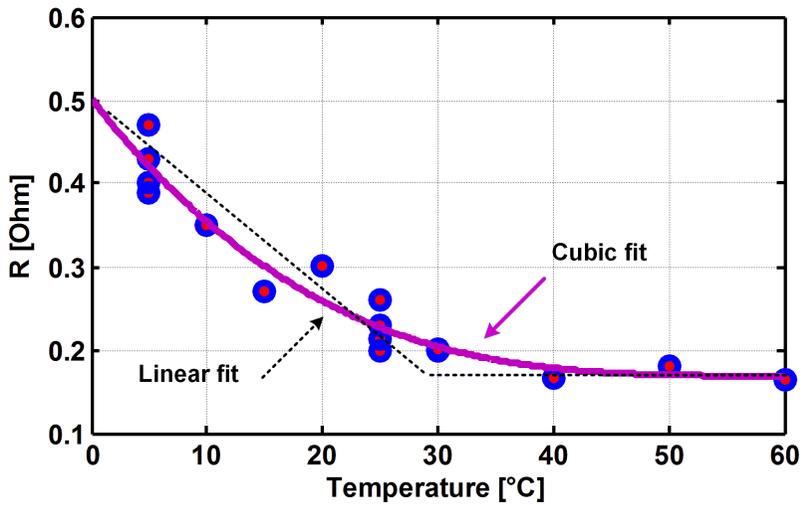


그림 4.10 선형화 모델로 근사화한 온도에 따른 배터리 등가 저항.

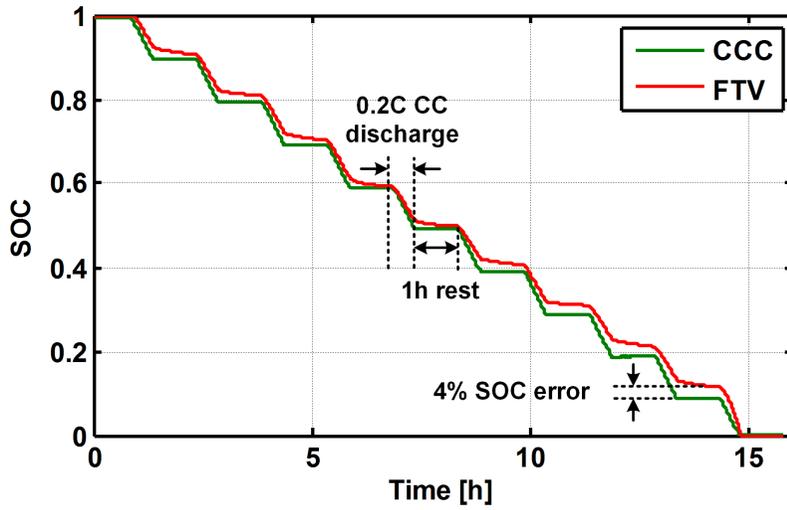


그림 4.11 스텝 전류 인가시 SOC 추정 성능 비교(10°C).

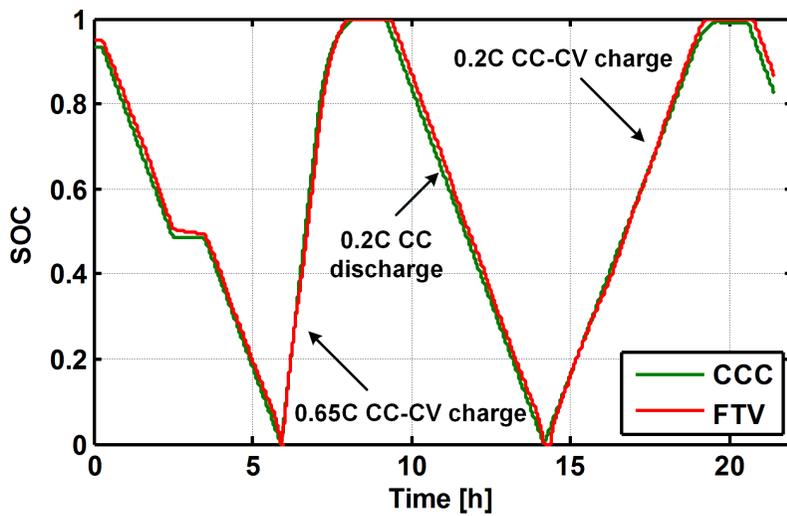


그림 4.12 정전류 인가시 SOC 추정 성능 비교(40°C).

지금까지 온도에 따른 배터리의 내부 등가 저항과 배터리 용량 차이로 인해 발생할 수 있는 오차를 살펴보았다. 앞에서 언급한 배터리 모델을 적용한 추정 방법은 배터리의 OCV-SOC 관계가 온도에 따라 큰 차이가 없다는 가정을 기반으로 하였다. 하지만 실제 OCV-SOC 관계는 온도에 따라 차이가 발생하므로 이에 대한 고려가 필요하다.

그림 4.13은 온도에 따른 OCV-SOC 관계를 나타낸다 그림에서 볼 수 있듯이 SOC가 낮을 때에는 OCV가 온도에 따라 차이가 발생하지만, 대부분의 SOC 영역에서는 그 편차가 아주 작으므로 충방전에 따른 OCV 변동처럼 온도에 따른 OCV변동 또한 무시할 수 있다고 가정하였다. 만약 그 차이가 존재하게 되면 OCV-SOC의 tolerance가 존재하는 경우와 같이 OCV에 해당되는 OCV-SOC 차이만큼이 SOC 오차로 나타나게 될 것이다.

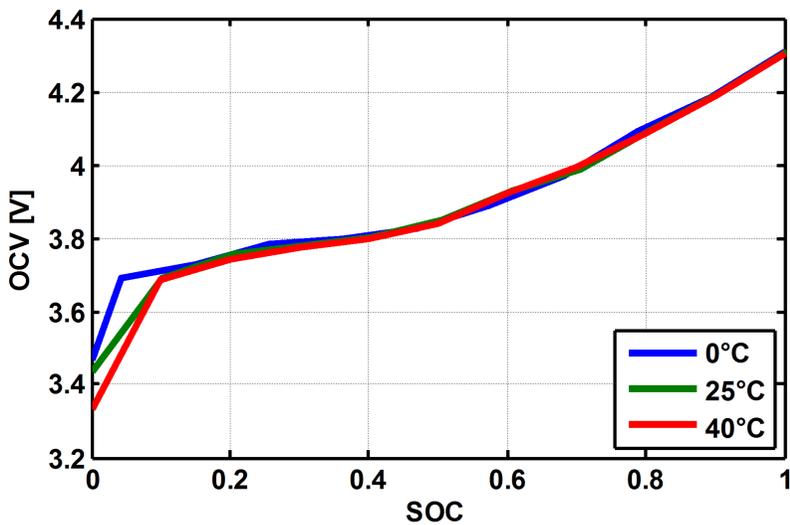


그림 4.13 온도에 따른 OCV-SOC 관계.

온도에 따른 변화는 특히 low SOC 영역에서 크게 나타나게 되는데 low SOC 영역에서는 특히 방전, 충전에 따른 rest 시간이 많이 필요하고 이때 온도 변화가 나타나게 되면, 온도로 인해 배터리의 전압이 예상했던 것보다 더 많이 변화한다. 즉, low SOC에서 큰 온도 변화가 나타나게 되는 경우 추정 성능의 악화는 이 알고리즘이 태생적으로 가지고 있는 단점이다. 하지만 이런 단점은 온도 변화로 인한 배터리 모델 구현이 어려운 구간에서 현재 배터리 모델을 이용해 배터리 SOC 추정을 하는 모든 알고리즘의 문제이기도 하다.

휴대용 기기의 경우, 사용 가능한 온도 범위가 상대적으로 넓고, 또한 heating이나 cooling 하는 시스템이 추가적으로 구현되어 있지 않기에 온도에 대한 변화가 배터리에 직접적으로 영향을 끼칠 수밖에 없다. 그러므로 사용 가능한 온도 영역이 결정되면 그 범위에 따른 심화된 파라미터 분석이 필요한데, 극한 상황에서는 더욱 그 현상이 두드러지게 나타난다. 이와 달리 대용량의 시스템에서는 공조 시스템으로 인해 배터리 팩의 알고리즘에서 온도의 영향력이 감소될 수 있다.

0°C 이상과 달리 0°C 이하에서는 동일한 온도로 충전방전을 권고하지 않으므로 25°C에서 충전한 뒤에 해당 온도에서 배터리의 파라미터를 추출하는 과정을 진행해야 한다. 그림 4.14는 각 SOC 구간에서 충분한 rest 시간을 둔 뒤에 온도 변화를 주어 온도 변화에 따른 OCV 변화량을 측정한 것이다. 실험의 기준 OCV 값은 상온 25°C에서의 값으로 결정하였으며, 이때 OCV 값을 토대로 온도 변화에 따라 변화하는 OCV 값을 나타내었다. 그림 4.13을 통해서도 살펴보았듯이 온도에 따라서

OCV-SOC 관계는 큰 차이가 발생하지 않는다. 하지만 대체적인 SOC 영역, 대표적으로 high SOC 영역에서는 미세하게나마 온도가 감소할수록 OCV 가 상승하는 결과를 얻을 수 있다. 또한, SOC가 65% 정도 되는 특정 구간에서는 이러한 관계와는 다르게 온도가 감소할수록 OCV가 감소하는 결과를 얻게 된다. 온도에 따라 일정한 OCV-SOC 곡선에 오프셋이 존재한다면 온도에 따른 y 절편 보정으로 문제를 해결할 수 있지만, 온도에 따라 이 경향성이 달라진다면 이러한 보정이 도리어 추정 성능에 악화를 초래할 수도 있다. 또한, 0°C 이하의 저온에서는 OCV의 편차가 점차적으로 커지게 되는 현상을 확인할 수 있다.

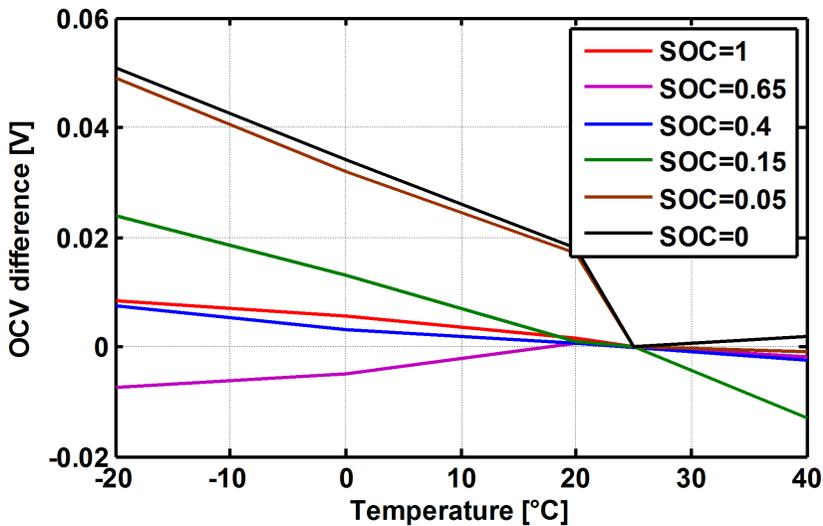


그림 4.14 SOC와 온도에 따른 OCV 차이(25°C OCV 기준).

이러한 0°C 이하의 저온에서는 OCV-SOC 관계뿐만이 아닌 내부 파라미터 값도 크게 바뀌며 배터리의 전류, 외부 온도, 배터리 내부 온도에 따라서도 큰 영향을 받게 된다. 그림 4.15는 -20°C 에서 1%의 SOC를 방전하고 1%를 다시 충전하는 과정을 통해 측정된 실제 배터리의 전압 파형이다. 각 충전과 방전이 종료된 후에 1시간의 rest를 주면서 OCV로 회복되는 전압의 크기를 이용하여 각각의 등가 저항의 크기를 측정하였다. 그림에서 보듯이 충전과 방전에 따른 등가 저항의 크기가 다르다는 것을 확인할 수 있다. 방전 시에는 $R_{dis}=2.035 \Omega$, 충전 시에는 $R_{chr}=1.458 \Omega$ 가 되는데 이러한 차이는 동일한 저항값을 가지고 추정 알고리즘을 수행하게 되는 경우 성능 차이로도 확인할 수 있다. 그림 4.16은 각각 방전 저항값만 사용하는 경우와 충방전 저항값을 충전, 방전 때에 다르게 사용한 값을 살펴본 것이다. 예상할 수 있듯이 각 상황에 맞는 저항값을 사용할 때 추정이 잘 이뤄짐을 확인할 수 있다. 이러한 결과를 토대로 극저온의 배터리의 충방전 저항이 다르다고도 볼 수 있지만, 배터리를 충방전하는 상황에서 발생한 내부의 열로 인해 배터리 온도에 따른 배터리의 등가 저항값이 달라졌다고도 이해할 수 있다. 이처럼 단순히 셀의 외부 온도를 측정하여 온도와 등가 저항의 관계로 고려하는 것만으로는 상태 추정하는 데 한계가 있다. 즉, 일정한 온도 범위를 벗어난 상황에서는 배터리의 전류 정보와 배터리 내부, 외부 온도 정보를 전체적으로 고려한 배터리 모델을 사용해야 정확한 상태 추정이 가능하다.

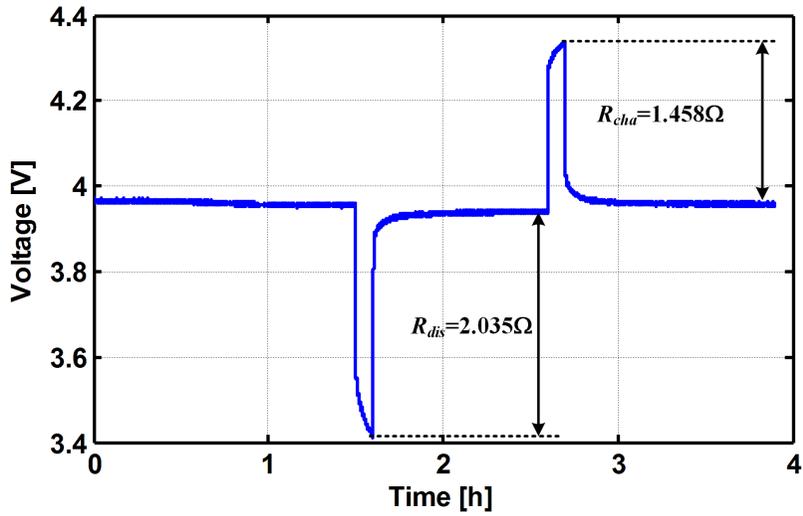


그림 4.15 충방전에 따른 내부 등가 저항 차이 비교를 위한 충방전 테스트 시 전압 파형(-20°C).

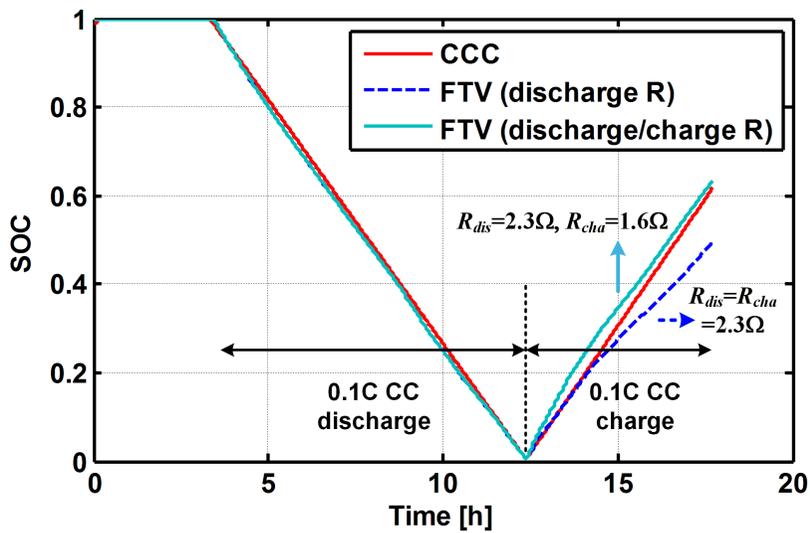


그림 4.16 정전류 충방전시 충방전 저항값을 이용한 추정 알고리즘의 추정 성능.

