

<학술논문>

DOI <http://dx.doi.org/10.3795/KSME-A.2016.40.10.895>

ISSN 1226-4873(Print)
2288-5226(Online)

마코프체인 몬테카를로 방법을 이용한 에너지 저장 장치용 배터리의 잔존 수명 추정

김동진* · 김석구* · 최주호* · 송화섭** · 박상희** · 이재욱*†

* 한국항공대학교 항공우주 및 기계공학과, ** 효성 중공업

Remaining Useful Life Estimation of Li-ion Battery for Energy Storage System Using Markov Chain Monte Carlo Method

Dongjin Kim*, Seok Goo Kim*, Joocho Choi*, Hwa Seob Song, Sang Hui Park** and Jaewook Lee*†

* School of Aerospace and Mechanical Engineering, Korea Aerospace Univ.,

** Hyosung Corporation

(Received May 18, 2016 ; Revised July 25, 2016 ; Accepted August 8, 2016)

Key Words: Li-ion Battery(리튬이온 배터리), Battery Degradation Model(배터리 열화 모델), Parameter Estimation(파라미터 추정), Markov Chain Monte Carlo Method (MCMC방법론)

초록: 리튬 이온 배터리의 잔존수명 추정은 품질보증, 운전계획, 교체주기 파악 등을 위해 활용된다는 점에서 그 필요성이 점점 커지고 있다. 본 논문에서는 에너지 저장 장치용 배터리의 잔존 수명을 단일 지수 용량열화 모델과 마코프체인 몬테카를로(MCMC) 방법을 이용하여 추정한 결과를 제시한다. MCMC 방법은 사전 정보가 제대로 주어지지 않았을 때, 추정결과가 모델 초기값과 입력 설정값에 따라 크게 변하게 되는 단점이 있어, 실제 현장에서 배터리 모델과 추정법에 익숙하지 않은 사용자가 활용하는데 어려움이 있다. 이러한 어려움을 극복하기 위해, 본 논문에서는 베이지안 추론법의 이론식을 전역 탐색하여 구한 이론값과 MCMC 추정값을 비교해서, 초기값과 설정값을 결정하는 과정을 제안한다

Abstract: Remaining useful life (RUL) estimation of the Li-ion battery has gained great interest because it is necessary for quality assurance, operation planning, and determination of the exchange period. This paper presents the RUL estimation of an Li-ion battery for an energy storage system using exponential function for the degradation model and Markov Chain Monte Carlo (MCMC) approach for parameter estimation. The MCMC approach is dependent upon information such as model initial parameters and input setting parameters which highly affect the estimation result. To overcome this difficulty, this paper offers a guideline for model initial parameters based on the regression result, and MCMC input parameters derived by comparisons with a thorough search of theoretical results.

- 기호설명 -

x : 시간
 y : 배터리의 용량 수치
 a, b : 배터리 수명 열화 모델의 파라미터
 θ : 파라미터 대표 기호
 z : 계측 데이터
 σ : 표준편차
 s : 표본표준편차

n : 계측 데이터의 개수
 w : 랜덤워크 최대 값
 w_{θ} : 파라미터의 랜덤워크 최대값
 N : 전체 계산 횟수

1. 서론

리튬이온(Li-ion) 배터리는 타 종류의 배터리에 비해 월등히 높은 에너지밀도 덕분에 노트북, 휴대전화와 같은 전자제품, 전력기반 자동차, 신재생 에너지 저장장치와 같이 전력 저장이 필요한 다양

† Corresponding Author, wookslee@kau.ac.kr

한 장치에서 활발하게 활용되고 있다. 이러한 장치에서 배터리의 잔존 수명 예측은 품질 보증기간을 제공하고, 교체 주기를 결정하는데 활용된다는 점에서 그 필요성이 점점 커지고 있다.

