

건전성 지표 기반 주성분분석(PCA)을 적용한 고용량 배터리 팩의 열화 인자 추출 방법 및 SOH 진단 기법 연구

이평연¹, 권상욱¹, 강덕훈¹, 한승윤¹, 김종훈[†]

SOH Estimation and Feature Extraction using Principal Component Analysis based on Health Indicator for High Energy Battery Pack

Pyeong-Yeon Lee¹, Sanguk Kwon¹, Deokhun Kang¹, Seungyun Han¹, and Jonghoon Kim[†]

Abstract

An energy storage system is composed of lithium-ion batteries in modern applications. Batteries are regarded as storage devices for renewable and residual energy. The failure of batteries can cause the performance reduction and explosion of battery systems. High maintenance cost is essential when dealing with the problem of battery safety. Therefore an accurate health diagnosis is required to ensure the high reliability of battery systems. A battery pack is a combination of single cells in series and parallel connections. A battery pack has to consider various factors to assess battery health. Battery health involves conventional factors and additional factors, such as cell-to-cell imbalance. For large applications, state-of-health (SOH) can be inaccurate because of the lack of factors that indicate the state of the battery pack. In this study, six characterization factors are proposed for improving the SOH estimation of battery packs. The six proposed characterization factors can be regarded as health indicators (HIs). The six HIs are applied to the principal component analysis (PCA) algorithm. To reflect information regarding capacity, voltage, and temperature, the PCA algorithm extracts new degradation factors by using the six HIs. The new degradation factors are applied to a multiple regression model. Results show the advancement and improvement of SOH estimation.

Key words: ESS (Energy Storage System), HI (Health Indicator), PCA (Principal Component Analysis), PHM (Prognosis and Health Management), SOH (State-of-Health)

1. 서 론

리튬이온 배터리는 높은 에너지 밀도, 낮은 자가방전, 장수명의 특성을 가지고 있으며, 제조 기술이 발전함에 따라 소형 어플리케이션인 스마트폰(Smart phone), 웨어러블 기기(Wearable device)부터 중대형 어플리케이션인 전기자동차(Electric Vehicle, EV), 가정용 기기, 에너지 저장장치(Energy Storage System, ESS)에 이르기까지 다양한 용도로 활용되고 있다.

최근 친환경 및 재생에너지에 관한 관심이 높아지고 있으며, 태양광, 풍력 등에서 생산된 전기에너지를 물리적/화학적으로 저장하고, 필요한 시점에 전기에너지를 사용하는 에너지저장장치의 수요가 증가하고 있다. 국내의 ESS 사업장은 2016년도 275개였지만, 2018년까지 1490개까지 늘어났다고 보고되었으며^[1], 정부는 2030년까지 재생에너지의 발전량을 20%로 하는 “재생에너지 3020 이행계획”을 수립하여 에너지 저장장치의 보급을 장려하고 있다. ESS는 직렬, 병렬, 직 병렬의 조합의 다수의 배터리로 설계되는 어플리케이션으로, 성능 저하 및 고장으로 인한 높은 유지 비용과 안전에 있어 다양한 문제가 발생하고 있다. 최근 리튬이온 배터리를 사용하는 에너지저장장치의 화재 및 폭발 사고가 2017년 8월부터 2019년 5월까지 총 23건이 발생하였으며, 리튬이온 배터리 특성상 폭발이나 발화에 대해 소화하기 어려워 전소될 때까지 기다려야 하는 실정이다.

Paper number: TKPE-2020-25-5-6

Print ISSN: 1229-2214 Online ISSN: 2288-6281

[†] Corresponding author: whdgn0422@cnu.ac.kr, Electrical Engineering, Chungnam National University
Tel: +82-42-821-5657 Fax: +82-42-821-7606

¹ Electrical Engineering, Chungnam National University
Manuscript received Jan. 24, 2020; revised Mar. 9, 2020;
accepted Apr. 3, 2020

— 본 논문은 2019년 전력전자학술대회 우수논문상 수상논문임

이러한 문제로 인해 배터리 관리 시스템(Battery Management System, BMS)의 한 부분인 건전성 예측 및 관리(Prognosis and Health Management, PHM)의 중요도가 증가하고 있다^{[2],[3]}. PHM은 시스템의 건전성을 실시간으로 모니터링하여 상태를 진단하고 고장 시점을 예측하는 기술이다^[4]. 이 기술은 고가의 부품이나 높은 안전성을 요구하는 시스템에 활용되고 있다^[5]. 리튬이온 배터리를 적용하는 에너지저장장치의 경우, 고장이 발생하면 전원 공급, 운용, 화재 등 다양한 문제와 직결되는 원인을 제공하기 때문에 PHM의 연구가 활발히 진행되고 있다.

리튬이온 배터리의 상태를 진단하기 위해 충전 상태(State of Charge, SOC), 노화 상태(State-of-Health, SOH), 배터리의 남은 수명의 정보(State of Life, SOL) 등의 지표가 사용되고 있다^{[6],[7]}. 이 중 SOH는 배터리의 성능 감소를 기반으로 배터리의 수명 정보를 나타내는 지표이다. 배터리의 성능 감소는 대표적으로 용량 및 내부 저항으로 정의되며^{[8]-[13]}, 리튬이온 배터리의 수명을 나타내기 위해 EOL(End of life)의 정의가 필수적이다. 용량의 EOL은 초기 용량의 80%의 국제적으로 통용되는 기준을 가지고 있지만^{[8]-[10]}, 내부 저항의 EOL은 1.33~2배까지 모호한 기준을 가지고 있다^{[11]-[13]}. 이의 리튬이온 배터리의 성능 변화를 반영하여 SOC, SOL 등의 다양한 지표의 성능을 향상시키는 연구와 노화를 나타내기 위한 건전성 지표에 관한 연구가 진행되고 있다^{[14]-[16]}. 건전성 지표는 배터리의 노화를 판단하는 지표이며, 대표적으로 용량과 내부 저항을 사용하여 건전성 지표를 정의하고 있다. 하지만, 리튬이온 배터리는 장시간 사용함에 따라 다양한 전기화학적 특성의 변화가 발생하며, 다양한 환경 및 부하의 조건에 따라 배터리의 노화가 다르다^{[17],[18]}. 이로 인해 배터리의 신뢰성, 안전성에 취약하며, 장시간 사용에 따른 배터리의 상태 변화를 반영하지 못하면 과충전, 과방전, 과전류 같은 사고에 노출될 수 있다. 이러한 특징을 반영하기 위해 기존 연구에서는 충전 온도^[19], 최소 및 최대 전압^[20], 쿨롱 효율^[21], 증분 용량(Incremental Capacity, IC)^[22], 특정 전압 구간에서의 시간(Time Interval of Equal Discharging Voltage Difference, TIEDVD)^[23] 등의 다양한 지표들을 사용하여 배터리의 수명을 판단하고 있다.

