

철도차량을 위한 퍼지모델기반 최적 경제운전 패턴 개발

Optimal Economical Running Patterns Based on Fuzzy Model

이태형* · 황희수**

Tae-Hyung Lee and Hee-Soo Hwang

* 한국철도기술연구원 고속철도사업단

** 한라대학교 전기전자과

요 약

본 논문은 전기철도차량의 운행시간 여유분을 고려하여 에너지 소비를 최소화하는 경제운전 패턴을 찾는 방안을 제시하였다. 경제최고속도와 타행끝점속도를 주행패턴의 변수로 사용하여 퍼지모델을 구축하고 이를 대상으로 진화 탐색을 적용하여 최적의 경제운전 패턴을 찾아낼 수 있으며, 사례연구를 통해 이를 입증하였다.

키워드 : 퍼지 모델링, 차분진화, 최적화, 전기철도, 경제운전

Abstract

The optimization has been performed to search an economical running pattern in the view point of trip time and energy consumption. Fuzzy control model has been applied to build the meta-model. To identify the structure and its parameters of a fuzzy model, fuzzy c-means clustering method and differential evolutionary scheme are utilized, respectively. As a result, two meta-models for trip time and energy consumption are constructed. The optimization to search an economical running pattern is achieved by differential evolutionary scheme. The result shows that the proposed methodology is very efficient and conveniently applicable to the operation of railway system.

Key Words : Fuzzy modeling, Differential evolution. Optimization, Electrical train, Economical operation

1. 서 론

고속철도 차량은 주행시간을 비약적으로 단축시키는 반면 대량의 에너지를 소모하므로 주어진 운행시간 요구조건을 만족시키면서 에너지 소비를 최소로 할 수 있으면 매우 유용할 것이다. 에너지 소비는 운행시간에 대략 반비례하기 때문에 운행시간과 에너지 소비간의 절충이 필요하다 [8]. 철도차량의 경제운전은 주행하는 선로에 존재하는 수많은 곡선과 경사로 인하여 속도 제한 조건과 열차성능해석 계산 시 열차의 견인, 제동 특성이 비선형이기 때문에 해석적인 방법으로 해를 구하는데 어려움이 많다 [1-4].

퍼지모델은 시스템이 복잡하거나 정의하기 어렵고 불확실한 경우에 유용하게 사용할 수 있으며 명확한 판단을 내릴 수 없는 명제를 대상으로 애매성을 다룰 수 있다. 또한 퍼지모델은 인간이 다루기 쉬운 언어적인 모델로 표현이 가능하며 철도운영자가 에너지 소비를 절감하는 경제운전 전략을 수립하는데 도움을 줄 수 있다 [8].

본 논문에서는 전기철도차량의 운행시간 여유분을 고려하여 에너지소비를 최소화하는 경제운전 패턴을 찾는 방법을 제시하였다. 이를 위해 열차성능시뮬레이션(TPS: Train Performance Simulation) 프로그램을 [11] 통해 입력(경제

최고속도와 타행끝점속도)과 출력(주행시간과 소비에너지) 데이터를 생성하였고, 이 데이터로부터 입출력 관계를 기술하는 퍼지모델을 구축하였다. 이 퍼지모델을 기반으로 차분진화를 이용 최적화된 경제주행 패턴을 탐색하였다. 최적화된 경제 운전 패턴을 한국형 고속열차에 적용하여 그 타당성을 입증하였다.

2. 경제 운전 문제

2.1 문제의 정식화

경제주행 패턴은 그림 1과 같이 추진단계에서의 경제최고속도(E_{co})와 그림 2와 같이 제동단계에서의 타행끝점속도로 정의된다. 상업운행을 위해서는 주행시간을 고정해야하며 이 주행시간은 정상조건에서 최대 성능으로 주행했을 때의 최소 주행시간에 일정한 여유분을 더하여 식 (1)과 같이 결정한다. 정상조건은 견인과 제동특성이 정상이며 반마모된 차륜, 정상조건인 선로와 차륜의 공전과 미끄러짐이 발생하지 않는 것을 의미한다. 이런 상태에서 최대 성능은 사구간에서의 타행과 급전설비와 신호에 의해 결정되는 속도제한만을 고려한다. 여유분은 외란에 대비하여 실제 주행시간에 추가된 것으로, 각 주행패턴에 대한 여유분은 식(2)와 같이 계산한다.

$$\text{주행시간} = \text{최소 주행 시간} + \text{여유분} \quad (1)$$

접수일자 : 2006년 7월 19일

완료일자 : 2006년 10월 12일

감사의 글 : 본 연구는 “고속철도시스템 신뢰성 및 운영 효율화 기술개발” 과제의 연구결과의 일부임을 밝힌다.

$$M_{econotriptime} = \frac{(T_{econotrip} - T_{econodwell}) - (T_{maxtrip} - T_{maxdwell})}{T_{maxtrip} - T_{maxdwell}} \times 100 \quad (2)$$

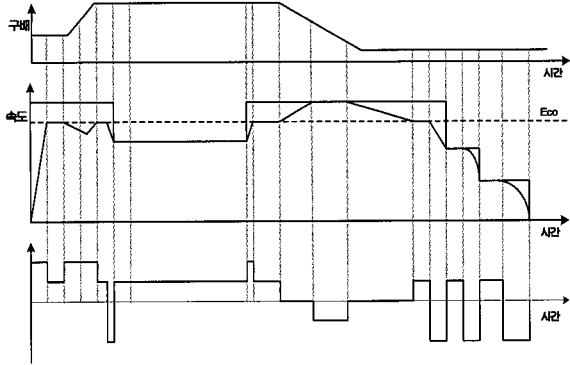


그림 1. 경제최고속도를 적용한 운행.
Fig. 1. Application of economic speed(Eco).