배터리 잔존수명 추정은 예측의 불확실성 때문에 확률기반의 방법론을 이용하여 진행되는데, 추정법은 크게 물리모델 기반법^(1~4)과 데이터 기반법^(5~8)으로 구분될 수 있다. 물리모델 기반법에서는 용량의 충전 사이클 또는 시간에 대한 열화모델을 구성하기 위해 단순화된 등가회로 모델^(1~4) 또는 전기화학 모델^(9,10)을 주로 사용하여 왔다. 구성된 열화모델을 바탕으로 잔존수명을 예측하기 위해서는 Kalman Filter(KF) 법,⁽¹⁾ Extended Kalman Filter(EKF) 법,^(2,3) Particle Filter(PF) 법⁽⁴⁾ 등 다양한 베이지안(Bayesian) 접근법이 적용되어 왔다. 데이터 기반법은 물리 모델이 가진 단순화 과정에서의 불확실성을 극복하기 위해 제안되었는데, Artificial Neural Networks(ANNs)⁽⁵⁾ 법, Relevance Vector Machines(RVMs)^(6,7) 법, Support Vector Machines(SVMs)⁽⁸⁾ 법 등 다양한 방법론이 배터리 잔존수명 예측을 위해 적용되어 왔다. 물리모델 기반법은 실제 물리현상을 기반으로 열화과정을 모사하므로 예측의 정확성이 우수할 것으로 기대되지만, 시스템 모델이 너무 복잡하여 이해하기 어려운 상황에서는 데이터 기반법이 적절한 것으로 알려져 있다.

본 논문에서는 위에서 제시된 다양한 추정법 중 베이지안(Bayesian) 접근법 기반의 마코프체인 몬테카를로(MCMC: Markov Chain Monte Carlo) 방법을 적용하여 에너지 저장 장치용 배터리의 잔존수명을 추정하였다. 기존 연구는 대부분 셀 단위 배터리에 대한 실험자료를 바탕으로 연구가 수행되었는데, 본 연구에서는 실제 에너지 저장 장치에 사용되는 팩(Pack)단위의 배터리 실험자료에 대한 잔존수명 추정이 수행되었다. 또한 본 논문에서는 에너지 저장 장치에서, 베이지안 추론법에 기반한 이론값과 같은 추정값을 얻을 수 있는 MCMC법의 초기값 및 설정값의 범위를 확인하였다.

배터리 용량열화 모델로는 물리모델 기반법에서 주로 사용되는 단일 지수함수^(4,11)를 사용하였다. MCMC 방법은 사전 정보를 바탕으로, 현 상황에 대한 효율적인 추정이 가능하다는 장점을 가지고 있다. 본 연구팀은 주파수 조정, 피크 조절 등에 사용되는 에너지 저장장치에 들어가는 리튬이온 배터리의 잔존 수명을 예측하기 위해 MCMC법을 이용한 GUI (Graphic User Interface) 기반 프로그램

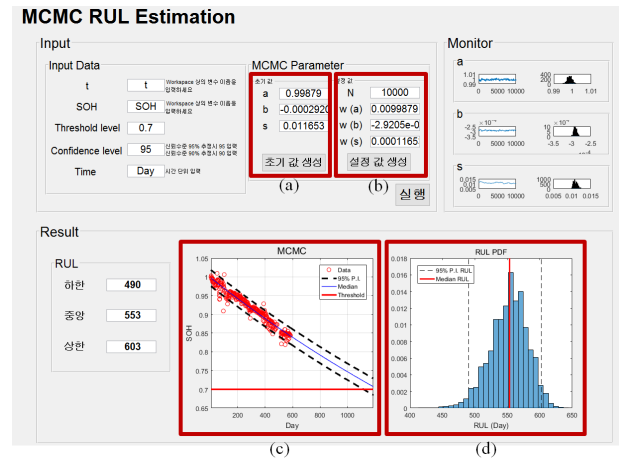


Fig. 1 GUI program for remaining useful life (RUL) estimation. (a) Model initial parameter (b) MCMC input parameter (c) Battery degradation model (d) RUL probability distribution

