

유전 알고리즘을 통한 최적의 배터리 회복 효율 탐색

김동완[○], 이진규[‡]

성균관대학교 컴퓨터공학과

seankim@skku.edu, jinkyu.lee@skku.edu

Finding Global Optimal Recovery Efficiency on a Li-ion Battery by a Genetic Algorithm

Dongwan Kim[○], Jinkyu Lee[‡]

Dept. of Computer Science and Engineering, Sungkyunkwan University

요 약

수백 개 혹은 수천 개의 대규모 배터리 시스템에서는 각 배터리 셀을 언제 얼마나 사용할 지 스케줄링을 정하기에 따라 가용 시간 및 수명이 달라질 수 있다. 대표적으로는 가용 시간을 증가시키는 배터리 스케줄링인 kRR 스케줄링이 있다. 이 스케줄링의 가장 핵심이 되는 recovery efficiency 는 방전 속도, 방전 시간, 휴식 시간이 미치는 메커니즘이 알려져 있지 않다. 이 논문에서는 kRR 스케줄링을 확장하기 위해 Recovery efficiency 의 global optimal 을 결정하는 파라미터 값들을 유전 알고리즘으로 구했다

1. 서 론

각국의 환경 규제에 따라 자동차 제조업체들은 재생 에너지를 이용한 자동차를 만들기 위해 노력하고 있다. 그러나 여전히 전기 자동차가 아직 대중들에게 다가가지 못하고 있다. 전기 자동차가 아직 우리 삶에 다가오지 못하는 가장 큰 이유로는 주행 거리와 가격이 있다 [1]. 에너지의 효율적인 사용을 통하여 주행거리를 늘리고 가격을 낮추기 위해 컴퓨터 공학에서는 배터리를 어떻게 사용할지를 정하는 배터리 스케줄링에 대한 연구를 진행해왔다 [2-4]. 가장 대표적인 방식의 kRR 스케줄링에서는 배터리의 물리적 특성인 recovery effect 의 효율을 나타내는 recovery efficiency 를 이용한다. Recovery effect 란, 배터리를 방전한 후 일정시간 사용하지 않는 경우 잃어버린 에너지의 일부를 찾는 특성을 말한다. kRR 스케줄링은 배터리의 회복 효율을 극대화하는 방전 속도, 방전 시간, 휴식 시간에 맞추는 관점에서 접근하였다 [3]. 그러나 실제 recovery efficiency 에 대한 함수는 알려져 있지 않아 극대화하는 매개 변수 값을 도출하는데 어려움이 있다. 다항 시간 내에 문제를 풀 수 없는 NP 문제를 다룰 때 유전 알고리즘이 강력한 해결 방법이 될 수 있다고 알려져 있다. 실제로 다양한 분야의 최적화 문제에 적용되고 있으며 이 논문에서는 recovery efficiency 를 극대화시키는 매개 변수를 유전 알고리즘을 통하여 구하고자 한다 [6-7].

2. 문제 제기

전기 자동차에는 수 천개의 배터리 셀들이 들어간다. 이 수많은 배터리들 중 어떤 배터리를 얼마나 사용하는지에 따라 자동차의 가용 시간과 배터리

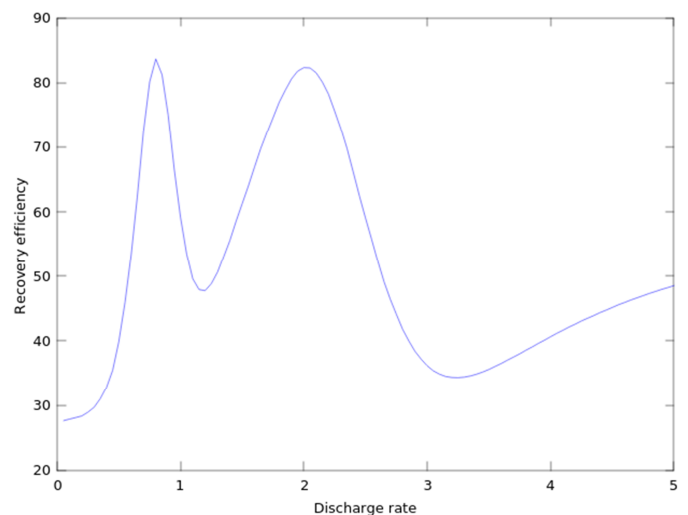


그림 1. 5분간 방전, 10분간 휴식 했을 때의 Recovery efficiency

수명이 달라진다. 가용 시간을 늘리기 위한 배터리 스케줄링 중 하나인 kRR 스케줄링은 배터리의 고유 특성인 recovery effect 의 효율성을 최대로 하도록 스케줄링하여 문제를 해결하였다. 그런데 kRR 스케줄링은 recovery efficiency 의 local optimal 을 사용하고 있다. 그림 1. 에서 보여주는 바와 같이 두

‡ 교신저자 (Corresponding author)

매개 변수를 고정한 채로 recovery efficiency 를 측정했을 때에도 극 값이 여러 개인 그래프가 나타난다. 매개 변수의 자유도를 증가시킬수록 recovery efficiency 의 최대값을 알기는 더욱 힘들 것이다. recovery efficiency 를 결정하는 요소인 방전 속도, 방전 시간, 휴식 시간이 매우 복잡한 형태로 recovery efficiency 에 영향을 미쳐서 세 변수가 recovery efficiency 를 구성하는 식이 아직 알려져 있지 않기 때문이다. 그래서 우리는 global optimal efficiency 를 찾아내고자 하며, 이 문제를 해결하는데 유전 알고리즘을 사용하고자 한다.