직렬, 병렬, 직 병렬 조합으로 구성된 배터리 팩은 노화나 잘못된 설계로 인해 내부 셀 전압 및 SOC 불균형과 온도 불균형이 발생하며, 이의 불균형으로 인해 배터리 팩의 노화를 가속화시킨다^[24]. 배터리 팩의 수명을 판단하기 위해 1~2가지 변수만을 고려하여 정확한 수명을 판단하는 것은 어려우며, 노화를 판단할 수 있는 다양한 건전성 지표의 고려가 필요하다.

본 논문은 고용량 배터리 팩의 높은 신뢰성과 안전성을 만족하기 위해 열화에 관련된 다양한 건전성 인자를 복합적으로 고려한 SOH 추정 기법을 제안한다. 열화와

관련된 다양한 인자를 모두 고려한 모델을 설계하면, 계산의 복잡도가 증가하며 과적합(Over-fitting)의 문제와 변수 간 영향을 미쳐 부정확한 SOH 추정이 될 수 있다. 이의 문제를 해결하기 위해 배터리 팩에서 발생하는 열화의 영향을 반영할 뿐만 아니라 복합적인 영향이 고려된 새로운 열화 인자를 생성하여 배터리 수명을 추정하는 방법에 대해 제안한다.

2. 건전성 지표(Health Indicator) 및 SOH(State of Health)

2.1 SOH(State of Health)

리튬이온 배터리는 장기간 충전과 방전이 지속되면 배터리가 충전과 방전이 노화되어 성능 감소가 일어나게 된다. SOH는 배터리 노화로 인한 성능 감소의 지표로써 사용되며, 배터리의 수명을 파악할 수 있는 대표적인 요소이다. 또한, SOH를 판단하는 인자들에는 용량, 내부 저항 등이 있으며, 식 (1), (2)로 SOH를 정의할 수 있다. SOH를 산출하기 위해서는 리튬이온 배터리의 EOL가 중요하다. SOH의 성능 인자인 용량의 경우 초기 용량의 80%라는 국제적으로 통용되는 EOL의 기준을 가지고 있고, 내부 저항의 경우 초기 저항의 1.33배~2배까지의 모호한 기준을 가지고 있다.

식 (1)에서 Cn_{fresh} 는 초기 방전 용량, $Cn_{current}$ 는 현재의 방전 용량, Cn_{Aging} 는 초기 방전 용량의 80%를 나타낸다. 또한, 식 (2)에서 R_{Aging} 은 초기 저항의 1.33배~2배까지의 기준을 가지며, R_{fresh} 는 초기 저항, $R_{current}$ 는 현재의 저항을 나타낸다.

$$SOH_{capacity} = \frac{Cn_{current} - Cn_{Aging}}{Cn_{fresh} - Cn_{Aging}} \quad (1)$$

$$SOH_{Resistance} = \frac{R_{Aging} - R_{current}}{R_{Aging} - R_{fresh}} \quad (2)$$

본 논문에서는 고용량 배터리 팩을 사용함에 따라 용량 기반 SOH의 판단 방법이 적합하지만, 직 병렬 조합의 배터리 팩을 사용함에 따라 단일 셀과 차별화된 노화 변수를 고려한 인자를 사용하여 SOH의 판단이 필요하다.

2.2 건전성 지표(Health Indicator)

건전성 지표(Health indicator)는 배터리의 노화를 판단할 수 있는 지표로써 사용되고 있다. 다양한 어플리케이션에서 배터리의 노화를 정의하기 위해 건전성 지표에 관한 연구가 활발히 진행 중이다^{[19]-[23]}. 기존 문헌에서는 배터리의 용량, 전압, 온도의 정보를 활용한 지표가 대표적으로 사용되고 있다. 첫 번째로 전압의 정보를 활용하는 건전성 지표는 전류가 인가되는 특정 구간

서의 전압과 전류의 관계를 통해 전압의 기울기, 전압 강하된 전압 등으로 정의되며, 리튬이온 배터리는 C-rate에 따라 내부 저항의 크기가 달라지기 때문에 빈번하게 부하가 변화되는 어플리케이션에 적용되기 어렵다. 두 번째로 배터리의 용량의 정보를 활용하는 건전성 지표는 특정 전압 구간에서의 전류의 누적 또는 전류가 인가된 시간으로 정의된다. 마지막으로 온도의 정보를 활용하는 건전성 지표는 충·방전이 진행될 때 최대 온도를 추적하거나 온도의 편차를 건전성 지표로 사용되고 있다. 배터리는 외기 온도에 민감하게 반응하며, 운용되는 온도에 따라 배터리의 수명이 달라지기 때문에 온도의 정보를 반영한 건전성 지표의 고려가 필요하다. 배터리 팩의 수명을 판단하기 위해서는 전압, 온도, 용량의 정보를 활용하는 건전성 지표의 고려가 필수적이다.

