Journal of Knowledge Information Technology and Systems(JKITS), Vol. 15, No. 3, pp. 365-372, June 2020
https://doi.org/10.34163/jkits.2020.15.3.006

Journal of Knowledge Information Technology and Systems

ISSN 1975-7700

http://www.kkits.or.kr

Analysis of The Remaining Amount Variation of A Lithium -ion Battery Using A Neural Network

Won-Hui Lee[1], Sung Jin Jang[*2]

[1]*Department of Electrical & Electronic Engineering, Seoul Digital University*
[2]*Department of Mechatronics Engineering, YuHan University*

ABSTRACT

Lithium-ion cells that are mounted on portable information terminals are almost impossible to find a matching cell due to various variables and unique characteristics. The method of calculating the remaining amount in a portable information terminal is an important item in terms of reliability of the terminal. In this paper, in order to measure the remaining amount of a specific lithium-ion cell, a measurement method is proposed that improves precision with a certain reference item for each element. First, the residual data value of the actual measured lithium-ion cell was trained using the error back propagation algorithm of the neural network. Second, computer simulation using Matlab was used as a type of residual quantity measurement method to make nonlinear numerical data relatively linear while reducing the error from the actual measured value for the residual information value. This method showed an unstable start in the initial state, but the result was relatively similar to the original data value as it went through the learning process of the actual measured data. This remaining amount measurement algorithm is an effective method that can be applied to portable information terminals. The analysis of the remaining amount variation of a lithium-ion battery using a neural network will be applicable to all IT devices as well as portable information terminals.

© 2020 KKITS All rights reserved

KEYWORDS: Portable information terminals, Lithium-ion cell, Neural network, Error back propagation algorithm, residual information value

ARTICLE INFO: Received 11 May 2020, Revised 28 May 2020, Accepted 11 June 2020.

[*]Corresponding author is with the Department of Mechatronics Engineering, YuHan University, 590, Gyeongin-ro, Bucheon-si, Gyeonggi-do, Korea.
E-mail address: interlaken@yuhan.ac.kr

www.kci.go.kr

1. 서 론

개인 휴대 정보 단말기는 무선 통신 기능과 정보 연산 기능을 갖는 복합 기능의 역할을 수행하므로 안정되며 신뢰성 있는 운용이 요구된다. 즉 단말기의 운용 중에 소비되는 전력이 많은 만큼 항상 단말기의 전력 상태를 감시하고 프로그램을 안정적으로 동작시키기 위한 전력 모니터링 시스템이 필요하게 된다[1]. 현대사회는 정보통신 고도화 추세에 따라 통신기기의 기술이 급격히 발달하고 있으며, 그와 관련한 배터리 기술도 고집약적으로 발전하고 있다. 그 중에서도 무선 휴대 정보단말기의 리튬 이온 전지의 경우에는 특히 소형화, 경량화, 안정화, 친환경성 등의 조건이 요구된다[2]. 따라서 리튬 이온 전지의 성능이 휴대 단말기 성능의 중요한 요소가 되었다. 무선 휴대 정보 단말기의 동작 중에 리튬 이온 전지의 전원 부족으로 정보처리 및 통신 기능을 제대로 수행하지 못하는 상황이 발생할 수 있으므로, 이러한 상황을 미연에 알 수 있는 추정 시스템이 필요하다. 본 논문에서는 리튬 이온 전지의 잔량을 파악할 수 있는 측정 방법과 추정 시스템에 대해 기술한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 리튬 이온 전지의 잔량 측정 방법에 대해서 살펴본다. 제 3장에서는 뉴럴 네트워크를 이용한 시뮬레이션에 대해 기술한다. 제 4장에는 측정과 시뮬레이션의 비교를 나타내었고, 제 5장에서는 결론을 기술한다.