충방전 전류에 따른 저항값을 다르게 가져가는 알고리즘은 전류 크기에 따른 내부 등가 저항 크기 변동을 주는 경우에도 적용 가능한데, 배터리 모델을 정확하게 할수록 성능이 향상되는 효과를 얻을 수 있다. 하지만 저항값의 변동은 식 (3.16)과 같이 배터리의 전류를 추정하기 위해 배터리 단자 전압을 등가 저항으로 나누는 과정에서 분모의 값을 바꿔주므로, 추정성능의 결과가 달라지는 문제를 일으킨다. 이러한 분모의 변동은 동일한 크기의 충방전 전류가 인가되었을 경우에 그 합이 영 상태(zero-state)로 돌아오는 것이 아닌 오프셋을 가져오는 결과를 가져오기 때문에 추정 결과에도 일정한 양의 SOC 오프셋을 가져다주게 된다. 그러므로 배터리의 전류를 추정하는 알고리즘과 추정하는 전류 정보를 이용하여 상태를 판단하는 알고리즘에서는 그 저항값 변동을 주의해서 사용해야 한다.

4.2.2 노화시 배터리 모델

제안한 알고리즘은 전류 정보를 사용하고 있지 않기 때문에 기본적으로 배터리의 파라미터를 다시 계산해 내기가 어렵다는 단점이 존재한다. 따라서 노화가 진행됨에 따라서 추정 알고리즘의 파라미터가 변하게 되면 추정 성능이 감소할 수 있다.

리튬 계열 배터리의 경우 배터리 노화는 배터리의 사용 횟수, 사용 방법과 배터리를 보관하고 사용하는 온도에 따라서 그 진행이 상이하다. 또한, 배터리가 노화되었을 때 나타나는 현상도 배터리의 내부 저항값이

증가하여 사용 가능한 전력량이 감소하는 경우와 배터리의 용량 자체가 감소하는 경우로 나뉘어서 살펴볼 수 있다. 본 논문에서는 배터리의 사이클링을 통해서 배터리의 노화를 진행시키고 노화 속도를 증가시키기 위해서 상온보다 높은 45°C에서 실험을 진행하였다 [61]. 사이클링 테스트를 위해서 1C에 해당하는 전류로 완충, 완방을 진행하였으며, 특정 사이클마다 배터리가 완충, 완방되었을 때의 OCV 값의 변화를 찾기 위해서 rest가 존재하는 프로파일과 10% 용량을 방전하면서 OCV-SOC 테이블의 변화를 살펴보는 프로파일을 추가하였다. 전체적인 프로파일은 그림 4.17과 같이 30개의 cycle을 기준으로 설계하였다. 그리고 cycle의 기준은 배터리를 한번 완전히 충전하여 SOC를 1로 보낸 뒤에 완전히 방전하여 SOC를 0으로 보내고 다시 충전하여 처음 시작하였던 SOC 지점까지 보내는 것을 1번의 cycle로 정의하였으며, 실험의 편의를 위해서 SOC를 1에서 시작하여 SOC를 0, 다시 1로 보내는 과정을 1번의 cycle로 진행하였다.

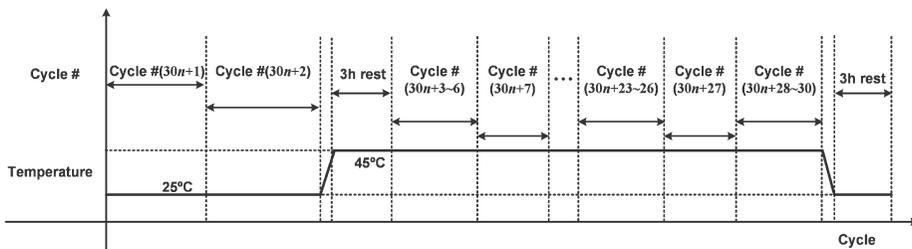


그림 4.17 매 30 cycle 기반의 가속 노화 테스트 프로파일의 온도 설정.

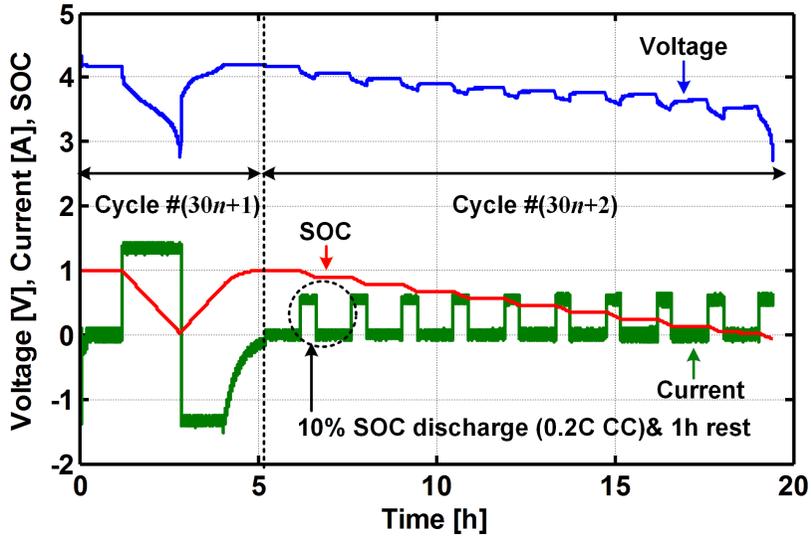


그림 4.18 가속 노화 프로파일 중 용량 측정, OCV 측정 프로파일.

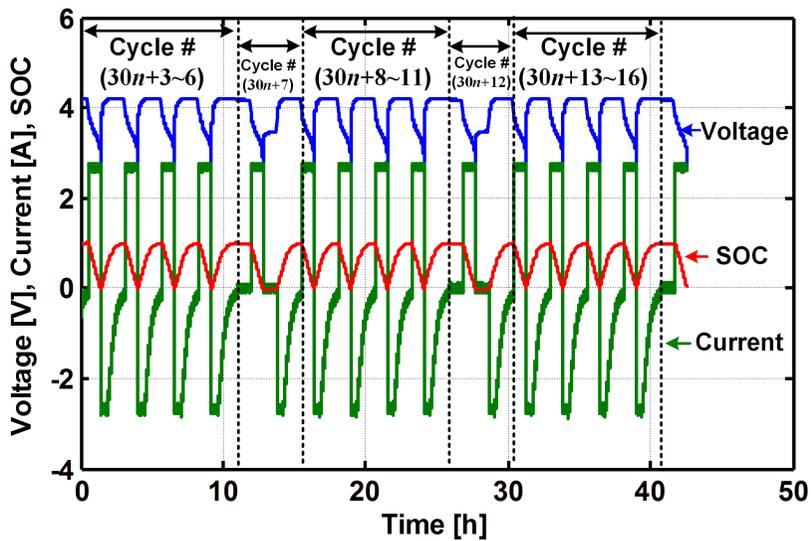


그림 4.19 정전류 충방전을 통한 가속 노화 프로파일.

표 4.3 각 cycle별 배터리 노화 테스트 프로파일 정리.

Cycle	Measure capacity (1C discharge)	Measure OCV (1C discharge)	Measure OCV (10% SOC) (0.2C discharge)	Temperature [°C]
1	O	O (SOC=1)	X	25
2	O	O (SOC=0,1)	O	25
3~6, 8~11, 13~16, 18~21, 23~26, 28~30	O	X	X	45
7, 12, 17, 22, 27	O	O (SOC=0,1)	X	45

30번째 cycle이 진행되고 나서 31번째 cycle에서는 다시 첫 번째 cycle의 프로파일을 배터리에 인가시켰기 때문에 30번의 cycle마다 그림 4.18과 같이 OCV-SOC 테이블이 추출되고 나머지 구간에서는 그림 4.19처럼 5번에 한 번씩 완충, 완방되었을 때의 OCV 값을 추출할 수 있다. 또한, cycle마다 용량을 측정할 수 있으므로 계속적으로 배터리를 사용할 때 배터리의 용량이 감소되는 경향성을 확인할 수 있다. 최종적으로 cycle마다 얻을 수 있는 결과는 표 4.3과 같이 정리된다.

Samsung SDI의 ICR18650-26F 배터리를 가지고 cycle에 따른 배터리 용량 변화를 그래프로 나타내면 그림 4.20과 같으며 전체적으로 배터리의 용량이 노화로 인해 감소된다. 각 30번의 cycle이 끝난 후에는 다시 실험을 수행하기 전까지 온도를 45°C에서 25°C로 바뀌는 구간이 존재하는데, 이것은 동일한 조건에서 배터리의 OCV-SOC 관계를 확인해보기 위해서이다. 온도를 변경해 주는 구간에서 배터리의 온도 변화로 인한 배터리 내부 특성 변화를 최소화하기 위해서 온도 변화가 진행되는 시간을 제외하고도 3시간 이상의 배터리 내부 상태 안정화된 시간을 추가로 뺐지만 이로 인해 새로운 첫 번째 cycle의 배터리 용량은

동일한 충방전 조건을 달성하지 않아 작게 측정되었다. 30개 중에 2번째 cycle에서 0.2C 전류로 SOC에 따른 OCV 측정을 위해 배터리의 10% 용량에 해당되는 방전을 진행하게 되므로 일반적인 1C로 배터리의 충방전을 진행하는 실험 구간보다 용량이 크게 측정되었다.

본 논문에서는 실험 장비의 메모리 한계로 30개의 cycle 중에서 1~21번째 cycle의 용량 계산 결과만 그래프에 나타냈다. 그렇기에 그림 4.20에서는 1, 2번째 cycle에서 용량값의 차이가 크게 나타나며 그 변화가 급격하게 발생한 것처럼 보인다. 하지만 cycle에 따라 용량이 감소하는 경향성을 확인할 수 있으며 충방전 전류 크기에 따라 용량값이 차이 나는 것을 확인할 수 있다.

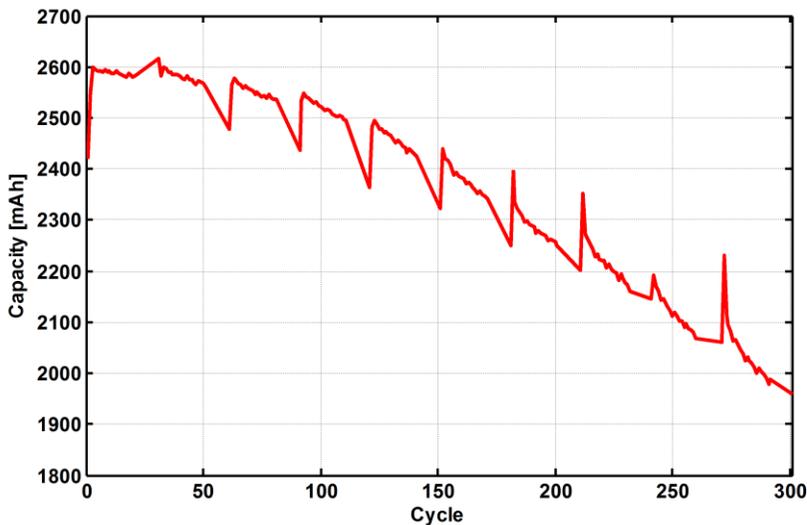


그림 4.20 Cycling 실험에 따른 배터리 용량 변화.

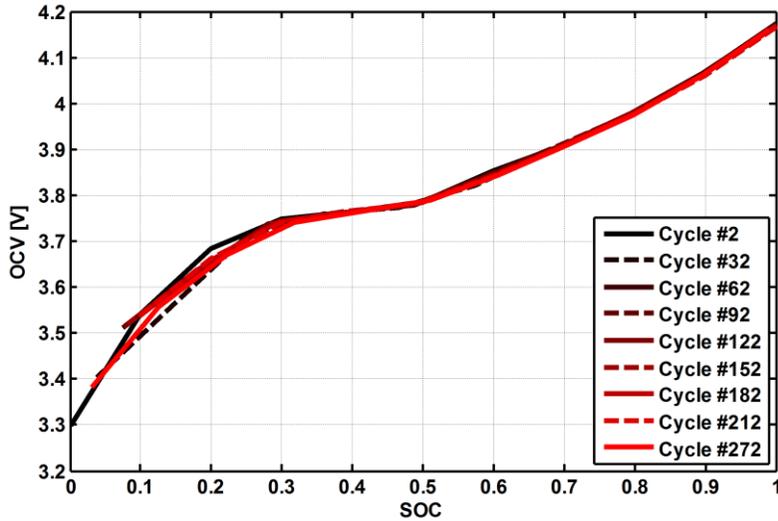


그림 4.21 노화에 따른 배터리 OCV-SOC 테이블의 변화.

배터리 노화에 따른 OCV-SOC 테이블은 그림 4.21과 같다. 그림 4.21에서 보면 SOC가 50% 이상인 영역에서는 노화에 상관없이 OCV 값이 일정하며 low SOC 영역에서는 그 값에 차이가 미세하게나마 발생한다. 특히, 2번째와 32번째 cycle의 OCV-SOC 테이블에서 OCV가 3.6V 이하인 경우 동일한 OCV에 대해 SOC가 5% 이상 차이가 발생할 수 있다. 하지만 그 외의 실험 결과에서는 평균적으로 low SOC 영역에서도 OCV-SOC 관계가 유사한 경향성을 가지고 있으므로 본 논문에서는 OCV-SOC 테이블의 값을 노화에 관계없이 일정한 값으로 가져간다. 다만, 노화가 진행됨에 따라 배터리의 내부 등가 저항이 커지게 되어 동일한 전류로 방전하게 되었을 경우, 사용 가능한 OCV 영역이 감소하므로 동일한 OCV-SOC 테이블을 사용하기 위해서는 배터리의 사용 전류를 제한하거나

전압 강하에 해당되는 만큼 SOC 영역을 축소해야 한다.

그림 4.22는 배터리 파라미터 추출 프로파일에 따른 각 cycle의 배터리 전압 파형이다. 이 전압 정보로부터 각 cycle의 OCV-SOC 테이블과 배터리의 파라미터가 추출된다. 먼저 그림 3.1(b)의 배터리 모델에서 직렬 저항은 그림 4.23과 같이 SOC에 따라서 그 저항값이 달라지며, 노화가 진행됨에 따라 그 값이 커지게 된다. 동일 모델에서 R_{diff} 에 해당하는 것은 그림 4.24와 같다. 그림 4.23과 그림 4.24에 해당하는 저항값들의 총합을 구하게 되면 그림 4.25를 얻을 수 있는데, 이 값은 결국 배터리를 정전류로 충방전하는 경우 OCV에서 실제 강하되는 전압을 통해 얻을 수 있으며, 전력을 공급하는 데 있어서 배터리 내부에서 사용되는 에너지를 계산하는 데 사용할 수 있는 수치이다. 또한, 본 논문에서 사용하고 있는 배터리 모델은 그림 4.25의 저항과 동일하므로 이 값을 이용하여 노화에 따른 배터리의 추정 성능을 파악할 수 있다.

정밀한 알고리즘은 이러한 내부 저항 변화를 지속적으로 추적하며 사용 가능한 전력량을 계산해 줄 수 있다. 하지만 본 논문에서 제안한 알고리즘은 직접적인 파라미터 추정 과정이 없으므로 노화에 따라 용량이 감소하고 내부 등가 저항이 증가하며 알고리즘 추정 성능에 직접 영향을 받는다.

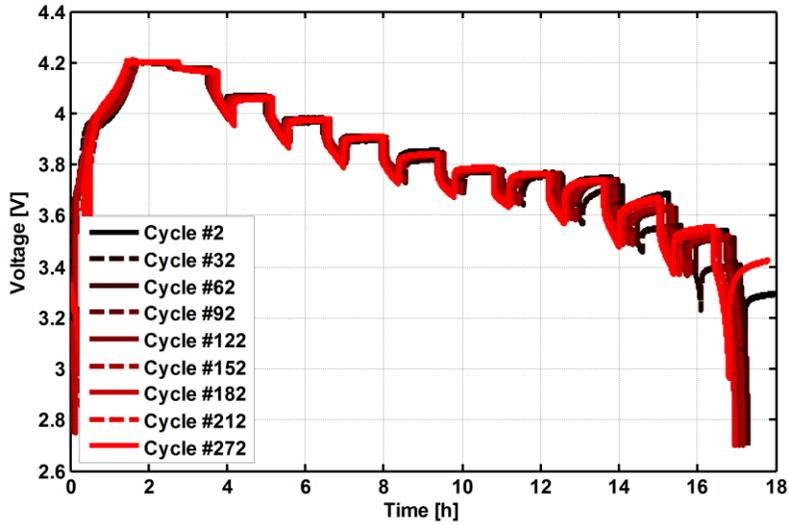


그림 4.22 배터리 파라미터 추출 프로파일에 따른 각 cycle당 배터리 전압 파형.