3. 건전성 지표(Health Indicator) 추출을 위한 전기적 특성 시험

3.1 건전성 지표 추출을 위한 전기적 특성 시험

본 논문에서 사용된 120Ah의 대용량을 가지는 배터리 팩의 특성상 고전류 및 고전압이 가능한 여러 시험 장비가 요구된다. 그림 1과 표 1은 전기적 노화 시험(Cycle life test)을 위한 시험 구성 및 세부 사양을 나타낸다. 고용량 배터리 팩의 충전 및 방전을 위해 충·방전기가 사용되었으며, 전기적 노화 시험에서 외기 온도에 대한 내부 변수의 가변성을 줄이기 위해 항온항습챔버를 사용하여 상온 25±2℃를 유지하였다. 고용량 배터리 팩의 내부 단일 셀 및 열의 분포를 확인하기 위해 데이터로거를 사용하여 24개의 셀 전압, 30개의 온도, 션트 저항(Shunt resistor)을 사용하여 전류를 측정하였다.

고용량 배터리 팩의 열화 인자를 추출하기 위해 전기적 노화 시험을 수행하였다. 전기적 노화 시험은 그림 2와 같으며, 만충(Fully charge)과 만방(Fully discharge)의 프로 파일을 구성되며, 충전과 방전 사이의 휴지 시간은 2시간으로 설정하였다. 충전은 CC-CV(Constant current-constant voltage) 방법을 사용하여 1/3 C-rate를 적용하였고, 방전은 CC(Constant current) 방법을 사용하여 1/3 C-rate를 인가하였다. NMC(LiNiMnCoO₂) 계열의 24S1P 고용량 리튬이온 배터리 팩을 사용하였으며, 그림 2의 프로파일을 사용하여 배터리 팩의 열화와 관련된 인자를 추출한다. 만충과 만방이 한 주기로 구성되며, 주기별 배터리의 열화 변수를 정의하기 위해 총 200주기의 전기적 노화 시험을 수행하였다.

3.2 전기적 특성 시험 기반 건전성 지표 분석

200주기의 전기적 노화 시험을 통해 주기별 배터리 팩의 건전성 지표를 산출하였다. 그림 3은 충전과 방전이 진행되면서 노화에 따라 증감하는 노화 지표를 추출하였다. 그림 3(a)는 배터리의 대표적인 열화 지표인 방전

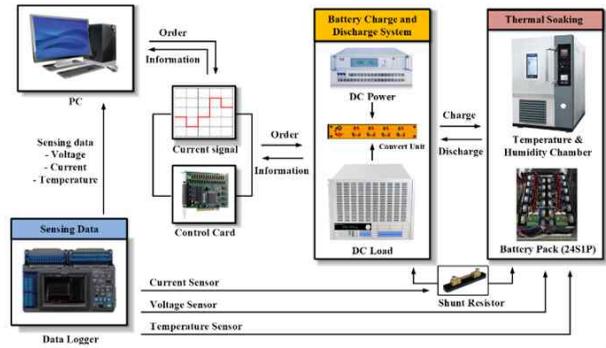


Fig. 1. Experimental setup for battery degradation.

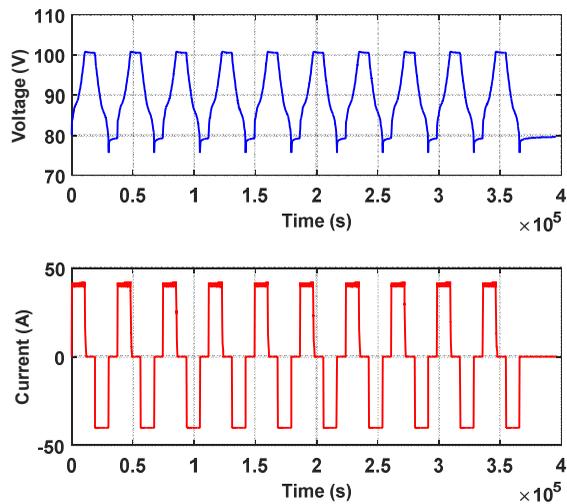


Fig. 2. Cycle life test profile for battery degradation.

TABLE I
SPECIFICATION OF EXPERIMENTAL SETUP

Equipment	Purpose	Specification
AN8075 battery system	Battery charge and discharge system	120V/75A
HIOKI data logger	Measurement of voltage, current, temperature	500 μ V (Voltage resolution) 0.01 $^{\circ}$ C (Temperature resolution)
JEIO TECH TH-G-408	Temperature chamber	-40 $^{\circ}$ C-150 $^{\circ}$ C

용량을 나타내며, 본 논문에서 추출된 노화 인자는 주기에 따른 셀 간 전압 편차 및 최소 전압, 최대 온도 및 셀 간 전압 편차, 미소 용량, 내부 저항으로 정의하였다. 그림 3(a)은 식 (3)에 의해 만충부터 만방까지의 방전 전류 누적을 통해 산출된 방전 용량을 나타내고, 초기 방전 용량 대비 약 3%의 용량 감소가 발생하였음을 확인하였다. 그림 3(b)는 내부 저항을 나타내고, 만충의 개방 회로 전압(Open circuit voltage)에서 방전 전류가 인가되었을 때, 발생하는 전압 차이를 이용하여 음의 범칙