2. 리튬 이온 전지의 잔량 측정 방법

리튬 이온 전지의 잔량 측정은 최대 측정 용량과 방전된 용량(잔여 용량)의 차로 계산된다. 리튬 이온 전지의 방전된 용량은 부가 회로를 리튬 이온 전지에 체결하여 전류와 전압을 측정하여 얻는다. 이론적으로 충전 용량은 리튬 이온 전지에 입력되는 용량이다. 그러므로 입력되는 용량을 측정한 값이 충전 용량이 된다. 그러나 충전 용량은 리튬 이온 전지의 전기 화학적 특성과 시스템에 체결된 시점의 온도와 같은 환경적 요소에 의해 변화된다. 일예로 25 ℃인 상온에서 완전 충전시킨 리튬 이온 전지는 0 ℃에서는 70 %의 용량을 나타낸다. 이때의 충전 용량을 리튬 이온 전지의 입력 용량으로 계산하여 리튬 이온 전지의 잔량 측정을 한다면 심한 오차를 가지게 된다. 따라서 무선 정보 단말기의 동작에도 문제점을 발생하게 된다. 리튬 이온 전지의 최대 용량에 영향 미치는 주요 인자로는 온도(Temp), 충/방전 사이클(Cycle), C-rate 등이 있다[3]. 온도, 충/방전 사이클, C-rate은 리튬 이온 전지의 최대 용량에 큰 영향을 미친다. 파라미터에 따른 리튬 이온 전지의 용량 변화를 수식적으로 표현하면 전지의 최대 용량을 계산할 수 있다. 그러나 리튬 이온 전지마다 화학적인 특성이 다르므로 리튬 이온 전지를 제작 후, 셀 테스트 장비로 성능을 초기 측정하고 상품으로 출시한다. 초기 측정 후에도 리튬 이온 전지는 그 특성을 평균적인 수치로 밖에 알아낼 수 없고 특성 곡선은 비선형적인 특성이 강하기 때문에 정형화된 수식으로 표현하기 어렵다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 인공지능을 이용한 대표적인 방법인 뉴럴 네트워크(Neural Network)을 이용하면 정량화된 수식으로 유도할 수 있다. 특히 뉴럴 네트워크 오차 역전파 학습 알고리즘을 이용하면 측정한 데이터를 이용하여 뉴럴 네트워크를 학습시키기 때문에 수식으로 표현하기 힘든 함수를 근사화 할 수 있다. 뉴럴 네트워크는 비선형적인 특성을 갖고 있어 함수의 형태가 비선형적이라도 계산이 가능하다[4].

3. 뉴럴 네트워크를 이용한 시뮬레이션

www.kci.go.kr

3.1 시뮬레이션 개요

뉴럴 네트워크는 여러 개의 층으로 구분되어 있는데 입력층, 중간층, 그리고 출력층으로 나뉜다[5]. 다층구조의 뉴럴 네트워크는 한 개 이상의 중간층을 가지며, 피드백 성분은 없다. 다층구조 뉴럴 네트워크의 형태는 구조와 학습 알고리즘이 간단하고, 비선형 문제도 풀 수 있다. 뉴럴 네트워크에서 학습은 입력에 대해 원하는 출력이 나올 수 있도록 내부의 연결강도(synaptic weight)를 조정하는 것을 말한다. 뉴럴 네트워크 학습 알고리즘은 교사 학습과 비교사 학습으로 나뉜다. 교사 학습은 입력에 대한 목표치가 주어질 경우 사용할 수 있다. 비교사 학습은 입력에 대한 목표치가 주어지지 않는 경우에 사용한다. 따라서 입력만으로 신경망이 스스로 학습하여 출력을 만든다. 교사 학습 중 오차 역전파 알고리즘은 다층구조 뉴럴 네트워크의 형태를 해석할 때 사용된다. 오차 역전파 알고리즘은 최급 강하법(gradient descent)을 통해 입력에 대한 목표치와 뉴럴 네트워크 출력의 오차를 줄여 나간다. 다층구조 뉴럴 네트워크는 실제적인 문제를 해결하기에 매우 유용하여 문자인식, 음성인식 등에 많이 이용된다[6,7].

