

등가회로 파라미터를 이용한 배터리 잔존 수명 평가용 뉴로 퍼지 시스템

이승준¹, 고영휘¹, 델리키첼라 칸달라 프라둠나¹, 최우진[†]

Neuro Fuzzy System for the Estimation of the Remaining Useful Life of the Battery Using Equivalent Circuit Parameters

Seung-June Lee¹, Younghwi Ko¹, Pradyumna Telikicherla Kandala¹, and Woo-Jin Choi[†]

Abstract

Reusing electric vehicle batteries after they have been retired from mobile applications is considered a feasible solution to reduce the demand for new material and electric vehicle costs. However, the evaluation of the value and the performance of second-life batteries remain a problem that should be solved for the successful application of such batteries. The present work aims to estimate the remaining useful life of Li-ion batteries through the neuro-fuzzy system with the equivalent circuit parameters obtained by Electrochemical Impedance Spectroscopy (EIS). To obtain the impedance spectra of the Li-ion battery over the life, a 18650 cylindrical cell has been aged by 1035 charge/discharge cycles. Moreover, the capacity and the parameters of the equivalent circuit of a Li-ion battery have been recorded. Then, the data are used to establish a neuro-fuzzy system to estimate the remaining useful life of the battery. The experimental results show that the developed algorithm can estimate the remaining capacity of the battery with an RMSE error of 0.841%.

Key words: Lithium-ion battery, RUL, EIS, Equivalent circuit parameters, Neuro fuzzy system

1. 서 론

전기자동차의 급속한 생산량 증대로 인하여 급증하는 폐배터리의 폐기 시 야기될 수 있는 환경 문제와 자원 재사용을 통한 자원 절감을 이슈로 생산자책임재활용(Extended Producer Responsibility, EPR)제도가 전세계적으로 도입되고 있다^{[1],[2]}. 이에 따라 배터리 제조업체들에게는 수거된 폐배터리의 재사용 및 재활용과 같은 처리에 대한 책임이 의무화 된다. 전기자동차 배터리의 경우 초기용량 대비 80% 정도 이하로 용량이 저하되면 주행 범위 및 출력이 제한되기 때문에 배터리 교체시기로 판단한다. 이러한 폐배터리는 잔존수명(Remaining

Useful Life, RUL)에 따라 energy storage system (ESS)와 같은 다른 용도로 재사용(reuse) 될 수 있으며, 배터리의 수명이 다한경우 배터리를 분해하여 원자재를 추출하는 재활용(recycling)이 이루어진다^[3]. 다수의 모듈로 구성된 폐배터리 팩의 경우 각각의 모듈마다 노화되는 정도가 달라 이를 그대로 재사용하게 되면 전체 배터리팩의 성능은 가장 열등한 배터리의 성능으로 평균화 되게 된다. 따라서 폐배터리를 재사용하기 위해서는 노화된 정도가 비슷한 배터리 모듈들을 구분하여 재구성하여야 하며, 배터리의 잔존 성능 및 가치를 측정하여 등급별로 나누는 그레이딩 과정이 필요하다. 배터리의 잔존 용량이나 성능을 알기 위해서는 직접 충방전 해보는 방법이 있으나 시간 및 비용 측면에서 경제적이지 않다. 또한, 배터리가 재사용되기 위해서는 배터리의 잔존 성능이나 수명을 비파괴적인 방식으로 간단하게 알아내는 방법의 개발이 요구된다.

폐배터리의 성능 평가를 위해 사용되는 요소로는 배터리의 외관 상태, 내부 저항, 용량 및 출력 전압 등이 있으며^[4], 이중 배터리 내부 저항은 배터리의 용량과 성능을 대변하는 지표로 널리 사용되어 왔다. 배터리의 내

Paper number: TKPE-2021-26-3-2

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

[†] Corresponding author: cwj777@ssu.ac.kr, Dept. of Electrical Engineering, Soongsil University, Korea

Tel: +82-2-820-0652 Fax: +82-2-817-7961

¹ Dept. of Electrical Engineering, Soongsil University, Korea
Manuscript received Dec. 8, 2020; revised Jan. 14, 2021;
accepted Jan. 27, 2021

— 본 논문은 2020년 추계학술대회 우수추천논문임

— 본 논문은 2020년 추계학술대회 우수논문상 수상논문임

부 저항을 측정할 수 있는 대표적 방법으로는 전류 펄스를 이용하여 배터리 내부 저항을 측정하는 hybrid pulse power characterization(HPPC) 방식과 배터리에 주파수별 섭동을 인가하여 임피던스 스펙트럼을 측정하는 electrochemical impedance spectroscopy(EIS)가 있다. 그 중 EIS는 배터리 등가 임피던스 모델의 파라미터들을 한 번에 추출할 수 있고 이를 이용하여 내부 화학 반응의 활성도를 평가하여 노화를 간접 평가할 수 있는 방법이다^[5]. 이러한 방법은 배터리의 상태나 잔여 수명에 관한 정보를 적은 비용과 짧은 시간 안에 간단히 측정 및 평가할 수 있는 비파괴적인 방식이며, 이를 이용하여 배터리의 RUL을 평가하는 것이 가능하다.

배터리의 RUL은 배터리의 수명 종료까지 남은 유효 사이클 수를 의미하며 이를 추정하기 위한 방법은 크게 다음과 같은 3가지로 분류할 수 있다^[6]. 첫 번째는 배터리 모델에 기반하는 방법으로 전기적 등가회로 모델, 전기화학적 모델 그리고 수학적 모델 등을 통해 배터리의 상태를 추정한다. 두 번째는 데이터 기반(data-driven) 방법으로 대략적인 모델을 구성한 다음 많은 량의 데이터를 이용하여 튜닝함으로써 모델이 데이터와 일치하도록 하는 방법이다. 세 번째로는 하이브리드 방법으로 앞서 말한 두 가지 방법을 결합하여 사용하는 방법이다. 이러한 방법 중 RUL 추정 연구에는 데이터 기반 모델링을 주로 사용하고 있다. 데이터 기반 방법으로는 artificial neural network(ANN), fuzzy logic(FL) 같은 지능형 알고리즘을 통하여 특성 파라미터와 배터리의 RUL을 구하는 방법이 있으며^{[7],[8]}, 통계 이론과 수학적 원리를 결합하여 배터리의 RUL을 추정하는 통계적 데이터 중심접근법(statistical data-driven approach)이 있다^[9]. 그리고 과거 추세를 기반으로 미래 발전 사항을 예측하는 autoregressive moving average(ARMA) 방식을 이용한 시계열 기반(time series-based) 방법이 있으며^[10-11], 그 외 모델 및 데이터 기반 방법을 결합한 하이브리드 방법을 이용하여 RUL을 추정하는 방법이 있다^[12-14]. 이중 퍼지 로직은 수학적 프레임 워크를 기반으로 규칙을 구성하고 지식과 경험을 이용하여 의사결정을 내리는 고급 지능형 시스템이다^[15].