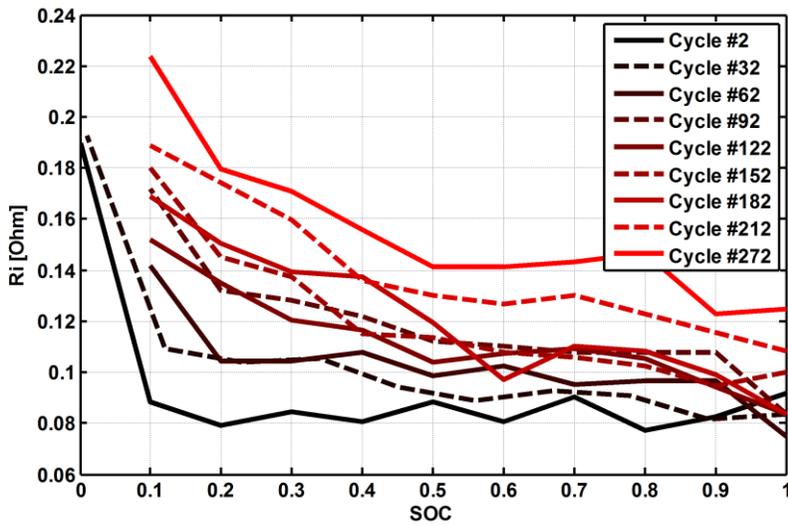


그림 4.23 노화에 따른 직렬(R_m) 저항 크기의 변화.

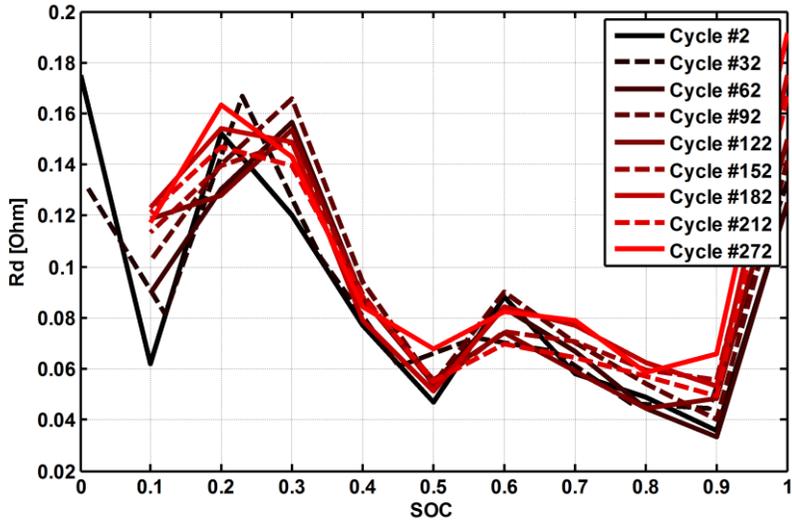


그림 4.24 노화에 따른 R_{diff} 저항 크기의 변화.

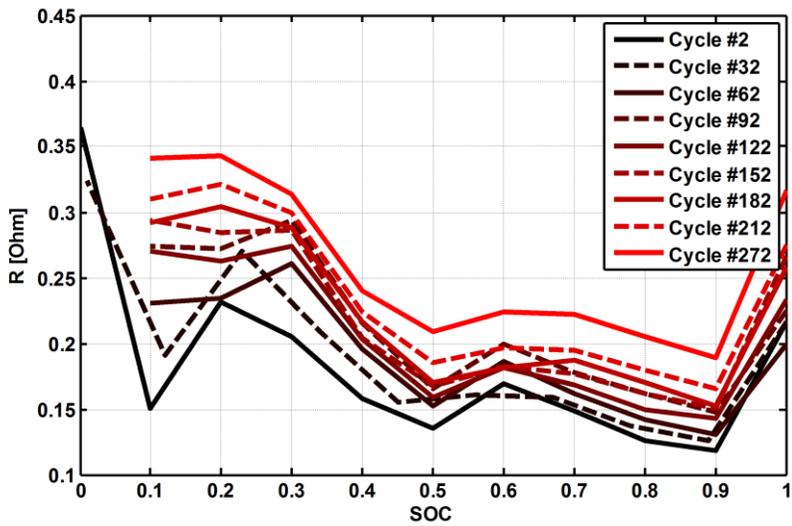


그림 4.25 노화에 따른 배터리 등가 저항($R_{int}+R_{diff}$) 크기의 변화.

표 4.4 Samsung EB-L1H2LLK 배터리 노화에 따른 등가 파라미터 변화.

	Fresh battery	Aged battery (1 year-used)
Total Resistance R [Ω]	0.2795 (100%)	0.4372 (156%)
Capacity C_n [As]	6382 (100%)	5620 (88%)
RC time constant	100%	137%

지금까지의 실험 결과가 고온에서 인위적인 사이클링을 통해 노화시킨 과정으로 인해 나타난 특이한 현상인지를 확인하기 위해 실제 휴대폰에서 1년간 빈번한 충방전을 반복하면서 사용한 Samsung Galaxy S3 배터리에 추가로 테스트를 진행하였다. 충분한 rest를 취한 새 배터리와 노화된 배터리를 가지고 동일한 C-rate의 정전류 충방전을 같은 전압 범위에서 반복하였을 경우 측정된 배터리의 등가 저항과 용량은 표 4.4와 같다. 결과적으로 노화가 진행됨에 따라 배터리의 용량이 감소하는 것을 확인할 수 있으며, 배터리의 파라미터도 크게 증가함을 알 수 있다. 대체로 배터리 노화의 경향성은 용량이 감소하고 배터리 등가 저항의 크기가 커지는 방향이며, 그 크기의 일관성이 존재하지 않는다 [62, 63].

표 4.4의 파라미터를 제안한 알고리즘에 적용하면 그림 4.26과 같은 결과를 얻을 수 있다. RC 시정수의 관계로 보면 R 값과 C 값은 노화에 따라 반대 방향으로 변하기 때문에 시정수 자체로 보면 그 크기가 크게 변하지는 않는 경향성을 가진다. 이러한 특성으로 인해 추정 성능이 크게 악화되지 않으며 배터리를 사용하는 시스템에 rest 혹은 대기 상태가 있다면 추정 오차가 존재하여도 그 오차가 줄어들 수 있다. 하지만 rest 구간이 없는 상황이거나 큰 전류로 방전하게 되는 경우에는 그 오차가

크게 나타날 수밖에 없다. 왜냐하면, 동일한 전류에도 상대적으로 큰 전압 강하로 인해 예상보다 빠르게 SOC 값이 낮아지게 되기 때문이다. 즉, RC 시정수가 실제값과 다른 경우에는 배터리에 사용 가능한 에너지가 남아있음에도 배터리 사용이 중지될 수 있다. 상대적으로 사용자들의 입장에서 배터리의 용량 감소가 치명적으로 인식될 가능성이 존재하고, rest 단계에서 SOC가 상승하는 현상이나 SOC의 순간적인 변화가 나타날 수도 있으므로 SOC 신뢰성 측면에서 보았을 때 단점이 될 수 있다.

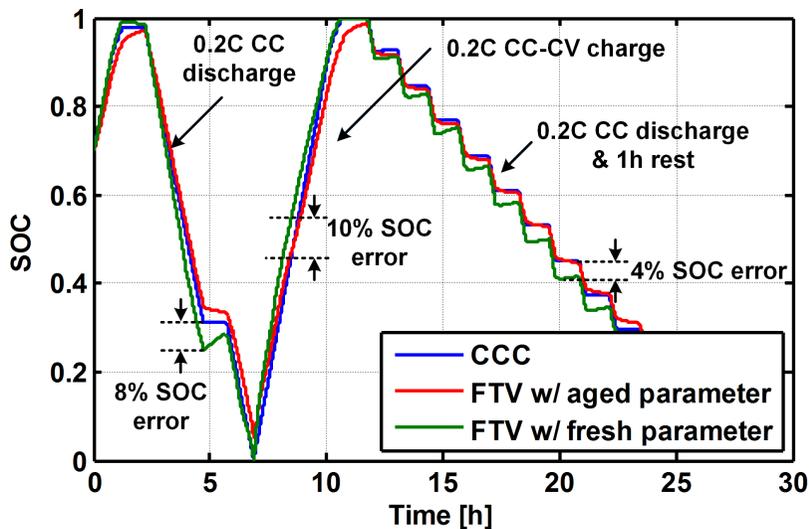


그림 4.26 새 배터리의 파라미터와 노화된 배터리 파라미터를 이용한 SOC 추정 성능 비교.

4.2.3 SOC 및 전류 크기에 따른 임피던스 변화 고려

그림 3.30을 보면 SOC에 따라서 측정된 내부 등가 저항값이 다르다는 것을 확인할 수 있다. 대부분의 배터리 내부 임피던스는 그림 4.27의 반원(semi-circle)의 크기를 통해 알 수 있으며 SOC가 감소함에 따라서 증가하는 경향성을 가진다 [60]. 알고리즘의 성능을 향상시키기 위해서는 알고리즘에서 각 SOC 영역에 따라서 등가 정전용량 값을 다르게 가져가는 것과 같이 등가 저항값을 다르게 가져가는 방안이 존재한다. 하지만 낮은 SOC 영역이 아닌 대부분의 SOC 구간에서는 등가 저항값의 차이가 크지 않고 OCV-SOC 기울기에 비해 알고리즘에 끼치는 영향력이 작으므로 알고리즘의 간단성을 위해 고려하지 않았다. 배터리의 특성 실험을 통해 이 차이가 크거나 알고리즘의 성능을 추가로 향상시켜야 한다면 해당 등가 저항값에 대한 고려를 해주는 과정이 필요하다.

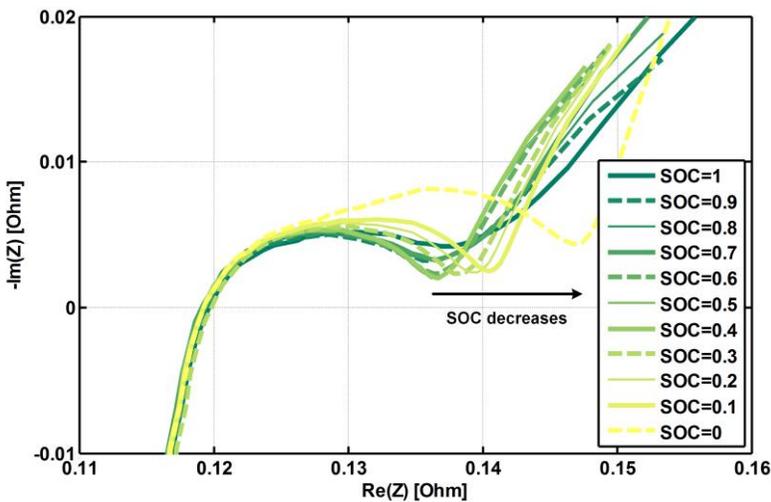


그림 4.27 INR18650-13P 배터리의 SOC에 따른 EIS로 측정된 임피던스.

마지막으로 고려할 점은 배터리의 등가 저항은 배터리에 인가되는 전류 크기에 따라서도 달라진다는 것이다. 고출력이 가능한 배터리의 경우 그림 4.28과 같이 등가 저항값의 차이가 두드러지게 나타난다. 배터리의 전극과 전해질 사이에서 전하의 상태가 변하는 현상이 일어날 때 화학적으로 일정한 에너지(potential)가 필요한데, 이 값은 전류가 작을 때에는 일반적으로 저항과 같이 그 전압이 증가하지만 전류가 일정 이상 커지게 되면 일정한 전위로 포화(saturation)되는 경향을 가지고 있다 [50, 51]. 이러한 현상을 저항으로 표시하게 되면 가변 저항으로 전류의 크기가 커지게 됨에 따라서 그림 4.29와 같이 변화하게 된다. 결론적으로 전류 크기에 따른 임피던스 변화도 알고리즘의 성능 향상이 필요할 때 고려해야 한다.

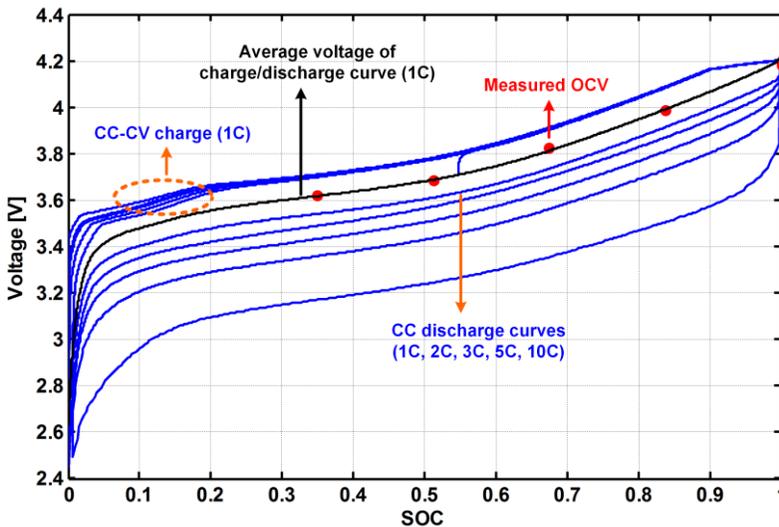


그림 4.28 INR18650-20R 배터리의 전류 크기에 따른 전압 강하.

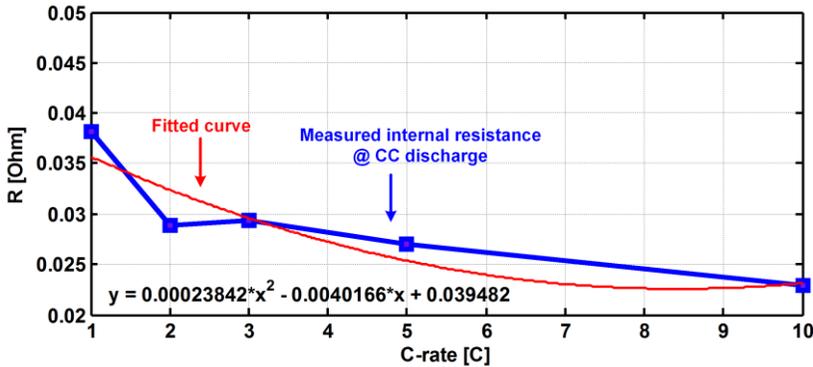


그림 4.29 전류 크기에 따른 내부 등가 저항 크기 변화.

4.3 배터리 종류에 따른 모델 및 알고리즘 고려

배터리는 전극 소재의 종류에 따라 특성이 크게 달라진다. 일반적으로 널리 알려진 리튬 이온 배터리는 리튬에 코발트(Co), 니켈(Ni), 망간(Mn) 혼합물이나 인산철(FePO_4)을 혼합하여 배터리의 양극(cathode) 소재로 사용한다 [64]. 그중에서 LCO(lithium cobalt oxide) 배터리는 높은 에너지 밀도를 가지지만 가격이 비싸며 안정성에 문제가 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 상대적으로 안정하면서도 전력 밀도를 높인 LMO(lithium manganese oxide) 배터리가 개발되었으며 LMO에 니켈을 추가하여 전력 밀도를 높인 NMC(lithium nickel manganese cobalt oxide) 배터리도 개발되었다. 그 외에도 용량, 수명, 물리적 충격에서 우수한 NCA(lithium nickel cobalt aluminum oxide) 배터리, 안정성과 가격에 초점을 맞춘 리튬 인산철(LFP, lithium iron phosphate) 배터리, 음극(anode)에 티타늄 혼합물을 추가하여 배터리 수명에 초점을 맞춘 LTO(lithium titanate oxide) 배터리 등이 있다

[65].