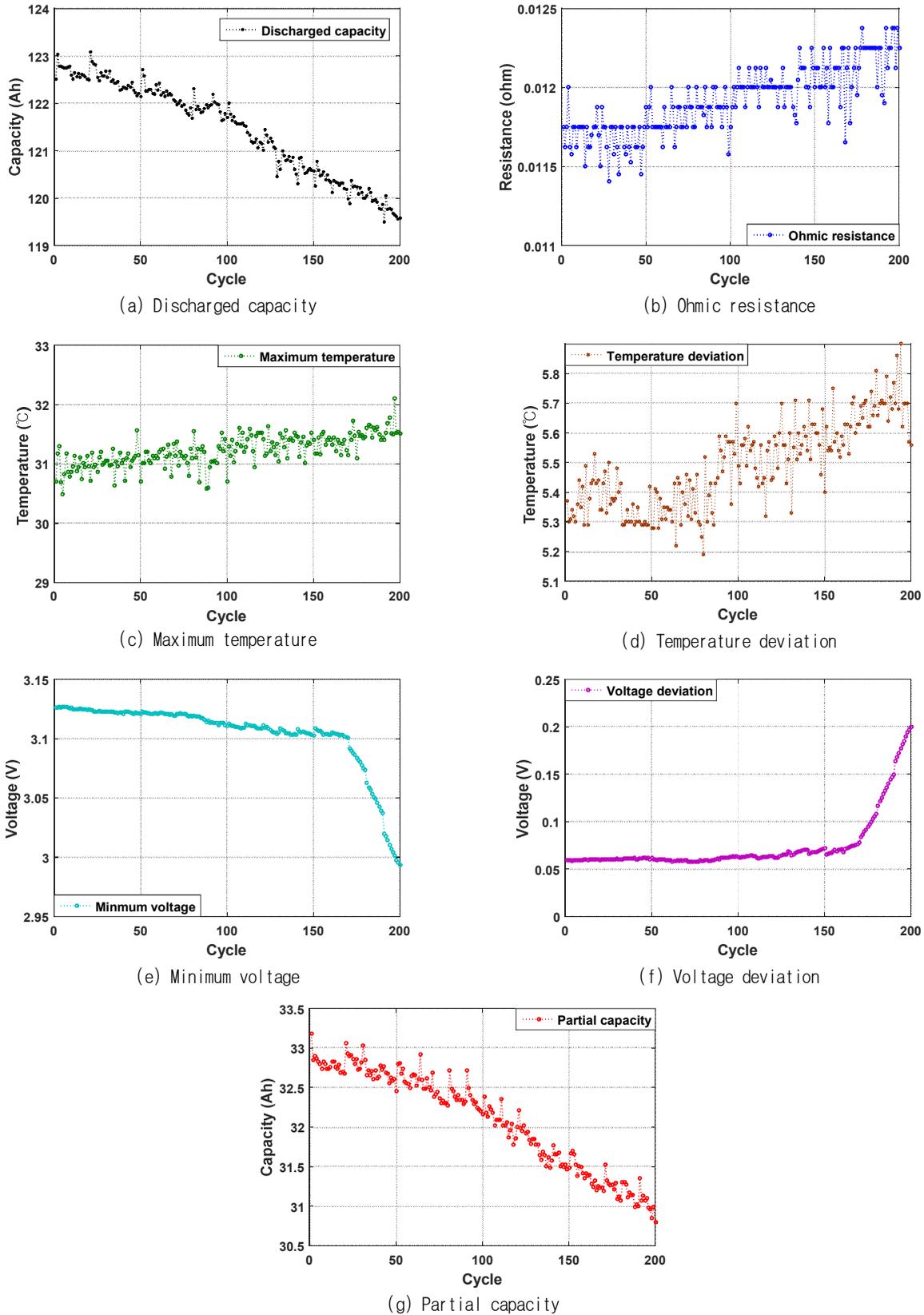


Fig. 3. Degradation feature of high energy battery pack.

(Ohm's law)을 통해 산출한 저항을 의미한다. 3(c)는 1 주기가 반복될수록 내부 저항이 증가하며, 내부 저항의 증가에 따라 내부 손실의 증가로 인해 최대 온도가 약 2.5%의 증가를 확인하였다. 이는 그림 3(b)와 같이

주기가 반복될수록 내부 저항이 증가하며, 내부 저항의 증가에 따라 내부 손실의 증가로 인해 최대 온도가 증가함을 확인할 수 있다.

그림 3(d)는 셀 간 온도 편차를 나타낸다. 충·방전이 진행될수록 공조기가 있더라도 배터리 팩 내부 온도 불균형이 발생하게 되며, 온도의 불균형으로 인해 배터리 팩 내부 단일 셀의 노화 정도가 달라지게 되어 급격한 성능 저하가 발생할 수 있다. 그림 3(e)와 그림 3(f)는 최소 전압과 셀 간 전압 편차를 나타내며, 셀 간 전압 편차는 최대 셀과 최소 셀 전압의 차이로 계산된다. 초기 최소 전압과 셀 간 전압 편차의 차이는 4.2%, 약 3배가 된다. 배터리 팩의 충방전에 따라 배터리 팩 내부 셀 간 전압 불균형이 가속화되며, 이로 인해 과충전 및 과방전이 발생할 수 있다. 그림 3(g) 특정 단자 전압 영역의 충전 전류의 누적으로 산출된 미소 용량을 나타내며, 실제 운용환경에서는 전체의 방전 용량을 산출할 수 없으므로 고용량 배터리 팩에서 미소 용량의 고려는 필수적인 요소로 판단된다.

$$Cn_{\text{discharge}} = \int i_{\text{discharge}} dt \quad (3)$$

배터리의 노화와 관련된 건전성 지표를 추출하였으며, 추출된 건전성 지표가 노화와 관련된 인자임을 확인하기 위해 방전 용량과 6가지 변수의 상관분석을 수행하였다. 상관분석은 두 변수 간 선형적인 관계를 확인하는 기법으로 상관계수를 통해 선형적인 상관관계의 정도를 확인할 수 있다. 이의 값은 -1부터 1까지의 값을 가지며 |1|에 가까울수록 높은 상관관계가 있음을 의미한다. 표 2는 상관분석의 결과이며, 상관관계의 정도를 나타내는 상관계수를 나타내었다. 방전 용량과의 6가지 건전성 지표는 모두 상관관계의 크기가 0.7 이상임을 확인하였다. 건전성 지표와 방전 용량과의 인과관계는 확인할 수 없지만, 방전 용량과 6가지 건전성 지표가 선형적인 상관관계를 가짐을 확인하였고, 본 논문에서 제시된 건전성 지표들은 노화와 관련된 인자임을 나타낸다.

