

■ 論 文 ■

# 이질적 지하철승객 기반의 동적 출발시간선택모형 개발 (도심을 목적지로 하는 단일 지하철노선을 중심으로)

Development of A Dynamic Departure Time Choice Model based on  
Heterogeneous Transit Passengers

**김 현 명**

((주)하이콘엔지니어링 기술연구소 선임연구원)

**신 동 호**

(원광대학교 도시공학과 부교수)

**임 용 택**

(여수대학교 교통물류시스템공학부 전임강사)

**백 승 걸**

(인천발전연구원 초빙책임연구원)

## 목 차

- I. 서론
- II. 기존 연구의 검토
  - 1. 통행자 선택행태 모형
  - 2. 대중교통 통행배정 모형
  - 3. 출발시간 선택모형
- III. 통행자기반 동적모형의 개발
  - 1. 동적 지하철망 시뮬레이션 모형
- 2. 통행자 출발시간 선택모형
- IV. 모형의 평가
  - 1. 분석 교통망
  - 2. 분석결과
- V. 결론
- 참고문헌

Key Words : 통행자 선택행태, 동적 지하철 시뮬레이션, 동질적 행태, 이질적 행태, 동적 출발시간 선택

## 요 약

본 연구에서는 지하철망에서 각 노선을 운행하는 차량과 승객을 동적으로 시뮬레이션 할 수 있는 동적 지하철차량 시뮬레이션 모형과 동적 지하철승객 시뮬레이션 모형을 개발하고, 이를 이용해 통행자 기반의 동적 지하철 출발시간 선택 알고리즘을 개발하였다. 개발된 모형은 개별적인 통행자들의 행태를 이질적(Heterogeneous)으로 설정해 기존에 이용되던 통행자간의 동질성 가정을 완화하였다. 또한, 통행자들은 불완전한 정보와 제한적인 합리성을 가진다고 가정하여 보다 현실적인 시뮬레이션이 가능하도록 하였으며, 간단한 예제 가로망에 대해 모형을 분석하였다.

분석결과 통행자들을 이질적으로 가정한 경우와 동질적으로 가정한 경우간에 출발시간선택에 명확한 차이를 보였다. 통행자들을 동질적으로 가정한 경우 출발시간선택과정에서 기중점에 관련된 특성들이 중요한 역할을 하는 반면, 이질적으로 가정한 경우 개별 통행자의 선호특성이 출발시간 선택에 중요한 역할을 하는 것으로 나타났다. 특히 통행자들을 동질적으로 가정할 경우 출발시간 선택결과가 비현실적으로 나타날 수 있음도 보였다. 또, 기존의 확률과정과 달리 선택 차원이나 선택 대안의 수가 많아질 경우 추가적인 고려가 있어야 학습과정을 보다 현실적으로 모형화할 수 있음을 알 수 있었다.

본 연구모형에서는 지하철 통행자의 동적 출발시간 선택과정을 묘사하기 위해 인지 및 의사결정과정으로서 추론과정과 귀납적인 선호형성과정을 학습모형에 포함시킴으로써 보다 현실적인 분석결과가 도출되도록 하였다. 각 승객들은 충분한 학습을 거친 뒤에도 합리적인 선택을 하기보다는 자신의 경험에 따라 형성되는 선호의 영향을 받아 임의적으로 출발시간을 선택하는 문제도 나타날 수 있는 것으로 분석되었다. 이런 분석결과는 기존의 전통적인 교통수요모형(이용자균형 통행배정모형 등)들에서 주로 이용되는 통행자의 완전한 정보, 합리성 및 동질성 가정 등에 따른 집계적인수요추정결과가 실제로 나타나는 개별적인 통행행태와 다를 수도 있음을 보여 주는 것이다.

## I. 서론

대도시 도로망의 교통혼잡문제가 심각해짐에 따라 통행자를 대중교통으로 유도하기 위한 정책이 요구되고 있으며, 이에 따라 각종 대중교통정책과 이의 세부기법들을 분석하기 위한 대중교통망 모형(Transit network model)에 대한 중요성이 증대되고 있다. 특히 지하철 교통망의 경우 대규모의 통행량을 수송할 수 있고 정시성있게 기종점간을 연결하기 때문에 대도시 교통혼잡문제를 해결할 수 있는 우수한 대안으로 평가받고 있다. 그러나, 지난 수십년간 대중교통망에 관한 연구는 개인 교통수단인 승용차 교통망(Road network)을 다룬 연구에 비해 그 수가 많지 않고 그 성과도 크지 않았다. 승용차 교통망에 대해서는 다수의 동적 통행배정모형(Dynamic traffic assignment model)과 교통류 이론에 기초한 시뮬레이션 모형(Simulation model)이 개발되어 있으나, 대중교통망에 대한 동적 분석이나 시뮬레이션 기반의 모형들은 거의 개발되지 않았으며, 기존 연구도 대부분 정적 상태에서 통행자의 선택행태를 표현하는 정적 대중교통 통행배정모형(Static transit assignment model)이 주류를 이루어 왔다.

그러나, 정적인 접근법을 이용해 대중교통망의 특성을 분석하는데는 한계가 있다. 도로망과 마찬가지로 지하철망 역시 동적 특성을 가지고 있기 때문에, 이를 정적인 틀에서 검토할 경우 중요한 특성들이 평균화되거나 근사화되어, 이를 추경과정이나 해석과정에 반영하기 어렵다는 문제가 있다. 또한, 기존의 통행배정기법들은 대부분 이용자들이 이성적이고 합리적이며 상호 동질적(homogeneous)이라는 가정하에, 교통망에 대한 완전한 정보를 가지고 통행에 관련된 결정을 내린다고 가정한다. 물론 확률적 통행배정을 다루는 연구들에서는 완전정보 가정이나 합리성(rationality) 가정을 완화하기도 하지만 근본적으로 각 통행자들간의 이질적(heterogeneous) 통행행태를 묘사하지는 못하고 있는 실정이다.

위와 같은 문제들을 고려해 본 연구에서는 지하철망을 동적으로 시뮬레이션 할 수 있는 모형을 구축하고 이를 이용해 지하철 통행자들의 출발시간 선택문제를 분석하고자 한다. 개별통행자들의 출발시간 선택행태와 지하철망 주요 변수들간의 관계를 명확히 분석하기 위해, 기존의 연구와 달리 통행자 1명을 최소 부하단위로

설정된 미시적 시뮬레이션(micro simulation) 접근법을 선택하였다. 각 통행자들은 서로 다른 학습 및 의사결정 행태를 가지고 있어 완전히 이질적이며, 자신의 경험을 통해서만 교통망에 대한 정보를 얻을 수 있어 각자 합리적인 선택을 하더라도 제한된 합리성(bounded rationality)하에 있다고 할 수 있다.

개발된 모형은 대중교통과 관련된 여러 분야에 적용이 가능하나, 본 연구에서는 지하철이용시의 출발시간선택문제에 적용하여 모형의 활용성을 평가코자 한다. 문제의 효율적인 분석을 위하여 단일 축(corridor)으로 이루어진 노선망을 대상으로 출발시간에 대한 학습과정과 출발시간 선택문제를 분석한다. 많은 도시들에 단일 축으로 구성된 지하철이나 철도망이 존재하기 때문에 이러한 분석은 결과의 일반성에 큰 영향이 없을 것으로 예상되나, 향후 복수의 노선망과 이들간의 환승행태(transfer behavior) 등을 고려한 모형으로 확장될 필요가 있다.

## II. 기존 연구의 검토

개발모형을 제시하기 전에 먼저 현재까지 개발된 통행자의 학습 행태모형과 대중교통 통행배정모형 그리고 출발시간 선택모형들을 간단하게 살펴보았다.

### 1. 통행자 선택행태 모형

통행자의 통행선택 행태와 관련된 대부분의 연구들은 주로 통행자의 경로선택 행태에 초점을 맞추고 있으며, 반복적인 선택과정을 통해 교통망을 학습하여 안정적인 경로선택에 이르는 과정으로 분석하였다. 이런 접근방법을 일별 동적 경로선택(day-to-day route choice dynamics)이라 하며, Horowitz(1984)에 의해 처음 제시되었다. 그는 운전자의 학습과정을 모형화하고 이를 통해 경로선택 행태를 확률과정(stochastic process)으로 구성하였다. 이후 Chang과 Mahmassani(1988)는 운전자들이 제한된 합리성을 갖는 것으로 가정하고, 교통시스템은 동적인 행태를 갖는 확률적 시스템으로 정의하였으며, Cascetta와 Cantarella(1991)의 연구에서는 일별 동적행태 뿐만 아니라 하루 내(within-day)의 동적 행태까지도 고려하였다. 이런 접근방법은 Watling(1996, 1999)의 연구에서 더욱 구체화되었다. Watling은 교통망의 교통량을 확률적

으로 표현하였으며, 각 교통류 패턴을 독립적인 상태(state)로 구축하여 이러한 상태가 안정되는 경우를 ergodic으로 정의하였다.