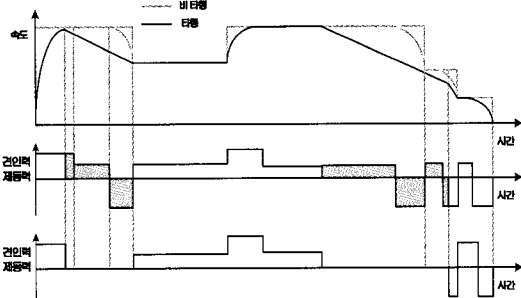


그림 2. 타행을 적용한 운행.
Fig. 2. Application of coasting.

식 (2)에서 $M_{econotriptime}$, $T_{econotrip}$, $T_{econodwell}$ 는 각각 경제운전 주행시간 여유분, 주행시간 및 정차시간이고 $T_{maxtrip}$ 와 $T_{maxdwell}$ 는 각각 최대성능으로 주행할 때의 주행시간과 정차시간이다. 경제주행으로 인한 에너지소비 절감은 식 (3)에 의해 계산한다.

$$E_{ecosaving} = \frac{E_{max} - E_{econo}}{E_{max}} \times 100 \quad (3)$$

여기서, $E_{ecosaving}$ 은 경제주행을 통한 에너지소비 절감 비율이고 E_{max} 와 E_{econo} 는 각기 최대 성능으로 주행할 때와 경제주행 할 때의 에너지 소비량이다. 경제운전은 에너지소비를 최대로 하기 위해 주어진 주행시간 제약($T_{econotrip} \leq T$)을 만족하면서 경제최고속도 $V_{ecospeed}$ 와 타행끝점속도 $V_{coastspeed}$ 를 찾아내는 것이다. 따라서 식 (4)와 같은 최적화 문제로 정식화할 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{목적함수 최대화 : } & E_{ecosaving} \\ \text{제약조건 : } & T_{econotrip} \leq T \\ \text{속도구하기 : } & V_{speed} = \{V_{ecospeed}, V_{coastspeed}\} \end{aligned} \quad (4)$$

2.2 문제 해결 방법론

주행하는 선로에 존재하는 수많은 곡선과 경사 때문에 열차 성능 해석 시 열차의 건인 및 제동특성은 비선형으로 되어 해석적인 방법으로 해를 구하는데 어려움이 많다. 그러므로 독립변수의 변화에 따른 열차성능을 해석하는 시뮬레이션 (TPS) 방법이 적절한 해를 제공해준다 [10-11].

본 논문에서는 TPS에 경제운전을 위한 최적화를 통합하는 대신에, TPS로부터 필요한 입출력 공간 데이터를 추출하고 이를 모델로 만들어 사용한다. 이는 전기철도라 하더라도 그 유형에 따라 운전(제어) 방식이 달라 TPS도 다르기 때문에 다수의 TPS와 최적화 방법을 결합시키는데 많은 노력이 필요하다. 본 논문에서는 이 둘을 분리하여 TPS는 입출력 데이터만을 추출하고 최적화 된 운전 패턴을 평가할 때에만 사용한다. 이는 최적화 과정을 독립적으로 만들기 때문에 어떤 전기철도 차량에 대해서도 동일하게 적용할 수 있다. 또한 이렇게 만들어진 퍼지모델은 언어적으로 표현되어 있어서 모델 자체만으로도 경제운전을 위한 근사적인 패턴을 제공하는 부수적인 이점도 있다. 최적화 절차를 요약하면 다음과 같다.

[단계1] 경제최고속도와 타행끝점속도의 각 격자점에 대해 TPS를 실행하여 주행시간, 소비에너지 데이터를 얻는다.

[단계2] 획득된 데이터를 이용하여 퍼지 모델을 구축한다.

[단계3] 구축된 퍼지 모델에 대해 차분 진화 탐색을 통해 최적 해(최적의 경제운전 패턴)을 찾는다.