4 제안된 열화 인자 추출 및 SOH 추정 방법

4.1 열화 인자 추출을 위한 주성분 분석의 원리

본 논문에서는 고용량 배터리 팩의 정확한 수명정보를 추정하기 위해 1~2개의 열화 인자를 고려하는 것보다 다양한 인자를 반영하여 배터리의 수명정보를 판단하는 것이 중요하다. 하지만, 많은 열화 인자를 반영하면, 상태 예측이나 추정 시 과적합의 문제가 발생할 수 있다. 과적합은 학습된 데이터에서는 높은 정확도를 가지지만, 테스트(Test) 데이터나 실제 데이터에서 성능이 떨어지는 현상을 의미한다. 이의 과적합을 해결하는 방법에는 많은 학습 데이터를 수집하여 반영하거나 인자의 개수를 줄이는 방안이 있다. 또한, 많은 인자가 추정 알고리즘이나 예측 알고리즘의 입력 변수로 적용되는 경우, 학습 속도가 느리고 모델의 복잡성이 증가하게 된다.

TABLE II
RESULT OF CORRELATION ANALYSIS

Factor	Discharged capacity
Discharged capacity	1
Ohmic resistance	-0.806
Minimum voltage	0.787
Voltage deviation	-0.700
Maximum temperature	-0.714
Temperature deviation	-0.802
partial capacity	0.987

본 논문에서는 비지도 학습 방법인 주성분 분석(Principal Component Analysis, PCA)을 적용하여 열화 인자의 개수를 줄이지 않고, 다양한 열화 인자를 설명할 수 있는 새로운 인자를 추출하는 방법을 제안한다. 주성분 분석은 변수들의 공분산 행렬 및 상관관계 행렬을 통해 선형 결합으로 표현되는 새로운 주성분을 생성하고, 주성분을 통해 변수 전체의 분산을 설명하는 차원 축소의 방법이다. 또한, 다중회귀분석에서 입력 변수가 강한 상관관계가 있는 경우, 회귀 분석의 가정 사항인 독립성에 위배되고, 입력 변수 간 서로 영향을 미쳐 신뢰성과 정확성이 감소하는 결과를 초래할 수 있다. 이를 다중공선성(Multicollinearity)이라고 부르며^[25], 이러한 문제를 해결하기 위해 주성분 분석이 사용된다. 주성분 분석의 원리^[26]는 고유벡터(Eigenvector)를 이용하여 고차원의 변수를 저차원의 특징 공간(Feature space)으로 사상(Projection)하며, 식 (4)-(8)로 정의할 수 있다.

M 개의 데이터로 이루어진 n 차원(변수)는 $X = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_n]$ 으로 표현한다. 또한, X 의 각 변수(x_n)는 정규화한 값을 의미한다. 벡터 X 에 대한 공분산 행렬(Covariance matrix)은 식 (4)과 같다.

$$C_{ij} = \frac{1}{M} \sum_{l=1}^M (X_{il} - \mu_i)(X_{jl} - \mu_j)^T \quad (4)$$

여기서 i 와 j 는 n 차원에 해당하는 순번, T 는 전치행렬을 나타낸다. μ 는 식 (5)와 같으며, 전체 데이터의 평균을 의미한다.

$$\mu_n = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M X_{ni} \quad (5)$$

다음 과정으로 고유값(Eigenvalue)과 고유벡터는 식 (6)과 같이 계산된다. C 는 공분산 행렬, λ 는 고유값, v 는 고유벡터를 의미한다.

$$Cv = \lambda v \quad (6)$$

고유벡터(v)는 변수 개수(k)를 고려하여 고유값의 크기순으로 재정렬하면 식 (7)과 같이 고유벡터(V)로 나타낼 수 있다.

$$V = [v_1, v_2, v_3, \dots, v_k] \quad (7)$$

주성분 분석을 통해 선형변환된 주성분(Z)은 식 (8)과 같으며, 주성분(PC)의 개수는 $k \leq n$ 이 된다.

$$Z = V^T X \quad (8)$$

주성분 분석을 통해 추출된 주성분은 전체 데이터에서 최대의 변동(분산)을 설명할 수 있는 변수를 의미한다. 첫 번째 주성분(PC 1)은 전체(n) 변수의 최대 분산을 가지도록 추출된다. 두 번째 주성분(PC 2)은 첫 번째 주성분이 설명하지 못한 데이터의 변동을 최대한 반영하기 위해 기존의 주성분과 직교 관계로 추출된다. 이러한 방법으로 n 번째 주성분까지 산출할 수 있으며, 모든 주성분을 사용하면 전체 데이터의 분산을 설명할 수 있다. 주성분 분석은 차원 감소로 인한 데이터 정보 손실의 최소화를 목표로 하며, 총 변수의 개수보다 적은 주성분을 사용한다. 일반적으로, 주성분의 최소 개수는 누적 기여도(Cumulative contribution rate)의 85% 이상을 기준으로 사용하고 있다^[27]. 누적 기여도는 k 개의 주성분이 전체 데이터를 설명하는 비율을 의미하며, 식 (9)와 (10)을 통해 산출된다.

본 논문에서는 복합적인 열화 영향을 반영한 새로운 열화 인자를 생성하기 위해 6개의 건전성 지표를 활용하여 주성분 분석을 수행하였다. 주성분 분석을 통해 산출된 고유값, 기여도, 누적 기여도는 표 3과 같다. 표 3에서 누적 기여도가 85% 이상을 만족하는 최소의 주성분은 PC 1과 PC 2이며, 그림 4에 나타내었다. 이 PC 1과 PC 2는 열화와 관련된 6개의 건전성 지표를 85% 이상 설명할 수 있음을 의미한다.