상술한 연구들에서는 교통망, 엄밀히 정의하면 교통망의 링크가 갖는 확률적 성질을 다루고 있으며 개별 통행자들에 대해서는 관심을 두지 않았다. 통행자들은 제한된 합리성 하에서 학습을 통해 교통망의 상태에 대한 자신의 전략을 구축하게 되지만, 이런 통행자들간에는 불확실성하의 동질성이 존재하며 이는 전통적인 정적 통행배정 기법에서의 동질성 가정에서 크게 벗어나지 않는 것이다. 그러나 최근 Nakayama 등(1999, 2000, 2001)은 운전자들간의 이질성, 운전자들의 제한된 합리성, 불확실한 정보를 가정하여 교통망상에서 "착각된 균형(deluded equilibrium)" 상태가 도출됨을 확인하였다. 이 연구에서 각 통행자들은 서로 이질적인 개인 특성을 갖는데, 이는 각 운전자들이 개인적으로 동일하게 경험한 통행들에 대해서도 다른 평가를 내릴 수 있고, 서로 다른 학습과정을 거치며, 이에 따라 동일한 교통조건하에서도 서로 다른 예측 통행시간과 최적 경로를 가질 수 있음을 보인 것이다. 본 연구에서도 Nakayama 등의 연구와 같이 각 통행자는 이질적인 개인 특성을 갖고 있다고 가정한다.

## 2. 대중교통 통행배정 모형

현재까지 대중교통망 통행배정을 다룬 연구들은 크게 두 가지 부류로 나눌 수 있다. 그중 하나는 De Cea와 Fernandez(1989, 1993, 1996)가 제시한 사용자 균형(User Equilibrium, UE)기반의 통행배정 모형이며(이성모 등(1996), 김현명 등(1999)), 다른 하나는 Spiess와 Florian(1989)이 제시한 최적전략 기반(Optimal strategy based)의 경로선택 모형이다. 전자의 경우 동일한 기종점간을 통행하는 통행자들의 통행시간은 같다는 사용자 균형 가정에 각 통행자들을 고정된 지하철 노선상에 배정하는 기법으로, 도로망에 적용되는 정적 통행배정의 틀을 그대로 유지하고 있는 반면, 후자의 경우 각 이용자들이 각자의 최적 전략에 기초해 기대 통행시간을 최소화하는 경로를 선택한다는 점에서 전통적인 정적 통행배정 접근법과는 차이가 있다고 할 수 있다.

이들 기존 연구들은 대부분 도로망에 대한 모형을

수정하여 대중교통 통행행태를 묘사하고 있으며, 정적기반에서 모형을 구축하였다는 한계가 있다. 예를 들어 차내 혼잡도의 시간대별 변화나 차량간의 차두 간격(headway)에 따른 각 시간대별 대기 승객수의 변화 등은 실제 대중교통시스템에서는 매우 중요한 변수임에도 불구하고 정적인 기반하에서는 명확하게 묘사할 수 없는 것들이다. 또한 정적인 이용자균형에서 지적되어온 교통상황에 대하여 통행자가 완전한 정보를 갖고 있다는 가정, 이용자들간의 동질성가정, 합리적인 통행자 가정 등도 그대로 이용되어 왔다.

## 3. 출발시간 선택모형

통근자는 일반적으로 도착시간과 도착장소가 고정되어 있다. 따라서 지각시에는 페널티(Penalty)를 받기 때문에 운전자들은 되도록 지각확률을 줄일 수 있도록 출발시간을 선택하게 된다. 그러므로 대중교통의 운영특성에 종속적인 출발시간과 페널티간의 상충관계를 기반으로 하여 출발시간 선택모형을 구성할 수 있다. 이러한 관계를 결정하는 대중교통의 운영특성으로는 차량속도와 그 변동(fluctuation), 정시성, 배차간격, 배차시간 등이 있다.

출발시간 선택모형은 대부분 경로선택모형과 결합한 형태로 제시되어 왔다. Mahmassani 등(1986)은 신호출발시간과 예측통행시간의 상쇄과정을 통해 새로운 출발시간이 결정되는 휴리스틱한 2단계 선택모형을 제시하였다. Janson(1991)은 가변적인 출발시간과 예정된 도착시간을 갖는 동적 이용자최적(Dynamic User Optimum, DUO) 경로선택 모형을 구성하였다. 그는 Frank-Wolfe알고리즘에 기초한 경험적인 기법을 이용해 기종점 교통량이 가변적인 출발시간과 도착시간을 갖는 상황을 고려하여 모형을 구성하였다. 또, Ran 등(1996)은 복수 기종점쌍을 갖는 교통망에서 DUO 출발시간/경로선택 문제를 2단계의 최적제어 문제로 구성하고, 이를 풀기 위한 경험적인 기법을 제시하였다. 최근 Chen(1999)은 출발시간/경로선택 문제를 링크 기반의 변동부등식으로 제시한 바 있다.

그러나 위의 연구들은 대부분 승용차 통근자를 대상으로 한 것으로 대중교통 통근자의 출발시간에 대한 연구는 미미한 실정이다. 대중교통관련 연구로는 Hendrickson과 Plank(1984)가 대중교통과 승용차

의 통근자 출발시간에 대해 수단선택을 함께 고려한 연구와 Sumi 등(1990)이 출발시간과 노선이라는 대중교통의 운영특성에 대한 통근자의 반응함수를 찾기 위해 일반화 출발시간과 지정된 도착시간보다 늦을 확률에 대한 출발시간을 반응함수로 제시한 연구 등이 있다. 이러한 연구들 역시 전술한 바와 같이 통행자들은 이성적이고 합리적이며 상호 동질적이라는 가정하에 교통망에 대한 완전한 정보를 가지고 통행에 관련된 의사결정을 내린다고 가정한다. 따라서 독립변수로서 개인간의 선택행태 차이를 반영하는 통행자의 이질성을 모형내에 반영하지는 못하고 있다.

### III. 통행자기반 동적모형의 개발

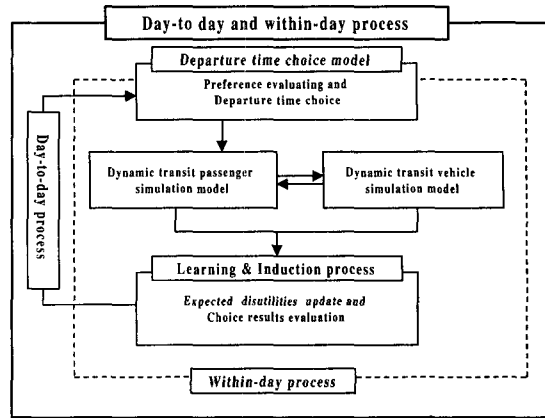
#### 1. 동적 지하철망 시뮬레이션 모형

본 연구에서는 기존 연구들의 문제점들을 극복하기 위하여 개별통행자들의 출발시간 선택행태와 지하철망의 주요 변수들간의 관계를 보다 명확히 분석할 수 있는 미시적 시뮬레이션 기법을 개발하였다. 본 연구에서 제시하는 동적 시뮬레이션 모형은, 1)동적 지하철 승객 시뮬레이션 모형(Dynamic transit passenger simulation model, DTPSM)과 2)동적 지하철차량 시뮬레이션 모형(Dynamic transit vehicle simulation model, DTVSM)으로 구성된다. 모형은 <그림 1>에서와 같이 통행자의 일별(Day-to-day) 행태와 실시간(Within-day 또는 real-time) 행태를 고려하도록 설계된다. 각 모형들을 구체적으로 설명하면 다음과 같다.

##### 1) 동적 지하철승객 시뮬레이션 모형(DTPSM)

동적 지하철 승객모형은 각 승객에 대하여 기점에서 대기시간, 종점 도착시간과 통행시간 그리고 통행하는 동안 각 시간대별로 경험하는 차내 혼잡도 등을 계산한다. 이런 정보는 다음 날(next day) 출발시간을 선택하는 데 중요한 자료로 제공되며, 이런 경험이 쌓여서 안정적인 출발시간을 결정하게 되는데 이 과정이 학습과정(Learning process)을 통해 이루어진다.