3. GA design for Recovery efficiency

이 장에서는 recovery efficiency 의 global optimal 을 찾는 유전 알고리즘에 대한 설계와 구현에 대해 다룰 것이다.

3.1. System Overview

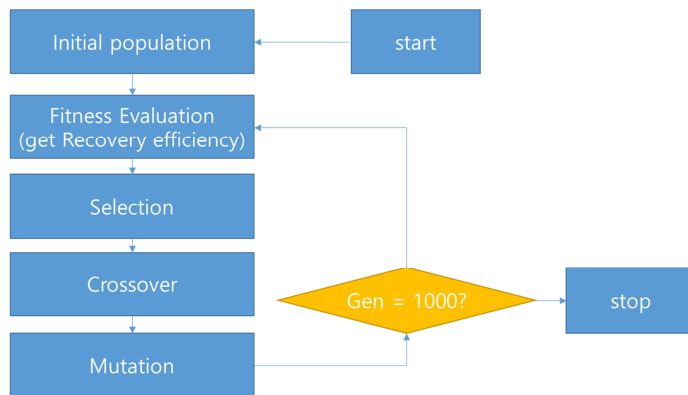


그림 2. System Overview

유전 알고리즘이란 생물의 진화를 모방한 알고리즘으로 자연 선택과 형질 유전을 기초로 만들어 졌다. 그림 2. 에서 보여주는 바와 같이 우리는 유전 알고리즘의 가장 기본적인 틀을 사용할 것이다. 초기 개체들의 집단인 Population 을 임의의 값으로 생성한 후 각각의 우월한 정도를 나타내는 recovery efficiency 를 측정한다. 그 후 tournament selection 방식을 통해 우성의 개체를 선별한다. 그리고 pairwise 1-point cross over 를 통해 자손 개체들을 생성한다. 그리고 bit 단위의 mutation 을 한다. 변이를 통해 local optimal 에 정체되는 것을 회피하도록 한다. 알고리즘 종료는 1000 번째 세대에 이르면 종료하도록 설정한다.

3.2. Binary Encoding



그림 3. Binary encoding into genotype

방전 속도, 방전 시간, 휴식 시간, 이 세가지 변수가 하나의 recovery efficiency 를 결정하기 때문에 하나의 개체는 세가지 변수에 대한 정보를 지녀야 한다. 따라서 하나의 개체가 지녀야 할 정보를 그림 3. 와 같이

우리는 각 개체를 30개의 비트로 설정하였다. 각 10비트씩 방전 속도, 방전 시간, 휴식 시간을 의미한다. 각각의 기본 단위는 0.005 C, 0.01 분, 0.01 분으로 설정하였으며, 10개의 비트를 정수로 환산하여 기본 단위의 정수 배 만큼 실행한다는 의미다. 예를 들면, 각 10비트의 정수가 100, 200, 300 이라면 0.5C 의 방전 속도로 2분간 방전하고 3분간 휴식을 하였을 때의 recovery efficiency 를 측정하는 것이다.

3.3. Population size

초기 population 을 bit 별로 모두 랜덤하게 생성한다고 했을 때, 해에 도달하기 위해 필요한 초기 population 의 크기를 수식적으로 계산할 수 있다. Cross over 만 발생한다고 가정했을 때, 전체 population 을 통틀어서 각 비트마다 0과 1이 반드시 하나씩 존재하도록 해야 해에 도달할 수 있다. 각 비트마다 0과 1이 반드시 하나씩 존재할 확률을 $P[E]$ 라고 했을 때, 다음의 수식을 얻을 수 있다.

$$N \approx \text{ceil}(1 + \log_2 \left(-\frac{l}{\ln P[E]} \right))$$

수식에서 $P[E]$ 의 역할은 신뢰도로 작용하며, 이를 통해 Binary encoding 에서 개체 길이가 30 일 때, 신뢰도 99.99% 로 해를 구하는데 필요한 최소의 population size 는 20개임을 알 수 있다. 그러나 우리는 이보다도 훨씬 더 많은 100 개의 population size 로 알고리즘을 설계하였다.