3.2 뉴럴 네트워크의 분류기

뉴럴 네트워크의 분류기는 다층구조의 형태를 이용하였다. 하나의 중간층을 가진 뉴럴 네트워크도 임의의 함수를 원하는 정도까지 근사화 할 수 있기 때문에 중간층을 하나로 사용하였다. 또한 뉴럴 네트워크를 교사 학습인 오차 역전파 알고리즘을 이용하여 학습하였다. 뉴럴 네트워크 분류기는 <그림 1>과 같이 입력층, 중간층, 출력층으로 구성되어 있다[8,9]. W_{ji}는 입력층과 중간층 사이의 연결강도이고, W_{kj}는 중간층과 출력층 상이의 연결강도이며, X_i가 신경망에 입력되면 연결강도와 뉴런을 통과하여 O_K가 출력된다.

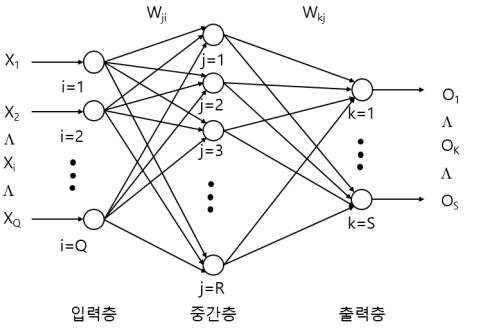

그림 1. 다층구조 뉴럴 네트워크의 형태
Figure 1. Multi-layered neural networks

3.3 오차 역전파 학습 알고리즘

다층구조 뉴럴 네트워크에서 입출력이 주어졌을 때, 뉴럴 네트워크는 이러한 입출력 데이터들을 시스템의 연결강도에 저장함으로써 시스템을 근사화 한다. 이 때 입출력 데이터로부터 뉴럴 네트워크의 연결강도를 구하는 과정을 학습이라고 부른다. 오차 역전파 알고리즘에서는 입력층에 학습 데이터가 입력되면 이 데이터는 변환되어 중간층에 전달되고 최종적으로 출력층에서 값을 출력한다[10-12]. 뉴럴 네트워크의 출력 값과 목표 값을 비교하여 차이를 줄여나가는 방법으로 내부의 연결강도를 조절하고, 출력에서 입력층으로 오차를 역전파하면서 연결강도를 조정한다. 이러한 과정을 반복하고 오차가 충분히 작아졌을 때 학습과정을 마친다.

4. 측정과 시뮬레이션의 비교

4.1 실험 절차와 환경

측정을 위하여 벤치마크사의 bq2018 Fuel Gauge

www.kci.go.kr

를 사용하여 리튬 이온 전지의 충/방전 실험을 통하여 실제적인 데이터 값을 측정하였다. 측정한 데이터 값을 이용하여 뉴럴 네트워크의 연결강도를 조절하여 실제 측정 데이터와 뉴럴 네트워크 [13-18]의 학습을 통한 데이터가 서로 같은지 비교하였다. 본 논문에서는 현재 무선 휴대 정보 단말기에 사용이 되고 있는 리튬 이온 전지들을 가지고 몇 가지 상황을 고려하여 데이터 값을 분석하였다. 리튬 이온 전지의 장착 온도인 10 ℃, 25 ℃(상온), 40 ℃, -20 ℃의 대표적인 4가지 온도의 범위에서 각각의 사이클의 변화를 0, 25, 50, 75, 100, 125, 150, 175, 200, 225회 등의 10가지 조건으로 실시하였다. 표 1에는 실험에 사용한 리튬 이온 전지 및 주변 조건을 나타내었다. 측정 시 환경 및 여러 조건을 갖추고 리튬 이온 전지에 대한 데이터를 측정해야 했으나, 많은 변수 값에 의하여 실제 측정이 어렵기 때문에 본 논문에서는 대표적인 인자를 추출하여 사용하였다.