3. 퍼지 모델링과 최적화

3.1 퍼지 모델링

TPS 프로그램을 이용해 입력변수(경제최고속도와 타행끝점속도)를 일정한 격자간격으로 변경하면서 그 때의 출력변수(주행시간과 소비에너지) 값을 계산한다. 이 데이터를 이용하여 비선형 입출력 관계를 기술하는 퍼지모델을 구축하는 방법을 알아보자 [6-8]. 식 (5)는 다중입출력 시스템에 대한 퍼지 규칙을 표현한 것이다.

$$\begin{aligned} R^i : & \text{if } x_1 \text{ is } A_1^i(x_1) \text{ and } \dots x_k \text{ is } A_k^i(x_k) \\ & \text{then } y_1 \text{ is } B_1^i \text{ and } \dots y_q \text{ is } B_q^i \end{aligned} \quad (5)$$

R^i 는 i 번째 규칙($1 \leq i \leq r$), r 는 퍼지규칙 수, $x_j(1 \leq j \leq k)$ 는 입력변수, $y_p(1 \leq p \leq q)$ 는 출력변수, $A_j^i(x_j)$ 는 식 (6)의 퍼지변수이고 B_p^i 는 퍼지 싱글톤이다.

$$A_j^i = \begin{cases} 0 & \text{if } x_j < (c_j^i - dc_j^i - dl_j^i) \\ \frac{(x_j + dl_j^i + dc_j^i - c_j^i)}{dl_j^i} & \text{if } (c_j^i - dc_j^i - dl_j^i) \leq x_j \leq (c_j^i - dc_j^i) \\ \frac{(-x_j + dr_j^i + dc_j^i + c_j^i)}{dr_j^i} & \text{if } (c_j^i + dc_j^i) \leq x_j \leq (c_j^i + dc_j^i + dr_j^i) \\ 1 & \text{if } (c_j^i - dc_j^i) < x_j < (c_j^i + dc_j^i) \\ 0 & \text{기타} \end{cases} \quad (6)$$

여기서, c_j^i 는 그림 3의 멤버쉽함수에서 중심점, dc_j^i , dl_j^i , dr_j^i 은 중심점에서 거리와 사다리꼴 좌측과 우측 빗변부분의 거리이다. dc_j^i 가 0이면 삼각형 멤버쉽함수이다.

식 (5)를 식 (7)처럼 간략하게 표시하자.

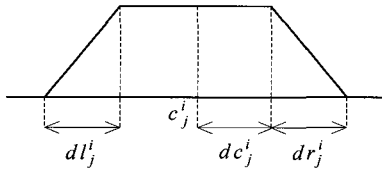


그림 3. 멤버쉽함수.
Fig. 3. Membership function

$$R^i : \text{if } x \text{ is } A^i(x) \text{ then } y \text{ is } B^i \quad (7)$$

여기서, $x = (x_1, x_2, \dots, x_k)$, $A^i = (A_1^i, A_2^i, \dots, A_k^i)$, $y = (y_1, y_2, \dots, y_q)$, $B^i = (B_1^i, B_2^i, \dots, B_q^i)$ 이다.

l 개 입력/출력 데이터 $\{x_{1l}, x_{2l}, \dots, x_{lk}, y_{1l}, y_{2l}, \dots, y_{ql}\}$ 가 주어졌을 때, 식 (7)의 i 번째 규칙에 대한 만족도 w_i 는 식 (8)과 같이 계산되고 식 (9)처럼 B_p^i 의 가중치 평균을 w_i 에 곱해 추론 값 y_{ip}^* 를 계산한다.

$$w_i = A_1^i(x_{1l}) \times A_2^i(x_{2l}) \times \dots \times A_k^i(x_{lk}) \quad (8)$$

$$y_{ip}^* = \frac{\sum_{i=1}^r w_i \times B_p^i}{\sum_{i=1}^r w_i} \quad (9)$$

1) 구조 인식

퍼지 규칙의 인식은 구조 인식과 파라미터 인식으로 구분된다 [6-7]. 구조 인식은 퍼지 규칙의 수, 퍼지 멤버쉽함수의 탐색 범위를 결정한다. 구조 인식을 위해 임의의 데이터 집합을 특정한 수의 퍼지 클러스터로 분할하는 FCM 클러스터링이 사용된다. n 개의 항목으로 구성된 데이터 집합 $X = X_1, X_2, \dots, X_n$ 에 대해 퍼지 클러스터링을 통한 구조 인식은 다음과 같이 이루어진다.

[단계1] 퍼지 클러스터 최소 수(일반적으로 2)를 정한다.

[단계2] 퍼지 분할 행렬 $U^{(t)}$ 의 초기값을 결정한다.

[단계3] 식 (10)를 이용하여 클러스터의 중심 V 를 계산한다.

$$V_i^{(t+1)} = \frac{\sum_{k=1}^c (\mu_{ik}^{(t)})^m X_k}{\sum_{k=1}^c (\mu_{ik}^{(t)})^m} \quad m > 1 \quad i = 1, \dots, c \quad (10)$$

여기서, m 은 퍼지지수, c 는 클러스터 수, V_i 는 i 번째 클러스터의 중심 벡터이다. V_i 와 X_k 의 차원이 p 이면 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{ip})$ 이고 $X_k = (x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{kp})$. μ_{ik} 는 데이터 X_k 가 i 번째 클러스터에 속하는 정도를 나타내며, U 는 $(c \times n)$ 개의 μ_{ij} 로 구성된다.

[단계4] 식 (11)을 사용해서 퍼지 분할 행렬을 갱신한다.

$$\mu_{ik} = \frac{1}{\sum_j \left(\frac{|X_k - V_i|^2}{|X_k - V_j|^2} \right)^{1/(m-1)}} \quad (11)$$

여기서, $|X_k - V_i|$ 은 데이터 X_k 와 i 번째 클러스터의 중심과의 기하학적 거리. $i = 1, \dots, c, k = 1, \dots, n$

[단계5] $|U^{(t+1)} - U^{(t)}| < \delta$ 을 만족하면 이 과정을 종료하고 그렇지 않으면 단계3으로 복귀, 반복한다.