본 논문에서는 6가지의 임피던스 파라미터가 RUL의 추정에 사용되었는데, 같은 차종의 폐배터리를 측정한다 하더라도 사이클 별로 기준 데이터 베이스에 저장된 결과와 정확하게 일치하는 값이 측정될 가능성은 낮으며, 다른 결과가 나타날 경우 등가 사이클의 값이 얼마가 될지를 합리적으로 결정하는 것이 필요하다. 따라서 기준 데이터를 바탕으로 해서 측정된 각 파라미터의 값을 복합적으로 판단하여 등가 사이클을 계산하기 위해서는 각 파라미터 값들의 사이클별 소속도를 함수로 만들고 이를 이용하여 값을 추정하는 퍼지 로직을 RUL 추정 방법으로 이용하는 것이 필요하다.

TABLE I
SPECIFICATION OF THE BATTERY USED FOR THE AGING TEST

Property	Value
Chemistry	Nickel Manganese Cobalt
Type	18650
Capacity. max	2,850 mAh
Nominal voltage	3.65 V

TABLE II
BATTERY AGING TEST CONDITION

State	Property	Value
Charging	Constant current	0.5 C (1,375 mA)
	Constant voltage	4.2 V
	Cut-off current	0.02 C (55 mA)
Dis-charging	Constant current	0.5 C (1,375 mA)
	Cut-off voltage	2.5 V
Rest	Rest time	1 hour

본 연구에서는 원통형 리튬이온 배터리를 사이클 테스트를 통하여 1035 사이클까지 노화시키며 매 5 사이클마다 용량 및 임피던스 스펙트럼을 측정하였다. 그리고 측정된 임피던스 스펙트럼으로부터 추출된 배터리 등가회로 파라미터의 사이클별 변화를 이용하여 뉴로 퍼지 시스템을 구성하였다. 구성된 뉴로 퍼지 시스템에서는 측정된 임피던스에서 추출된 파라미터를 입력으로 하여 현재 배터리의 용량 값을 추정한 뒤 노화 테스트를 통하여 측정된 매 사이클 별 용량 변화식을 통해 RUL을 추정한다.

2. 배터리 노화 시험 및 EIS 테스트

2.1 배터리 노화 시험 방법

본 절에서는 원통형 리튬 배터리의 노화 시험에 관해 서술한다. 먼저 퍼지 시스템 구성을 위한 학습 데이터 준비를 위하여 원통형 배터리 셀을 충·방전 사이클을 통해 노화시키면서 매 5 사이클마다 AC 임피던스 스펙트럼을 측정하였다. 측정 결과와 등가회로 모델을 이용하여 노화 기간 중 임피던스 파라미터의 변화를 추출한 후 커브피팅을 수행하였다. 측정에 사용된 원통형 배터리 셀은 국내산 원통형 배터리이며 사양은 표 1과 같다.

배터리 노화는 HYSCLAB의 B.O.D Incubator 장비를 이용하여 온도를 25도로 유지한 상태에서 진행하였으며 배터리의 충·방전 테스트 및 EIS 테스트는 WonATech의 WEIS-500을 이용하여 시행하였다. 사이클 시험은 표 2와 같이 0.5C 전류를 이용한 정전류 충전 및 정전압 충전과 0.5C 전류를 이용한 정전류 방전으로 진행되

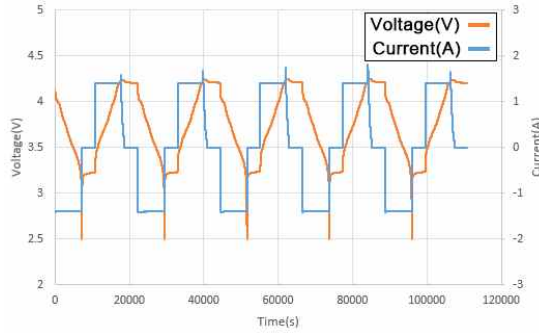


Fig. 1. Charge/discharge cycle for battery aging.

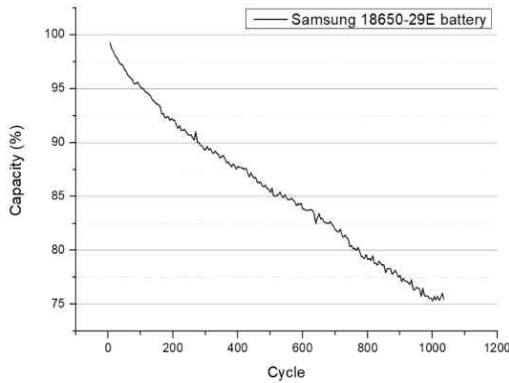


Fig. 2. Capacity variation of the battery during the aging test.

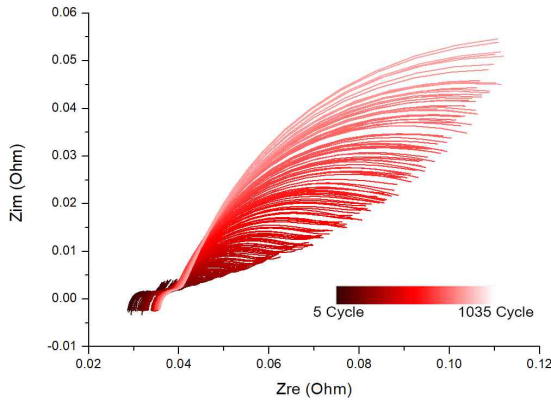


Fig. 3. Nyquist plots obtained during the aging test.