DTPSM은 DTVSM에 비해 상대적으로 간단한 구조



<그림 1> 동적 대중교통 시뮬레이션모형의 기본구조

를 갖고 있다. 각 승객은 미리 주어진 시간종속적인 기종점 통행량(time dependent OD)에 따라 시행 첫날(day=1)의 기점과 종점 그리고 출발시간이 설정된다. 설정된 기점과 출발시간을 이용해 승객을 역에 진입시키고 차량이 도착하면 순서대로 차량에 탑승시킨다. 기점 역마다 이런 과정을 반복한 후 차량이 각 종점역에 도착하면 해당역이 종점인 승객들을 하차시키게 된다.

##### 2) 동적 지하철차량 시뮬레이션 모형(DTVSM)

지하철차량 시뮬레이션 모형에서는 기존 대중교통 통행배정 알고리즘에서 각 링크 비용함수를 통해 차량의 승객수송이나 용량을 나타낸 것과는 달리 동적으로 정해진 스케줄에 따라 차량을 노선의 기점부터 종점까지 출발, 주행, 정차시킨다. 각 차량은 역 도착 후 정해진 시간만큼 승객의 탑승을 위해 정차한 뒤 발차하여 주행하는 과정을 노선의 기점역에서 종점역까지 반복하게 된다. 본 연구에서 사용된 주요 변수와 알고리즘은 다음과 같다

#### Notation

- $I_l$  : 노선  $l$ 의 기점
- $J_l$  : 노선  $l$ 의 종점
- $t$  : 시간대(time slice)
- $\Delta$  : 시간대 길이(duration of each time slice)
- $T$  : 분석 시간대수
- $h_l$  : 차두간격(sec)
- $s_l$  : 노선  $l$ 의 차량 운행속도(km/h)

- $w_{i,c}$  : 노선  $l$ 의 차량  $c$ 의 역내 정차시간(sec)
- $st_l$  : 노선  $l$ 의 차량 역내 지정정차시간(sec)
- $x_{i,c}$  : 노선  $l$ 을 운행하는 차량  $c$ 의 승객수
- $D_i^{a,b}$  : 노선  $l$ 에 속한 역  $a$ 의 승객중 역  $b$ 가 중점인 승객
- $D_i^a$  : 노선  $l$ 에 속한 역  $a$ 의 승객수요(=  $\sum_b D_i^{a,b}$ )
- $TL_c^a$  : 차량  $c$ 가 역  $a$ 로 부터 운행한 거리(km)
- $d_{a,b}$  : 인접역  $a, b$ 간 거리(km)
- $l_{over,a}$  : 역  $a$ 의 차량도착시간 및 분석시간대 간의 차이를 조정하기 위한 계수(km)
- $K_{i,c}$  : 노선  $l$ 을 운행하는 차량  $c$ 의 최대수용 승객수(person)
- $\mu_{i,c}$  : 노선  $l$ 을 운행하는 차량  $c$ 의 차내 혼잡도 :  $x_{i,c} / K_{i,c}$
- $X_{i,c}$  : 노선  $l$ 을 운행하는 차량  $c$ 의 상태변수(State variable)
  - 1이면 차량이 현재시간대에 역에 도착상태
  - 2이면 역내 정차시간의 합  $w_{i,c}$ 이 지정 정차시간( $st_l$ )보다 크거나 같은 경우
  - 3이면 차량 주행중
  - 4이면 차량의 회차를 나타냄

이들 변수들을 사용하여 차량의 시뮬레이션과정을 수식 형태로 표현하면 다음과 같다.

**동적 지하철차량 시뮬레이션 과정(Dynamic Transit Vehicle Simulation Algorithm)**

For each vehicle,

**[Step 1] Initialization & Vehicle generation**

- (1.1) Set time slice  $t=0$
- (1.2) Set  $x_{i,c}=0, w_{i,c}=0, TL_c^a=0, l_{over,a}=0$  and  $X_{i,c}=1$
- (1.3) Generates a vehicle with specific headway  $h_l$  from origin station and marks the vehicle  $c$

**[Step 2] Passenger Boarding**

- (2.1) If  $X_{i,c}=1$ , then  $w_{i,c}=w_{i,c}+\Delta$
- (2.2) If  $D_i^a > 0$ , then  $x_{i,c}=x_{i,c}+D_i^a$

- (2.3) If  $w_{i,c} > st_l$ , then set  $X_{i,c}=2$   
Otherwise  $t=t+1$  and go to (2.1)
- (2.4) If  $x_{i,c} \geq K_{i,c}$ , then  $x_{i,c}=K_{i,c}$
- (2.5) Calculates  $\mu_{i,c} = \frac{x_{i,c}}{K_{i,c}}$

**[Step 3] Vehicle Running & Stop**

- (3.1) If  $X_{i,c}=2$ , then set  $TL_c^a = TL_c^a + l_{over,a}$  and  $X_{i,c}=3$
- (3.2) If  $X_{i,c}=3$ , then  $TL_c^a = TL_c^a + s_l \Delta$
- (3.3) If  $TL_c^a - d_{a,b} \geq 0$ , then set  $X_{i,c}=1$  and  $w_{i,c}=0$   
Otherwise  $t=t+1$  and go to (3.2)

**[Step 4] Passenger Unloading**

- (4.1) If  $X_{i,c}=1$ , then
  - ① calculate  $l_{over,b} = TL_c^a - d_{a,b}$
  - ② calculate  $x_{i,c} = x_{i,c} - D_i^{a,b}$
  - ③ recalculate  $\mu_{i,c}$

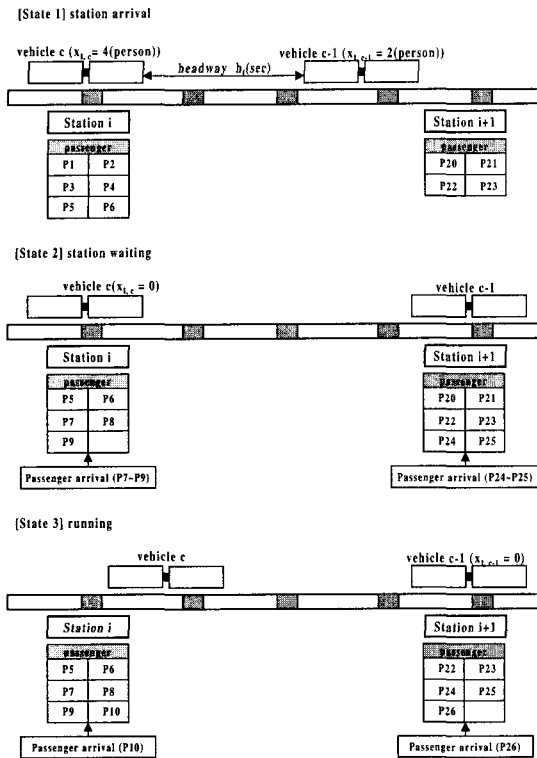
**[Step 5] Simulation Termination Check**

- (5.1) If station  $b = J_l$ , then set  $X_{i,c}=4$  and diminish the vehicle  $c$   
Otherwise,  $a=b$  and go to [Step 2]  
end do

차량 시뮬레이션과정은 <그림 2>와 같이 도식적으로 표현할 수 있다.

[State 1] station arrival 단계에서는 각 시간대 별로 각 역에 진입하는 차량들을 검토한다. 본 연구에서는 차량의 진행이 실제 시간의 흐름에 따라 시뮬레이션되기 때문에 계산된 도착시간은 실시간 흐름에 따라 계산되는 반면, 각 시간간격의 시작 및 종료시간은 지정된 단위길이를 중심으로 정수값을 취하게 되어 두 시간대간에 오차가 발생한다. 따라서 차량이 해당 시간대 길이를 모두 주행할 경우 역을 넘어서게 되면 이러한 overshoot된 길이를  $l_{over,a}$ 에 저장하고 이후 출발시 이 길이만큼 앞에서 출발시킨다.

[State 2] Station waiting 단계의 경우 정해진 시간  $st_l$  만큼 차량을 역에 정차시킨다. 이 시간동안 승객의 탑승이 이루어지는데 각 승객은 역에 도착한



〈그림 2〉 지하철 차량 시뮬레이션 과정

순서에 따라(First in first out, FIFO) 차량에 탑승한다. 만약 현재 차량에 탈 수 있는 숫자에 비해 승객의 수가 많다면, 같은 시간대 역에 도착한 승객들중 서로 다른 중점을 갖는 승객 그룹별로 전체 승객에서 차지하는 비율에 따라 차량의 여유용량을 이용할 수 있다고 가정하여 배분한다. 이는 동적 통행배정모형의 합류부에서 흔히 이용되는 방법이다.

[State 3] Running단계에서는 미리 설정된 노선의 운행속도와 단위 시간길이에 따라 차량을 진행시킨다. 만약 진행시킨 후 차량이 해당 링크의 중점에 도착하거나 중점을 넘어서는 경우 중점에 정차시켜 시뮬레이션 과정을 종료한다.