[단계6] 클러스터 수를 하나 증가시키고 단계2로 복귀. 최대 클러스터 수에 도달할 때까지 이 과정을 반복한다.

[단계7] 식 (12)의 평가척도에 의해 가장 작은 값의 클러스터 수를 찾고 그 때의 클러스터 중심 벡터를 얻는다. 예로, k 개의 입력변수와 하나의 출력으로 구성된 $(k+1)$ 차원의 데이터에 대해 nc 개의 클러스터가 최적이라 하면 식 (13)과 같은 중심 벡터가 얻어진다.

$$S_{XB,m} = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m |X_k - V_i|^2}{n \min_{i,j} |V_i - V_j|^2} \quad m > 1, i \neq j \quad (12)$$

$$V = V^1, V^2, \dots, V^{nc}, \quad V^i = (v_1^i, v_2^i, \dots, v_k^i, v_y^i) \quad (13)$$

[단계8] 매핑을 통해 클러스터 중심 벡터에서 퍼지 규칙을 찾아낸다. 식 (13)의 중심점을 각 축으로 매핑, 이를 크기 순으로 정렬하면 식 (14)로 표현할 수 있다.

$$V^x = V^{x_1}, V^{x_2}, \dots, V^{x_k},$$

$$V^{x_j} = (x_j^{\min}, x_j^1, \dots, x_j^i, x_j^{nc}, x_j^{\max}) \quad (14)$$

$$V^y = (y^{\min}, y^1, \dots, y^i, y^{nc}, y^{\max})$$

여기서, x_j^{\min} , x_j^{\max} 과 y^{\min} 과 y^{\max} 는 각각 x_j 및 y 축에서 정의된 최소와 최대값이고 x_j^i 와 y^i 는 식(13)의 중심점 가운데 하나이다.

2) 파라미터 인식

구조 인식을 통해 퍼지 규칙을 만들었지만 궁극적인 퍼지 모델은 식 (15)로 정의한 실제 출력과 모델 출력 사이의 오차를 최소로 하는 것이어야 한다. 따라서 오차를 최소로 하는 전건부와 후건부의 멤버쉽함수 파라미터를 찾는 것이 파라미터 인식의 목표이다.

$$E = \frac{1}{n} \sum_{l=1}^n (y^l - y^{*l})^2 \quad (15)$$

여기서, n 은 모델링에 사용한 데이터 수, y^l 은 실제 출력 데이터이고 y^{*l} 은 퍼지 모델에서 추론된 출력 값.

구조 인식의 결과로부터 파라미터 인식을 위한 문제를 정리해보자. 식 (14)에서 x_j^i 는 전건부 멤버쉽함수의 중심으로 식 (6)의 c_j^i 에 해당한다. x_j^i 는 크기 순으로 정렬한 값이므로 퍼지 규칙에서 사용한 인덱스 i 와는 다르다. 식 (16)과 같이 제한조건을 두어 c_j^i 의 탐색범위를 좁힌다.

$$x_j^{\min} \leq c_j^1 \leq x_j^2$$

$$\begin{aligned} x_j^{i-1} &\leq c_j^i \leq x_j^{i+1} \quad j=1,2,\dots,k \quad i=2,3,\dots,nc-1 \quad (16) \\ x_j^{c-1} &\leq c^{nc} \leq x_j^{\max} \quad j=1,2,\dots,k \end{aligned}$$

이 때 x_j^{\min} 과 x_j^{\max} 의 값을 학습용 데이터에서 결정할 경우, 최소값은 데이터의 최소 보다 더 작게, 최대값은 더 크게 여유를 줄 수 있다. 식 (6)에서 다른 파라미터도 식 (17)과 같이 제한조건을 줄 수 있다.

$$\begin{aligned} 0 \leq dc_j^i &\leq \frac{x_j^{\max} - x_j^{\min}}{nc} \quad i=1,\dots,nc \quad j=1,\dots,k \\ 0 \leq dr_j^i &\leq \frac{x_j^{\max} - x_j^{\min}}{nc} \quad i=1,\dots,nc \quad j=1,\dots,k \quad (17) \\ 0 \leq dl_j^i &\leq \frac{x_j^{\max} - x_j^{\min}}{nc} \quad i=1,\dots,nc \quad j=1,\dots,k \end{aligned}$$

식 (14)에서 y^i 는 퍼지 규칙의 후건부 싱글톤 B^i 에 대응한다고 하면, 식 (18)과 같은 제한조건을 두어서 B^i 의 탐색범위를 제한한다. 이 때의 i 는 퍼지 규칙에서 사용한 인덱스 i 와는 다르며 크기 순으로 정렬한 것이다.

$$\begin{aligned} y^{\min} &\leq B^1 \leq y^2 \\ y^{i-1} &\leq B^i \leq y^{i+1} \quad i=2,3,\dots,c-1 \quad (18) \\ y^{c-1} &\leq B^c \leq y^{\max} \end{aligned}$$

식 (16)~(18)은 제한범위를 두지 않아도 무방하지만 구조 인식의 결과물을 최대한 활용해서 해의 탐색범위를 줄이면 파라미터 인식에 걸리는 시간을 줄일 수 있다. 파라미터 인식은 식 (16)~(18)의 제한조건을 만족시키면서 목적함수인 식 (15)를 최소화하는 최적의 해($nc \times k$ 개의 c_j^i , dc_j^i , dr_j^i 와 dl_j^i 를 nc 개의 B^i)를 찾는 것이다.