표 1. 실험에 사용한 리튬이온 셀 및 주변 조건
Table 1. Lithium-ion cell and ambient conditions used in the experiment

product Number	Normal Capacity	Charge Voltage	Operating Temperature
UF653467	960 mAh	3.6 V	-20 to 40℃
UF103450P	1500 mAh	3.7 V	-20 to 40℃
ICP10344P	1400 mAh	3.7 V	-20 to 40℃

4.2 실제 측정을 통한 잔량 추정 방법

$$R_{eff}=[\text{최대용량T1(mAh)}-\text{사용용량T2(mAh)}]/\text{전류I(mA)} \quad (1)$$

$$T1 = F_{eff}(Temp, Cycle, C-rate) \quad (2)$$

일반적인 잔량 측정 방법의 기본적인 함수는 위의 (1)과 같은 식에 의하여 측정된다. 여기에서 최대 용량 T1은 온도(Temp), 충/방전 사이클(Cycle), C-rate의 3개의 변수를 사용하여 잔량을 계산한다.

4.3 뉴럴 네트워크를 통한 잔량 추정 방법

$$R_{NN}=[\text{최대용량T1(mAh)}-\text{사용용량T2(mAh)}]/\text{전류I(mA)} \quad (3)$$

$$T1 = F_{NN}(Temp, Cycle, C-rate) \quad (4)$$

온도(Temp), 충/방전 사이클(Cycle), C-rate의 3개의 파라미터를 뉴럴 네트워크 함수인 식 (4)를 이용하고, 역전파 알고리즘을 적용하여 샘플 데이터로 학습시켰다. 최소한의 샘플 데이터를 가지고 학습을 시킨 학습 데이터로 실제와 가장 근사화된 네트워크 함수인 식 (4)를 유도한다.

4.4 실측과 뉴럴 네트워크에 의한 잔량 비교

10 ℃ 온도 환경에서 리튬 이온 전지의 잔량 변화를 측정하기 위하여 충/방전 조건인 사이클 0, 25, 50, 75, 100, 125, 150, 175, 200, 225회에 걸친 결과를 리튬 이온 셀 측정기를 통하여 측정하였다. 측정에는 벤치마크사의 bq2018 Fuel gauge가 내장된 보드를 사용하였다. 온도 조건의 변화에 따른 사이클과 C-rate을 1C로 변화시켜 가면서 측정 데이터를 얻었다. <그림 2>에는 10 ℃에서의 측정 데이터와 뉴럴 네트워크 데이터를 비교하여 나타내었다. 초반에는 데이터가 차이가 있으나 점차 충/방전 회수를 더해 갈수록 두 데이터가 비교적 비슷한 형태로 됨을 볼 수 있었다.

www.kci.go.kr

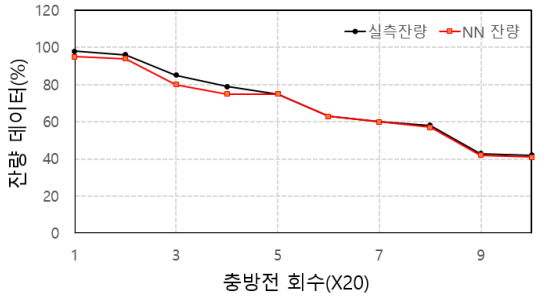

그림 2. 10 ℃에서의 잔량 비교(C-rate 1C)
Figure 2. Remaining amount comparison at 10 ℃(C-rate 1C)