## 2. 통행자 출발시간 선택모형

승객들은 자신의 총 비효율을 최소화시키는 시점에서 출발한다고 가정한다. 현실적으로 오전 침두시 지하철이나 버스 등 대중교통 수단의 이용 시간대를 결정하는데 가장 중요한 변수들은 차내 통행시간, 역내

대기시간, 환승시간, 혼잡도, 목적지 도착시간 등이다. 본 연구에서는 이들중 역내 대기시간, 스케줄 지체 그리고 차내 혼잡도 등 3가지 항목을 비효율 요소로 고려한다. 먼저 주요 변수들에 대한 정의는 다음과 같다.

### 1) 변수의 정의(Variable definition)

출발시간 선택모형과 관련된 변수는 아래와 같다.

- $O_p$  : 승객  $p$ 의 통행기점
- $D_p$  : 승객  $p$ 의 통행종점
- $Dt_p^d$  : day  $d$ 에 승객  $p$ 의 출발시간
- $T_{w,p}^d(t)$  : day  $d$ , 시간대  $t$ 에 출발한 승객  $p$ 가 경험한 시간대  $t$ 의 역내 대기시간(sec)
- $T_{s,p}^d(t)$  : day  $d$ , 시간대  $t$ 에 출발한 승객  $p$ 가 경험한 시간대  $t$ 의 스케줄 지체(sec)
- $T_{i,p}^d(t)$  : day  $d$ , 시간대  $t$ 에 출발한 승객  $p$ 가 경험한 시간대  $t$ 의 차내 통행시간(sec)
- $\Psi_p^d(t)$  : day  $d$ , 시간대  $t$ 에 출발한 승객  $p$ 가 경험한 시간대  $t$ 의 차내 최대 혼잡도  
 $= \max\{\mu_{l,c}\}$
- $\eta_p$  : 승객  $p$ 의 차내혼잡 한계치
- $V_p^d(t)$  : day  $d$ , 시간대  $t$ 에 출발한 승객  $p$ 가 경험한 시간대  $t$ 의 비효율
- $\overline{T}_{w,p}^d(t)$  : day  $d$ , 시간대  $t$ 에 출발한 승객  $p$ 의 시간대  $t$ 에 대한 기대 역내대기시간(sec)
- $\overline{T}_{s,p}^d(t)$  : day  $d$ , 시간대  $t$ 에 출발한 승객  $p$ 의 시간대  $t$ 에 대한 기대 스케줄 지체(sec)
- $\overline{T}_{i,p}^d(t)$  : day  $d$ , 시간대  $t$ 에 출발한 승객  $p$ 의 시간대  $t$ 에 대한 기대 차내통행시간(sec)
- $\overline{\Psi}_p^d(t)$  : day  $d$ , 시간대  $t$ 에 출발한 승객  $p$ 의 시간대  $t$ 에 대한 기대 차내 최대 혼잡도
- $\overline{V}_p^d(t)$  : day  $d$ , 시간대  $t$ 에 출발한 승객  $p$ 의 시간대  $t$ 에 대한 기대 비효율
- $\Phi_p^d(t)$  : day  $d$ , 시간대  $t$ 에 출발한 승객  $p$ 의 시간대  $t$ 에 대한 preference function
- $Pt_p$  : 승객  $p$ 의 선호 도착시간대
- $At_p^d(t)$  : day  $d$ , 시간대  $t$ 에 출발한 승객  $p$ 의 중점 도착시간대
- $J_p(t)$  : 승객  $p$ 의 차내통행시간 인지가중치 함수
- $s$  : 학습율

본 연구에서 적용하는 통행자 출발시간 선택모형에서는 독립변수로서 다음 3가지의 입력자료가 주어진다. 즉, 1) 해당일  $d$ 의 역내 대기시간, 2) 해당일  $d$ 의 스케줄지체, 그리고 3) 해당일  $d$ 에 경험한 최대 차내 혼잡도이다.

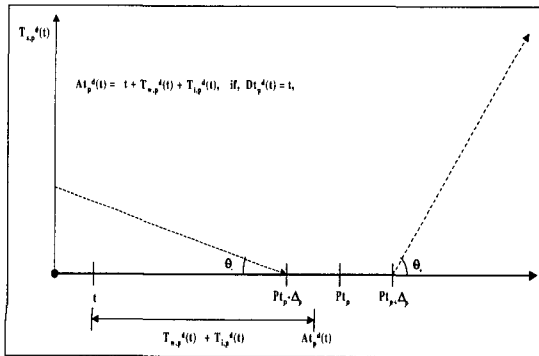
2) 통행시간변수(Travel time variables)

(1) 대기시간( $T_{w,p}^d(t)$ )

각 승객  $p$ 가 역에 도착한 시간(또는 출발시간  $Dt_p^d$ )으로부터 실제 차량에 탑승하기까지 역내에서 보낸 시간을 승객의 역내 대기시간이라 하고  $T_{w,p}^d(t)$ 로 표시한다. 이 값은 DTPSM과 DTVSM의 시뮬레이션을 통해 직접 계산된다.

(2) 스케줄지체( $T_{s,p}^d(t)$ )

대기시간이 시뮬레이션을 통해 계산되는데 비해 스케줄지체는 각 승객의 목적지 도착시간을 스케줄지체 함수에 넣어 지체값을 계산해야 한다. 본 연구에서는 함수의 형태로 Ran(1994)의 연구를 참고하였다. <그림 3>에서 보는 바와 같이 승객  $p$ 의 도착시간  $At_p^d(t)$ 은 출발시간  $Dt_p^d = t$ 에 역내 대기시간  $T_{w,p}^d(t)$ 과 차내 통행시간  $T_{i,p}^d(t)$ 를 더해 구할 수 있다. 도착시간이 계산되면 예정 도착시간 전후의 일정한 인내한계치, 즉 무차별값(indifference endurance)  $\Delta_p$ 와 그보다 일찍 도착해서 겪게되는 패널티(early arrival penalty)  $\theta_-$ , 늦게 도착해서 겪는 패널티(late arrival penalty)  $\theta_+$ , 그리고 각 승객의 선호 도착시간  $Pt_p$  간의 관계를 이용해 승객  $p$ 의 스케줄지체  $T_{s,p}^d(t)$ 를 식(1)과 같이 계산한다.



<그림 3> 통행자의 스케줄지체함수

$$T_{s,p}^d(t) = \theta_- \cdot (Pt_p - \Delta_p - At_p^d(t)),$$

$$\text{if, } At_p^d(t) < Pt_p - \Delta_p$$

$$= 0$$

$$\text{if, } Pt_p - \Delta_p \leq At_p^d(t) \leq Pt_p + \Delta_p$$

$$= \theta_+ \cdot (At_p^d(t) - \Delta_p - Pt_p),$$

$$\text{if, } Pt_p + \Delta_p < At_p^d(t) \tag{1}$$

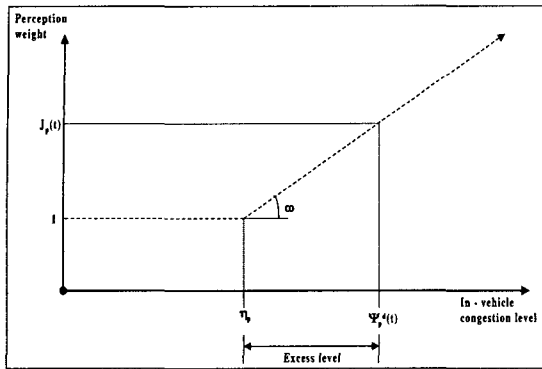
여기서,  $\theta_- < \theta_+$

식(1)에서  $Pt_p$ 는 일반적으로 직장이나 학생의 경우 유사한 값을 갖지만,  $\theta_-$ 와  $\theta_+$ 의 값이나  $\Delta_p$ 의 값은 승객마다 차이가 있다. 그러나 본 연구에서는 각 개인들에 적용되는 스케줄지체 함수는 동일하다고 가정하고, 다만 이를 승객의 의사결정에 반영하는 비중에만 차이를 두었다.

(3) 차내 통행시간( $T_{i,p}^d(t)$ )과 인지함수( $J_p(t)$ )

본 연구에서 제시하는 모형으로 시뮬레이션이 끝나면 각 통행자별로 차내 통행시간  $T_{i,p}^d(t)$ 이 계산된다. 차내 통행시간은 물론 중점 도착시간  $At_p^d(t)$ 를 계산하는데도 이용되지만 각 승객의 비효용  $V_p^d(t)$ 에도 반영된다. 일반적으로 지하철과 같은 궤도 수송수단의 경우  $T_{i,p}^d(t)$ 는 혼잡의 영향을 받지 않는다고 가정한다. 따라서, 수요에 대해  $T_{i,p}^d(t)$ 는 독립적인 관계를 갖는다.