그림 4.30과 그림 4.31은 배터리의 내부 특성을 파악하기 위해 EIS와 순환 전압전류 곡선(cyclic voltammetry)을 측정한 결과이다. EIS는 특정 주파수 범위에서 미소한 교류 신호를 셀에 인가하여 임피던스를 측정하는 장비로 인가하는 신호에 따라 정전압법(potentiostatic mode)이나 정전류법(galvanostatic mode)으로 나뉜다. 본 논문에서는 약 50% SOC의 배터리에 10 mV 전압을 정전압법으로 인가하였다. EIS 실험을 통해 고전력 출력이 가능한 LMO 계열 배터리인 IMR, INR의 경우가 가장 작은 임피던스 수치를 확인하였으며, LCO 계열 배터리인 ICR은 상대적으로 높은 밀도를 가지고 있지만 내부 등가 저항이 크기 때문에 고전류 응용이 어렵다는 점을 살펴볼 수 있다. 순환 전압전류 곡선은 산화 환원 반응이 일어나는 전위, 반응의 빠르기 및 반응 생성물의 반응성 등을 정성적으로 파악할 수 있으며 노화가 진행될수록 전류의 피크 값이 감소하고 내부의 반응성 감소로 인해 용량 감소 형태를 확인하는 지표로 사용된다. 동작 방법은 배터리의 동작 가능한 전압 범위 내에서 삼각파 형태의 전압을 인가하여 대응되는 전류를 찾는 방법으로 전압 변화 속도에 따라서 전류 범위가 결정되며 본 논문에서는 50 $\mu\text{V/s}$ 로 변화시켰다. 이때, 배터리의 상대적인 용량 차이를 확인할 수 있으며 ICR 계열이 다른 종류에 비해서 에너지 밀도가 높음을 확인할 수 있다.

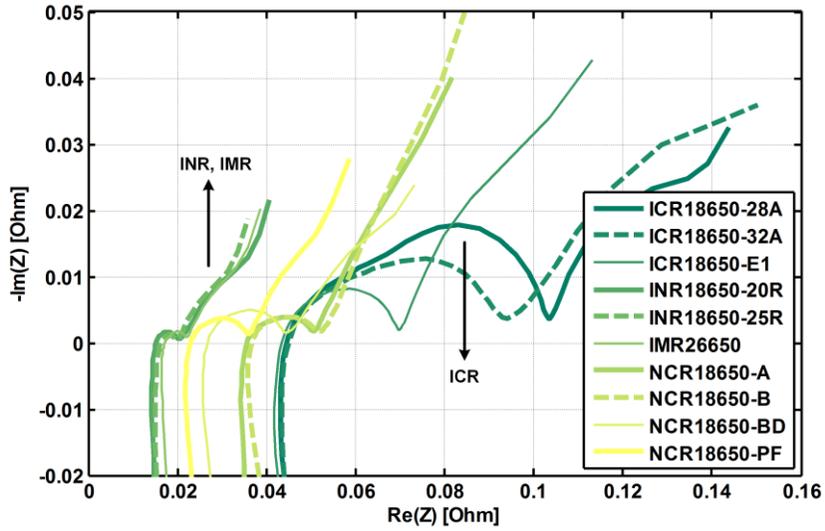


그림 4.30 배터리 종류에 따른 EIS 측정 결과.

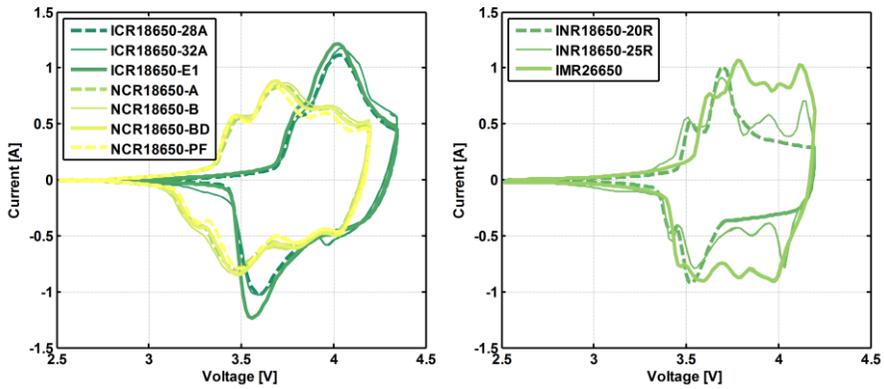


그림 4.31 배터리 종류에 따른 순환 전압전류 곡선.

일반적으로 리튬 이온 배터리는 사용 가능한 전압 범위 및 배터리 모델 특성이 그림 4.30, 그림 4.31과 같이 유사하기 때문에, 3.1절에서 언급한 배터리 모델을 사용하면 동일하게 알고리즘에 확장 적용할 수 있다.

하지만 LFP 계열의 배터리는 OCV의 특성이 중간 SOC 영역에서 큰 차이가 없으며(flat OCV) 동일한 SOC에서도 충전과 방전 상태에 따라서 OCV 값이 달라지는 특성(hysteresis)이 존재하기에 기존 배터리 모델을 사용할 경우 일반적으로 추정 성능이 감소한다고 알려졌다. 리튬 이온 배터리 중 NMC, LTO 전극 소재의 경우에도 그림 4.32와 같이 OCV의 hysteresis 특성이 존재하지만, SOC에 따른 OCV 변화가 LFP에 비해 상대적으로 크며 hysteresis한 특성이 LFP보다 작게 나타나므로 추정 성능에 끼치는 영향력은 감소한다 [4, 66]. 그러므로 본 절에서는 리튬 이온 배터리 중에서도 가장 특성이 상이한 LFP 배터리에 초점을 두어 제안한 알고리즘의 확장 가능성을 파악하도록 한다.

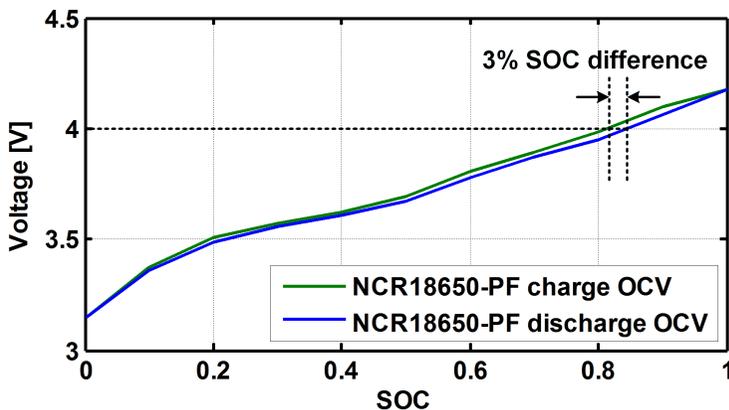


그림 4.32 NMC 계열 배터리의 충방전에 따른 OCV-SOC 관계.

4.3.1 LFP 배터리 모델링

본 논문에서는 제안한 알고리즘은 간단한 배터리 모델을 사용하여 모델 기반의 필터를 설계하고 배터리의 단자 전압을 필터링하여 OCV 혹은 전류를 추정한다. 이를 위해 배터리 모델은 상대적으로 간단하면서도 LFP 배터리의 hysteresis한 특성을 반영해야 한다. 일반적으로 배터리의 hysteresis한 특성이 존재할 때 배터리의 OCV-SOC 관계를 찾기 위해 그림 4.33과 같이 동일한 SOC 비율로 배터리를 완충, 완방시키고 1시간 rest 하면서 OCV를 측정한다. 이때 측정된 그림 4.34의 전압 정보를 통해 배터리의 충방전 OCV-SOC 관계를 얻을 수 있다. 하지만 이 방법은 기존의 일반적인 리튬 이온 배터리의 OCV-SOC 관계를 얻는 것보다 동일한 SOC 구간을 가지고 실험을 진행하였을 때 시간이 2배로 걸려 복잡하며, SOC 구간을 더 세분화하면 전류 누적 오차가 발생할 수 있어 OCV-SOC의 정확도를 떨어뜨리게 된다. 그러므로 본 논문에서는 그림 3.9에서 사용했던 방법으로 접근한다.

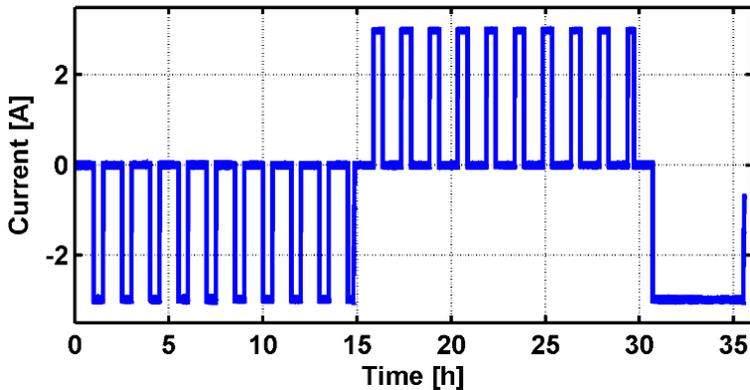


그림 4.33 LFP 배터리의 OCV-SOC 관계 도출을 위한 전류 프로파일.

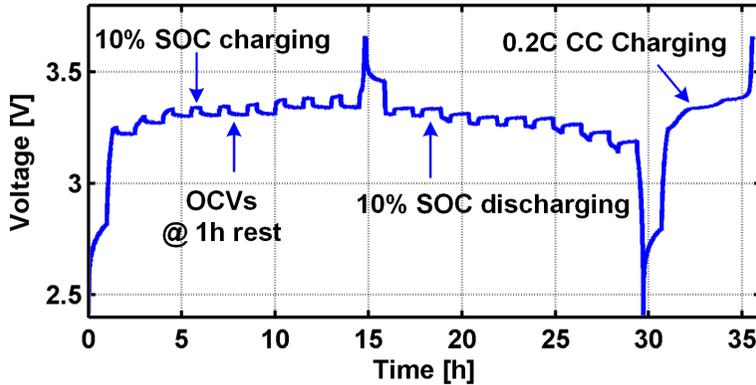


그림 4.34 LFP 배터리의 OCV-SOC 관계 도출을 위한 측정된 전압 파형.

그림 4.35는 그림 4.34를 통해 전압 파형을 SOC에 따른 전압으로 표시한 결과이다. 그림 4.35(a)는 0.2C의 정전류로 배터리를 충방전할 때 측정된 전압과 10%씩 방전 혹은 충전하면서 1시간씩 rest를 취하는 그래프의 파형을 나타낸 것이다. 배터리가 rest 단계에 들어가면 배터리 전압이 안정화되면서 방전 때는 상승, 충전 때는 하강하는 방향으로 변하는 모습을 보여준다. 그림 4.35(a)의 파형에 맞춰서 정전류로 충방전을 진행한 전압 파형을 그림 4.35(b)와 같이 평행이동 시키게 되면 간단하게나마 hysteresis한 특성을 가지게 되는 OCV-SOC 그래프를 얻을 수 있다. 또한, 이 값을 그림 4.35(c)와 같이 기존의 구간 선형적인 관계식으로 표현하게 되면 기존의 알고리즘에서 사용하였던 것과 동일하게 접목할 수 있다. 하지만 이러한 OCV-SOC 관계는 배터리가 계속적으로 충전 혹은 방전만 진행하고 있을 때 나타난 결과이므로 실제 배터리를 빈번하게 충방전하면서 사용하면 그 결과가 달라질 수 있다.

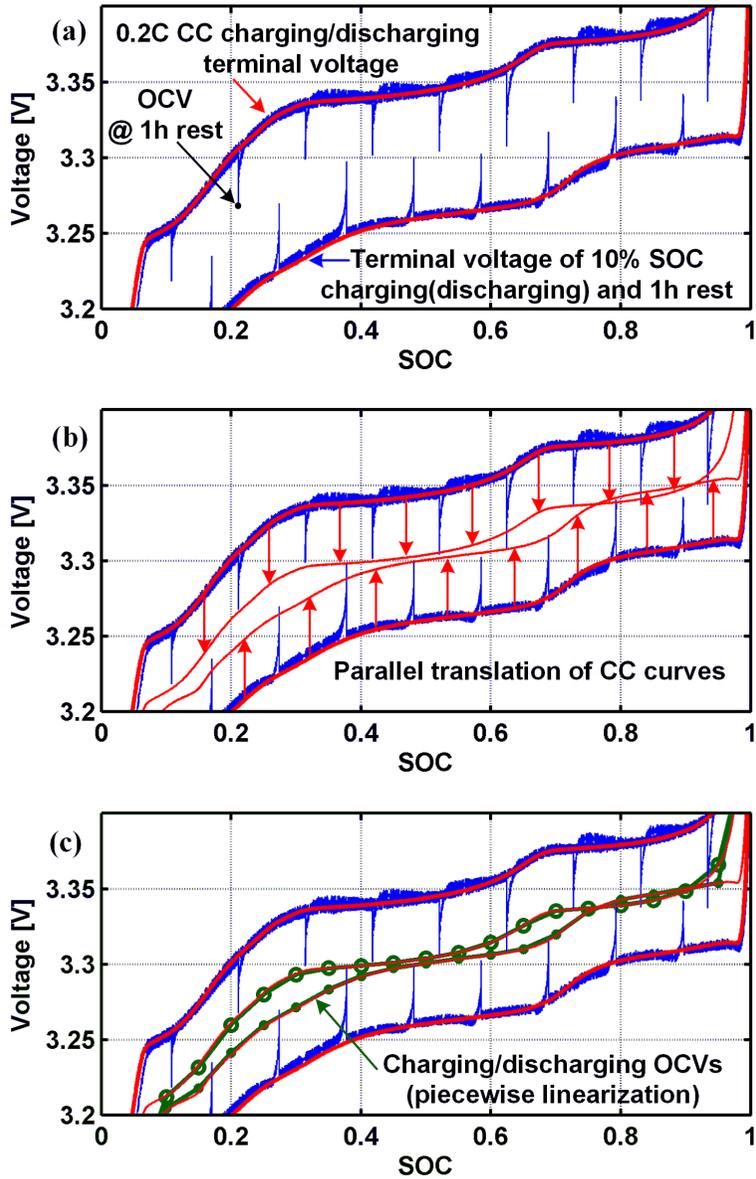


그림 4.35 정전류 인가시 측정된 전압 파형을 이용한 OCV-SOC 추출.

이러한 문제를 해결하기 위해 배터리의 hysteresis 모델링에 관한 연구가 진행되고 있으며, 위에서 언급한 것과 같이 충전 혹은 방전만 진행할 때

나타나는 hysteresis loop를 major loop로 이 major loop사이에서 빈번하게 충방전이 반복될 때 나타나는 내부 OCV 변동을 minor loop로 hysteresis 모델을 세분화하여 나타낸다 [67, 68].

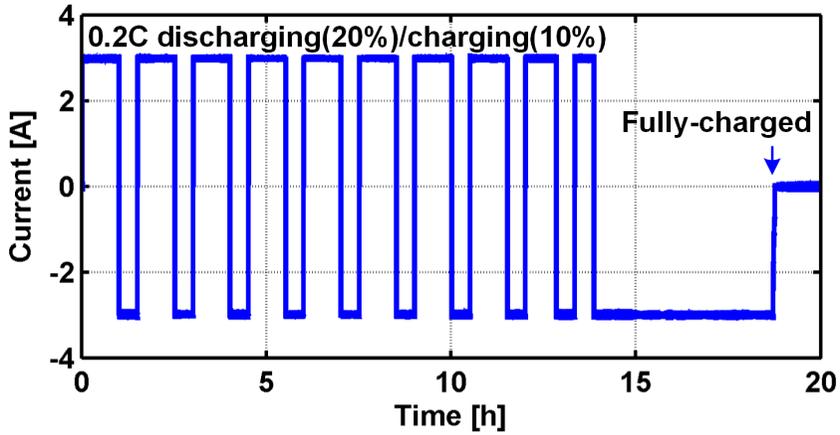


그림 4.36 LFP 배터리의 minor loop 모델링을 위한 zig-zag 전류 프로파일.