을 Fig. 1과 같이 개발 하였다. 개발한 프로그램은 실제 사용 중에 있는 대용량 에너지 저장장치용 배터리 수명 예측에 적용되어 그 효율성을 확인 하였다. Fig. 1에서 확인할 수 있듯이, 개발된 GUI 기반 프로그램의 상단에 수명모델의 초기값과 MCMC 입력 설정값을 입력하여 실행하면 하단에 잔존수명에 대한 확률밀도함수를 확인할 수 있다. 그러나 모델 초기값, 입력 설정값과 같은 사전 정보를 결정하기 위해서는 해당 분야에 대한 많은 경험과 전문성을 갖춰야 하기 때문에, 현업에서 값을 결정하는데 어려움이 있다. 잘못된 사전정보를 입력하면 타당하지 않은 잔존수명 예측결과가 도출되어, 추정결과에 대한 신뢰를 할 수 없는 문제가 발생한다.

따라서 본 논문에서는 수명 모델에 대한 사전 정보가 부족할 때 MCMC방법을 적용하기 위한 초기값과 설정값들의 범위를 확인한다. 가장 먼저, 실제 에너지 저장장치용 배터리의 수명 데이터를 바탕으로 잔존 수명을 예측해보고, 모델 초기값과 MCMC입력 설정값의 결정에 어려움을 있음을 확인한다. 그 후 회귀 분석을 이용하여 초기값을 결정하는 방법을 제안하고, 모델 파라미터의 이론 확률 분포와 MCMC를 통해 구한 확률 분포를 비교하여, MCMC입력 설정값들을 결정하는 방법을 제안한다.

2. MCMC를 이용한 배터리의 잔존 수명 추정

이 장에서는 먼저 배터리 열화모델에 대해 설명

하고, 다음으로 잔존수명 추정을 위한 MCMC방법론을 설명한다.

2.1 배터리 수명 열화 모델

배터리 수명 열화 모델로 식 (1)과 같이 단일 지수 모델을 이용한다.

$$y = a \cdot \exp(b \cdot x) \tag{1}$$

모델 파라미터들은 데이터를 통해 추정해야 한다.

2.2 MCMC 방법을 이용한 잔존 수명 추정

잔존 수명 추정은 두 단계로 이루어 진다. 먼저 수명 열화 모델의 파라미터를 추정하고, 추정된 파라미터를 바탕으로 수명이 한계 수명에 도달할 때까지 모델 식의 시뮬레이션을 진행하여 잔존 수명을 추정한다.

수명 열화 모델의 파라미터는 확률 분포로 추정 된다. 수명 열화 모델의 파라미터 확률 분포는 다음과 같다.

$$p(\theta | z) \propto L(z | \theta) \cdot \pi(\theta) \tag{2}$$

$$L(z | \theta) = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{n}{2}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (z_i - y(x_i | \theta))^2} \tag{3}$$

이때 $L(z | \theta)$ 는 모델 파라미터들에 대하여, 계측 값 z 에 대한 우도 함수, $\pi(\theta)$ 는 사전 확률 분포이다. 본 논문에서 사용되는 우도 함수는 식 (3)과 같이 정규분포를 이용한다.

식 (2)를 통해 확률을 구하고자 하면, 사전 확률 분포 $\pi(\theta)$ 에 대한 정보가 필요하나, 만약에 정보가 없다면 사전 분포로 균일 분포를 설정한다.

위에서 구한 확률 분포는 비례식으로 주어졌으므로, 이를 MCMC 방법 중 하나인 메트로폴리스스헤이스팅스 방식을 이용하면 적은 연산을 통해 효과적으로 확률 분포를 계산할 수 있다.

MCMC 추정 방법에서는 각 파라미터 별 초기 값과 w , N 과 같은 설정 값들이 주어져야 하며, 앞서 언급된 것과 같이, 사전 정보가 매우 중요하다.