그러나, 차량의 혼잡도가 높을수록 승객들의 비효용은 높아질 것이라 예상할 수 있다. 따라서, 본 연구에서는 각 승객마다 개개인의 한계 인내도(jam endurance)  $\eta_p$ 를 미리 설정하고, 승객  $p$ 가 해당일에 경험한 최대 혼잡도  $\Psi_p^d(t)$ 가  $\eta_p$ 를 넘어서는 경우 실제 의사결정에 반영하는 차내 통행시간  $T_{i,p}^d(t)$ 의 크기를 인지함수  $J_p(t)$ 를 고려하여 증가시키는 방법을 사용한다.  $J_p(t)$ 의 형태는 <그림 4>와 같다. 그림에서  $\omega$ 는 단위 초과 혼잡에 대한 차내 통행시간의 인지 가중치를 나타내며,  $\Psi_p^d(t)$ 는 시뮬레이션을 통해 각 분석시간대마다 승객  $p$ 가 경험하는 차내 혼잡도( $\mu_{l,c} = x_{l,c}/K_{l,c}$ )중 가장 큰 값으로 정의된다. 따라서, 승객들은  $\Psi_p^d(t)$ 가  $\eta_p$ 보다 낮은 경우 자신이 경험한  $T_{i,p}^d(t)$ 를 그대로 의사결정에 반영하지만  $\Psi_p^d(t)$ 가  $\eta_p$ 를 초과하면, 실제 차내 통행시간에 비해 큰 값을 의사결정에 반영한다. 즉,



〈그림 4〉 혼잡에 대한 인지함수 ( $J_p(t)$ )

$J_p(t)$ 값은 다음과 같이 결정된다.

$$\begin{aligned}
 J_p(t) &= 1, \text{ if } \Psi_p^d(t) \leq \eta_p \\
 J_p(t) &= 1 + \omega(\Psi_p^d(t) - \eta_p), \text{ if } \Psi_p^d(t) > \eta_p \quad (2)
 \end{aligned}$$

이런 방법을 통해 각 day마다 동일한 차내 통행시간을 갖더라도 차내의 혼잡수준이 다를 경우, 통행자들이 느끼는 비효용의 크기는 차이가 있을 수 있으며 이는 현실적인 상황과 가깝다고 할 수 있다.

3) 경험 비효용(ADU)과 기대 비효용( EDU)

각 승객들은 앞에서 설명한 통행시간 관련 변수들을 이용해 각 시간대  $t$ 별로 출발함에 따라 실제 경험한 비효용(Actual disutility, ADU)과 기대 비효용(Expected disutility, EDU)을 계산한다. 경험 비효용은 개인의 비효용함수에  $d$ 일에 직접 경험한 값들을 넣어 구할 수 있으며, 기대 비효용은 통행시간 관련 변수들의 기대값들을 대입해 구할 수 있다. 본 연구에서 이용하는 승객  $p$ 의 경험 비효용 함수(ADU),  $V_p^d(t)$ 는 식(3)과 같다.

$$\begin{aligned}
 V_p^d(t) &= \alpha_p \cdot T_{w,p}^d(t) + \beta_p \cdot T_{s,p}^d(t) \\
 &+ J_p(t) \cdot T_{i,p}^d(t) \quad (3)
 \end{aligned}$$

위 식에서  $\alpha_p, \beta_p$ 는 각각 대기시간과 스케줄지체에 대한 승객  $p$ 의 가중치로, 이들 가중치들은 각 개인마다 차이가 있다고 가정한다.

승객  $p$ 의 기대 비효용(EDU)함수,  $\bar{V}_p^d(t)$ 는 식(4)에 의해 계산할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 \bar{V}_p^d(t) &= \alpha_p \cdot \bar{T}_{w,p}^d(t) + \beta_p \cdot \bar{T}_{s,p}^d(t) \\
 &+ J_p(t) \cdot \bar{T}_{i,p}^d(t) \quad (4)
 \end{aligned}$$

식(4)는 그 형태에 있어서는 식(3)과 유사하다. 그러나,  $\bar{T}_{w,p}^d(t), \bar{T}_{s,p}^d(t), \bar{T}_{i,p}^d(t)$ 의 값이 시뮬레이션을 통해 계산되는 것이 아니라 승객  $p$ 가 전날 ( $d-1$ 일)까지 경험한 통행시간과 기대 통행시간을 결합하여 예측한다. 단, 첫날의 기대 통행시간은 경험한 시간과 동일하게 설정한다. 통행시간과 관련된 각 비효용의 기댓값은 과거 경험을 토대로 식(5)~식(8)에 의해 결정된다고 가정한다.

$$\bar{T}_{w,p}^d(t) = s \cdot \bar{T}_{w,p}^{d-1}(t) + (1-s) \cdot T_{w,p}^{d-1}(t) \quad (5)$$

$$\bar{T}_{s,p}^d(t) = s \cdot \bar{T}_{s,p}^{d-1}(t) + (1-s) \cdot T_{s,p}^{d-1}(t) \quad (6)$$

$$\bar{T}_{i,p}^d(t) = s \cdot \bar{T}_{i,p}^{d-1}(t) + (1-s) \cdot T_{i,p}^{d-1}(t) \quad (7)$$

$$\bar{\Psi}_{w,p}^d(t) = s \cdot \bar{\Psi}_{w,p}^{d-1}(t) + (1-s) \cdot \Psi_{w,p}^{d-1}(t) \quad (8)$$

여기서,  $s$ 는 학습율을 나타낸다. 위 식들은 일종의 학습과정을 설명하는 식들로 볼 수 있다. 일부 연구들의 경우(Nakayama et al., 1999; 2000; 2001), 의사 결정자가 최대한 기억할 수 있는 일수(memory days)를 설정하는 경우도 있으나 본 연구에서는 바로 이전일( $d-1$ )의 통행시간만을 명확히 기억하고 그 이전의 통행시간에 대한 기억들은 모두 평균적인 형태로 기억된다고 가정하였다.

4) 귀납법에 의한 선호도 형성

본 연구에서는 인지심리학적 측면을 고려해 의사 결정과정에서 귀납적판단을 추가하였다. 즉, 각 승객들은 자신이 이용가능한 각 대안의 기대값들을 예상하고 이를 기초로 하나의 최적대안을 선택한다. 이에 따라 행동을 한 뒤 실제 결과가 예상한 기대값과 얼마나 유사한지를 이용해 자신의 판단과정을 개선해 나가도록 모형화하였다. 이는 행동을 결정하기전 미리 일정한 규칙에 따라 최적의 대안을 결정하고 행동을 통해 실제 결과를 확인함으로써 자신이 예측했던 기대에 결과가 얼마나 부응하고 있는지를 판단하는 것



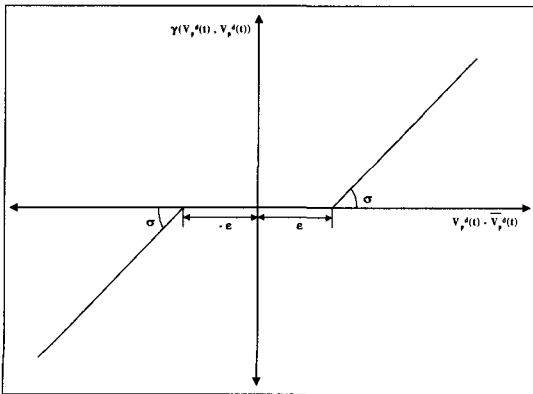
으로 전형적인 귀납적 추리과정이라 할 수 있다.

본 연구에서는 출발시간 결정시 기대 비효용  $\bar{V}_p^d(t)$ 가 최소가 되는 출발시간을 선택하고, 이를 통해 통행을 한 후 실제 경험한 비효용  $V_p^d(t)$ 와 기대 비효용  $\bar{V}_p^d(t)$ 의 차이를 비교하게 된다. 만약  $V_p^d(t) > \bar{V}_p^d(t)$  이라면 승객은  $t$ 시간대에 대해 낮은 만족도를 가질 것이며,  $V_p^d(t) \leq \bar{V}_p^d(t)$  이라면 승객은 반대로  $t$ 시간대를 선호하게 될 것이다. 우리는 이를 모형에 반영하기 위해 식(9)와 같은 식을 이용하였다.

$$\Phi_p^d(t) = \Phi_p^{d-1}(t) + \gamma(V_p^d(t), \bar{V}_p^d(t)) \quad (9)$$

여기서,  $\Phi_p^d(t)$ 는  $d$ 일 시간대  $t$ 에 출발한 승객  $p$ 의 시간대  $t$ 에 대한 선호함수(preference function)이며,  $\gamma(V_p^d(t), \bar{V}_p^d(t))$ 는  $\bar{V}_p^d(t)$ 와  $V_p^d(t)$ 로 구성된 선호갱신함수(Preference update function)이다. 시간대  $t$ 에 출발하는 경우, 이 시간대의 기대 비효용과 실제 통행후 경험한 경험비효용을 비교해, 만약 기대에 비해 경험값이 양호하면  $\gamma(V_p^d(t), \bar{V}_p^d(t))$ 의 값은 (-)가 된다. 반대의 경우  $\gamma(V_p^d(t), \bar{V}_p^d(t))$ 의 값은 (+)가 되어  $\Phi_p^d(t)$ 를 갱신한다.  $\gamma(V_p^d(t), \bar{V}_p^d(t))$ 의 함수 형태는 <그림 5>와 같다.