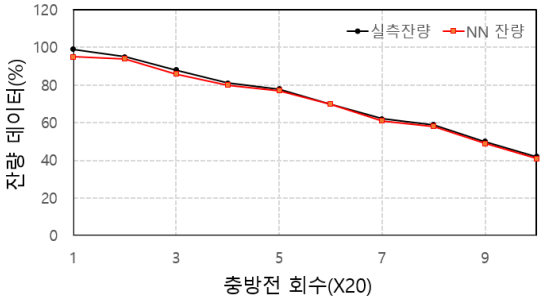

그림 3. 25 ℃에서의 잔량 비교(C-rate 0.75C)
Figure 3. Remaining amount comparison at 25 ℃(C-rate 0.75C)

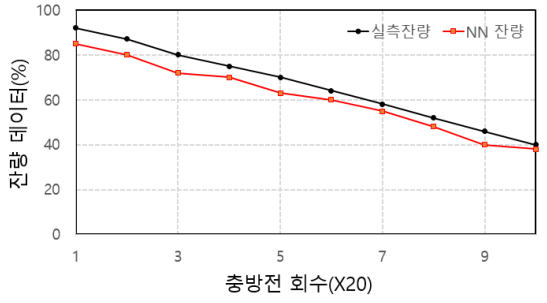

그림 4. 40 ℃에서의 잔량 비교(C-rate 0.5C)
Figure 4. Remaining amount comparison at 40 ℃(C-rate 0.5C)

25 ℃ 온도 환경에서의 잔량 비교 그래프를 <그림 3>에 나타내었다. 25 ℃환경에서는 전반적으로 실측데이터와 시뮬레이션 결과 값이 비슷한 형태로 변화함을 알 수 있었으며, 이것은 상온(25 ℃) 조건에서 리튬 이온 배터리가 비교적 셀 특성을 잘 보존하고, 정확한 잔량 데이터를 갖게 됨을 알 수 있다.

<그림 4>에는 40 ℃ 온도 환경에서 리튬 이온 배터리의 잔량 변화를 확인해 보았다. 40 ℃ 온도 환경에서 리튬 이온 배터리의 잔량 변화는 상온에서 결과보다 두 데이터가 유의하지 않은 결과를 보였다.

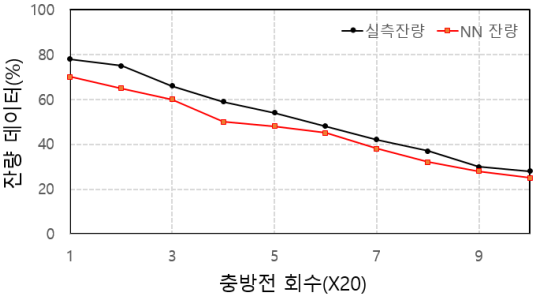

그림 5. -20 ℃에서의 잔량 비교(C-rate 0.25C)
Figure 5. Remaining amount comparison at -20 ℃(C-rate 0.25C)

<그림 5>에는 -20 ℃ 온도 환경에서 리튬 이온 배터리의 잔량 변화를 확인해 보았다. -20 ℃ 온도 환경에서는 리튬 이온 배터리의 잔량 변화는 지금까지 측정하였던 온도 항목 중에서 가장 좋지 않은 결과를 보이고 있다. 이 결과는 -20 ℃ 환경에서 리튬 이온 배터리의 특성상 원래 성능에 70 % 정도 밖에 효율을 낼 수 없다는 이론과 같이 실제 측정과 시뮬레이션에도 유사한 결과를 얻었다.