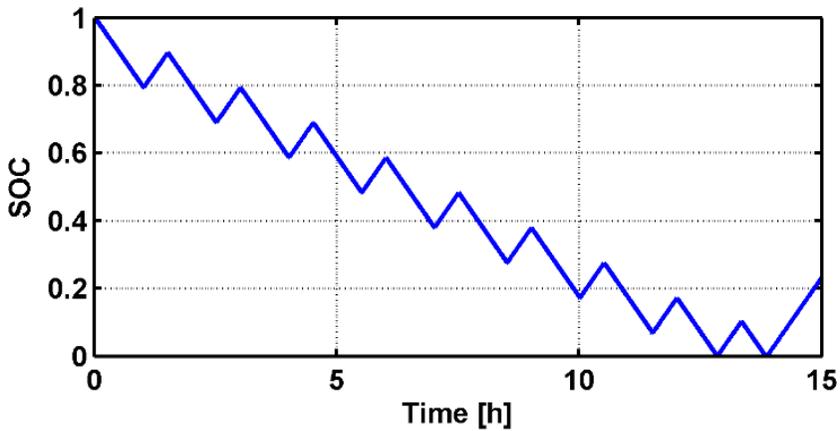


그림 4.37 LFP 배터리의 minor loop 모델링을 위한 zig-zag 전류 프로파일 인가시 SOC 결과.

LFP 배터리의 minor loop 특성을 확인하기 위해 4.3.1절에서는 정전류 프로파일의 일종인 rest 없이 충전과 방전 전류를 교번으로 배터리에 인가하는 zig-zag 전류 프로파일을 이용하였다. 그림 4.36과 같이 전체 용량의 20%를 방전, 10%를 충전하는 전류 파형을 배터리에 반복적으로 인가하게 되면 그림 4.37과 같이 완충되어있는 배터리에서 zig-zag 형태로 SOC가 감소하는 결과를 얻을 수 있으며, 배터리 OCV-SOC의 minor loop 특성을 살펴볼 수 있다. 이러한 결과를 통해 얻은 배터리 전압 정보를 SOC에 따라 나타내면 그림 4.38과 같으며 배터리를 전체 용량의 10% 정도 충전 혹은 방전하면 OCV가 기존의 major loop 내부에 존재하여도 major loop로 돌아간다. 즉, 충방전이 빈번하게 발생하더라도 일정량 이상으로 배터리가 충전 혹은 방전되게 되면 기존의 단방향으로 충전 혹은 방전이 지속될 때 나타났던 major loop의 OCV-SOC관계로 수렴하며 그 외의 경우에는 minor loop로 충전과 방전 major loop 사이에 OCV가 존재한다. 식(4.5)는 OCV의 minor loop 특성을 표현하기 위해 비율 ψ 로 충전과 방전 OCV를 배분한 것이다. 이때 배분 비율을 결정하기 위해서는 식(4.6)과 같이 빈번한 충방전이 반복되는 순간에도 기존의 충전 혹은 방전 major OCV에서 어느 정도의 SOC가 충전, 방전되었는지를 파악해야 하므로 추정된 전류를 적분하는 과정이 필요하다. 또한, 이 값이 기준 SOC 변화량 γ 에 도달했을 때는 ψ 가 0 또는 1로 제한되게 설정한다.

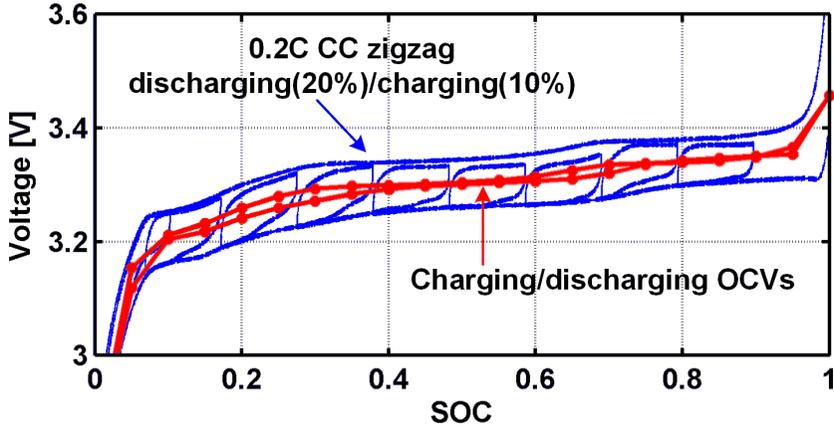


그림 4.38 LFP 배터리의 zig-zag 전류 프로파일 인가시 SOC에 따른 배터리 단자 전압 파형과 충방전 major loop OCV-SOC.

$$OCV(SOC, \psi) = \psi \cdot OCV_{ch}(SOC) + (1 - \psi) \cdot OCV_{dis}(SOC) \quad (4.5)$$

$$\psi = \begin{cases} \psi_0 - (i[k] \cdot \Delta t / C_n) / \gamma & (0 < \psi < 1) \\ 1 & (\psi \geq 1) \\ 0 & (\psi \leq 0) \end{cases} \quad (4.6)$$

Minor loop의 경우 일정한 영역에 존재하는 값이므로 정확하게 실험으로 그 값을 찾기가 상대적으로 어려우며 오차가 클 수밖에 없다. 그러므로 대부분의 연구에서는 γ 를 실험적인 방법을 통해 결정한다 [69, 70]. 본 논문에서는 그림 4.38을 통해 그림 4.39의 γ 를 0.05로 설정하였다.

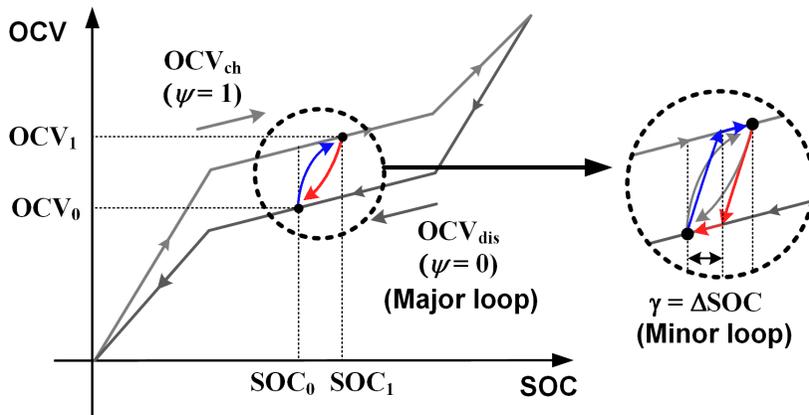


그림 4.39 SOC 변화량에 따른 LFP 배터리의 minor loop 설정.

4.3.2 LFP 배터리에 배터리 단자 전압 필터링 알고리즘 고려

LFP 배터리에 제안한 알고리즘을 동일하게 적용할 때, 추가로 고려할 사항은 제안한 필터의 계수를 결정할 때 들어가는 OCV-SOC의 기울기이다. 이 기울기는 제안한 배터리 모델을 사용할 경우 minor loop의 식을 SOC에 따라서 미분해서 사용해야 한다. 하지만 배터리의 모델 한계가 존재하고 γ 에 따라서 값이 변화될 수 있으며, 4.2절에서도 언급한 것과 같이 특정 SOC 구간에서 RC 시정수가 급격하게 바뀌게 되면 동일한 상태로 돌아왔을 때 동일한 SOC 추정이 틀어질 수 있기 때문에 같은 시정수를 가지고 알고리즘을 동작시키는 것이 안정적인 수 있다. 본 논문에서는 OCV-SOC의 기울기를 major discharge OCV loop을 이용하여 이 값을 토대로 전체 알고리즘의 등가 커패시턴스를 계산하였다. 이에 따라서

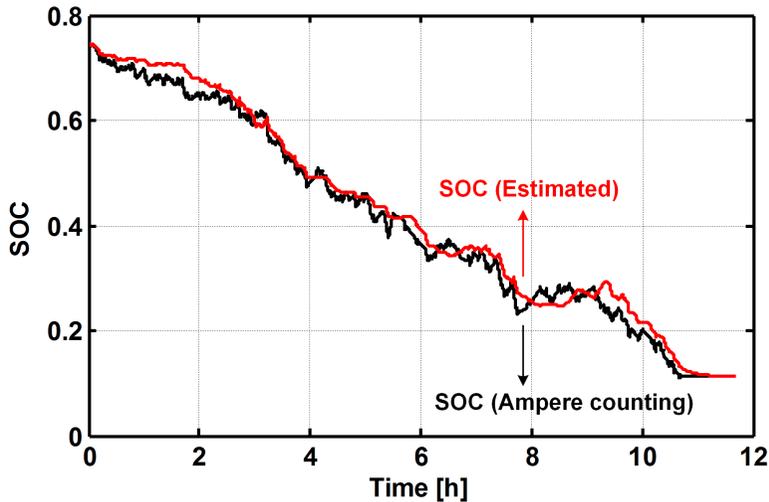


그림 4.40 축소화된 HEV 프로파일 인가시 추정된 SOC와 실제 SOC.

충전과 방전 커브의 기울기가 급격하게 차이 나는 지점에서는 그 오차가 발생할 수 있다. 그림 4.40은 HEV 프로파일을 인가시켰을 때 얻은 SOC 추정 결과로 LFP 배터리와 같이 hysteresis 특성이 존재한 배터리에도 해당 특성을 반영하면 전류 정보 없이 배터리 단자 전압을 필터링하여 배터리의 SOC를 얻을 수 있다.

4.4 시스템의 부하 프로파일에 따른 성능 분석

휴대용 기기의 부하 프로파일 경우 그림 3.16과 같이 대부분의 시간 동안 방전 또는 rest 상태가 반복되는 특성을 가지게 된다. 또한, 휴대폰 같은 장치의 경우에는 대부분 시간에서 신호 대기 위해 저전력 대기 상태로 동작하는 구간이 존재한다 [71]. 하지만 EV/HEV와 같은 전기

자동차의 경우 전동기의 회생 제동을 통한 충방전이 빈번하게 반복되는 특징을 가지며, 상대적으로 대기 상태가 존재하지 않는다. ESS의 경우 사용 목적에 따라 빈번한 충방전이 반복될 때도 있고 주파수 제어(frequency regulation)나 UPS 개념으로 사용될 때에는 정전류 혹은 정전력으로 충방전을 진행하기도 한다. 이렇게 시스템의 부하 프로파일에 따라 배터리에 인가되는 전류 파형과 측정되는 전압 파형은 달라진다. 제안한 알고리즘에서 사용하는 배터리 모델의 경우, 특정 SOC와 특정 주파수에서 가장 잘 맞는 간단한 모델을 사용하였기 때문에 부하 특성에 따라 알고리즘의 성능이 달라질 수 있다. 본 장에서는 배터리의 부하 프로파일을 이산 푸리에 변환(DFT, discrete Fourier transform) 하여 주파수 대역에 따른 특성과 알고리즘에 끼치는 영향을 살펴본다.

4.4.1 부하 프로파일의 주파수 분석 과정

본 논문에서는 전류 및 배터리 전압의 주파수 특성을 살펴보기 위해 신호 처리 및 해석에 광범위하게 사용되는 DFT 변환을 이용한다. DFT는 데이터 개수가 많으면 계산량이 비약적으로 증가하기 때문에 계산 시간을 줄이기 위해 고속 푸리에 변환(FFT, fast Fourier transform)을 주로 사용한다 [39]. FFT를 통해서 얻은 전류 및 전압 정보의 주파수 스펙트럼은 센싱 회로의 안티 앨리어싱 필터(anti-aliasing filter) 설계 및 주파수 대역폭 설정에 사용할 수 있다. 하지만 이렇게 얻어진 주파수 스펙트럼 결과만을 가지고 주파수에 따른 알고리즘의 추정 성능을 확인하기에는 한계가 있다.

주파수에 따른 알고리즘의 성능을 확인하기 위해 먼저, 배터리 단자 전압 신호를 각 주파수 구간에 따라 분리하고 각각의 신호에 대해서 추정 성능을 분석한다. 이 과정을 진행하기 위해 배터리의 특성 분석 및 측정된 신호의 노이즈 제거에 사용되는 이산 웨이블릿 변환(DWT, discrete wavelet transform)의 다해상도 분석(MRA, multi-resolution analysis)을 적용하였다 [41]. DWT MRA는 입력신호를 특정한 밴드패스 필터(band-pass filter)를 통과시킨 신호로 이해할 수 있으므로 그림 4.41과 같이 신호를 각 주파수 영역으로 분리하여 사용할 수 있다.

측정된 배터리의 단자 전압을 DWT MRA를 통과시키게 되면 저주파 신호와 고주파 신호를 얻을 수 있는데, 본 논문에서 주로 사용한 10 Hz 샘플링 주파수를 사용하였을 때, 0.1 Hz의 신호 영역까지 분리할 수 있게 5단계의 MRA를 사용하였으며, 배터리의 단자 전압과 유사한 형태의 모함수(mother wavelet)인 Daubechies 웨이블릿(db3)을 채택하였다.

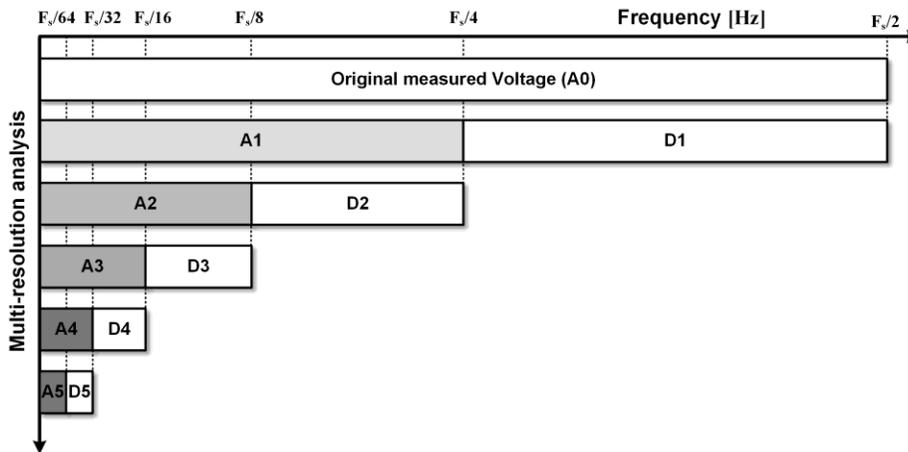


그림 4.41 이산 웨이블릿 변환(DWT)의 다해상도 분석(MRA)을 통해 분리한 신호의 주파수 영역.

각 주파수 대역으로 나뉜 배터리 전압 신호가 추정 알고리즘에 끼친 영향을 살펴보기 위해 특정한 주파수의 전류 프로파일을 배터리에 인가하고 배터리의 단자 전압을 측정하는 과정을 진행한다. 이렇게 얻은 전류, 전압 정보를 토대로 실제 배터리의 SOC와 추정된 SOC를 비교할 수 있다. 본 논문에서는 구현의 편리를 위해 그림 3.1(b)인 1개의 RC ladder와 직렬저항으로 이뤄진 모델을 사용하였으며, PLECS를 통해 특정 주파수에 해당하는 전류 프로파일을 배터리 모델에 인가하였을 때 나타나는 전압 파형을 추출하였다. 이 전압 신호를 그림 4.41의 원신호인 A0로 선언하였으며 이 신호의 주파수 특성은 FFT를 통해 계산한 뒤 SOC

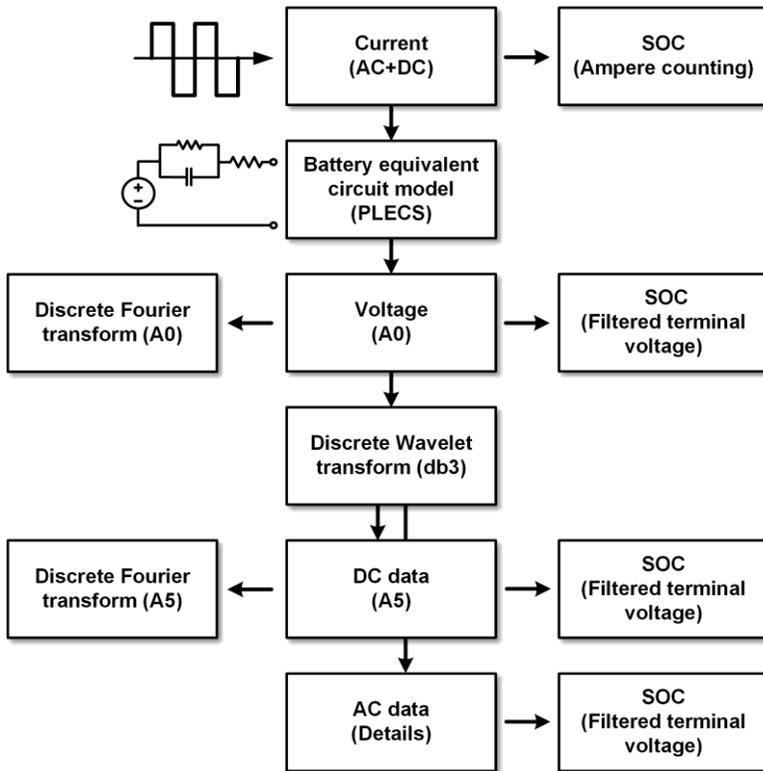


그림 4.42 부하 프로파일의 주파수 분석을 위한 모의 실험 과정.