잔존 수명은 MCMC를 통해 추정된 파라미터를 이용한다. 모델 식에서 x 를 한계 상태까지 연장시켜서 한계 수명의 확률 분포를 추정하고, 한계 수명의 분포에서 현재 시간을 제하여 잔존 수명의 확률 분포를 계산한다. 에너지 저장장치용 배터리에서 한계 수명은, 초기 용량 대비 70%로 감소한 시점으로 하였다.

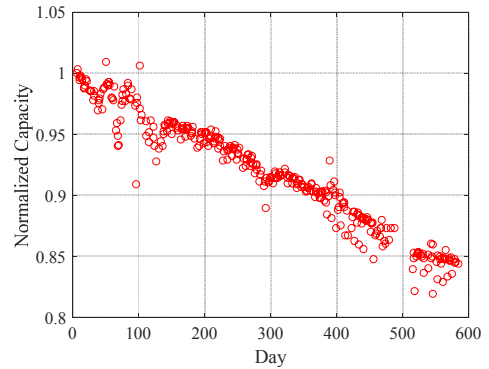


Fig. 2 ESS battery degradation data

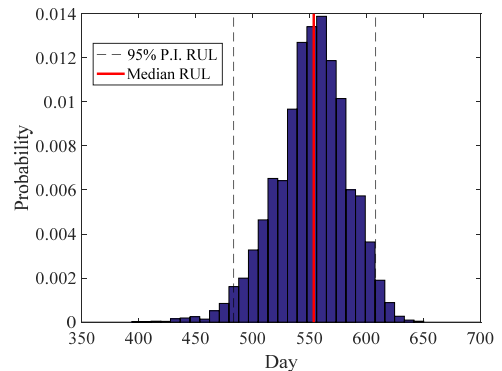


Fig. 3 RUL probability distribution

3. 에너지 저장장치용 배터리 잔존 수명 추정법 적용

이 장에서는 실제 사용중인 에너지 저장장치용 배터리 데이터에 MCMC를 적용하여 잔존수명을 추정한 결과를 보여준다. 이를 위해, 먼저 사용된 배터리 용량 데이터를 제시하고 수명추정 결과를 보여준다. 다음으로 MCMC 설정 값에 따른 영향을 확인한다.

3.1 실제 에너지 저장장치용 배터리 데이터를 이용한 잔존수명 추정

Fig. 2는 실제 에너지 저장장치용 배터리에서 용량이 감소되는 자료를 보여준다. 운전 조건의 변화에 따라, 측정된 용량에 차이가 있어 분산이 큰 데이터이다.

MCMC 방법을 이용하여 잔존수명을 추정하기 위해 사용한 초기 값은 회귀분석 결과값인 $a = 0.9988$, $b = -2.921 \times 10^{-4}$, $s = 0.0117$ 이고, 이때 MCMC 설정 값으로는 $N = 10000$, $w_a = 0.01$, $w_b = 2.921 \times 10^{-6}$, $w_s = 10^{-4}$ 를 이용하였다.

추정 결과 잔존 수명은 약 555일 남은 것으로 예측되었다. 이때 95% 수준 예측 구간은 495일에

Table 1 Value of initial parameter

Case	$a_{initial}$	$b_{initial}$	$s_{initial}$
A	0.9988	-2.921×10^{-4}	0.0117
B	0.7	-0.0002	0.003

Table 2 Value of MCMC setting

Case	w_a	w_b	w_s	N
1	9.988×10^{-3}	2.921×10^{-6}	1.17×10^{-4}	10^4
2	9.988×10^{-2}	2.921×10^{-5}	1.17×10^{-3}	10^3
3	0.01	2×10^{-6}	10^{-4}	10^4
4	0.001	2×10^{-7}	10^{-5}	10^6

Table 3 RUL Result

Case	95% Lower	Median	95% Upper
A-1	495	555	602
A-2	491	557	610
B-3	673	826	1037
B-4	497	562	620

서 602일이다. 사용한 배터리 실험 자료는 한계 수명인 초기용량 대비 70%까지 도달하지 못한 상황이다. 따라서 추정된 잔존수명에 대한 검증은 아직 수행되지 못했다. 초기용량 대비 70%에 도달한 실험 자료를 확보하는 대로 추정 결과에 대한 검증을 수행할 계획이다.