5. 결 론

무선 개인 정보 단말기에 장착이 되는 리튬 이온 배터리들은 그들의 고유한 특성 때문에 일치하는 셀을 찾아보기란 여러 가지 변수들로 인하여 거의 불가능하다. 휴대 정보 단말기에서 잔량을 계산하는 방법은 단말기가 갖는 신뢰성이라는 측면에서 매우 중요한 항목이다. 측정시스템이 정확하

www.kci.go.kr

더라도 현재의 측정 방법은 정확한 리튬 이온 배터리의 잔량을 파악하기 어렵다. 기존의 측정 방법은 리튬 이온 배터리가 모두 다른 특성을 보유하고 있으므로 각각의 리튬 이온 배터리가 바뀔 때마다 모두 다르게 측정을 해서 그 특성에 관한 사항을 파악해야 한다. 본 논문에서는 특정한 리튬이온 배터리의 잔량을 측정하기 위해 각 요소별로 일정한 기준 항목을 가지고 정밀도 향상을 기하는 측정 방법을 제시하였다. 실제 측정된 리튬 이온 배터리의 잔량 데이터 값을 뉴럴 네트워크의 오차 역전파 알고리즘을 사용하여 측정된 데이터의 학습과정을 수행하였고, 잔량 정보 값에 대한 실제 측정값과의 오차를 줄여 나가면서 비선형적인 수치 데이터를 선형적으로 만들기 위하여 MatLab 시뮬레이션을 진행하였다. 이렇게 추정한 잔량 측정 데이터는 초기 상태에서는 불안한 출발을 보였으나 측정된 데이터의 학습 과정을 거칠수록 비교적 원래 데이터 값과 유사한 결과를 가져왔다. 이러한 추정 시스템으로 휴대 정보 단말기의 효과적인 운용이 가능할 것으로 판단된다.

References

[1] http://www.pcim.com/articles/1997/art0006/freeman1.htm, 1997.

[2] http://www.pcim.com/articles/1997/art0006/freeman2.htm, 1997.

[3] LG Chemical Ltd. Research Park, *Battery research center OCT-1-1998*, LG Chemical Company, 1998.

[4] B. C. Lee, *Characteristic analysis of nonlinear dynamics system using chaos theory*, Yonsei University Graduate School Ph.D. Paper, 1995.

[5] D. S. Kim, *Neural network theory and application(I)*, Hi-TECH Information, 1992.

[6] E. K. Wsel, *Wireless multimedia communications addison-wesley wireless communication series*, Addison-Wesley, 1998.

[7] P. Lettieri, and M. B. Srivastava, *Advances in wireless terminals*, IEEE Personal Communication Magazine Special Issues on Wireless Data, Feb. 1999.

[8] M. Langkvist, A. Kiselev, M. Alirezaie, and A. Loutfi, *Classification and segmentation of satellite orthoimagery using convolutional neural networks*, Remote Sensing, Vol. 8, pp. 329-350, 2016.

[9] A. Karpathy, *Neural networks part 1: setting up the architecture*, Notes for CS231n Convolutional Neural Networks for Visual Recognition, Stanford University, 2017.

[10] E. Maggiori, Y. Tarabalka, G. Charpiat, and P. Alliez, *Convolutional neural networks for large-scale remote-sensing image classification*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 55, Issue. 2, pp. 645-657, 2017.

[11] H-Y. Han, J-S. Kim, S-Y. Koh, K-I. Hur, and J-Y. Ahn, *Recognition of korean isolated digits using classification and prediction neural networks*, Korea Information and Communications Society, Vol. 24, No. 12B, 1999.

[12] Amary, and Mori, *Introduction to neural network*, Treecaps WS, 1991.

[13] Y. C. Kwon, *Experience sensitive binary neural network*, Ph. D Thesis Ulsan University, 1995.

[14] D. H. Lee, S. M. Park, Y. C. Kwon, S. D. Lee, *Experience sensitive binary neural network*, ITC-CSCC'98, Vol. II,

www.kci.go.kr

pp.1049-1052, 1998.

[15] S. J. Kim, Y. C. Kwon, S. D. Lee, *Experience sensitive cumulative neural network using RAM*, IEEK Journal, Vol. 41, 2004.

[16] C-S. Bae, Y-C. Park, K-H. Nam, Y-S. Kang, T-W. Kim, S-K. Hwang, H-Y Kim, M-H. Kim, *Direct controller for nonlinear system using a neural network*, KIIECT, Vol. 5, No. 1, pp. 7-12, 2012.