추정에 사용하였다. 추가로 DWT MRA를 통과시킨 신호에서 가장 저주파 신호인 A5와 그 외의 신호(Detail 신호, D1~D5)는 합쳐서 각각 SOC 추정 과정을 진행하였다. 모의실험 과정을 정리하면 그림 4.42와 같다.

모의실험에서 사용한 전류 프로파일은 1 Hz의 구형파(square wave), 전류 크기는 1C(2.6 A)로 펄스 방전(pulse charge)하는 경우(A0)를 예로 들었으며, 이때 샘플링 주파수는 10 Hz로 설정하였다. 또한, 대조군을 위해 해당 전류의 평균전류인 0.5C로 정전류 방전(CC)하는 경우를 함께 고려해 보았다. 배터리 모델을 통해 얻을 수 있는 배터리의 전압 A0는 그림 4.43과 같이 나타나며 A0의 신호를 5단계 DWT MRA를 진행하였을 때 얻어지는 저주파 정보 A5도 그림에 같이 표시하였다. 그림 4.41에서 예상한 것과 같이 고주파 정보가 사라졌으며 FFT를 통과시켜보면 그림 4.44와 같은 결과를 얻을 수 있다.

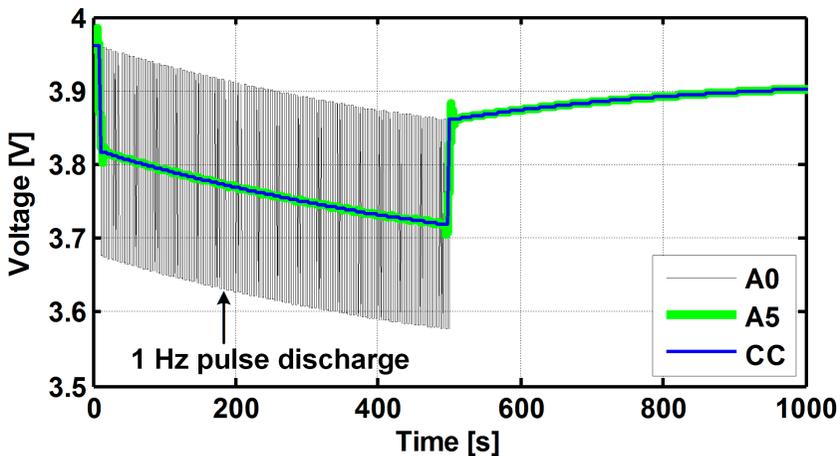


그림 4.43 배터리 모델을 통해 추출한 펄스(A0), DWT MRA 통과한 펄스 (A5), 정전류(CC) 방전시 전압.

배터리의 등가 회로 모델에서 저주파 대역의 정보는 OCV와 관계가 있으므로 배터리의 단자 전압의 저주파 정보는 배터리의 OCV에 따라서 바뀐다고 볼 수 있다. 그러므로 동일한 전하량으로 정전류 방전하거나 펄스 방전하면 저주파에서 동일한 전압 파형이 나타나게 된다. 그림 4.43에서 얻은 전압 파형을 알고리즘에 대입하였을 때 얻은 SOC 추정 결과는 그림 4.45와 같다. 배터리의 모델 한계로 인해 전류 적산대비 SOC 추정 오차가 발생하지만, 시간에 따른 SOC 값의 기울기가 전류 적산 방법과 추정된 방법 모두 같아지므로 SOC 추정 오차가 발생하지 않는다는 사실을 알 수 있다. 또한, 확대 파형에서도 A5로 얻어진 SOC 파형과 정전류로 계산된 SOC 파형에서 시간에 따른 SOC 값의 기울기가 동일하므로 SOC의 추정결과가 고주파 전압 파형과 상관없다는 사실도 확인할 수 있다. 즉, 배터리 모델 기반의 단자 전압 필터링 방법은

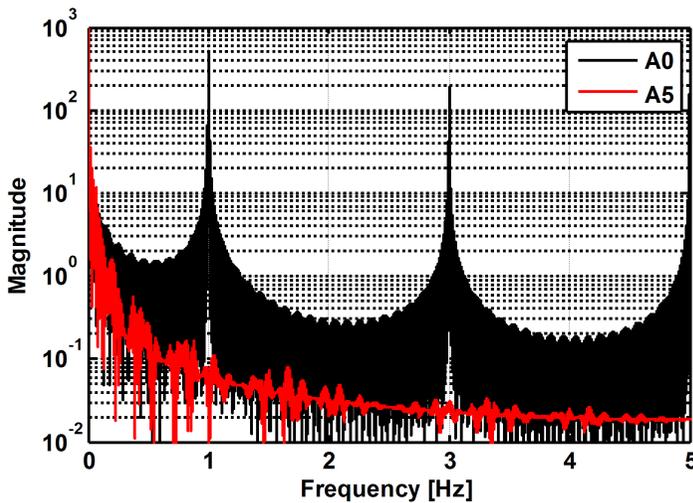


그림 4.44 배터리 단자 전압(A0)과 DWT MRA로 얻어진 전압 파형(A5)의 주파수 스펙트럼.

배터리의 OCV 영역의 정보를 끌어내어 상태 추정을 하므로, 배터리에 인가되는 부하 프로파일에서도 고주파보다 저주파 정보가 상태 추정에 영향을 끼친다.

그림 4.46과 같이 배터리가 최대 크기 a , 방전 주파수 f 인 펄스 전류로

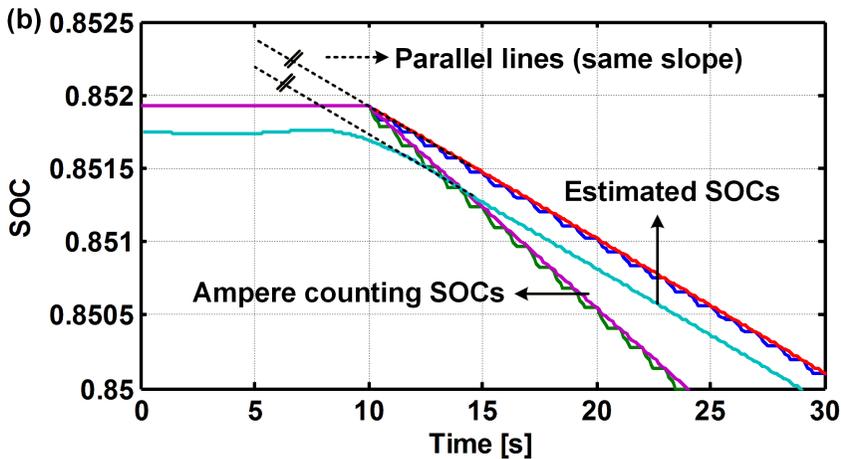
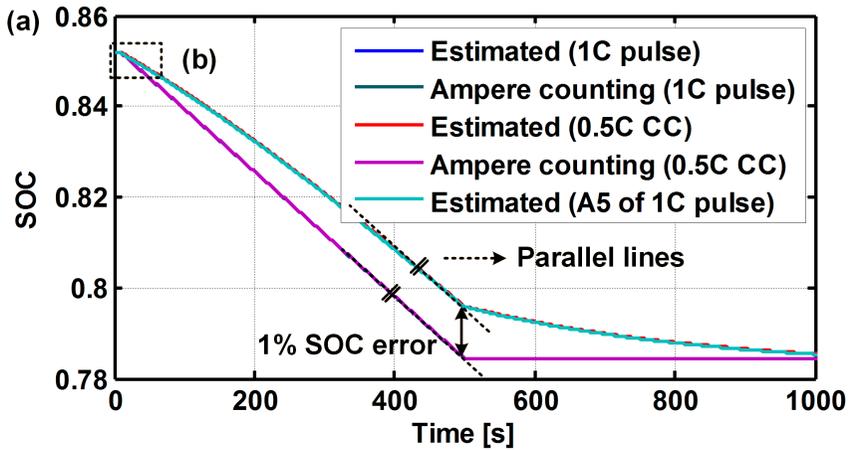


그림 4.45 펄스(A0), 정전류(CC), DWT MRA 통과한 펄스(A5) 방전시 SOC: (a) 전체 파형, (b) 0~30초 확대 파형.

방전되면, 배터리가 $a/2$ 크기의 정전류 방전될 때(DC)에 비해 반주기 동안 $a/1440f$ 라는 SOC가 추가로 방전된다. 두 방법 모두 배터리에 한주기 동안 인가되는 평균 전류의 크기는 같으므로 한 주기가 지나면 동일한 SOC 값을 가지게 되지만, 순간적으로는 ΔSOC 에 해당되는 값의 차이가 발생한다. 하지만 $f=1\text{ kHz}$ 의 20C 전류로 방전하는 경우에도 SOC가 0.00138% 정도가 변화하기 때문에 고주파의 전압, 전류 정보가 배터리 SOC 추정값에 큰 영향을 끼치지 않는다. 다만 주파수가 1 Hz라고 하면 SOC가 1.38%가 흔들린다는 의미가 되므로 사용할 배터리의 최대 전류 범위와 그로 인해 결정되는 ΔSOC 에 범위를 고려하여 샘플링 및 배터리 모델을 선택하는 과정이 필요하게 된다.

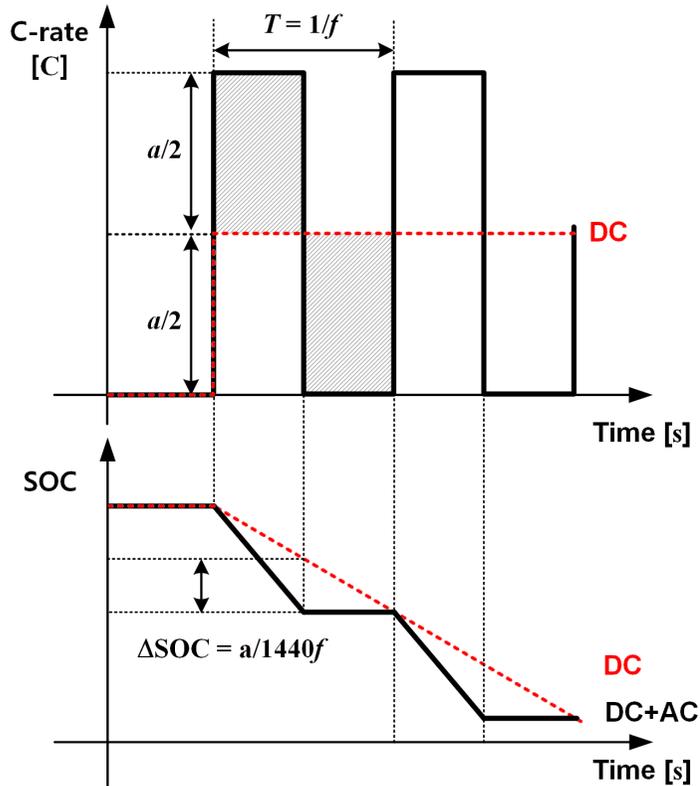


그림 4.46 펄스 충전방전시 SOC 변화량 계산.

제 5 장 결 론

5.1 결론

배터리 관리 시스템의 목적은 배터리 내부 상태를 정확하게 예측하여 지속적으로 안정적으로 배터리 셀, 배터리 팩을 사용하는 것이다. 하지만 알고리즘을 적용할 시스템의 제약 조건에 따라서 알고리즘의 간단성 및 정확성에 대한 기준이 달라진다. 본 논문에서는 이 목표를 달성하기 위해 배터리 단자 전압을 배터리 전기 회로 모델 기반으로 한 필터에 적용하여, 전류 정보 없이 간단하게 배터리의 SOC를 추정하는 알고리즘과 배터리 팩의 셀 간 불균형 판단 알고리즘을 제안하였다. 또한, 배터리 파라미터 편차, 온도, 노화로 인한 파라미터 변화, 배터리 종류에 따른 특성 차이, 부하 프로파일과 배터리 모델의 한계로 인해 발생할 수 있는 추정 성능 저하에 관하여 분석하고 가능한 해결책을 알고리즘에 반영하였다. 간단히 정리한 본 논문의 주요 연구 결과는 다음과 같다.

(1) 필터링된 단자 전압 정보의 의미와 응용 전략 제시

먼저 배터리의 전기 회로적인 모델 제작을 위한 테브닌(Thevenin) 회로 구조와 해당 파라미터를 추출하는 실험 방법 및 과정에 대해 언급하였다. 단순한 정전류 충방전 과정만으로도 배터리의 특성 파악이 가능하다는 것을 보였으며, 이를 통해 필터링된 단자 전압 정보를 얻는 방법 및 이를 통해 셀의 전류 및 SOC 추정 방법을 제시하였다. 또한, 직렬 연결된

배터리 팩에 흐르는 전류는 밸런싱 회로가 동작하지 않은 경우에 동일하므로, 각 셀의 추정된 전류를 일치화시키는 과정을 진행하여 각 셀의 편차를 분석하는 알고리즘을 제안하였다. 이러한 응용 과정을 통해 배터리 관리 시스템에서 각 셀의 편차를 복잡한 계산 과정 없이 분석할 수 있으며, 이는 배터리 관리 시스템이 배터리 팩 성능에 영향을 끼치는 표적 셀의 정밀한 내부 상태 추정과 밸런싱 회로의 지표로 사용되어 전체 시스템 성능 향상을 도모할 수 있다. 이를 확인하기 위해 파라미터 추출 전류 프로파일, 축소화된 HEV 프로파일을 배터리에 인가하여 배터리의 추정된 SOC와 추정된 파라미터 비율을 실제값과 비교하였다. 이때 실제 SOC와 파라미터 값들은 OCV 정보를 통해 보정된 전류 적산법과 실제 측정된 전류와 전압 관계를 통해 계산하여 얻었다.

(2) 통계적 방법을 통한 알고리즘의 성능 파악 및 한계 분석

알고리즘의 특성을 파악하여 한계 예측 및 해결책 모색을 위해 실제 배터리의 파라미터와 알고리즘에 탑재된 파라미터 사이에 오차가 존재한다고 가정하고 이때 통계적으로 발생할 수 있는 추정 오차를 몬테카를로 방법을 통해 확인하였다. 또한, 배터리의 온도 변화, 노화에 따른 특성 변화, 배터리의 전극 소재에 따른 특성 차이, 부하 특성 차이에 따른 배터리 모델 파라미터의 변화를 기존 연구 결과와 실험 결과를 통해 확인하고 실제 시스템에 적용하는 과정을 제시하였다. 결과적으로 배터리 모델에 적용해야 하는 필수 요소는 배터리의 온도 변화에 따른 등가 저항 변화, 배터리 소재 차이에 따른 OCV-SOC 관계이다. 그 외의 SOH는

cycle에 대한 노화 파라미터를 표로 만들어서 간접적으로 적용하거나 배터리 팩의 경우 정밀한 상태 추정 알고리즘을 이용해야 한다. 부하 특성 차이로 생기는 문제는 사용하는 배터리의 전류 범위와 부하의 주파수 스펙트럼에 따라 샘플링 주기를 선정해주는 방안으로 해결할 수 있다.