3.2 MCMC 설정 값이 잔존 수명 추정에 미치는 영향

Table 3은 3.1장에서 사용한 배터리 데이터에 대하여 Table 1, 2와 같은 다양한 MCMC 입력 설정값을 적용하고 잔존수명을 추정했을 때 중앙값(Median)과 95% 상하한을 계산한 결과이다.

이때 Table 1의 A의 경우 회귀분석을 통해 구해진 결과를 이용하였고, B의 경우는 임의의 수치를 이용하였다. Table 2에서 첫번째와 두번째 경우는 Table 1에서 회귀분석 결과 값들에서 각 파라미터별 랜덤워크 최대값 w 과 계산 횟수 N 의 곱이 각 파라미터의 100배가 되도록 하였고, 세번째 경우는 임의로 값을 설정하였다. 네번째 경우는 랜덤워크 최대값을 세번째 경우 대비 10%로 줄이고 계산횟수를 100배로 하였다.

Table 3에서 확인할 수 있듯이, MCMC법에 의해 추정된 잔존수명 값은 모델 초기값과 MCMC 설정값에 의해 영향을 받는다는 것을 확인할 수 있다. B-3 경우의 추정 결과는 다른 경우의 결과와

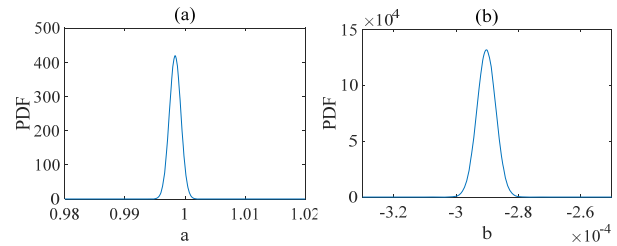


Fig. 4 Theoretical probability density function (PDF) of model parameters. (a) Marginal PDF graph of a (b) Marginal PDF graph of b

40% 이상 차이가 나는 것을 볼 수 있다. 이러한 차이는 실제 에너지 저장 장치를 운용자들이 MCMC법을 적용하여 잔존수명을 추정하는데 어려움을 만들어낸다. 따라서 실제 에너지 저장 장치 운용자들이 잔존수명 추정을 위해 MCMC법을 적용할 때 사용할 수 있는 초기값 및 설정값 결정 과정을 다음과 같이 제안하였다.

4. MCMC 초기 값 및 설정 값 결정

이 장에서는 먼저 MCMC의 초기 값으로 회귀 분석 결과를 사용함을 설명하고, 그 후 모델 파라미터의 이론 확률 분포와 MCMC 확률 분포 비교를 통해 입력 설정값 결정에 대한 설정 범위를 제안한다.

4.1 MCMC 초기 값 결정

Table 3을 보면 잔존 수명은 B-3 경우를 제외하고 5% 이내의 작은 오차만 보이는 것을 확인할 수 있다. 초기 값이 회귀 분석 결과 값과 달라도, 세번째 경우와 같이, w 가 작고 N 이 크다면 같은 결과를 얻을 수 있다. 그러나 N 이 커지면 계산에 소요되는 시간이 커지기 때문에, 네번째 경우와 같이 N 이 작아도 초기값이 잔존 수명 추정 결과에 영향을 적게 주는 회귀분석 결과 값을 사용하도록 한다.

4.2 모델 파라미터의 이론 확률 분포와 MCMC 확률 분포 비교를 통한 설정 값 결정

모델 파라미터의 이론 확률 분포는 비례식으로 주어졌던 확률분포식인 식 (2)를 이용하여 구한다. Fig. 4는 파라미터 a, b 의 주변 확률 분포이다.