최적화 문제를 해결하기 위한 방법들이 다수 있지만 여기서는 차분진화를 사용하였다 [5]. 위에서 정립한 문제는 목적함수를 최소화하는 것인데, 적합도를 최대로 하는 문제로 변환하기 위해 식 (19)을 사용한다.

$$F = \frac{1}{E} \quad (19)$$

여기서, E 는 식 (15)의 오차이며, 실제 데이터에서 오차가 0이 되는 경우는 없으므로 식 (19)를 이용, 최소화 목적함수 E 를 최대화 적합도함수 F 로 변환할 수 있다. 고려해야 할 또 다른 사항으로 모든 규칙에 대해 특정 데이터의 전건부 만족도(식 (8))가 0인 경우이다. 이는 해당 데이터가 어떤 퍼지 규칙도 만족시키지 못함(퍼지 규칙에 속하지 않음)을 의미하는 것으로 이런 데이터가 존재해서는 안 된다. 따라서 이런 경우가 발생하면 벌칙을 가해 진화과정에서 이런 모델이 도태하도록 유도해야 한다. 이를 위해 식 (20)과 같은 벌칙함수를 도입한다.

$$P = \sum_{i=1}^n p_i \quad (20)$$

여기서, p_i 는 i 번째 데이터에 대해 퍼지 모델의 전건부 적합도(w_i , $i=1,2,\dots,r$)가 0이면 가할 벌칙의 크기로 상수 값을 가지며, 적합도가 0이 아니면 $p_i=0$ 이다. 식 (20)을 식 (19)에 결합, 적합도함수(식 (21))로 사용한다.

$$F = \frac{1}{E+P} \quad (21)$$

3.2 경제주행 패턴 최적화

식(4)의 문제를 풀기 위해 TPS 데이터로부터 두 개의 퍼지모델을 구축하면 그림 4와 같이 이 모델을 대상으로 차분진화를 통해 최적의 경제운전 패턴을 찾는다. 차분진화에서 경제최고속도와 타행끝점속도 값을 갖는 다수의 개체가 생성되고 이들 개체가 두 퍼지 모델에 입력, 추론되어 에너지소비와 주행시간을 각각 계산한다. 이 때 식 (4)의 제약조건을 만족시켜야 하며 이를 위반할 때는 벌칙을 인가한다 [11-12]. 벌칙은 위반한 정도에 상수 값을 곱해 이를 목적함수 값에서 뺀다. 따라서 목적함수를 최대로 하려면 에너지소비도 작아야 하고 동시에 벌칙도 없어야 한다. 결국 식 (4)에서 제약조건을 만족시키면서 $E_{econosaving}$ 가 최대인 $V_{ecospeed}$ 와 $V_{coastspeed}$ 를 얻게 된다.

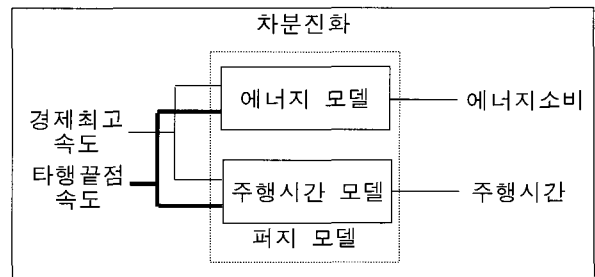


그림 4. 차분진화를 통한 경제주행 패턴 탐색 모형.

Fig. 4. Evolutionary scheme for finding optimal economical running patterns.

4. 사례 연구

한국형 고속열차 영업운행 편성인 20량을 대상으로 에너지 소비를 최소화 하는 경제운전 최적화를 수행하였다. 부산-광명 구간을 대전과 대구에 각각 60초씩 정차하는 패턴으로 상행방향으로 최고속도 300[km/h]로 주행하는 것으로 가정하였다. 경제최고속도와 타행끝점속도는 고속전철을 운전하는 기관사에 의해 추종되는 것으로 가정하여 TPS를 실행하였다. 최대 성능으로 주행했을 때 TPS 해석 결과가 표 1과 같다.