여기서,  $\epsilon$ 은 선호도 갱신함수값의 변화가 없는 구간을 나타내고,  $\sigma$ 는  $V_p^d(t) - \bar{V}_p^d(t)$ 에 대한  $\gamma(V_p^d(t), \bar{V}_p^d(t))$ 의 민감도를 나타낸다. 이런 접근법을 이용할 경우 승객들은 자신이 출발전 예상했던 비효용에 비해 지나치게 높은 비효용을 계속 경험하게 되는 시간대는 자신이 고려하는 출발시간에서 제외하게 된다.



<그림 5> 선호 갱신함수

이런 과정을 통해 실제 승객들의 귀납적 출발시간 선택과정을 살펴볼 수 있다.

### 5) 출발시간 선택(Departure time choice)

출발시간 선택은 통행자들의 경험에 기반한 기대 비효용과 각 시간대에 대한 선호도를 고려해 이루어진다. 출발시간 선택모형은 식(10)과 같다.

$$Dt_p^d = \arg \min_t \Phi_p^d(t) \cdot \bar{V}_p^d(t) \quad (10)$$

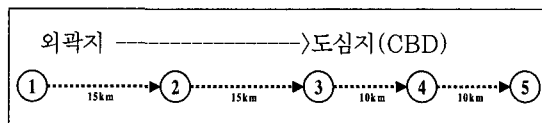
여기서,  $\arg$ 는  $\Phi_p^d(t) \cdot \bar{V}_p^d(t)$ 가 최소값을 갖는 시간대  $t$ 를 취하는 연산자(operator)

식(10)과 같이 각 통행자들은 기본적으로 자신의 기대에 의해 계산되는 각 출발시간대의 비효용이 가장 작은 출발시간을 선택한다. 단, 여기에 귀납적인 학습을 통해 각 출발시간대가 그동안 보여준 만족수준, 즉 선호도를 고려하게 된다. 만약 특정한 출발시간대의 경험값이 기대값에 비해 좋지 않다면, 이는 선호도함수에 반영되어 이 시간대는 기대값 보다는 더 큰 비효용이 나타날 것으로 예상할 수 있고 이러한 영향을 고려하기 위해 각 통행자는 기대 비효용에 선호도함수값을 곱해 출발시간대를 선택하도록 모형을 구성하였다.

## IV. 모형의 평가

### 1. 분석 교통망

개발모형을 평가하기 위해 <그림 6>과 같이 도심으로 향하는 단일축 지하철망을 가상가로망으로 설정하였다. 지하철망은 5개의 노드와 4개의 링크로 구성되며, 분석의 단순화를 위하여 환승은 고려하지 않는다. 교통망에서 운행하는 노선은 1개로 설정하며, 노선을 운행하는 열차는 모든 역에 정차한다고 가정한다.



<그림 6> 모형평가를 위한 가상 교통망

1) 입력자료

본 연구에서 분석시간대는 오전 6:00로 부터 오전 10:00로 단위 시간대길이는 1분으로 설정해 전체 분석시간대는 240개의 시간대로 구성된다. 각 승객들은 오전 7:30부터 8:30까지를 침두시간으로 인식하며, 희망 도착시간  $Pt_p$ 는 9:00이고, 도착시 패널티를 부과하지 않는 범위(arrival endurance)  $\Delta$ 는 5분으로 모든 승객들에게 동일하게 설정하였다. 또,  $\theta_-, \theta_+$ 는 각각 0.3과 3으로 설정하였다.

노선 1의 속성은 <표 1>에 나타나 있으며, 각 승객의 기종점과 통행시간은 <표 2>에 제시되어 있다. 해당 기종점간에 대해 각 승객은 7:30~8:29(60시간대) 동안 발생하는 것으로 하였으며 각 시간대에 동일한 통행자가 발생하도록 하였다. 총 통행승객수는 900명이다.

그밖에 본 연구에서 사용되는 파라미터값은 다음과 같다.

- 학습율(learning rate)  $s = 0.1$
- 선호도 무차별범위(indifference endurance)  $\epsilon = 1$
- 기울기  $\sigma = 0.005$
- 첫날(day=1) 선호도  $\phi_p^1(t) = 1$
- 인지함수의 기울기  $w = 1.0$

2) 이질적 승객과 동질적 승객의 표현

본 연구에서는 이질적 통행자와 동질적 통행자의 출발시간 선택행태를 비교하기 위하여 다음과 같이 두

<표 1> 분석 지하철노선의 속성

head way ( $h_t$ )	3(min)
vehicle speed ( $s_t$ )	60(km/h)
stop time ( $st_t$ )	1(min)
veh. capacity ( $k_{t,c}$ )	100(person)

<표 2> 분석 지하철망에 대한 동적 통행수요

O-D station	range of departure time	number of passenger
1→4	7:30~8:29	300
1→5	7:30~8:29	360
2→5	7:30~8:29	240

집단을 다르게 표현하였다. 이질적 통행자의 경우, 비효율과 관련된 파라미터값을 임의로 발생시켜 적용하였으며, 동질적 통행자는 이질적 통행자들이 갖는 값의 평균치를 사용하였다.

- 이질적 승객(Heterogeneous passengers)
  - 차내혼잡에 대한 인내한계  $\eta_p$   
= 0.3~1.0(각 승객마다 임의로 발생)
  - 대기시간 가중치  $\alpha_p$   
= 1.0~3.0(각 승객마다 임의로 발생)
  - 스케줄지체 가중치  $\beta_p$   
= 0.5~1.5(각 승객마다 임의로 발생)
- 동질적 승객(Homogeneous passengers)
  - 차내혼잡에 대한 인내한계  $\eta_p$   
= 0.652(이질적 승객의 평균값)
  - 대기시간 가중치  $\alpha_p$   
= 1.995(이질적 승객의 평균값)
  - 스케줄지체 가중치  $\beta_p$   
= 1.000(이질적 승객의 평균값)

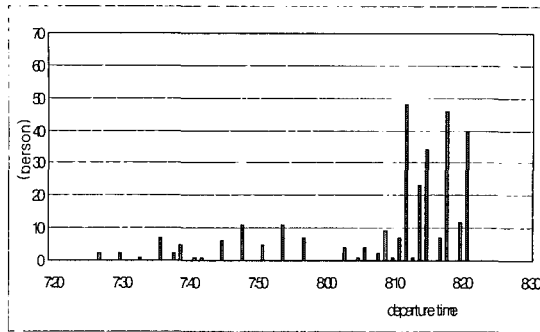
본 연구에서는 각 통행자 그룹별로 900명의 승객에 대한 출발시간을 시뮬레이션하였으며, 총 분석일수는 300일로 설정하였다.

2. 분석결과

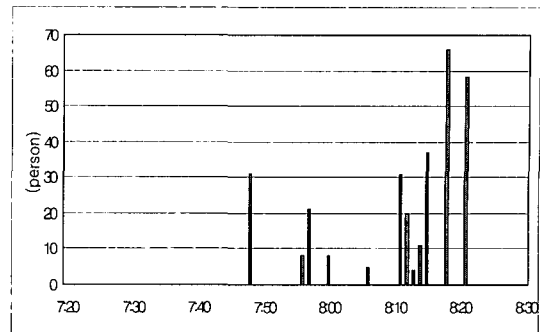
1) 출발시간 선택패턴

<그림 7>은 각 승객 집단별로 300일이 경과한 후의 출발시간 선택패턴을 보여주고 있는데, 이질적인 경우와 동질적인 경우간에 뚜렷한 차이가 나타남을 알 수 있다. 그림에서 보듯이 이질적인 경우, 출발시간대의 분포가 넓고 출발시간의 집중현상이 뚜렷하지 않은 반면, 동질적인 경우에는 분포 시간대도 좁고 출발시간의 집중현상이 뚜렷이 나타난다. 이러한 현상은 학습이 진행될수록 강화되는 경향을 보인다.