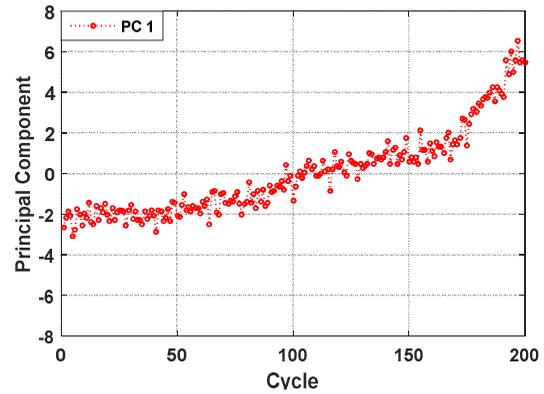
$$Contribution\ rate = \frac{\lambda_k}{\sum_{i=1}^n \lambda_i} \quad (9)$$

$$Cumulative\ contribution\ rate = \frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i}{\sum_{i=1}^n \lambda_i} \quad (10)$$

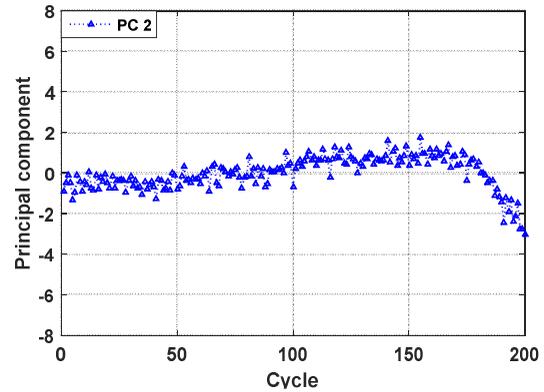
5. 제안된 SOH 추정 기법

5.1 다중회귀모형 기반 SOH 추정 기법

기존 다중회귀모형을 사용한 SOH 추정 기법은 독립 변수(열화 인자) 간 다중공선성의 문제로 인해 최소의 열화 인자만을 활용하여 SOH 추정에 사용되었다. 하지



(a) Principal component 1



(b) Principal component 2

Fig. 4. Principal components based on health indicator.

TABLE III
TOTAL VARIANCE EXPLAINED

PC	Eigenvalue	Contribution rate	Cumulative percentage
1	4.427	73.777	73.777
2	0.679	11.31	85.087
3	0.443	7.378	92.465
4	0.300	5.008	97.473
5	0.147	2.454	99.927
6	0.004	0.073	100

만, 배터리 팩에서 열화로 인한 성능 감소의 원인은 다양하므로 추가적인 열화 인자의 고려가 필요하다. 본 논문에서 제안된 SOH 추정 기법은 주성분 기반 다중회귀모형이다. 다중회귀모형에 적용되는 독립 변수인 주성분은 서로 직교 관계이며, 다중공선성의 문제가 없어 다수의 열화 변수를 고려한 SOH 추정이 가능함을 의미한다.

다중회귀모형은 다음과 같은 식으로 모델링된다. 식 (11), (12)는 실험 데이터로부터 산출된 적합 회귀선을 나타내며, X_{pm} 의 p 는 데이터의 개수, n 은 변수의 개수를 의미한다. 다중회귀모형을 모델링하기 위해서는 실제 데이터와 적합 회귀선의 오차를 최소화하는 회귀 계수가

필요하다. 실제 데이터와 적합 회귀선의 차이를 잔차(ε)로 표현하며, 잔차의 제곱의 합(Sum of Squares of Error, SSE)이 최소가 되는 회귀 계수($\hat{b}_0, \hat{b}_1, \dots, \hat{b}_p$)를 산출한다. 산출된 회귀 계수를 식 (12)에 적용하여 다중회귀모형을 설계한다.

본 논문에서 다중회귀모형을 산출하기 위해 산출된 PC 1과 PC 2를 독립 변수(x)로 적용하고, 방전 용량을 통해 산출된 SOH를 종속 변수(y)로 적용하여 SSE가 최소화 되는 다중회귀모형을 설계하였다. 설계된 다중회귀모형은 PC 1과 PC 2를 통해 SOH를 추정하며, 기존 SOH 추정 방법과 비교 및 검증은 수행한다.

$$Y = X\beta + \varepsilon, \varepsilon \sim N(0, I\sigma^2) \quad (11)$$

$$Y = \begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_p \end{pmatrix}, X = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{p1} & x_{p2} & \cdots & x_{pn} \end{pmatrix}, \beta = \begin{pmatrix} \hat{b}_0 \\ \hat{b}_1 \\ \hat{b}_2 \\ \vdots \\ \hat{b}_n \end{pmatrix}, \varepsilon = \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_p \end{pmatrix} \quad (12)$$

$$SSE = \sum_{i=1}^n e^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (13)$$

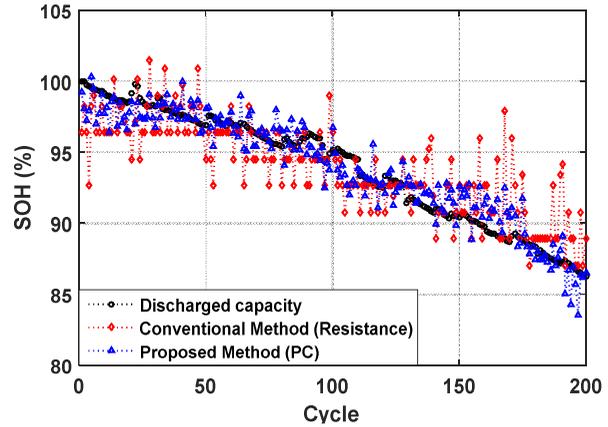
$$= \sum_{i=1}^p (y_i - \hat{b}_0 - \hat{b}_1 x_{i1} - \hat{b}_2 x_{i2} - \cdots - \hat{b}_n x_{in})^2$$