초기 값은 회귀분포의 결과로 두고 MCMC 설정 값을 Table 4와 같이 5가지 경우로 설정하여 변수 a, b, s 에 대한 랜덤워크 최대값(w)와 전체 계산 횟수(N)의 추정 결과에 대한 영향을 확인하였다. Table 4에서 경우들은 각 파라미터 별 랜덤워크 최대값 w 와 전체 계산횟수 N 을 곱하면 각 추정 파

Table 4 Value of MCMC setting

Case	w_a	w_b	w_s	N
1	9.988×10^{-3}	2.921×10^{-6}	1.17×10^{-4}	10^4
2	9.988×10^{-5}	2.921×10^{-8}	1.17×10^{-6}	10^4
3	9.988×10^{-1}	2.921×10^{-4}	1.17×10^{-2}	10^4
4	9.988×10^{-2}	2.921×10^{-5}	1.17×10^{-3}	10^3
5	9.988×10^{-4}	2.921×10^{-7}	1.17×10^{-5}	10^5

Table 5 RUL Result

Case	95% Lower	Median	95% Higher
1	495	555	602
2	483	544	590
3	476	539	583
4	478	546	590
5	490	549	592

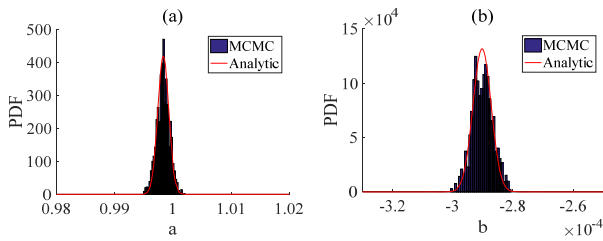


Fig. 5 PDF graphs of Case 1. At this case, $N=10000$ and $w_\theta \times N = 100 \times \theta$. (a) is a PDF of the parameter a. (b) is a PDF of the parameter b. All MCMC PDF are similar to Analytic PDF

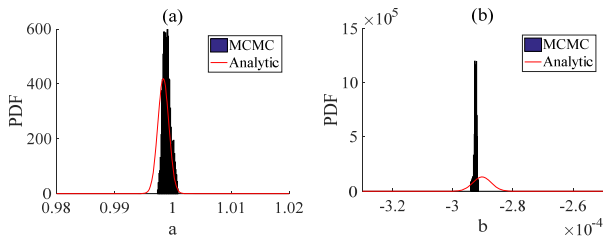


Fig. 6 PDF graphs of Case 2. At this case, $N=10000$ and $w_\theta \times N = \theta$. (a) is a PDF of the parameter a. (b) is a PDF of the parameter b. MCMC PDF of (b) is not similar to Analytic PDF

라미터 값의 상수배가 되도록 설정했다. 첫번째 경우는 랜덤워크 최대값과 전체 계산횟수의 곱이 파라미터의 100배가, 두번째 경우는 1배, 세번째 경우는 10,000배, 네번째 경우와 다섯번째 경우는 첫번째 경우와 같이 100배가 되도록 하였다. 첫번째, 네번째, 다섯번째는 랜덤워크 최대값 w 과 계산횟수 N 의 비율을 다르게 설정하였다.

잔존 수명은 Table 5와 같이 크게 오차가 나타나지 않음을 확인할 수 있다.

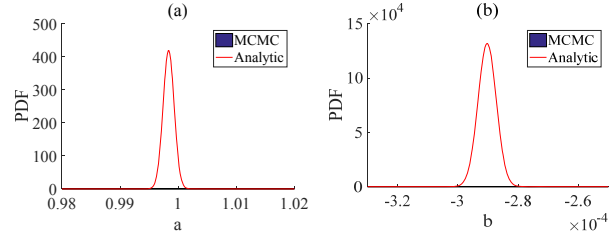


Fig. 7 PDF graphs of Case 3. At this case, $N=10000$ and $w_\theta \times N = 10,000 \times \theta$. (a) is a PDF of the parameter a. (b) is a PDF of the parameter b. At this case, MCMC process cannot process because limits of random walk are very big