<그림 8>의 경우 승객간 선호에 의한 출발시간 분포의 차이는 더욱 명확해진다. 승객간 선호를 이질적으로 가정한 경우, 출발침두가 7:50~8:10에 나타나는데 비해 동질적인 승객을 가정한 경우에는 출발침

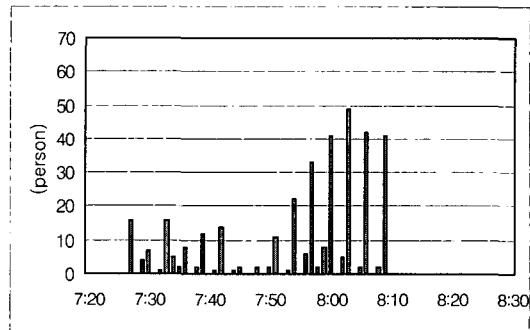


(이질적(Heterogeneous) 승객 가정시)

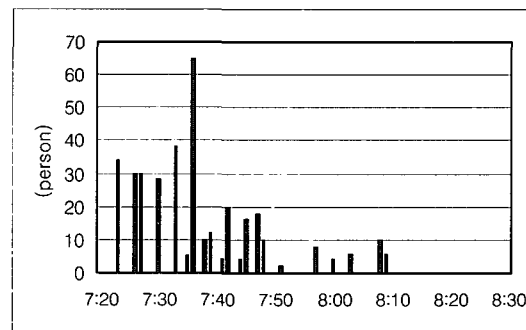


(동질적(Homogeneous) 승객 가정시)

〈그림 7〉 기종점 1→4간 출발시간 선택패턴



(이질적(Heterogeneous) 승객 가정시)



(동질적(Homogeneous) 승객 가정시)

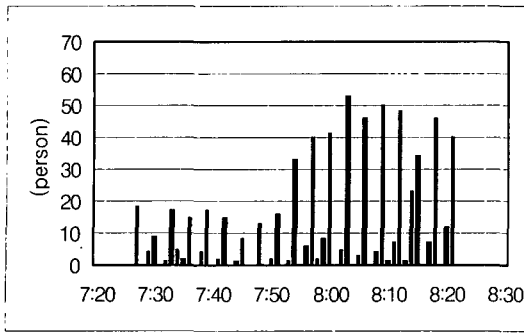
〈그림 8〉 기종점 1→5간 출발시간 선택패턴

두가 7:20~7:40에 나타난다. 물론 일부의 통행자들이 혼잡을 피하기 위해 정상적인 출발시간보다 빨리 출발할 수는 있으나, 주 침두시간이 이렇게 일찍 형성되는 것은 상당히 비현실적인 결과이다. 즉, 7:20~7:40에 출발한 승객들은 그들의 종점에 8:20~8:40에 도착하게 되는데 이는 그들이 희망하는 도착시간 9:00와는 약 30분의 차이가 있는 것이다. 반대로 이질적인 통행자를 가정한 경우 이 시간대에 출발하는 승객은 전체승객의 약 20% 수준이다.

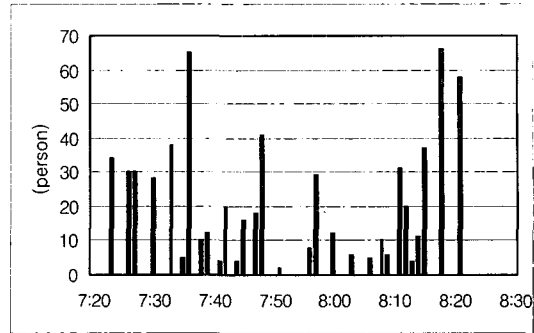
이러한 현상이 나타나는 이유는 동질적 승객을 가정한 경우, 혼잡 인내한계  $\eta_b$ 가 모두 동일한 값으로 설정되었기 때문이다. 동질적 승객 가정하에서  $\eta_b$ 는 0.652로 설정되었기 때문에 모든 승객들은 자신이 통행하는 시간대에 운행하는 차량의 혼잡도가 0.652 이하의 수준이기를 원한다. 물론 이에따라 승객들은 이러한 혼잡도를 제시하는 출발시간대를 찾아 자신의 출발시간을 변경하게 된다. 이 경우 기종점간 거리가 가까운 1→4의 승객들은 좀 더 늦은 시간대로, 기종점간 거리가 먼 1→5의 승객들은 좀 더 이른 시간대에

출발하게 된다. 학습을 통해 이러한 집중현상이 심해지는 요인 역시 모든 승객들의 선호가 동질적이기 때문이다.

두 기종점간 승객을 모두 합한 〈그림 9〉는 두 경우간의 차이를 명확히 보여준다. 승객간 선호가 이질적인 경우 7:50~8:20 사이에 침두시간이 형성되는데 비해 승객간 선호가 동질적인 경우 완전히 양분된 수요패턴을 보여준다. 기종점 1→5간 전체 통행시간이 1→4간 전체 통행시간에 비해 약 10분정도 길기 때문에 이렇게 두 침두간 시간차가 40분 가량 나타날 가능성은 실제로는 거의 없다. 이런 현상은 날짜가 경과함에 따라, 학습이 충분히 이루어질수록 더욱 심화되고 있음을 알 수 있다. 이 결과를 통해 그동안 수요추정과정에서 주로 설정해온 동질적인 통행자 가정이 추정과정 전체에 심각한 왜곡을 불러일으킬 가능성이 있음을 알 수 있다. 출발시간분포가 양분화되는 이런 경향은 승객간 이질성을 고려한 경우 승객간 선호차이에 기인하는 반면, 승객간 동질성을 가정한 경우에는 기종점이 다른 승객간 배타성이 양분화 현상의 원인인 것으로 판단된다.



[이질적(Heterogeneous) 승객 가정시]



[동질적(Homogeneous) 승객 가정시]

〈그림 9〉 지하철역1에서의 출발시간 선택패턴

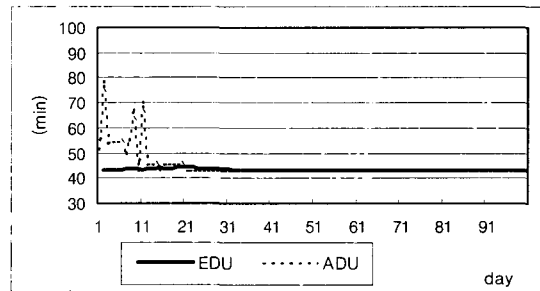
2) 개별 통행자의 비효용변화

개별 통행자들의 출발시간 선택에 미치는 귀납적 학습의 영향을 검토하기 위해 3명의 승객에 대한 100일 동안의 기대 비효용(EDU)과 실제 경험한 비효용(ADU) 값의 변화를 살펴보고자 한다. 각 승객들에 대한 파라메타값은 다음과 같다.

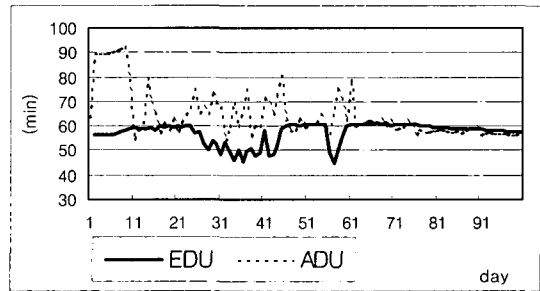
- 승객 1(이질적 통행자) :  
 $\eta_1=0.901, \alpha_1=2.493, \beta_1=0.674$
- 승객 2(이질적 통행자) :  
 $\eta_2=0.303, \alpha_2=1.891, \beta_2=0.619$
- 승객 3(동질적 통행자) :  
 $\eta_3=0.652, \alpha_3=1.995, \beta_3=1.000$

승객 1의 경우 〈그림 10(a)〉에서와 같이 21일경부터 8:21을 출발시간으로 선택한 뒤 더 이상 출발 시간을 변경하지 않고 있다. 초기 10여일 정도 승객의 기대 비효용과 실제 비효용이 큰 차이를 보이다가 20일 경부터는 크게 차이가 나타나지 않는다. 이와 같이 초기에 기대 비효용과 실제 경험하는 비효용의 차이가 큰 이유는 승객들이 현재 불완전한 정보에 의해 그들의 출발시간을 선택하기 때문으로 보인다. 이러한 차이는 승객 스스로의 경험에 의해 계속 줄어들게 되며 충분한 학습이 이루어지는 경우 〈그림 10(a)〉의 뒷부분과 같이 기대값과 실제 경험값이 거의 일치하게 되는 상황이 나타난다. 여기서 중요한 점은 충분한 학습이 되더라도 실제 비효용이 가장 작은 출발 시간대를 승객이 찾을 수도 있고 그렇지 않을 수도 있다는 점이다. 이는 승객 자신이 직접 동행해보지 않은 다른 시간대의 비효용을 정확히 예측할 수 없기