있으며 충·방전이 끝날 때마다 1시간의 휴식시간을 두었다. EIS 테스트는 매 5 사이클마다 시행되었으며, 0.1-1kHz 주파수 범위에서 60mV의 섭동을 이용하여 배터리의 SOC가 100%인 상태에서의 임피던스 스펙트럼을 측정하였다.

2.2 배터리 노화 시험 결과

배터리 노화를 위한 충·방전 사이클 시험은 배터리의 갑작스러운 고장으로 인하여 1035 사이클까지 진행되었으며 이때 각 사이클 별 충전 전류를 적산하여 계산된 사이클 별 용량은 그림 2와 같다. 또한, EIS 테스트를 통하여 매 5 사이클마다 SOC 100%에서 측정된 배터리의

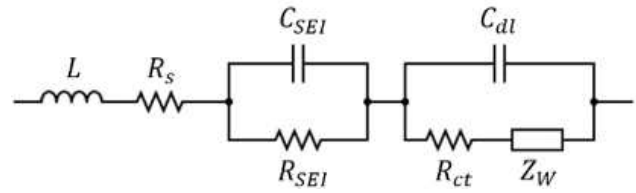


Fig. 4. Equivalent circuit model of Li-ion battery.

임피던스 스펙트럼은 그림 3과 같이 임피던스의 실수와 허수부를 그래프로 표현한 나이퀴스트 플롯으로 나타내었으며, 그림 4와 같은 리튬이온 배터리의 등가회로를 이용하여 커브피팅을 하고 각 파라미터를 추출하였다.

이미 서술한 바와 같이 배터리 등가회로는 내부 화학 반응의 활성도나 특성을 나타내는 지표가 될 수 있는데 등가회로의 각 임피던스는 서로 다른 주파수 영역에서 나타나는 반응을 각각 대변하게 된다. 그림 4에 나타난 리튬이온 배터리의 전기적 등가회로의 파라미터 요소 중 L 은 인덕턴스 성분으로 고주파 영역에서 측정되며 배터리와 연결된 리드선 등의 기생성분으로 노화와는 크게 관련이 없다^[16]. R_s 는 옴 저항 혹은 벌크 저항이라고도 불리며 나이퀴스트 플롯에서는 실수 축과 플롯이 교차하는 지점의 값에 해당한다. 이 저항은 배터리 전해질, 분리막 그리고 전극의 물리적 저항과 관련 있으며 SOC에 따른 변화가 적고 노화에 따라 값이 점점 증가하기 때문에 노화를 판단하는 대표적인 지표로 사용된다^[17]. 중간 주파수 영역에서는 두 개의 반원이 나타나는데 solid electrolyte interface(SEI) 층을 통한 전하이동 및 산화·환원 반응에 의한 전하전송(charge transfer)과 같은 전극의 전기화학적 프로세스로 저항과 커패시턴스가 병렬로 연결된 형태의 등가회로로 표현된다^[18]. 두 개의 반원 중 첫 번째 반원은 음극의 solid electrolyte interface(SEI) 층의 전하전달에 해당하는 프로세스를 나타내며 R_{SEI} 와 C_{SEI} 가 병렬로 구성된 회로로 표현되는데 탄소계 음극의 충·방전 과정에서 전해액이 분해되어 생성되는 물질들이 음극 표면에 쌓이면서 생성된다^[19]. 두 번째 반원은 양극의 전극과 전해질 계면에서 리튬이온의 산화 및 환원반응을 나타내는 전하전송 저항 R_{ct} 와 전기 이중층 커패시터 C_{dl} 이 병렬로 구성된 회로로 표현된다.

낮은 주파수 영역에서는 발산하는 형태의 직선 임피던스 스펙트럼이 나타나는데 이는 전해질-전극 계면 및 고체 전극 내에서 리튬이온의 확산 현상에 의한 것으로 와버그 임피던스(warburg impedance)로 표현되며 다음과 같이 나타낼 수 있다^[20].

$$Z_w = \frac{1}{W_y \sqrt{j\omega}} \quad (1)$$

여기서 $1/\sqrt{j\omega}$ 는 복소평면에서 기울기가 45° 인 반무한으로 발산되는 임피던스 스펙트럼을 나타내며, W_y 는

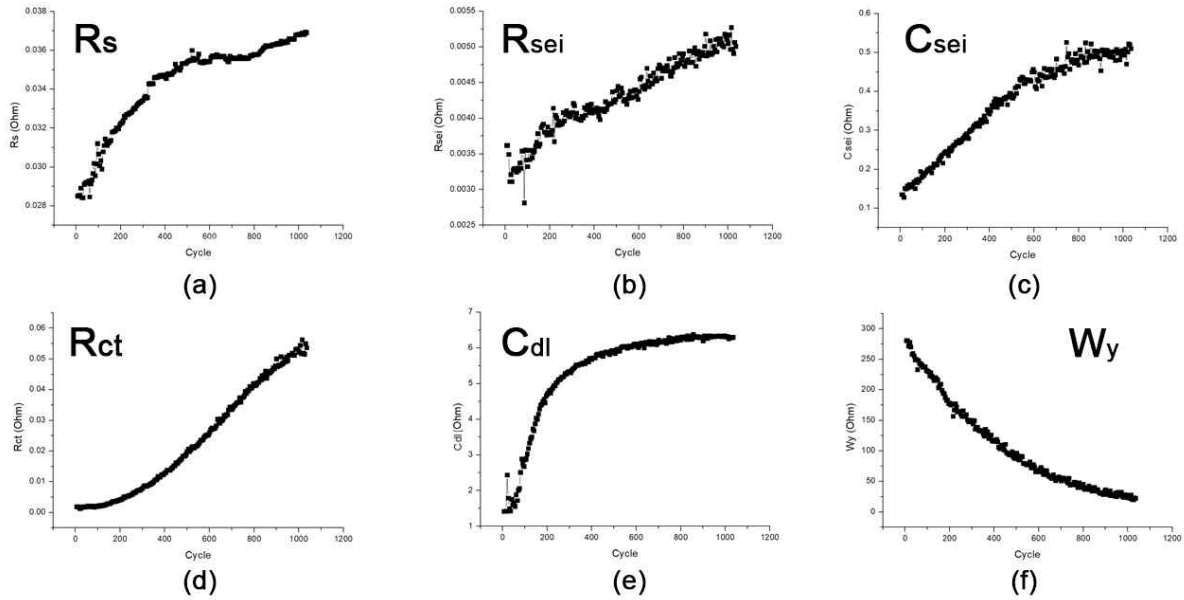


Fig. 5. Variation of the equivalent circuit parameters at each cycle. (a) R_s , (b) R_{sei} , (c) C_{sei} , (d) R_{ct} , (e) C_{dl} , (f) W_y .