표 1. 최대 성능으로 주행 시 열차성능해석 결과
Table 1. TPS result with all out run condition

구간	거리[km]	주행시간 [분]	속도 [kph]	소비 에너지 [kWh]
부산-대구	144.62	36.61	237.04	4504.63
대구-대전	127.04	33.48	227.65	3718.13
대전-광명	137.29	32.79	251.21	3967.57
계	408.96	105.88	231.74	12190.33

운행시간, $T_{maxtrip} = 105.88$ [분], 에너지 소비, $E_{max} = 12,190.33$ [kWh]. 퍼지 모델링에 사용할 데이터를 얻기 위해 경제최고속도 $V_{ecospeed}$ 와 타행끝점속도 $V_{coastspeed}$ 를 일정 격자간격으로 변경하면서 TPS를 실행, 주행시간과 소비에너지를

데이터를 얻었다. 경제최고속도는 260[km/h]에서 295[km/h]까지 5[km/h] 단위로, 타행끝점속도는 170[km/h]에서 290[km/h]까지 10[km/h] 단위로 격자를 구성하였다. 그림 5는 경제최고속도를 260km/h부터 295km/h까지 5km/h씩 변경시켰을 때 주행시간 변화를 도시한 것이며 그림 6은 타행끝점속도를 170km/h부터 290km/h까지 10km/h씩 변경시켰을 때 에너지소비 변화를 도시한 것으로 격자 간격으로 수집된 데이터가 퍼지 모델링에 사용 되었다.

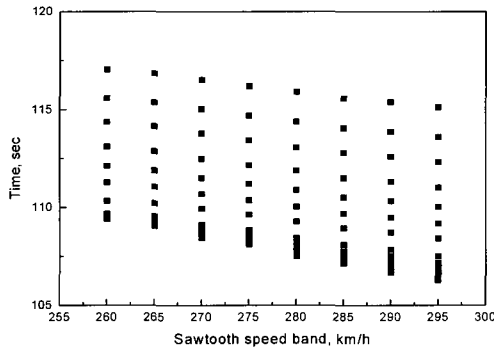


그림 5. 경제최고속도와 주행 시간 사이의 관계.
Fig. 5. Relationship between economic maximum speed and running time.

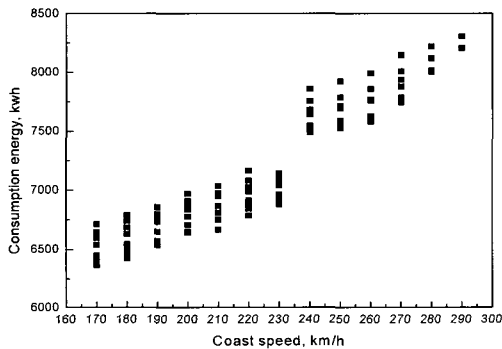


그림 6. 타행끝점속도와 에너지 소비와의 관계.
Fig. 6. Relationship between coasting end speed and energy consumption.

표 2는 퍼지 모델링의 파라미터 인식과 경제운전 최적 패턴을 찾을 때 사용된 차분진화 알고리즘의 파라미터를 나타낸 것이다. 탐색종료 조건에 해당하는 최대진화세대수는 알고리즘의 수렴성을 보기 위해 충분히 큰 20000세대로, 집단 크기는 20으로 하였다. 차분 크기 조정 가중치는 0.5로, 개체 교배 여부를 결정하는 교배율은 0.5를 사용하였다[5,12].

표 2. 차분진화 알고리즘에 사용된 파라미터
Table 2. Parameters used in differential evolution

변수명	퍼지 모델링		최적화
	소비에너지	주행시간	
최대 진화세대수	20000	20000	500
집단의 크기	20	20	10
차분 크기 조정 가중치	0.5	0.5	0.5
교배율	0.5	0.5	0.5

그림 7과 그림 8은 차분진화를 사용하여 소비에너지가 출력인 퍼지모델과 주행시간이 출력인 모델에 대해 파라미터 인식을 수행할 때 진화에 따른 적합도를 보인 것으로 세대수가 증가함에 따라 적합도가 상승, 수렴한다.

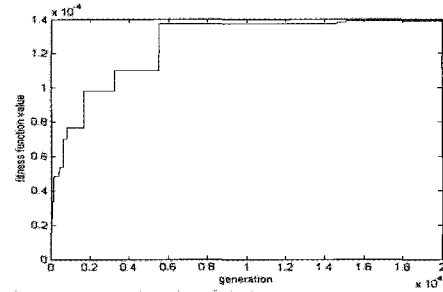


그림 7. 에너지 소비 모델 인식에서 적합도.
Fig. 7. Fitness in the parameter identification of energy consumption model.

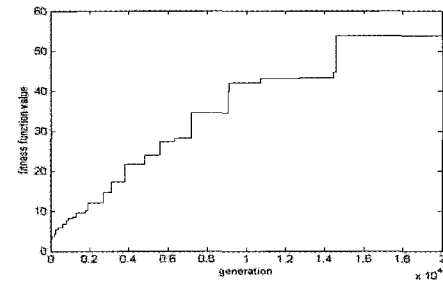


그림 8. 주행시간 모델 인식에서 적합도.
Fig. 8. Fitness in the parameter identification of running time model.