3.4. Selection & cross over

Tournament selection 은 임의로 두 개체를 선택하여 열등한 개체는 죽이고 우월한 개체를 더욱 많이 취하는 방식이다. Pairwise 1-point cross over 는 두 개체를 선택하여 특정 비트 이후의 값들을 서로 교환하여 자식 개체를 생성하는 방식이다. 이와 같이 단순한 방식의 tournament selection 과 1-point crossover 를 사용하면 기껏 만들어 두었던 매우 좋은 형질의 개체가

사라질 수 있다. 이는 이산적으로 나타나는 극값에 대해 매우 치명적일 수 있다. 우리가 탐색하는 recovery efficiency 함수가 이산적인지 연속적인지 아직 알 지 못하기 때문에 elitism 과 population overlap 기법을 사용하여 문제를 해결하였다. 가장 recovery efficiency 가 높은 두 개체를 선택하여 다음 세대로 보내고 나머지 population size -2 개의 개체를 cross over 를 통해 만든 자식 세대로 교체하였다.

3.5. Stochastic parameters

Local optimal 에 빠지더라도 탈출하기 위한 방법으로 bit-wise mutation 이 1% 확률로 발생하도록 하였다. Mutation 이 많이 발생할수록 불규칙적인 탐색을 할 수 있지만, 수렴하지 않을 수 있기 때문에 매우 작은 확률로 설정하였다. 또 다른 탐색 연산인 Cross over 가 발생할 확률은 90%로 높게 설정하여 여러 개체를 방문하도록 하였다.

4. 실험 결과

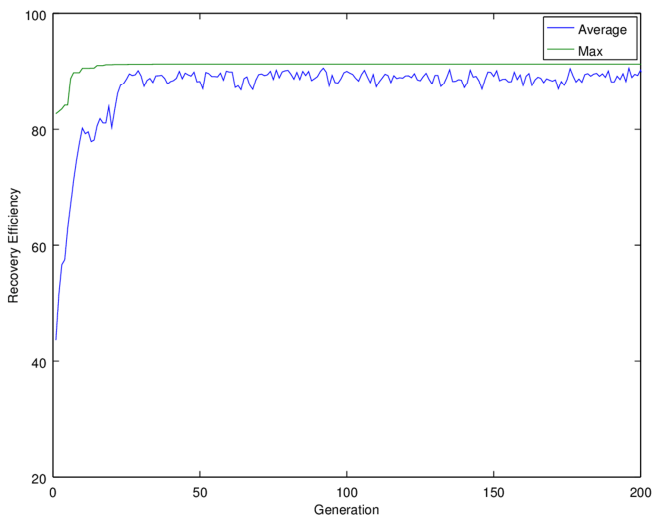


그림 4. Population 의 Recovery efficiency 변화 추이

실험은 octave [5] 를 이용하여 유전 알고리즘을 수행하는 프로그램을 만들어서 진행하였으며, recovery efficiency 를 측정하는 배터리 실험에는 배터리 시뮬레이터 프로그램인 dualfoil 을 사용하였다. 그림 4. 에서는 시간이 지남에 따라 모든 개체 중 가장 큰 recovery efficiency 를 가지는 Max 와 모든 개체들의 recovery efficiency 의 평균값인 Average 를 나타내었다. 보는 바와 같이 Average 값이 Max 값에 상당히 빠르게 수렴하고 있다. 약 30 번째 세대부터 나타나기 시작했다. 그래프에서는 200 번째 세대까지 표현했지만, 1000 번째 세대까지 큰 변화는 없었다.

실험을 통해 얻은 최대 recovery efficiency 는 91.287% 인 1.04C 의 방전 속도로 10.23 분간 방전을 한 후 10.22 분간 휴식을 하는 것이다.

5. 결 론

우리는 kRR 스케줄링 기법에서 가장 중요하게 작용하는 recovery efficiency 의 global optimal 을 유전 알고리즘을 통해 찾아내 보았다. 이 결과를 통해 우리는 kRR 스케줄링의 핵심인 recovery efficiency 를 극대화하는 파라미터 값들을 구하는 방법과 global optimal 을 제시하였다.

Acknowledgement

이 논문은 2014년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(NRF-2014R1A1A1035827). 이 논문은 또한 미래창조과학부 및 정보통신기술진흥센터의 SW중심대학지원사업의 연구결과로 수행되었음(R2215-16-1005).

참고 문헌

- [1] <http://fairreporters.net/science/why-you-shouldnt-buy-an-electric-car/>
- [2] Lahiri, Kanishka, et al. "Battery-driven system design: A new frontier in low power design." *Proceedings of the 2002 Asia and South Pacific Design Automation Conference*. IEEE Computer Society, 2002.
- [3] Kim, Hahnsang, and Kang G. Shin. "Scheduling of battery charge, discharge, and rest." *Real-Time Systems Symposium, 2009, RTSS 2009. 30th IEEE*. IEEE, 2009.
- [4] Jongerden, Marijn, et al. "Maximizing system lifetime by battery scheduling." *Dependable Systems & Networks, 2009. DSN'09. IEEE/IFIP International Conference on*. IEEE, 2009.
- [5] <https://www.gnu.org/software/octave/>
- [6] Ye, Huaqiao. "Optimization of Resource Scheduling Based On Genetic Algorithm in Cloud Computing Environment." (2015).
- [7] Yang, Hongming, et al. "Electric Vehicle Route Optimization Considering Time-of-Use Electricity Price by Learnable Partheno-Genetic Algorithm." *Smart Grid, IEEE Transactions on* 6.2 (2015): 657-666.