와버그 계수(warburg coefficient)로 물질 전달(mass-transfer) 계수를 나타내며 전극 구조의 형태적 특성과 관련이 있다^[21]. 그림 4에서 전하전송 저항 R_{ct} 와 와버그 임피던스의 직렬회로가 C_{dl} 과 병렬로 연결된 형태의 후단 회로를 패러데이 임피던스라 부르며 셀 반응의 거동을 반영하며 흑연 음극의 상태에 따라 다양한 거동 형태가 나타날 수 있다^[22].

배터리의 내부 화학적 반응과 물리적 성질들을 대변하는 등가 회로들의 직렬연결을 통하여 형성된 배터리 등가 임피던스모델의 식은 다음과 같이 정리할 수 있다.

$$Z_{ECM} = j\omega L + R_s + \frac{1}{C_{SEI}(j\omega) + \frac{1}{R_{SEI}}} + \frac{1}{C_{dl}(j\omega) + \frac{1}{R_{ct} + \frac{1}{W_y \sqrt{j\omega}}}} \quad (2)$$

식 (2)와 같은 등가회로 식과 complex nonlinear least square(CNLS) 방식을 이용하여 등가회로의 파라미터를 추출하였으며, 추출된 파라미터의 사이클 별 변화는 그림 5와 같다. 이때, 인덕턴스 성분 L 의 경우 커브피팅에는 사용되지만, 배터리의 노화와 직접적인 관계가 없기 때문에 노화 판별용으로 사용하지 않는다.

배터리 노화 기간 중 각 임피던스 파라미터의 변화를 보면, 배터리 노화 현상과 임피던스 변화와의 상관관계를 파악할 수 있다. 먼저 그림 5(a)에서는 충방전 사이클수의 증가에 따라 R_s 값이 증가하는 경향을 보이는데 배터리의 활성 이온의 손실로 인한 이온 전도도 감소^{[23],[24]} 및 SEI 성장시 리튬과 전해질 성분의 반응으로 인한 전해질의 열화^[5]등을 원인으로 볼 수 있다. 그림

5(b)에 나타난 R_{SEI} 값 증가는 활성 리튬의 손실^[23], 표면 침적 프로세스^[20] 및 리튬 도금(lithium plating)으로 인한 저항 증가^{[25],[26]}등의 요인이 있으며, 이러한 저항 증가는 덴드라이트(dendrite)의 성장과 미세 기공 막힘 현상으로 리튬이온의 인터칼레이션(intercalation) 및 디-인터칼레이션(de-intercalation) 반응의 감소^[23]와 관련이 있다. 그림 5(d)의 전하전송 저항 R_{ct} 은 사이클이 진행됨에 따라 값이 증가하는데 이는 활성 리튬의 손실^{[23],[24]}, 반응 비율(kinetic rate)의 저하^[20], nickel manganese cobalt(NMC) 계열 전극에서의 망간(Mn) 성분의 분해^{[26],[27]} 및 활물질 입자에 생성되는 균열 및 표면층의 형성으로 인한 활물질 입자 분리^[28] 등의 요인이 있다. 그림 5(f)는 리튬이온의 확산을 나타내는 와버그 요소(W_y)로 사이클에 따라 값이 감소하며 이는 활물질의 손실^[23]과 관련이 있다. 그림 5(c)와 5(e)의 커패시턴스 성분 C_{SEI} 와 C_{dl} 의 경우 SOC 100% 일 때 충·방전 사이클 별 변화는 점점 증가하는 경향을 보인다. 하지만 배터리 노화에 따른 커패시턴스의 변화에 관한 원인에 대해서는 앞으로의 추가적인 연구가 필요하다.

3. 뉴로 퍼지 로직을 이용한 배터리 RUL 추정

3.1 뉴로 퍼지시스템 구성

퍼지 시스템의 규칙을 구성하는 방법에는 대표적으로 맘다니 방식과 스키노 방식이 있다^[29]. 맘다니 방식은 직관적이고 이해하기 쉬운 규칙을 기반으로 하기 때문에 전문가의 지식을 통해 구성되는 규칙의 시스템을 만드는 데 적합하지만 규칙을 만들 때 전문가적인 지식을 기반으로 구성해야 하므로 규칙 구성 시에 어려움이 있

다. 반면, 스게노 방식의 경우 입력값을 통하여 구성된 상수 또는 선형 함수를 멤버십 함수로 사용하기 때문에 데이터를 이용하여 규칙을 용이하게 구성할 수 있어 제어 문제 및 동적 비선형 시스템에 적용이 쉬우며, 계산을 효율적으로 할 수 있어 최적화나 적응형 기법에 널리 사용된다. 스게노 방식의 경우 클러스터의 개수와 규칙의 개수가 같으며^[30] 스게노 퍼지 시스템을 고려한 규칙은 식 (3)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\text{Rule}_i : \text{IF} (X_1 \text{ is } A_{i1}) \text{ AND} \dots \text{AND} (X_m \text{ is } A_{im}) \quad (3)$$

$$\text{THEN} (f_i = p_{i0} + p_{i1}X_1 + \dots + p_{im}X_m)$$

이때, m 은 입력 파라미터의 개수, X_1, \dots, X_m 는 입력된 파라미터의 값, A_{ij} 는 i 번째 규칙에서 j 번째 파라미터에 대한 입력 멤버십 함수이며 식 (4)와 같이 나타낼 수 있다.