표 3. 에너지 소비 모델

Table 3. Fuzzy membership functions in 6 rules for energy consumption model

6개 규칙에서 경제최고속도(입력)의 멤버쉽함수						
구분	규칙1	규칙2	규칙3	규칙4	규칙5	규칙6
c_1^i	251.38	211.29	301.12	365.00	277.99	139.94
dc_1^i	18.91	12.45	40.00	58.02	28.07	47.53
dl_1^i	0.00	95.07	31.65	116.09	21.74	95.18
dr_1^i	5.50	45.10	26.01	0.00	17.90	58.73
6개 규칙에서 타행끝점속도(입력)의 멤버쉽함수						
구분	규칙1	규칙2	규칙3	규칙4	규칙5	규칙6
c_2^i	271.26	220.52	281.87	177.03	277.99	250.80
dc_2^i	7.72	21.02	32.43	4.73	19.02	124.19
dl_2^i	40.0	12.21	2.39	59.86	26.29	2.97
dr_2^i	31.50	107.30	38.91	11.87	40.00	84.27
6개 규칙에서 에너지 소비(출력)의 퍼지 싱글톤 값						
구분	규칙1	규칙2	규칙3	규칙4	규칙5	규칙6
B_p^i	10028	13412	7149	10483	10483	11226

표 4. 주행시간 모델
Table 4. Fuzzy membership function in 5 rules for running time model

5개 규칙에서 경제최고속도(입력)의 멤버쉽함수

구분	규칙1	규칙2	규칙3	규칙4	규칙5
c_1^i	276.128	168.159	285.009	212.813	276.598
dc_1^i	22.355	2.193	31.997	0.000	26.418
dl_1^i	32.662	15.833	0.023	8.855	26.297
dr_1^i	22.367	59.027	19.096	34.423	34.562

5개 규칙에서 타행끝점속도(입력)의 멤버쉽함수

구분	규칙1	규칙2	규칙3	규칙4	규칙5
c_2^i	206.328	267.520	241.414	311.244	250.718
dc_2^i	20.709	35.548	19.779	32.053	70.074
dl_2^i	54.039	40.000	90.244	40.000	52.608
dr_2^i	129.930	39.981	129.843	30.500	129.985

5개 규칙에서 주행시간(출력)의 퍼지 싱글톤 값

구분	규칙1	규칙2	규칙3	규칙4	규칙5
B_p^i	118.78	109.24	113.83	107.81	101.12

에너지소비 모델의 인식 결과는 6개 규칙으로 구성되며, 이들 6개 퍼지 규칙 각각에서 입력 퍼지변수의 멤버쉽함수 파라미터가 표 3과 같고, 주행시간 모델의 경우에는 5개의 규칙을 갖으며 각 규칙에서 퍼지변수의 멤버쉽함수 파라미터는 표 4와 같다.

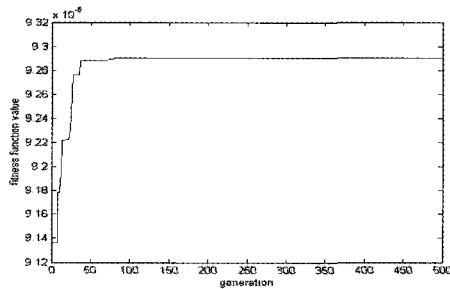


그림 9. 경제 주행 패턴 최적화에서 적합도.
Fig. 9. Fitness in the differential evolution to optimize economical running.

표 5. 최적 경제주행 시 여유시간 대비 에너지소비 절감
Table 5. Results of the optimal economical running

여유율 (주행시간)	경제최고 속도[kph]	타행끝점 속도[kph]	실제주행 시간[분]	소비에너지 절감율[%]
1[%](106.938)	299.2180	235.6041	106.80	7.8
3[%](109.056)	300.0000	205.5218	108.91	8.9
5[%](111.174)	292.0257	192.8836	111.05	11.2
7[%](113.291)	291.2442	185.7356	113.14	12.4
9[%](115.409)	291.2442	170.0000	115.26	13.2

그림 9는 최대 성능으로 주행 시 대비 주행시간 여유분을 3[%]로 한 경우, 최적 경제주행 패턴을 진화 탐색하는 과정에서의 적합도 변화를 보인 것이다. 에너지소비 모델과 주행시간 모델을 사용하여 운행 여유분 변경에 따른 최적의 경제최고속도와 타행끝점속도는 표 5와 같다. 그림 10은 주행시

간 여유율이 5[%]인 경우의 최적 경제 주행 속도 프로파일과 최대주행성능 속도 프로파일의 결과를 비교한 것이다. 최고속도를 유지하는 부분과 역에 정차하기 위해 제동을 사용하는 부분에서 속도 프로파일의 차이가 발생함을 알 수 있다. 즉, 그림 10에서 실선은 가속 주행 후 제동하는 최대 성능 주행인 반면 점선은 경제 주행은 제동을 미리 고려하여 타행 후 제동하는 것으로 가속 후 제동에 따른 에너지 손실을 줄여줌을 보여준다. 그림 10에서 점선이 하강하는 타행 주행중에 부분적으로 상승하는 것은 해당 구간이 상구배라 타행 중입에도 주행 속도가 상승함으로 보이는 것이다. 식(1)에서 주행시간 여유분은 여유율에 최대 성능으로 주행할 때 걸린 운행시간을 곱한 것으로 운영자는 열차시격과 밀도를 고려하여 열차운행 계획에 이를 반영한다.

보통 철도 운영자가 열차운행 계획에 사용하는 여유율이 5 ~ 7[%]인 것을 감안하면 표 5에서 여유율 5 ~ 7[%]대에서 소비에너지 절감율이 상대적으로 커서 에너지소비 절감 효과를 기대할 수 있다.