5.2 제안된 SOH 추정 기법 검증

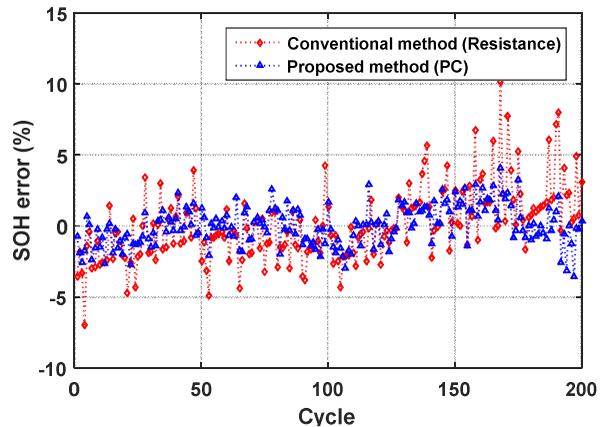
그림 5(a)는 내부 저항만을 반영한 기존 SOH 추정 방법과 제안한 SOH 추정 방법을 비교 결과를 나타낸다. 현재의 결과는 배터리 팩의 용량이 선형적으로 감소하기 때문에 한 가지 파라미터만을 고려하여도 큰 오차를 발생하지 않지만, 배터리 팩 열화의 원인은 다양한 문제로 발생하기 때문에 복합적인 열화의 고려가 필요하다. 그림 5(b)는 내부 저항만 고려한 SOH와 제안한 SOH의 오차를 나타내며, 제안한 방법은 약 4% 이내의 오차를 가지며, 1가지 열화 인자만을 고려한 SOH는 약 10% 이내의 오차를 가짐을 확인하였다. 추후, 많은 어플리케이션들의 중·대형화가 진행됨에 따라 직 병렬 조합의 고용량 배터리 팩의 수가 증가할 것이며, 한 가지 열화 변수만으로 SOH를 추정하기에는 한계를 가질 것으로 판단되며, 다양한 건전성 지표를 활용하여 배터리 수명의 판단이 요구될 것이다.

6. 결 론

본 논문에서는 고용량 배터리 팩의 신뢰성과 안전성을 확보하기 위해 24S1P 고용량 리튬이온 배터리 팩을 사용하여 다양한 건전성 지표를 추출하였다. 전압, 온도, 용량의 정보를 활용하는 건전성 지표를 사용하여 고용량 배터리 팩의 SOH를 추정 기법을 검증하였다. 기존 1-2개의 열화 인자를 고려하여 SOH를 추정하는



(a) Result of SOH estimation



(b) Error of SOH estimation

Fig. 5. Estimation performance of multiple regression model based on principal component.

방법은 배터리 팩에 적용함에 있어 한계점을 가지고 있다. 또한, 직렬 및 병렬의 조합으로 구성된 배터리 팩은 단일 셀 간 불균형으로 인해 성능 저하, 고장의 문제가 발생하고 있으며, 이의 특성의 고려가 필수적이다. 본 논문에서 주성분 분석을 수행하여 선정된 건전성 지표를 설명하는 새로운 열화 변수를 생성하였으며, 열화 변수를 통해 SOH를 추정하는 방법을 제안하였다.

제안된 SOH의 추정 성능은 약 4% 이내에 있음을 확인하였다. 향후, 어플리케이션의 운용조건 및 부하 특성에 따라 건전성 지표의 선택적 반영이 필요하며, 이를 통해 배터리 수명의 정밀한 판단을 수행할 수 있을 것이다.

본 연구는 원자력안전위원회의 재원으로 한국원자력안전재단의 지원을 받아 수행한 원자력안전연구사업(No.1805006)과 국토교통부 교통물류사업의 연구비 지원(20TLRP-C135446-01, 택배차량용 디젤 트럭의 하이브리드 개조기술 개발 및 실용화)에 의해 수행되었습니다.