$$A_{ij}(X_j) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\|X_j - x_{ij}^*\|}{\sigma_{ij}} \right)^2} \quad (4)$$

$$\sigma_{ij}^2 = \frac{1}{2\alpha} \quad (5)$$

$$\alpha = 4/r_a^2 \quad (6)$$

이때, x_{ij}^* 는 i 번째 규칙의 j 번째 입력 파라미터에 대한 클러스터 중심값이며, 이 값은 초기값을 구성하는데 사용되는 학습 데이터와 subtractive clustering(SC) 기법을 이용하여 구하게 된다. 보통 고차원적인 데이터 공간 내에서의 각 데이터 포인트들은 군집을 형성하게 되며, SC 기법은 이러한 고차원으로 구성된 학습 데이터를 이용하여 각 군집의 중심점에 위치하는 데이터 포인트를 구하는 방법이다. 이때, 각 군집의 중심점들이 가장 많은 정보를 갖고 있다고 판단한다^[31].

식 (5)에서 α 는 식 (6)을 이용하여 구할 수 있으며 이때, r_a 는 SC 기법에서 데이터 군집의 중심을 선정할 때 중심에서의 반경을 나타내며 일반적으로 0.5로 지정하여 사용된다^[32]. SC 기법에서는 r_a 값을 조정해 줌으로써 클러스터의 중심 개수를 조절할 수 있다.

스게노 퍼지 시스템의 경우 선형 함수를 이용하여 출력을 나타나게 된다. 식 (3)의 규칙 구성에서 함수 f_i 는 i 번째 규칙의 출력 멤버십 함수로 학습 데이터를 이용하여 recursive least square(RLS) 방법을 통해 선형적인 함수로 출력되며^[33], 이때 p_{ij} 는 i 번째 규칙에 해당하는 출력 멤버십 함수의 j 번째 파라미터에 대한 계수이며 p_{i0} 는 상수항이다. 식 (3)의 규칙에서 입력된 파라미터들은 i 번째 규칙에 해당하는 클러스터의 멤버십 함수에 의하여 멤버십 값이 계산되며 AND 조건에 의해 계산된 멤버십 값들을 모두 곱하여 i 번째 규칙에 대한 소속도를 식 (7)과 같이 나타낼 수 있다.

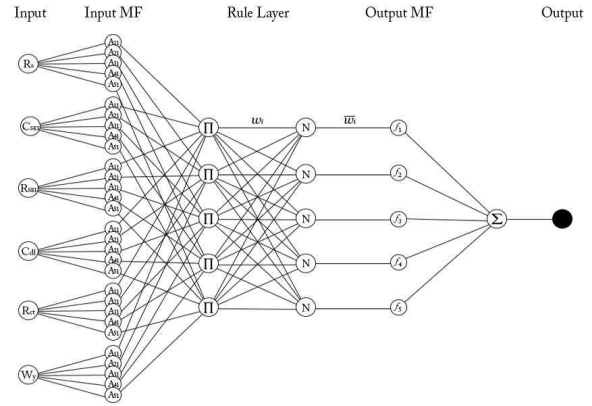


Fig. 6. Neuro fuzzy model for estimating RUL of the battery.

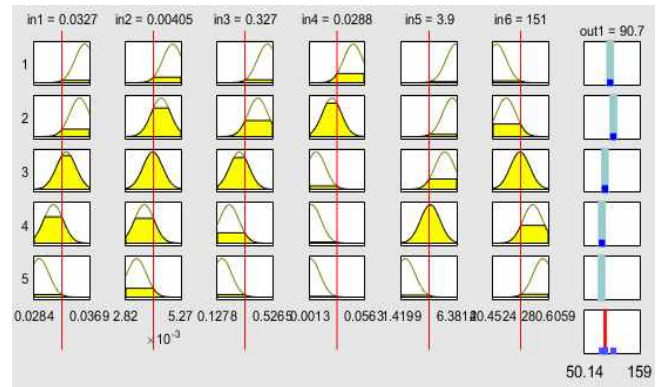


Fig. 7. Neuro fuzzy system rule structure.

$$w_i = A_{i1} \times A_{i2} \times \dots \times A_{im} \quad (7)$$

이때, m 은 입력 파라미터의 개수이다.

식 (7)을 통해 계산된 값은 식 (8)을 이용하여 i 번째에 해당하는 소속도 w_i 가 규칙 전체에서 어느 정도의 비율 차지하는지 계산할 수 있다.

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum w_i} \quad (8)$$

식 (8)을 이용하여 구한 결과값과 식 (3)에서의 출력 멤버십 함수값을 이용하여 식 (9)를 통해 퍼지 시스템의 최종 출력값을 얻을 수 있다.

$$\text{Output} = \sum \bar{w}_i f_i = \frac{\sum w_i f_i}{\sum w_i} \quad (9)$$

그림 5의 등가회로 임피던스 파라미터 R_s , C_{SET} , R_{SET} , C_d , R_d , Z_w 를 입력 학습 데이터로 이용하고 출력은 배터리의 추정 용량으로 구성된 뉴로 퍼지 모델은 그림 6과 같은 형태이며 MATLAB을 이용하여 시스템을 구성하였을 때의 규칙 구성은 그림 7과 같다.

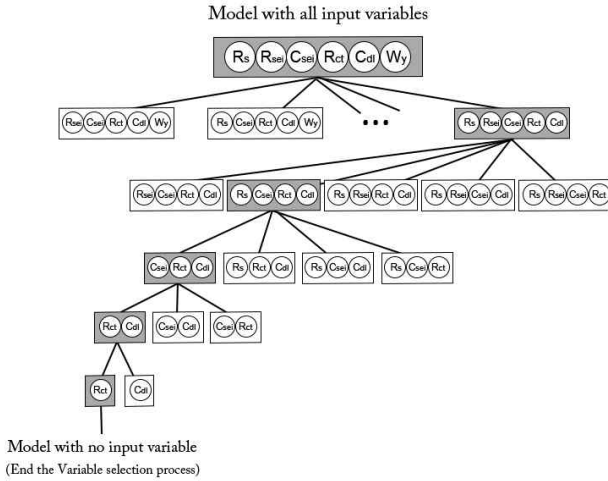


Fig. 8. Initial training data selecting process^[34].