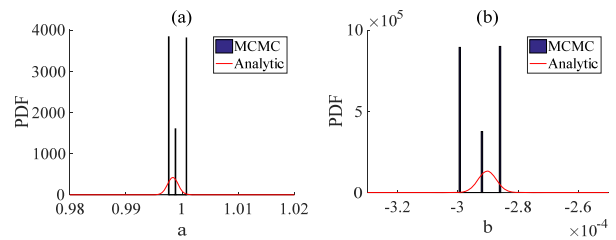


Fig. 8 PDF graphs of Case 4. At this case $N = 1000$ and $w_\theta \times N = 100 \times \theta$. (a) is a PDF of the parameter a. (b) is a PDF of the parameter b. All MCMC PDF is not similar to Analytic PDF

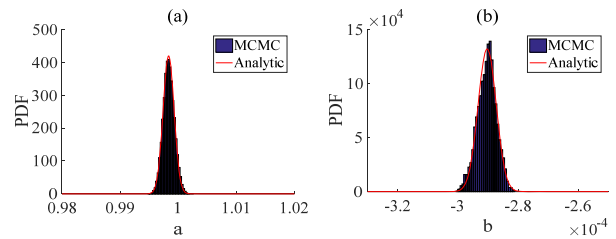


Fig. 9 PDF graphs of Case 5. At this case, $N=100,000$ and $w_\theta \times N = 100 \times \theta$. (a) is a PDF of the parameter a. (b) is a PDF of the parameter b. MCMC PDF of (b) is not similar to Analytic PDF

그러나 Fig. 5~9을 보면, 각 수명 열화 모델의 파라미터 별 주변 확률 분포가 이론 확률 분포를 제대로 따르는 것은 첫번째와 다섯번째 경우뿐인 것을 확인할 수 있다.

두번째 경우는 파라미터 별 랜덤 워크 최대 값과 MCMC 계산 횟수를 곱했을 때 각 파라미터 값이, 세번째 경우는 각 파라미터 값의 10000배가 되고, 네번째 경우의 경우 N 이 1000으로 다른 경우들에 비해 작은 상황이다. 이로 인해 MCMC 확률 분포가 이론 확률 분포를 잘 나타내지 못한다. Case 1,5 두 경우 모두 각 파라미터 별 랜덤 워크 최대 값과 MCMC 계산 횟수를 곱했을 때 각 파라미터 값의 100배가 됨을 확인할 수 있다. 따라서 N 이 10000 이상일 때 다음과 같이 MCMC 파

라미터들을 설정하면 이론 확률 분포를 잘 따라갈 수 있고 할 수 있다.

$$w_{\theta} \times N = 100 \times \theta \quad (4)$$

그러나 첫번째 경우와 다섯번째 경우를 비교해 보면, N의 개수가 10배 가량 차이 나는 것을 볼 수 있다. N이 적을수록 MCMC 계산 횟수가 줄어들기에, 효율적인 MCMC 계산을 위해서 MCMC 파라미터들은 다음과 같이 설정하면 된다.

$$w_{\theta} = 0.01 \times \theta \quad (5)$$

$$N = 10000 \quad (6)$$

5. 결 론

본 논문에서는 먼저 에너지 저장장치에서 획득한 배터리 용량 데이터에 MCMC를 적용하여 잔존수명을 추정된 결과를 제시하였다. 다음으로 잔존 수명 추정 결과가 추정과정에서 필요한 모델 초기값과 MCMC 설정값에 의해 크게 영향 받는다는 것을 확인하였다. 마지막으로 베이지안 추론법에서 제시하는 추정값과 동일한 값을 제공하는 모델 초기값과 MCMC 설정값을 확인하였다. 이 과정은 이론 추정값과 MCMC 추정값의 비교를 통해 이루어졌다. 배터리 열화 모델의 초기값은 회귀 분석을 통해 확보한 값을 사용할 경우, 다양한 MCMC 설정 값이 사용되어도 잔존 수명 추정에 큰 문제가 없음을 확인하였다. MCMC 랜덤워크 최대 값, 계산 횟수와 같은 MCMC 설정값에 대해서는 전역탐색을 통해 확보한 이론 확률분포와 MCMC 결과를 비교 분석해본 결과, N이 10,000일 때 각 파라미터 별 랜덤 워크 최대 값과 MCMC 계산 횟수를 곱했을 때 각 파라미터 값의 100배가 되면 문제가 없는 것을 확인하였다. 향후에는 추정해야 할 파라미터 개수가 더 많을 때 MCMC법의 초기값, 설정값에 대한 결정과정을 이론값과의 비교를 통해 제안할 예정이다.