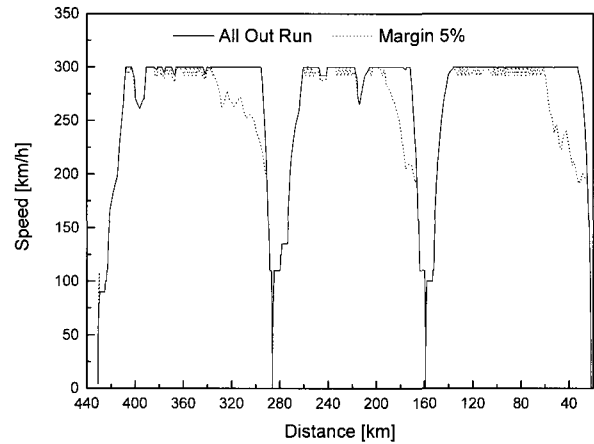


그림 10. 최적 경제 주행 결과(주행시간 여유율 5%)와 최대 성능 주행 결과 비교.
Fig. 10. Comparison between optimal economical running and all out run.

5. 결 론

본 논문에서는 전기철도차량의 운행시간 여유분을 고려하여 에너지 소비를 최소화하는 경제운전 패턴을 찾는 방안을 제시하였고 이를 통해 해를 구하는데 어려움이 많았던 기존의 해석적인 방법의 단점을 극복할 수 있었다. 경제최고속도와 타행끝점속도를 주행패턴의 변수로 사용하여 퍼지모델을 구축하고 이를 대상으로 진화 탐색을 적용하여 최적의 경제 운전 패턴을 찾는 것이 가능함을 확인하였다. 사례연구에서 주행시간 여유율을 5[%] 이상으로 하면 경제주행을 통해 에너지소비를 10[%] 이상 줄일 수 있었다. 이는 운영자가 부여한 여유율을 포함한 운행시간 이내로 주행하면서 에너지소비는 최소로 하는 경제최고속도와 타행끝점속도를 최적화한 결과이다.

참 고 문 헌

[1] P.Pudney, P.Howlett, "Optimal Driving Strategies for a Train Journey with Speed Limits", J. Austral. Math. Soc. B36, pp. 38~49, 1994.

[2] P.Howlett, "Optimal Strategies for the Control of a Train", Automatica, Vol.32, No.4, pp. 519 ~ 532, 1996.

[3] E.Khmelnitsky, "On an Optimal Control Problem of Train Operation", IEEE Transactions on Automatic Control, Vol.45, No.7, July 2000.

[4] Iakov M.golovitcher, "Energy Efficient Control of Rail Vehicles", 2001 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, pp. 658 ~ 663 vol.1.

[5] Storn, Rainer and Price, Kenneth (1995). Differential Evolution - a Simple and Efficient Adaptive Scheme for Global Optimization over Continuous Spaces. Technical Report TR-95-012, ICSI, March 1995.

[6] H. S. Hwang and K. B. Woo, "Linguistic Fuzzy Model Identification," IEE Proceeding Part D.-Control Theory and Application, Vol. 142, No. 6, pp. 537-544, November, 1995.

[7] H. S. Hwang, "Automatic design of fuzzy rule base for modeling and control using evolutionary programming," IEE Proceeding Part D.-Control Theory and Applications, Vol. 146, No. 1, pp. 9-16, January, 1999.

[8] H. S. Hwang, "Control Strategy for Optimal Compromise between Trip Time And Energy Consumption in a High Speed Railway", IEEE Trans. on SMC, Part A: System and Humans, Vol. 28, Issue 6, Nov. 1998.

[9] H. S. Hwang and G. S. Kim, "Reliability Optimization of Communication Network in Train Control Systems via GAs", Trans. KIEE Vol. 44, No. 4, p. 535-542, April, 1995

[10] 김치태, "전동열차의 주행에너지 소비를 최소화하는 최적 운전", 석사학위논문, 서울산업대학교 철도차량공학과, 2001.

[11] 이태형, 박춘수, 신중린, "한국형 고속전철개발열차 열차성능해석 및 평가", 한국철도학회논문, 7권, 2호, pp. 120~124, 2004.

[12] 황희수, "적응성 있는 차분 진화에 의한 함수최적화와 이벤트 클러스터링," 한국 퍼지 및 지능시스템 학회, Vol. 12, No. 5, pp. 451 - 461, 2002.

저 자 소 개



이태형(Lee Tae Hyung)

2005년 : 건국대 전기공학과 박사졸업.
 1997년~현재 : 한국철도기술연구원
 고속철도기술개발사업단
 선임연구원

관심분야 : 전기철도시스템 최적화
 Phone : 031-460-5624
 Fax : 031-460-5649
 E-mail : thlee@krri.re.kr



황희수(Hwang Hee Soo)

1993년 : 연세대 전기과 박사졸업.
 1993~1997 : 한국고속철도 고속전철기술
 개발사업단 수석연구원
 현재 : 한라대학교 전기전자과 부교수

관심분야 : 전기/광자극기술, 감성조명, 시스템엔지니어링, 최적화, 혁신적 문제해결론
 Phone : 033-760-1249
 Fax : 033-760-1252
 E-mail : hshwang@halla.ac.kr