3.2 뉴로 퍼지시스템 구성을 위한 입력데이터 선정

퍼지 시스템을 구성하기 위해 적절한 학습 데이터를 구성하기 위해 SC 기법을 이용하여 초기 입력데이터를 선정하는 방식을 이용하였다^[34]. 먼저 전체 입력 파라미터를 사용하여 SC에 의한 퍼지 모델을 만들고 평가 데이터와의 오차값을 계산한다. 이후 최적의 입력 파라미터 조합을 결정하기 위해 6개의 임피던스 파라미터를 이용한 조합 중 어떤 것이 가장 적은 오차를 나타내는지 평가한다. 이때, 오차의 계산은 서로 다른 파라미터의 조합 세트를 학습 데이터로 이용하여 퍼지 시스템을 구성한 뒤 검증용 데이터를 입력으로 하여 추정된 용량값과 노화 사이클 시험에서 얻어진 용량값의 평균 오차를 계산하였다. 이러한 과정을 통해 전체 입력 파라미터의 개수가 4개일 때 최소의 오차를 나타냄을 알 수 있었으며 그 결과는 그림 8과 같다.

이와 같은 방식을 이용하여 측정된 6개의 임피던스 파라미터 중 어느 임피던스 파라미터를 초기 모델 구성을 위한 학습 데이터로 사용할지 확인하기 위하여 각각의 파라미터 개수 별로 퍼지 모델을 구성하고, 학습에 사용된 데이터를 이용하여 오차를 계산하였으며 결과는 표 3과 같다.

3.3 용량 추정 결과 비교

표 3에서 각각의 입력 파라미터 개수 별 오차가 가장 낮은 파라미터 세트를 하나씩 선정하였고 이를 이용하여 뉴로 퍼지 시스템을 구성하여 배터리의 잔존 용량을 추정하였다. 구성된 뉴로 퍼지 시스템의 평가에 사용된 데이터는 노화 사이클 시험에 사용된 배터리와 동일한 모델의 배터리 3개의 용량과 AC 임피던스 스펙트럼을 25℃에서 측정하였고, 동일한 등가회로를 이용하여 파라미터를 추출하였다. 이때, 측정된 3개의 배터리 용량과 임피던스 파라미터는 표 4와 같다. 이러한 평가 데이터를 이용하여 구성된 뉴로 퍼지 시스템에 각각의 데이터

TABLE III
SELECTION OF THE TRAINING DATA

Input Data Number	Parameters	Average Testing Error
6	Rs, Rsei, Csei, Rct, Cdl, Wy	0.57467
	Rsei, Csei, Rct, Cdl, Wy	0.33622
	Rs, Csei, Rct, Cdl, Wy	0.25795
	Rs, Rsei, Rct, Cdl, Wy	0.25512
	Rs, Rsei, Csei, Cdl, Wy	0.32294
	Rs, Rsei, Csei, Rct, Wy	0.29312
5	Rs, Rsei, Csei, Rct, Cdl	0.24673
	Rsei, Csei, Rct, Cdl	0.26243
	Rs, Csei, Rct, Cdl	0.26134
	Rs, Rsei, Rct, Cdl	0.26799
	Rs, Rsei, Csei, Cdl	0.3003
	Rs, Rsei, Csei, Rct	0.29606
4	Csei, Rct, Cdl	0.28989
	Rs, Rct, Cdl	0.29374
	Rs, Csei, Cdl	0.5275
	Rs, Csei, Rct	0.3223
3	Rct, Cdl	0.30813
	Csei, Cdl	0.88275
	Csei, Rct	0.3224
2	Cdl	1.0649
	Rct	0.52023

TABLE IV
PARAMETER VALUES OF THREE BATTERIES FOR VERIFICATION

No.	R_s	R_{SEI}	C_{SEI}	R_{ct}	C_{dl}	W_y	Capacity (%)
1	0.0361	0.0039	0.1041	0.0026	0.8661	303.39	95.97
2	0.0479	0.004	0.1077	0.0022	1.2660	307.71	96.52
3	0.0427	0.0036	0.0792	0.0031	0.5880	307.68	96.67

를 입력하여 각 입력 파라미터별 잔존용량을 추정하였고 그 결과는 표 5와 같다.

표 5에서 확인할 수 있듯이 선정된 임피던스 파라미터 중 $R_s, R_{SEI}, C_{SEI}, R_{ct}, C_{dl}$ 의 5개의 입력 파라미터로 세트로 구성된 뉴로 퍼지 시스템을 이용한 용량추정 결과의 RMSE 값이 0.841%로 가장 낮은 것을 알 수 있으며, 최적의 입력 조합이 됨을 알 수 있다.

배터리의 잔존 수명(잔여 사이클)을 추정하기 위하여

TABLE V
BATTERY CAPACITY ESTIMATION USING NEURO FUZZY SYSTEM

Input Parameters	Battery No.	Estimation Capacity (%)	Error (%)	RMSE (%)
R_s, R_{SEI}, C_{SEI} R_{ct}, C_{dl}, W_y	1	98.2	2.323	1.686
	2	97.8	1.326	
	3	97.8	1.169	
R_s, R_{SEI}, C_{SEI} R_{ct}, C_{dl}	1	96	0.031	0.841
	2	96.2	0.332	
	3	95.3	1.417	
$R_s, C_{SEI},$ R_{ct}, C_{dl}	1	95.9	0.073	0.849
	2	95.4	1.160	
	3	95.8	0.9	
C_{SEI}, R_{ct}, C_{dl}	1	97.7	1.803	1.469
	2	98.2	1.741	
	3	97.1	0.445	
R_{ct}, C_{dl}	1	95.7	0.281	1.384
	2	96.9	0.393	
	3	94.4	2.348	
R_{ct}	1	94.8	1.219	1.864
	2	95.7	0.850	
	3	93.9	2.865	

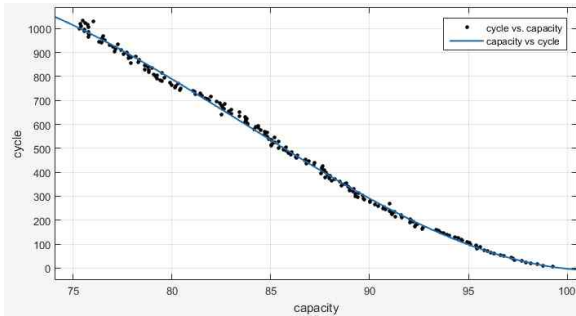


Fig. 9. Capacity variation of the battery and fitted results.