후 기

본 논문은 2015년도 (주)효성의 지원으로 수행되었음.

참고문헌

(References)

(1) Seo, B. H., Nguyen, T. H., Lee, D. C., Lee, K. B. and Kim, J. M., 2012, "Condition Monitoring of Lithium

Polymer Batteries Based on a Sigma-Point Kalman Filter," *Journal of Power Electronics*, Vol. 12, No. 5, pp. 778~786.

(2) Bhangu, B. S., Bentley, P., Stone, D. A. and Bingham, C. M., 2005, "Nonlinear Observers for Predicting State-of-Charge and State-of-Health of Lead-Acid Batteries for Hybrid-Electric Vehicles," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Vol. 54, No. 3, pp. 784~794.

(3) Andre, D., Nuhic, A., Soczka-Guth, T. and Sauer, D. U., 2013, "Comparative Study of a Structured Neural Network and an Extended Kalman Filter for State of Health Determination of Lithium-ion Batteries in Hybrid Electric Vehicles," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 26, No. 3, pp. 951~961.

(4) Dalal, M., Ma, J., and He, D., 2011, "Lithium-ion Battery Life Prognostic Health Management System Using Particle Filtering Framework," *Journal of Risk and Reliability*, Vol. 225, No. 1, pp. 81~90.

(5) Nuhic, A., Terzimehic, T., Soczka-Guth, T., Buchholz, M. and Dietmayer, K., 2013, "Health Diagnosis and Remaining Useful Life Prognostics of Lithium-ion Batteries Using Data-driven Methods," *Journal of Power Sources*, Vol. 239, pp. 680~688.

(6) Liu, D., Zhou, J. Pan, D., Peng, Y. and Peng, X., 2015, "Lithium-ion Battery Remaining Useful Life Estimation with an Optimized Relevance Vector Machine Algorithm with Incremental Learning," *Measurement*, Vol. 63, pp. 143~151.

(7) Yang, W. A., Xiao, M., Wei, Z., Guo, Y. and Liao, W., 2015, "A Hybrid Prognostic Approach for Remaining Useful Life Prediction of Lithium-Ion Batteries," *Shock and Vibration*, Vol. 2016, Article ID 3838765, 15 pages.

(8) Lee, J., Sung, W. and Choi, J. H., 2015, "Metamodel for Efficient Estimation of Capacity-Fade Uncertainty in Li-Ion Batteries for Electric Vehicles," *Energies*, Vol. 8, No. 6, pp. 5538~5554.

(9) Li, X., Miao, J. and Ye, J., 2015, "Lithium-ion Battery Remaining Useful Life Prediction Based on Grey Support Vector Machines," *Advances in Mechanical Engineering*, Vol. 7, No. 12, pp. 1~8.

(10) Sung, W., Hwang, D. S., Jeong, B. J., Lee, J. and Kwon, T., 2016, "Electrochemical Battery Model and its Parameter Estimator for Use in a Battery Management System of Plug-in Hybrid Electric Vehicles," *International Journal of Automotive Technology*, Vol. 17, No. 3, pp. 493~508.

(11) Sim, S. H., Gang, J. H., An, D. Kim, S. I., Kim, J. Y. and Choi, J. H., 2013, "Remaining Useful Life Prediction of Li-Ion Battery Based on Charge Voltage Characteristics," *Trans. Korean Soc. Mech. Eng. B*, Vol. 37, No. 4, pp. 313~322.