5.2 향후 과제

본 논문에서 제안한 알고리즘은 배터리 셀과 팩에 각각 적용될 수 있으며, 각 경우에 따라 휴대용 기기에서부터 소용량 가정용 ESS, 전기 자동차까지 사용 목적이 다르다. 먼저 배터리 셀의 경우 배터리 모델 기반의 필터를 통해 배터리의 내부 상태인 SOC 추정 알고리즘으로 사용하기 때문에 정교한 배터리 모델링이 중요할 수밖에 없다. 특히 배터리의 내부 온도 변화에 따른 셀의 파라미터 특성은 외부 온도와 배터리의 사용 여부에 따라서 달라질 수 있으므로 특히 저온에서 배터리의 열(thermal) 모델 개발과 열 해석에 관한 연구가 요구될 것이다.

셀 상태 추정 알고리즘을 확장한 배터리의 셀 간 불균형을 판단하는 알고리즘은 고장 검출 알고리즘으로 적용될 수 있다. 본 논문에서는 자가 밸런싱이 가능한 병렬 연결된 배터리보다 상대적으로 위험한 직렬 연결된 배터리의 셀 간 불균형에 대한 연구를 주로 진행하였다. 하지만 병렬 팩의 경우 가격적인 측면이나 구현의 편의성 때문에 병렬 팩 전체에 흐르는 전류만을 센싱하기 때문에 병렬 팩의 셀 간 편차로 인해 배터리 간의 전류 불균형을 측정하기 힘들다. 즉, 병렬 팩 전압 정보만을 분석하여

병렬 팩의 상태 및 고장 검출을 하는 연구가 필요하다.

통계학적 접근의 경우, 셀 간 편차가 존재할 때 알고리즘의 추정 성능에 대한 분석을 진행하였지만, 간략화된 랜들스 모델 대비 간단한 모델 구조에 초점을 맞추었기 때문에 동시다발적으로 발생하는 실제 배터리의 모든 현상을 반영하지는 못하였다. 정교한 배터리 모델을 통해 추정 알고리즘의 성능 분석 방법을 고도화한다면, 배터리의 용량 최대화와 같이 효율적인 배터리 밸런싱 제어 방법 또는 직병렬 팩의 설계 시 파라미터 차이로 인해 생길 수 전류 불균형 현상을 미리 파악하여 배터리 패키징 기술에 사용될 수 있을 것이다.

참고문헌

- [1] M. M. Thackeray, C. Wolverton, and E. D. Isaacs, “Electrical energy storage for transportation—approaching the limits of, and going beyond, lithium-ion batteries,” *Energy Environ. Sci.*, vol. 5, no. 7, pp. 7854-7863, 2012.
- [2] T.-H. Kim, J.-S. Park, S. K. Chang, S. Choi, J. H. Ryu, and H.-K. Song, “The current move of lithium ion batteries towards the next phase,” *Adv. Energy Mater.*, vol. 2, no. 7, pp. 860-872, 2012.
- [3] B. Scrosati and J. Garche, “Lithium batteries: Status, prospects and future,” *J. Power Sources*, vol. 195, no. 9, pp. 2419-2430, May 2010.
- [4] L. Lu, X. Han, J. Li, J. Hua, and M. Ouyang, “A review on the key issues for lithium-ion battery management in electric vehicles,” *J. Power Sources*, vol. 226, pp. 272-288, Mar. 2013.
- [5] K. W. E. Cheng, B. P. Divakar, H. Wu, K. Ding, and H. F. Ho, “Battery-management system (BMS) and SOC development for electrical vehicles,” *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 60, no. 1, pp. 76-88, Jan. 2011.
- [6] H. Rahimi-Eichi, U. Ojha, F. Baronti, and M. Chow, “Battery management system: An overview of its application in the smart grid and electric vehicles,” *IEEE Ind. Electron. Mag.*, vol. 7, no. 2, pp. 4-16, Jun. 2013.
- [7] K. S. Ng, C.-S. Moo, Y.-P. Chen, and Y.-C. Hsieh, “Enhanced coulomb counting method for estimating state-of-charge and state-of-health of lithium-ion batteries,” *Appl. Energy*, vol. 86, no. 9, pp. 1506-1511, Sep. 2009.

- [8] Y. Xing, W. He, M. Pecht, and K. L. Tsui, "State of charge estimation of lithium-ion batteries using the open-circuit voltage at various ambient temperatures," *Appl. Energy*, vol. 113, pp. 106-115, Jan. 2014.
- [9] S. M. Mousavi G. and M. Nikdel, "Various battery models for various simulation studies and applications," *Renew. Sust. Energ. Rev.*, vol. 32, pp. 477-485, Apr. 2014.
- [10] M. Chen and G. A. Rincon-Mora, "Accurate electrical battery model capable of predicting runtime and I-V performance," *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 21, no. 2, pp. 504-511, Jun. 2006.
- [11] J. A. Wortham, "Model-based battery fuel gauges and methods," U.S. Patent 8 198 863 B1, Jun. 12, 2012.
- [12] C. Y. Chun, *et al.*, "Current sensor-less state-of-charge estimation algorithm for lithium-ion batteries utilizing filtered terminal voltage," *J. Power Sources*, vol. 273, pp. 255-263, Jan. 2015.
- [13] H.-G. Schweiger, *et al.*, "Comparison of several methods for determining the internal resistance of lithium ion cells," *Sensors*, vol. 10, no. 6, pp. 5604-5625, Jun. 2010.
- [14] J. Kim and B. H. Cho, "Screening process-based modeling of the multi-cell battery string in series and parallel connections for high accuracy state-of-charge estimation," *Energy*, vol. 57, pp. 581-599, Aug. 2013.
- [15] R. Xiong, F. Sun, X. Gong, and H. He, "Adaptive state of charge estimator for lithium-ion cells series battery pack in electric vehicles," *J. Power Sources*,

- vol. 242, pp. 699-713, Nov. 2013.
- [16] A. Cordoba-Arenas, S. Onori, and G. Rizzoni, "A control-oriented lithium-ion battery pack model for plug-in hybrid electric vehicle cycle-life studies and system design with consideration of health management," *J. Power Sources*, vol. 279, pp. 791-808, Apr. 2015.
- [17] B. Severino, *et al.*, "Multi-objective optimal design of lithium-ion battery packs based on evolutionary algorithms," *J. Power Sources*, vol. 267, pp. 288-299, Dec. 2014.
- [18] M. A. Roscher, O. S. Bohlen, and D. U. Sauer, "Reliable state estimation of multicell lithium-ion battery systems," *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 26, no. 3, pp. 737-743, Sep. 2011.
- [19] H. Dai, X. Wei, Z. Sun, J. Wang, and W. Gu, "Online cell SOC estimation of Li-ion battery packs using a dual time-scale Kalman filtering for EV applications," *Appl. Energy*, vol. 95, pp. 227-237, Jul. 2012.
- [20] Y. Zheng, L. Lu, X. Han, J. Li, and M. Ouyang, "LiFePO₄ battery pack capacity estimation for electric vehicles based on charging cell voltage curve transformation," *J. Power Sources*, vol. 226, pp. 33-41, Mar. 2013.
- [21] L. Zhong, C. Zhang, Y. He, and Z. Chen, "A method for the estimation of the battery pack state of charge based on in-pack cells uniformity analysis," *Appl. Energy*, vol. 113, pp. 558-564, Jan. 2014.
- [22] M. Charkhgard and M. Farrokhi, "State-of-charge estimation for lithium-ion batteries using neural networks and EKF," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol.

- 57, no. 12, pp. 4178-4187, Dec. 2010.
- [23] G. L. Plett, "Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs: Part 2. Modeling and identification," *J. Power Sources*, vol. 134, no. 2, pp. 262-276, Aug. 2004.
- [24] S. Sepasi, R. Ghorbani, and B. Y. Liaw, "A novel on-board state-of-charge estimation method for aged Li-ion batteries based on model adaptive extended Kalman filter," *J. Power Sources*, vol. 245, pp. 337-344, Jan. 2014.
- [25] W. He, N. Williard, C. Chen, and M. Pecht, "State of charge estimation for electric vehicle batteries using unscented kalman filtering," *Microelectron. Reliab.*, vol. 53, no. 6, pp. 840-847, Jun. 2013.
- [26] I.-S. Kim, "A technique for estimating the state of health of lithium batteries through a dual-sliding-mode observer," *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. 25, no. 4, pp. 1013-1022, Apr. 2010.
- [27] G. L. Plett, "Sigma-point Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs: Part 2: Simultaneous state and parameter estimation," *J. Power Sources*, vol. 161, no. 2, pp. 1369-1384, Oct. 2006.
- [28] S. Lee, J. Kim, J. Lee, and B. H. Cho, "State-of-charge and capacity estimation of lithium-ion battery using a new open-circuit voltage versus state-of-charge," *J. Power Sources*, vol. 185, no. 2, pp. 1367-1373, Dec. 2008.
- [29] Y.-H. Chiang, W.-Y. Sean, and J.-C. Ke, "Online estimation of internal resistance and open-circuit voltage of lithium-ion batteries in electric vehicles," *J. Power Sources*, vol. 196, no. 8, pp. 3921-3932, Apr. 2011.

- [30] C. Hu, B. D. Youn, and J. Chung, "A multiscale framework with extended Kalman filter for lithium-ion battery SOC and capacity estimation," *Appl. Energy*, vol. 92, pp. 694-704, Apr. 2012.
- [31] Y. Hua, A. Cordoba-Arenas, N. Warner, and G. Rizzoni, "A multi time-scale state-of-charge and state-of-health estimation framework using nonlinear predictive filter for lithium-ion battery pack with passive balance control," *J. Power Sources*, vol. 280, pp. 293-312, Apr. 2015.
- [32] E. Prada, D. Di Domenico, Y. Creff, J. Bernard, V. Sauvant-Moynot, and F. Huet, "Simplified electrochemical and thermal model of LiFePO₄-graphite Li-ion batteries for fast charge applications," *J. Electrochem. Soc.*, vol. 159, no. 9, pp. A1508-A1519, Jan. 2012.
- [33] Y. Zheng, M. Ouyang, L. Lu, J. Li, X. Han, and L. Xu, "On-line equalization for lithium-ion battery packs based on charging cell voltages: Part 1. Equalization based on remaining charging capacity estimation," *J. Power Sources*, vol. 247, pp. 676-686, Feb. 2014.
- [34] S. F. Schuster, M. J. Brand, P. Berg, M. Gleissenberger, and A. Jossen, "Lithium-ion cell-to-cell variation during battery electric vehicle operation," *J. Power Sources*, vol. 297, pp. 242-251, Nov. 2015.
- [35] D. Shin, M. Poncino, E. Macii, and N. Chang, "A statistical model-based cell-to-cell variability management of Li-ion battery pack," *IEEE Trans. Comput.-Aided Des. Integr. Circuits Syst.*, vol. 34, no. 2, pp. 252-265, Feb. 2015.
- [36] R. C. Jaeger and T. N. Blalock, *Microelectronic Circuit Design*, 4th ed. New

York: McGraw-Hill, 2011.

- [37] J.-Y. Dantan and A.-J. Qureshi, "Worst-case and statistical tolerance analysis based on quantified constraint satisfaction problems and Monte Carlo simulation," *Comput.-Aided Des.*, vol. 41, pp. 1-12, Jan. 2009.
- [38] S. Choi and T. Kim, "Symmetric current-balancing circuit for LED backlight with dimming," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 59, no. 4, pp. 1698-1707, Apr. 2012.
- [39] S. Rapuano and F. J. Harris, "An introduction to FFT and time domain windows," *IEEE Instrum. Meas. Mag.*, vol. 10, no. 6, pp. 32-44, Dec. 2007.
- [40] X. Zhang, C. C. Mi, A. Masrur, and D. Daniszewski, "Wavelet-transform-based power management of hybrid vehicles with multiple on-board energy sources including fuel cell, battery and ultracapacitor," *J. Power Sources*, vol. 185, no. 2, pp. 1533-1543, Dec. 2008.
- [41] J. Kim, W. Kim, J. Park, C. Chun, and B. Cho, "Discrimination and screening method for a Li-Ion cell based on discrete wavelet transform (DWT)," in *Proc. IEEE Energy Conversion Congress and Expo.*, 2012, pp. 3187-3192.
- [42] O. Erdinc, B. Vural, and M. Uzunoglu, "A wavelet-fuzzy logic based energy management strategy for a fuel cell/battery/ultra-capacitor hybrid vehicular power system," *J. Power Sources*, vol. 194, no. 1, pp. 369-380, Oct. 2009.
- [43] M. Kamachi, H. Miyamoto, and Y. Sano, "Development of power management system for electric vehicle "i-MiEV"," in *Proc. Int. Power Electron. Conf.*, 2010, pp. 2949-2955.

- [44] B. Nykvist and M. Nilsson, "Rapidly falling costs of battery packs for electric vehicles," *Nature Clim. Change*, vol. 5, no. 4, pp. 329-332, Apr. 2015.
- [45] H. J. Bergveld, W. S. Kruijt, and P. H. L. Notten, *Battery Management Systems: Design by Modelling*. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 2002.
- [46] S. Ziegler, R. C. Woodward, H. H. C. Iu, and L. J. Borle, "Current sensing techniques: A review," *IEEE Sens. J.*, vol. 9, no. 4, pp. 354-376, Apr. 2009.
- [47] Samsung SDI, "Specification of product for lithium-ion rechargeable cell model: ICR18650-26F," May 2009, [Online]. Available: <http://www.datasheetspdf.com/datasheet/ICR18650-26F.html>. [Accessed: Nov. 12, 2015].
- [48] P. Rong and M. Pedram, "An analytical model for predicting the remaining battery capacity of lithium-ion batteries," *IEEE Trans. Very Large Scale Integr. (VLSI) Syst.*, vol. 14, no. 5, pp. 441-451, May 2006.
- [49] V. R. Subramanian, V. Boovaragavan, V. Ramadesigan, and M. Arabandi, "Mathematical model reformulation for lithium-ion battery simulations: Galvanostatic boundary conditions," *J. Electrochem. Soc.*, vol. 156, no. 4, pp. A260-A271, Apr. 2009.
- [50] P. M. Gomadam, J. W. Weidner, R. A. Dougal, and R. E. White, "Mathematical modeling of lithium-ion and nickel battery systems," *J. Power Sources*, vol. 110, no. 2, pp. 267-284, Aug. 2002.
- [51] S. Buller, "Impedance-based simulation models for energy storage devices in

- advanced automotive power systems,” Ph.D. dissertation, RWTH Aachen Univ., 2002.
- [52] I. Snihir, W. Rey, E. Verbitskiy, A. Belfadhel-Ayeb, and P. H. L. Notten, “Battery open-circuit voltage estimation by a method of statistical analysis,” *J. Power Sources*, vol. 159, no. 2, pp. 1484-1487, Sep. 2006.
- [53] C. Y. Chun, S. H. Yoon, B. H. Cho, and J. Kim, “A state-of-charge and capacity estimation algorithm for lithium-ion battery pack utilizing filtered terminal voltage,” in *Proc. Int. Electric Vehicle Symp. and Exhibition*, 2015, pp. 1-5.
- [54] C. Y. Chun, B. H. Cho, and J. Kim, “State-of-charge and remaining charge estimation of series-connected lithium-ion batteries for cell balancing scheme,” in *Proc. IEEE Int. Telecommun. Energy Conf.*, 2015, pp. 879-883.
- [55] Y. Barsukov and J. Qian, “Cell-balancing techniques: Theory and implementation,” in *Battery Power Management for Portable Devices*, Norwood, MA, USA: Artech House, 2013, pp. 111-138.
- [56] F. Baronti, R. Roncella, and R. Saletti, “Performance comparison of active balancing techniques for lithium-ion batteries,” *J. Power Sources*, vol. 267, pp. 603-609, Dec. 2014.
- [57] C. Y. Chun, G.-S. Seo, S. H. Yoon, and B.-H. Cho, “State-of-charge estimation for lithium-ion battery pack using reconstructed open-circuit-voltage curve,” in *Proc. Int. Power Electron. Conf.*, 2014, pp. 2272-2276.
- [58] M. Dubarry, N. Vuillaume, and B. Y. Liaw, “From single cell model to battery

- pack simulation for Li-ion batteries,” *J. Power Sources*, vol. 186, no. 2, pp. 500-507, Jan. 2009.
- [59] M. Ecker, *et al.*, “Development of a lifetime prediction model for lithium-ion batteries based on extended accelerated aging test data,” *J. Power Sources*, vol. 215, pp. 248-257, Oct. 2012.
- [60] W. Waag, S. Käbitz, and D. U. Sauer, “Experimental investigation of the lithium-ion battery impedance characteristic at various conditions and aging states and its influence on the application,” *Appl. Energy*, vol. 102, pp. 885-897, Feb. 2013.
- [61] I. Bloom, *et al.*, “An accelerated calendar and cycle life study of Li-ion cells,” *J. Power Sources*, vol. 101, no. 2, pp. 238-247, Oct. 2001.
- [62] M. Broussely, *et al.*, “Main aging mechanisms in Li ion batteries,” *J. Power Sources*, vol. 146, no. 1-2, pp. 90-96, Aug. 2005.
- [63] Y. Zhang, C.-Y. Wang, and X. Tang, “Cycling degradation of an automotive LiFePO₄ lithium-ion battery,” *J. Power Sources*, vol. 196, no. 3, pp. 1513-1520, Feb. 2011.
- [64] I. Buchmann, “Lithium-ion batteries: Fundamentals and safety,” in *The Lightest Metals: Science and Technology from Lithium to Calcium*, T. P. Hanusa, Ed. New York: Wiley, 2015, pp. 303-315.
- [65] The Boston Consulting Group, “Batteries for electric cars challenges: Opportunities, and the outlook to 2020,” Jan. 2010, [Online]. Available: <https://www.bcg.com/documents/file36615.pdf>. [Accessed: Nov. 2, 2015].