노화 시험을 통해 얻어진 사이클별 용량 변화 곡선을 그림 9와 같이 커브피팅 하였다. 3차 함수를 이용하여 99.75%의 정확도로 피팅 되었으며 식 (10)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\text{Battery Cycl}(C_c) = B_1 + B_2x + B_3x^2 + B_4x^3 \quad (10)$$

여기서 x 는 퍼지로그적으로 추정된 배터리의 용량이며, 각 다항식 상수값은 표 6과 같다. 이러한 식을 통하여 뉴로 퍼지 시스템으로 추정된 용량 값을 식 (10)에 대입

TABLE VI
COEFFICIENTS OF THE POLYNOMIAL EQUATIONIN (10)

Coefficient	Value
B_1	-2.66903×10^4
B_2	1.08167×10^3
B_3	-13.54445
B_4	5.39648×10^{-2}

하여 배터리의 충·방전 사이클을 추정할 수 있으며 본 노화 실험에서는 1035 사이클에 배터리가 작동을 정지하여 잔존 사이클은 식 (11)과 같이 계산하여 추정할 수 있다.

$$RUL = 1035 - C_c \quad (11)$$

4. 결 론

본 논문에서는 뉴로 퍼지 시스템을 이용한 폐배터리의 잔존 용량 및 수명을 추정법을 제안하였다. 사이클 시험을 통해 매 5 사이클마다 측정된 207개의 배터리의 임피던스 스펙트럼을 측정하여 파라미터를 추출하였고, 이를 이용한 뉴로 퍼지 시스템을 구성하고 배터리의 잔존 용량 및 수명을 추정하였다. 사이클별 용량 변화 데이터를 이용하여 조건식을 작성하였고, 뉴로퍼지 시스템으로 추정된 배터리 용량을 이용하여 측정 대상 배터리의 추정 사이클 수를 계산하고 배터리의 수명 사이클 수에서 감산함으로써 잔존 수명(사이클)을 계산할 수 있다. 구성된 시스템을 이용한 실험 결과 약 1% 이하의 정확도로 폐배터리의 잔존 수명(잔여 사이클)을 추정할 수 있음을 검증하였다.

이 논문은 2018년도 지방정부(충청남도)의 재원으로 충남창조경제혁신센터의 지원을 받아 수행된 연구임. (No. 201922732221)

References

- [1] A. Podias, A. Pfrang, F. D. Persio, A. Kriston, S. Bobba, F. Mathieux, M. Messagie, and L. Boon-Brett, "Sustainability assessment of second use applications of automotive batteries: ageing of Li-ion battery cells in automotive and grid-scale applications," *World Electric Vehicle Journal*, Vol. 9, No. 2, Jun. 2018.
- [2] J. Park and C. Lee, "Electric vehicle waste battery management plan," *Kyungnam Development Institute*, 2018.