[17] O-S. Kwon, *Design of convolution neural network based on solar energy and enhancement of number recognition*, Journal of Knowledge Information Technology and Systems(JKITS), Vol. 14, No. 1, pp. 93-101, Feb. 2019.

[18] B-S. Kang, *Improving accuracy of movie recommender system using word2vec and deep neural networks*, Journal of Knowledge Information Technology and Systems(JKITS), Vol. 13, No. 5, pp. 561-568, Oct. 2018.

뉴럴 네트워크를 이용한 리튬이온 배터리의 잔량 변화 분석

이원희[1], 장성진[2]

[1]*서울디지털대학교 전기전자공학과 교수*

[2]*유한대학교 메카트로닉스공학과 교수*

요 약

끊임없이 변화하는 정보사회에 들어서면서 세계의 정보통신의 방법이 유선 통신에서 무선 통신으로 바뀌었고, 무선 휴대용 단말기를 통해 정보를 교환할 수 있다. 휴대용 단말들은 복잡한 구조를 가지고 있으며, 정보의 수집, 준비 및 탐색을 하는 기능을 한다. 휴대성을 강조하기 위해 VLSI 반도체 기술, 최적화된 전원 관리 기술을 채택하여 시간과 장소에 관계없이 쉽고 편리하게 정보를 교환하도록 설계되었다. 휴대용 단말은 더욱 안정적이고 신뢰할 수 있는 시스템이 요구된다. 이러한 요구 사항을 만족시키기 위해 배터리 소모량을 모니터링 하는 전원 모니터링시스템에 대해 연구하였다. 첫 번째로 리튬 이온 전지 배터리의 집적 회로를 통해 소비되는 배터리 양을 측정하였다. 두 번째로 뉴럴 네트워크를 이용하여 첫 번째 단계에서 얻은 데이터를 시뮬레이션 하였다. 배터리의 남은 전력량은 비선형 특성으로 인해 숫자로 표현하기가 어렵다. 따라서 역전파 알고리즘을 사용하여 선형 특성을 얻을 수 있도록 함수를 최적화하였다. 마지막으로 실제 측정을 통해 얻은 데이터와 뉴럴 네트워크로 구한 데이터를 비교한 후 그래프로 나타내었다. 두 데이터의 비교 결과 실험과 시뮬레이션 데이터가 거의 비슷하였다.

Won-Hui Lee received the M.S. and the Ph.D. degree in the Department of Electronics, Information and Communication Engineering from KonKuk University in 2000 and 2003, respectively. From 2002 to 2008, he was a researcher at LG Digital Appliance Laboratory. And from 2008 to 2009, he was a researcher at POSTECH. From 2009 to 2016, he was a researcher at ETRI. He was a professor in the Department of Information & Communication Engineering at Seoil University from 2016 to 2020. He has been a professor in the Department of Electrical & Electronic Engineering at Seoul Digital University since 2020. His current research interests include wireless communication system, EMI shield coating, delay tolerant network and neural network. He is a life member of the KKITS.

E-mail address: whlee@sdu.ac.kr

www.kci.go.kr

Sung Jin Jang received the M.S. degree in the Department of Electronics, Information and Communica -tion Engineering from KonKuk University in 2000. He received the Ph.D. degree in the Department of ICT convergence technology from Soongsil University in 2013. From 2000 to 2001, he was a researcher at Daewoo Institute for Advanced Engineering. And from 2001 to 2006, he was a researcher at PANTECH. From 2007 to 2009, he was a researcher at KL-Net. From 2010 to 2011, he was a researcher at PST co. He has been a professor in the Department of Mechatronics Engineering at YuHan University since 2015. His current research interests include delay tolerant network, cognitive ratio network and smart tagging.

E-mail address: interlaken@yuhan.ac.kr

www.kci.go.kr