References

- [1] Ministry of Trade, Industry and Energy, "Announcement of ESS accident cause and safety measures," pp. 1-11. Jun. 2019.
- [2] H. Meng and Y. F. Li, "A review on prognostics and health management (PHM) methods of lithium ion batteries," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol. 116, 109405, Dec. 2019.
- [3] S. M. Rezvanizani, Z. Liu, Y. Chen, and J. Leel, "Review and recent advances in battery health monitoring and prognostics technologies for electric vehicle (EV) safety and mobility," *Journal of Power Source*, Vol. 256, pp. 110-124, Jun. 2014.
- [4] K. Goebel, B. Saha, A. Saxena, J. R. Celaya, and J. P. Christophersen, "Prognostics in battery health management," *IEEE Instrumentation & Measurement Magazine*, Vol. 11, pp. 33-40, Aug. 2008.
- [5] M. E. Orchard and G. J. Vachtsevanos, "Particle filtering approach for on-line failure prognosis in a planetary carrier plate," *International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, Vol. 7, pp. 221-227, Dec. 2007.
- [6] P. Khumprom and N. Yodo, "A data-driven predictive prognostic model for lithium-ion batteries based on a deep learning algorithm," *Energies*, Vol. 12, No. 4, Feb. 2019.
- [7] F. Cadini, C. Sbarufatti, F. Cancelliere, and M. Giglio, "State-of-life prognosis and diagnosis of lithium-ion batteries by data-driven particle filters," *Applied Energy*, Vol. 235, pp. 661-672, Feb. 2019.
- [8] W. Diao and M. Pecht, "Algorithm to determine knee point on capacity fade curve of lithium ion cells," *Energies*, Vol. 12, No. 15, 2910, Jul. 2019.
- [9] C. Kupper and W. G. Bessler, "End of life prediction of a lithium ion cell based on mechanistic aging models of the graphite electrode," *Journal of the Electrochemical Society*, Vol. 165, A3468-A3480, Nov. 2018.
- [10] J. Lee and M. F. Pecht, "Reduction of lithium ion battery qualification time based on prognostics and health management," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 66, pp. 7310-7315, Sep. 2019.
- [11] A. Guha and A. Patra, "State of health estimation of lithium ion batteries using capacity fade and internal resistance growth models," *IEEE Transaction on Transportation Electrification*, Vol. 4, pp. 135-146, Mar. 2018.
- [12] C. Pastor-Fernandez, T. Bruen, W. D. Widanage, M. A. Gama-Valdez, and J. Marco, "A study of cell to cell interactions and degradation in parallel strings: implications for the battery management system," *Journal of Power Sources*, Vol. 329, pp. 574-585, Oct. 2016.
- [13] A. Farmann, W. Waag, A. Marongiu, and D. U. Sauer, "Critical review of on-board capacity estimation techniques for lithium ion batteries in electric and hybrid electric vehicles," *Journal of Power Sources*, Vol. 281, pp. 114-130, May 2015.
- [14] D. Liu, H. Wang, Y. Peng, W. Xie, and H. Liao, "Satellite lithium ion battery remaining cycle life prediction with novel indirect health indicator extraction," *Energies*, Vol. 6, 3654-3668, Jul. 2013.
- [15] D. Liu, J. Zhou, H. Liao, Y. Peng, and X. Peng, "A health indicator extraction and optimization framework for lithium ion battery degradation modeling and prognostics," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, Vol. 45, pp. 915-928, Jun. 2015.
- [16] A. Widodo, M. Shim, W. Cassarendra, and B. S. Yang, "Intelligent prognostics for battery health monitoring based on sample entropy," *Expert System with Applications*, Vol. 38, pp. 11763-11769, Sep. 2011.
- [17] J. Li, D. Wang, and M. Pecht, "An electrochemical model for high C-rate conditions in lithium ion batteries," *Journal of Power Sources*, Vol. 436, 226885, Oct. 2019.
- [18] P. Ramadass and B. N. Popov, "Capacity fade of sony 18650 cells cycled at elevated temperatures: Part I. Cycling performance," *Journal of Power Source*, Vol. 112, pp. 606-613, Nov. 2002.
- [19] P. Guo, Z. Cheng, and L. Yang, "A data-driven remaining capacity estimation approach for lithium-ion batteries based on charging health feature extraction," *Journal of Power Source*, Vol. 412, pp. 442-450, Feb. 2019.
- [20] X. He, "A facile consistency screening approach to select cells with better performance consistency for commercial 18650 lithium ion cells," *International Journal of Electrochemical Science*, Vol. 12, pp. 10239-10258, Nov. 2017.
- [21] F. Feng et al., "A combined state of charge estimation method for lithium-ion batteries used in a wide ambient temperature range," *Energies*, Vol. 7, pp. 3004-3032, May. 2014.
- [22] X. Li, Z. Wang, and J. Yan, "Prognostic health condition for lithium ion battery using the partial incremental capacity and gaussian process regression," *Journal of Power Sources*, Vol. 421, pp. 56-67, May 2019.
- [23] D. Zhou, L. Xue, Y. Song, and J. Chen, "On-line remaining useful life prediction of lithium ion batteries based on the optimized gray model gm (1,1)," *Batteries*, Vol. 3, Jul. 2017.
- [24] J. Qi et al., "A preventive approach for solving battery imbalance issue by using a bidirectional multiple-input buck converter working in DCVM," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 64, pp. 7780-7789, Oct. 2017.
- [25] J. Kim, J. Park, C. Choi, and H. S. Kim, "Development of regression models resolving high-dimensional data and multicollinearity problem for heavy rain damage data," *Journal of the Korean Society of Civil Engineers*, Vol. 38, pp. 801-808, Dec. 2018.
- [26] B. D. Lee, "Comparison of LDA and PCA for korean pro go player's opening," *Journal of Korea Game Society*, Vol. 13, pp. 15-24, Aug. 2013.
- [27] M. Kano, S. Hasebe, I. Hashimoto, and H. Ohno, "A new multivariate statistical process monitoring method using principal component analysis," *Computers & Chemical Engineering*, Vol. 25, pp. 1103-1113, Aug. 2001.



이평연(李平淵)

1992년 5월 31일생. 2017년 조선대 전기공학과 졸업. 2019년 충남대 전기공학과 졸업(석사). 2019년~현재 동 대학원 전기공학과 박사과정.



한승윤(韓陞潤)

1993년 8월 13일생. 2019년 충남대 전기공학과 졸업. 2019년~현재 동 대학원 전기공학과 석사과정.



권상욱(權相旭)

1995년 4월 22일생. 2020년 충남대 전기공학과 졸업. 2020년~현재 동 대학원 전기공학과 석사과정.



김종훈(金鍾勳)

1979년 4월 22일생. 2005년 충남대 정보통신공학부 전기전파전공 졸업. 2012년 서울대 전기컴퓨터공학부 졸업(공학석박통합과정). 2012년~2013년 삼성 SDI ES사업부 책임연구원. 2013년~2016년 조선대 전기공학과 조교수. 2016년~현재 충남대 전기공학과 조교수. 2018년~현재 한국과학기술원 친환경센서스마트자동차연구센터 겸직교수. 2015년~현재 JPE Associate Editor. 2016년~현재 당 학회 편집위원. 2019년~현재 IEEE Senior Member.



강덕훈(姜惠勳)

1982년 7월 18일생. 2010년 제주대 기계시스템공학부 메카트로닉스공학전공 졸업. 2012년 군산대 기계공학과 졸업(석사). 2019년~현재 충남대 전기공학과 박사과정.