- [3] J. K. Kim and C. K. Ban, "Policy research for establishing a battery trading market for electric vehicles," *Korea Energy Economics Institute, Basic Research Report 2018-16*, 2018.
- [4] G. Zhao, *Reuse and recycling of lithium-ion power batteries(1st ed.)*, John Wiley & Sons Singapore Pte. Ltd., 2017.
- [5] J. Schmitt, A. Maheshwari, M. Heck, S. Lux, and M. Vetter, "Impedance change and capacity fade of lithium nickel manganese cobalt oxide-based batteries during calendar aging," *Journal of Power Sources*, Vol. 353, No. 15, pp. 183-194, Jun. 2017.
- [6] H. Tian, P. Qin, K. Li, and Z. Zhao, "A review of the state of health for lithium-ion batteries: Research status and suggestions," *Journal of Cleaner Production*, Vol. 261, No. 10, pp. 120813, Jul. 2020.
- [7] H. Pan, Z. Lü, H. Wang, H. Wei, and L. Chen, "Novel battery state-of-health online estimation method using multiple health indicators and an extreme learning machine," *Energy*, Vol. 160, No. 1, pp. 466-477, Oct. 2018.
- [8] A. Nuhic, T. Terzimehic, T. Soczka-Guth, M. Buchholz, and K. Dietmayer, "Health diagnosis and remaining useful life prognostics of lithium-ion batteries using data-driven methods," *Journal of Power Sources*, Vol. 239, No. 1, pp. 680-688, Oct. 2013.
- [9] P. Yu, Y. Hou, Y. Song, J. Pang, and D. Liu, "Lithium-ion battery prognostics with hybrid gaussian process function regression," *Energies*, Vol. 11, No. 6, Jan. 2018.
- [10] B. Long, W. Xian, L. Jiang, and Z. Liu, "An improved autoregressive model by particle swarm optimization for prognostics of lithium-ion batteries," *Microelectronics Reliability*, Vol. 53, No. 6, pp. 821-831, Jun. 2013.
- [11] Y. Zhou and M. Huang, "Lithium-ion batteries remaining useful life prediction based on a mixture of empirical mode decomposition and ARIMA model," *Microelectronics Reliability*, Vol. 65, pp. 265-273, Oct. 2016.
- [12] L. Zhao, Y. Wang, and J. Cheng, "A hybrid method for remaining useful life estimation of lithium-ion battery with regeneration phenomena," *Applied Sciences*, Vol. 9, No. 9, pp. 1890, May. 2019.
- [13] D. Liu, Y. Luo, J. Liu, Y. Peng, L. Guo, and M. Pecht, "Lithium-ion battery remaining useful life estimation based on fusion nonlinear degradation AR model and RPF algorithm," *Neural Computing and Applications*, Vol. 25, No. 3/4, pp. 557-572, Dec. 2013.
- [14] Y. Wu, W. Li, Y. Wang, and K. Zhang, "Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries using neural network and bat-based particle filter," *IEEE Access*, Vol. 7, pp. 54843-54854, 2019.
- [15] D. Wang, F. Yang, L. Gan, and Y. Li, "Fuzzy prediction of power lithium ion battery state of function based on the fuzzy c-means clustering algorithm," *World Electric Vehicle Journal*, Vol. 10, No. 1, Jan. 2019.
- [16] Y. Barsukov, J. R. Macdonald, Y. Barsukov, and J. R. Macdonald, "Electrochemical impedance spectroscopy, in Characterization of Materials," *John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, NJ, USA*, 2012.
- [17] 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," *Applied Energy*, Vol. 102, pp. 885-897, Apr. 2013.
- [18] S. Buller, M. Thele, R. W. A. A. De Doncker, and E. Karden, "Impedance-based simulation models of supercapacitors and Li-ion batteries for power electronic applications," *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 41, No. 3, pp. 742-747, May. 2005.
- [19] J. Lee and W. B. Kim, "Research trend of electrode materials for lithium rechargeable batteries," *Journal of Korean Powder Metallurgy Institute*, Vol. 21, No. 6, pp. 473-479, 2014.
- [20] P. L. Moss, G. Au, E. J. Plichta, and J. P. Zheng, "Study of capacity fade of lithium-ion polymer rechargeable batteries with continuous cycling," *Journal of the Electrochemical Society*, Vol. 157, No. 1, pp. 1-7, Nov. 2009.
- [21] Scribner Associates Incorporated, "Help document zview version 3.3b," 2011.
- [22] S. S. Zhang, K. Xu, and T. R. Jow, "EIS study on the formation of solid electrolyte interface in Li-ion battery," *Electrochimica Acta*, Vol. 51, No. 8/9, pp. 1636-1640, Jan. 2006.
- [23] C. Pastor-Fernández, K. Uddin, G. H. Chouchelamane, W. D. Widanage, and J. Marco, "A comparison between electrochemical impedance spectroscopy and incremental capacity-differential voltage as Li-ion diagnostic techniques to identify and quantify the effects of degradation modes within battery management systems," *Journal of Power Sources*, Vol. 360, No. 31, pp. 301-318, Aug. 2017.
- [24] X. Wang, X. Wei, and H. Dai, "Estimation of state of health of lithium-ion batteries based on charge transfer resistance considering different temperature and state of charge," *Journal of Energy Storage*, Vol. 21, pp. 618-631, Feb. 2018.
- [25] A. Maheshwari, M. Heck, and M. Santarelli, "Cycle aging studies of lithium nickel manganese cobalt oxide-based batteries using electrochemical impedance spectroscopy," *Electrochimica Acta*, Vol. 273, No. 20, pp. 335-348, May. 2018.
- [26] M. R. Palacín, "Understanding ageing in Li-ion batteries: A chemical issue," *Chemical Society Reviews*, Vol. 47, No. 13, pp. 4924-4933, 2018.
- [27] K. Jalkanen, J. Karppinen, L. Skogström, T. Laurila, M.

Nisula, and K. Vuorilehto, "Cycle aging of commercial NMC/graphite pouch cells at different temperatures," *Applied Energy*, Vol. 154, No. 15, pp. 160-172, Sep. 2015.

- [28] V. J. Ovejas and A. Cuadras, "Impedance characterization of an LCO-NMC/graphite cell: Ohmic conduction, sei transport and charge-transfer phenomenon," *Batteries*, Vol. 4, No. 3, Sep. 2018.
- [29] MathWorks, "Mamdani and sugeno fuzzy inference systems -MATLAB & Simulink," 2019. [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/help/fuzzy/types-of-fuzzy-inference-systems.html;jsessionid=85440d09d9bbf94114e051a26dae#d117e2400>.
- [30] A. Priyono, M. Ridwan, A. J. Alias, R. A. O. K. Rahmat, A. Hassan, and M. A. M. Ali, "Generation of fuzzy rules with subtractive clustering," *Jurnal Teknologi*, Vol. 43, No. 1, Feb. 2012.
- [31] Korea Atomic Energy Research, "Development of an accident diagnostic scheme using artificial intelligence techniques (I)," 2010.
- [32] S. Chiu, "Extracting fuzzy rules from data for function approximation and pattern classification," *Fuzzy Information Engineering: A Guided Tour of Applications*, John Wiley & Sons: Hoboken, NJ, USA, pp. 1-10, 1997.
- [33] S. P. Torres, W. H. Peralta, and C. A. Castro, "Power system loading margin estimation using a neuro-fuzzy approach," *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 22, No. 4, pp. 1955-1964, Nov. 2007.
- [34] S. L. Chiu, "Selecting input variables for fuzzy models," *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, Vol. 4, No. 4, pp. 243-256, 1996.
- [35] P. P. Angelov and D. P. Filev, "An approach to online identification of Takagi-Sugeno fuzzy models," *IEEE*

Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), Vol. 34, No. 1, pp. 484-498, Feb. 2004.



이승준(李昇遵)

1993년 3월 5일생. 2018년 숭실대 전기공학부 졸업. 2021년 동 대학원 전기공학과 석사과정 졸업.



고영휘(高永輝)

1993년 4월 27일생. 2018년 숭실대 전기공학부 졸업. 2019년~현재 동 대학원 전기공학과 석사과정.



델리키첼라 칸달라 프라툼나

(Pradyumna Telikicherla Kandala)

1996년 6월 24일생. 2017년 CVR College of Engineering 전기공학과 졸업. 2020년~현재 숭실대 전기공학과 석사과정.



최우진(崔宇鎭)

1967년 1월 7일생. 1990년 숭실대 전기공학과 졸업. 1995년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 2004년 Texas A&M University 전기공학과 졸업(공박). 1995년~1998년 (주)대우중공업 중앙연구소 전자기술실. 2005년~현재 숭실대 전기공학부 교수. 당 학회 총무이사.