- [66] A. Barai, W. D. Widanage, J. Marco, A. McGordon, and P. Jennings, "A study of the open circuit voltage characterization technique and hysteresis assessment of lithium-ion cells," *J. Power Sources*, vol. 295, pp. 99-107, Nov. 2015.
- [67] M. A. Roscher and D. U. Sauer, "Dynamic electric behavior and open-circuit-voltage modeling of LiFePO₄-based lithium ion secondary batteries," *J. Power Sources*, vol. 196, no. 1, pp. 331-336, Jan. 2011.
- [68] N. A. Windarko and J. Choi, "SOC estimation based on OCV for NiMH batteries using an improved Takacs model," *J. Power Electron.*, vol. 10, no. 2, pp. 181-186, Mar. 2010.
- [69] C. Y. Chun, G.-S. Seo, B.-H. Cho, and J. Kim, "A fast state-of-charge estimation algorithm for LiFePO₄ batteries utilizing extended Kalman filter," in *Proc. IEEE ECCE Asia Downunder*, 2013, pp. 912-916.
- [70] J. Kim, G.-S. Seo, C. Chun, B.-H. Cho, and S. Lee, "OCV hysteresis effect-based SOC estimation in extended Kalman filter algorithm for a LiFePO₄/C cell," in *Proc. IEEE Int. Electric Vehicle Conf.*, 2012, pp. 1-5.
- [71] J.-M. Kang, S.-S. Seo, and J. W. K. Hong, "Usage pattern analysis of smartphones," in *Proc. 13th Asia-Pacific Network Operations and Manage. Symp.*, 2011, pp. 1-8.

부 록

A.1 배터리 랜들스 모델 및 모델 간략화 과정 [51]

그림 A.1의 랜들스 모델은 배터리의 화학적 현상인 내부저항(Internal resistance, R_{in}), 전하전달(Charge transfer, R_{ct}), 전기 이중층(Double layer, C_{dl}), 확산(Diffusion, Z_w) 현상을 전기적 등가 회로로 표현한 배터리 회로 모델이다. 이 모델에서 기생 인덕턴스(L)는 배터리의 고유한 성분이라기보다는 고주파에서 배터리 단자 접촉으로 인해 나타나는 값이므로 본 논문에서는 고려하지 않는다.

배터리 내부의 전해질과 전극에서 전하의 이동을 방해 하는 요소를 내부 저항으로 표시할 수 있다. 전해질의 저항은 내부 저항값의 대부분을 차지한다는 특징을 가지며 전극에서의 저항 성분은 배터리의 노화나 손상으로 인해 쉽게 그 값이 변화한다는 특징을 가진다.

전하 전달은 물질의 상변이(phase change)시 나타나는 일정한 에너지(Potential), 전압 차이를 설명하는 것이다. 리튬 이온 배터리에서

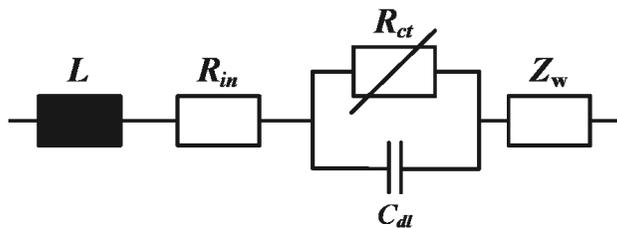


그림 A.1 랜들스 모델.

전하전달은 전극에서 리튬 화합물이 전해질의 리튬 이온 형태로 또는 이온에서 화합물로 상태가 바뀌는 과정을 지칭한다. 전하 전달에 해당하는 R_{ct} 는 대부분 가변 저항으로 모델할 수 있으며 특히 전류의 크기가 작은 경우에는 일반적인 저항으로 모델링 할 수 있다. 만약 전류의 크기가 큰 경우에는 Butler-Volmer식을 통해 일정 전위로 포화(saturation)되는 모습을 보이므로 일정한 전압원으로 간주할 수도 있다. 본 논문에서는 사용하는 전류의 크기가 크지 않다는 가정을 통해 일정한 저항으로 R_{ct} 를 모델링하기로 한다.

전기 이중층은 전극과 전해질 계면 사이에 전하가 일정한 배열을 이루면서 마치 커패시터와 같은 효과를 만들어 내는 것을 의미한다. 양 전극이 평평한 도체판으로 구성되어 있으면 순수한 커패시터와 일치하지만, 배터리의 전극 구조가 원통형(cylinder)이나 다공(porousness) 형태로 이루어져 있으면 저항 성분과 합쳐져서 CPE(Constant Phase Element)의 특성을 나타낸다. 리튬 이온 배터리의 경우 그 크기가 아주 작으므로 무시하는 경우가 있다. 본 논문에서 사용한 배터리도 이 값이 작게 측정되기 때문에 무시한다.

마지막으로 확산은 전해질 내부에 이온 농도 차이가 발생하여 전기 화학 반응이 일어나는 전극 표면에서 반응 물질이 부족해 배터리의 전압이 떨어지는 현상과 이온 농도 차이가 해소되는 과정을 모델링한 것이다. 확산은 전기 이중층과 비슷한 CPE 형태를 가지지만, 커패시턴스 크기가 전기 이중층에 비해 수천에서 수만 배 이상 크므로 모델링을 할 때 파라미터의 크기와 위상각을 고려해줘야 한다. 따라서 커패시턴스를

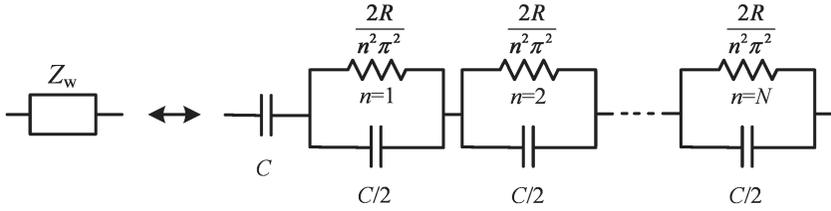


그림 A.2 확산의 간략한 등가 모델.

포함하여 모델링 해야 하는데, 그림 A.2와 같이 스텝 전류에 대한 반응을 토대로 확산을 모델링 할 수 있다는 것이 알려졌다.

그림 A.2의 RC ladder에서 저항은 n 이 증가할수록 세곱에 반비례하게 작은 값을 가지며 커패시터의 값은 n 에 상관없이 동일하므로, n 이 1인 첫 번째 RC ladder와 n 이 3인 세 번째 RC ladder의 시정수를 비교하게 되면 그 값은 9배만큼 차이가 난다. 즉, 저항값이 작은 뒷부분의 RC ladder는 커패시턴스의 효과가 상대적으로 작아지므로 커패시턴스를 무시하고 저항으로만 단순화시킬 수 있다. 본 논문에서는 그림 3.1과 같이 전압원(OCV)과 직렬 저항 그리고 RC ladder(0, 1, 2, 3개)로 이루어진 모델을 사용하였다.

A.2 배터리 OCV-SOC 테이블 정리 과정

A.2.1 OCV-SOC 관계의 hysteresis 점검

일반적인 리튬 이온 배터리의 경우 OCV-SOC 관계가 충방전에 관계없이 SOC에 따라서 일정한 값을 가진다고 알려졌다. 하지만 실질적으로 실험을 진행하다 보면 배터리 전압이 안정화 되는데 충분한 시간을 주지 못하거나, SOC 상황에서 배터리 전압이 안정화 되는 시간이

표 A.1 Samsung B600BK 배터리의 충방전에 따른 OCV-SOC 관계.

SOC	Charge OCV	Discharge OCV	Average OCV
1	4.294	4.297	4.296
0.95	4.2328	4.239	4.236
0.9	4.1826	4.186	4.185
0.85	4.1343	4.135	4.135
0.8	4.0888	4.086	4.088
0.75	4.0426	4.044	4.044
0.7	3.9858	3.982	3.984
0.65	3.9635	3.959	3.962
0.6	3.9322	3.926	3.929
0.55	3.9	3.885	3.893
0.5	3.8502	3.842	3.846
0.45	3.828	3.819	3.824
0.4	3.8111	3.802	3.807
0.35	3.7985	3.789	3.794
0.3	3.7903	3.779	3.785
0.25	3.7859	3.774	3.78
0.2	3.7799	3.76	3.77
0.15	3.7523	3.729	3.741
0.1	3.7118	3.693	3.703
0.05	3.6998	3.689	3.695
0	3.5883	3.588	3.588

다르기 때문에 미세하게나마 OCV-SOC 값이 충방전 상태에 따라 다른 값을 가지게 된다. 표 A.1은 5% 간격으로 충방전에 따른 OCV-SOC 관계를 정리한 것이다. 표에서 알 수 있듯이 충방전에 따라 OCV에 약간의 hysteresis가 존재한다. 그러나 이 둘 차이가 몇 mV에서 최대 20mV 그렇게 크지 않아 추정 성능에 미칠 영향이 적고, 1시간보다 긴 시간의 rest 시간을 주게 되면 전압 안정화로 인해 그 차이가 더 줄어들 것으로 예상할 수 있다. 그렇기에 이 결과를 테이블로 알고리즘에 포함시키지 않고 충방전 시의 OCV를 평균 내어 OCV-SOC 관계를 얻기로 한다.

A.2.2 OCV-SOC 테이블 제작 과정

5.3.1절에서 언급하였던 것과 같이 배터리 안정화 시간에 관한 문제와 미세한 OCV hysteresis의 효과를 상쇄시키기 위해 충방전의 경우에 각각 OCV를 평균내었다. 다음 표 A.2는 SOC 간격이 5%, 10%인 경우에 각 구간에 따른 기울기를 나타낸 것이다. 이렇게 얻어진 결과를 토대로 실제 구현 시 기울기가 거의 같은 구간을 묶어서 10개의 구간으로 표 A.3과 같이 OCV-SOC 곡선을 표현하여 알고리즘이 저장해야 할 데이터양을 줄이고 알고리즘의 연산 부담을 덜었다. 이를 통해 특정 SOC 구간 혹은 해당 OCV에 해당하는 구간이 결정되면 해당 구간에서 일차 함수 형태로 나타난 관계식을 통해 OCV와 SOC 값을 찾을 수 있게 된다.

표 A.2 Samsung B600BK 배터리의 SOC에 따른 OCV 기울기.

SOC	OCV-SOC slope (5% SOC interval)	OCV-SOC slope (10% SOC interval)
1 ~ 0.95	1.2	1.11
0.95 ~ 0.9	1.02	
0.9 ~ 0.85	1	0.97
0.85 ~ 0.8	0.94	
0.8 ~ 0.75	0.88	1.04
0.75 ~ 0.7	1.2	
0.7 ~ 0.65	0.44	0.55
0.65 ~ 0.6	0.66	
0.6 ~ 0.55	0.72	0.83
0.55 ~ 0.5	0.94	
0.5 ~ 0.45	0.44	0.39
0.45 ~ 0.4	0.34	
0.4 ~ 0.35	0.26	0.22
0.35 ~ 0.3	0.18	
0.3 ~ 0.25	0.1	0.15
0.25 ~ 0.2	0.2	
0.2 ~ 0.15	0.58	0.67
0.15 ~ 0.1	0.76	
0.1 ~ 0.05	0.16	1.15
0.05 ~ 0	2.14	

표 A.3 Samsung B600BK 배터리의 최종 OCV-SOC 테이블.

SOC interval	OCV interval	Slope (dOCV/dSOC)	y-intercept
1 ~ 0.7	4.296 ~ 3.984	1.04	3.256
0.7 ~ 0.65	3.984 ~ 3.962	0.44	3.676
0.65 ~ 0.6	3.962 ~ 3.929	0.66	3.533
0.6 ~ 0.5	3.929 ~ 3.846	0.83	3.431
0.5 ~ 0.4	3.846 ~ 3.807	0.39	3.651
0.4 ~ 0.3	3.807 ~ 3.785	0.22	3.719
0.3 ~ 0.2	3.785 ~ 3.77	0.15	3.74
0.2 ~ 0.1	3.77 ~ 3.703	0.67	3.636
0.1 ~ 0.05	3.703 ~ 3.695	0.16	3.687
0.05 ~ 0	3.695 ~ 3.588	2.14	3.588

Abstract

Current Sensor-less Battery Internal State Estimation Using Cell Voltage

Chang Yoon Chun

Department of Electrical Engineering and Computer Science

The Graduate School

Seoul National University

The basic element of battery management system (BMS) is to estimate battery state-of-charge (SOC) and state-of-health (SOH) based on measured information such as voltage, current, and temperature. Precise SOC and SOH information indicates the battery charge/discharge condition and even affects the energy management strategy in a safe operating area. Especially in portable devices such as mobile phones and laptop computers, a single cell or a battery module composed of several cells is used as their power source. Due to the limited amount of energy and space, extending the battery runtime through reducing energy consumption and minimizing the BMS circuit area are challenging tasks. On the other hand, in electric vehicles (EVs) and energy storage systems (ESS) with a battery pack, estimation accuracy is one of the most important factors to ensure the safe and optimum use of the energy stored in the battery pack. In such high power and high energy applications, a sophisticated algorithm and elaborate battery model intended to improve the estimation performance of the internal state might be the answer, but they increase computational burden in general and, as a result, affect

the feasibility of the implementation due to the large number of batteries. Hence, the trade-off between complexity and performance is inevitable in the conventional methods.

To achieve these objectives, a current sensor-less SOC estimation method utilizing the filtered terminal voltage is adopted in this dissertation. The proposed method shows not only a SOC estimation method for a cell but also a cell diagnosis algorithm for a battery pack. From the results of the battery equivalent circuit model-based filter, applied current and SOC of the target cell are estimated. In addition, cell-to-cell variation can be recognized through the battery parameter calibration process which equalizes the estimated cell currents in a series-connected battery pack.

To verify the validity of the proposed method, constant current and scaled-down hybrid-EV (HEV) profiles are used. In addition, this dissertation conducts three analyses to observe the limitation of the algorithm and discuss its supplement. First, a Monte Carlo method analyze the SOC estimation error along with the battery parameter tolerance. Second, simplified models are elaborated through the battery parameter for considering battery aging, temperature, and chemicals. Last, discrete wavelet transform (DWT) multi-resolution analysis (MRA), which decomposes original input signal into low and high frequency signals, is adopted to analyze the impact of different frequency component on the state estimation performance.

Keywords : battery management system, state-of-charge, current sensor-less, cell-to-cell variation, statistical analysis, lithium-ion battery pack

Student Number : 2011-30252