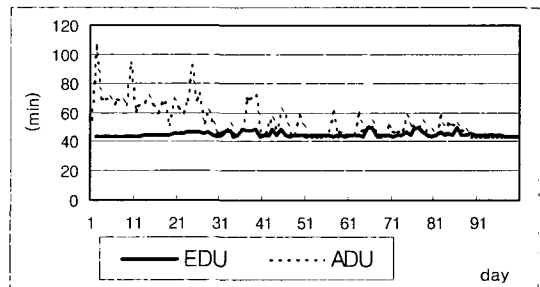
때문이다. 따라서, 수일이 경과한 후 안정적으로 특정 출발시간대를 선택한다 하더라도 이 시간대가 최소



(a) 승객1 (이질적 통행자)

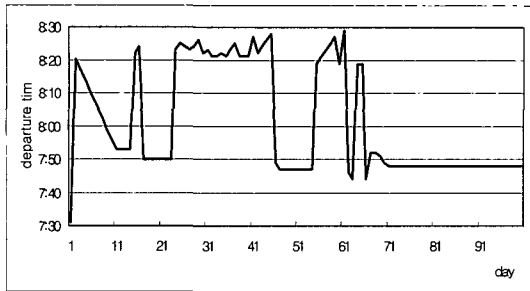


(b) 승객2 (이질적 통행자)



(c) 승객3 (동질적 통행자)

〈그림 10〉 각 승객별 EDU값과 ADU값 변화



〈그림 11〉 승객2의 출발시간 선택경향

비효율을 나타내는 시간대는 아닐 수 있다. 다만 특정시간대를 반복해서 통행하면 해당 시간대의 비효율은 상당수준 정확하게 예측할 수 있으므로 이 시간대는 주위의 다른 시간대에 비해 적은 비효율을 갖게 된다.

승객 2의 경우 〈그림 10(b)〉 및 〈그림 11〉에서와 같이 승객1에 비해 안정적으로 출발시간대를 선택하는데 더 긴 기간이 필요한 것으로 나타났다. 승객 2의 경우 8시 이후의 출발시간대와 이전의 출발시간대로 계속 출발시간대를 변경하는 양상을 보이다가, 8시 이전의 출발시간대를 선택한 기간은 9~23일간의 대부분과 47~54일, 그리고 71일 이후로 7:48을 자신의 안정된 출발시간대로 선택하고 있다. 여기서 특징적인 점은, 〈그림 10(b)〉와 〈그림 11〉에 나타나 있듯이 상대적으로 승객의 혼잡이 적은 8시 이전에 출발한 날들에서는 EDU와 ADU간의 차이가 크지 않는데 비해, 8시 이후에 출발한 경우 이들간의 차이가 매우 크다는 점이다.

이와 같이 혼잡시간대에 출발시 승객 2의 EDU와 ADU간 차이가 큰 이유는 혼잡시간대가 상대적으로 혼잡도나 다른 변수들의 변동(variation)이 불안정하기 때문으로 여겨진다. 특히 승객 1의 경우  $\eta_p$ 이 0.9이상이므로 혼잡도가 일별로 자신의 예측과 일정수준 차이가 있더라도 곧바로 비효율의 증가로 반영되지 않지만, 승객 2의 경우  $\eta_p$ 이 0.3수준이므로 자신이 예측한 혼잡수준에 비해 높은 혼잡을 경험한 날에는 EDU와 ADU의 차이가 상대적으로 크게 나타나게 된다. 결국 특정 출발시간대에서 반복하여 EDU와 ADU간의 차이를 크게 경험하는 경우 해당 시간대에 대한 선호도가 낮아져 EDU 값이 낮다 하더라도 출발을 회피하는 현상이 나타날 수 있다. 이러한 경우가 승객의 경험에 따른 기피행태를 보이는 것이라 할 수 있으며, Nakayama 등이 연구한 바와 같이 일중

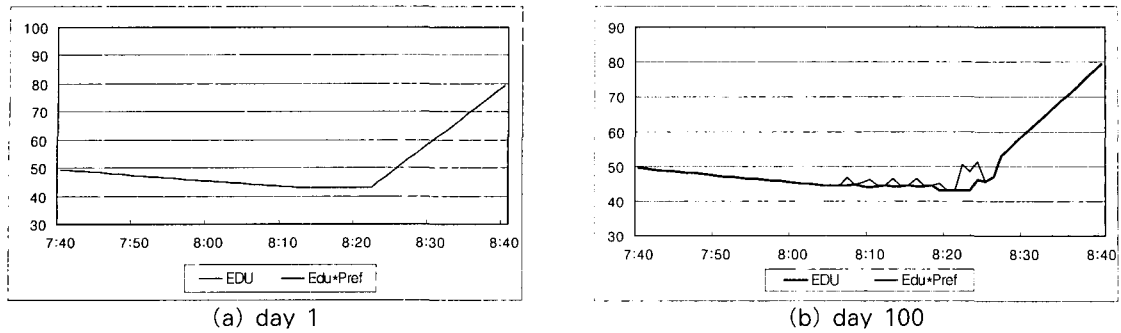
의 착각상태가 발생하는 것으로 해석할 수도 있다.

### 3) 기대 비효율과 열등값(Inferiority value)의 변화

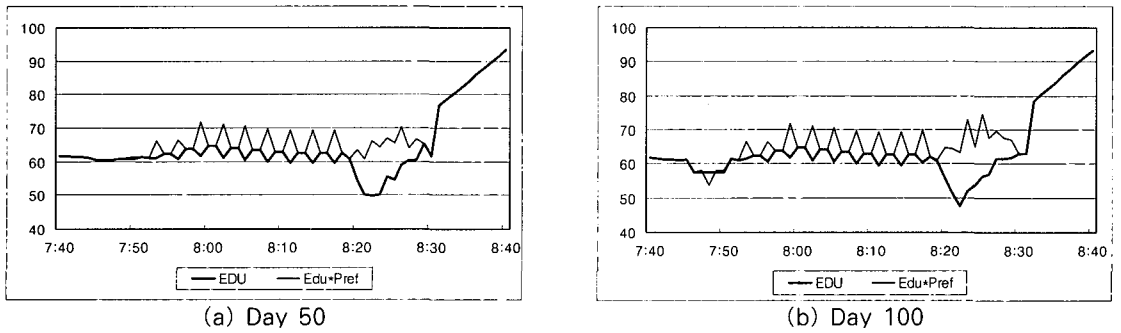
〈그림 12〉는 첫날과 100일째 승객 1의 EDU와 EDU에 선호도  $\phi_p^d(t)$ 를 반영한 열등값(Inferiority value = EDU \*  $\phi_p^d(t)$ )의 변화를 보여주고 있다. 첫날의 경우 아직 실제 경험을 하지 못했기 때문에 초기에 설정된 간단한 선형 형태로 EDU와 열등값이 동일하게 나타나지만, 100일째에는 자신의 통행경험에 의해 이들간에 약간의 차이가 있음을 알 수 있다. 승객 1은 결국 열등값이 가장 낮은 출발시간인 8:21으로 안정적으로 선택하게 된다. 이는 반복선택과정을 통하여 많은 정보를 얻게되면, EDU의 정확성이 높아져 ADU와의 차이가 없어지게 되고 이들간의 차이가 적어지면  $\phi_p^d(t)$  값이 증가하지 않기 때문에 EDU와 열등값간에 차이가 줄어들게 되는 것이다.

그러나 승객 2의 경우 〈그림 13〉과 같이 승객 1과는 큰 차이를 보이고 있다. 일단 승객 2는 낮은 혼잡을 선호하기 때문에 상대적으로 여러 시간대에 걸쳐 출발을 시도하고 정보를 얻게된다. 승객1이 8:15부터 8:20까지 집중적으로 출발하고 최적대안을 찾은 반면, 승객 2는 7:40부터 8:30까지 50여분에 걸쳐 다양한 시간대에서 출발하였다. 100일 경과후 승객 2는 7:48을 안정적으로 선택하고 있는데, 여기서 주목할 점은 승객 2가 7:48을 안정적으로 선택했다 할지라도 EDU가 가장 낮은 출발시간은 8:20대라는 점이다. 그럼에도 불구하고 승객 2가 7:48을 출발시간으로 선택하는 이유는 이 시간대의 열등값이 가장 낮기 때문이다.

이때 승객 2의 8:20대에 대한 EDU값이 크게 상승하지 않은 이유는 학습율이 0.1로 설정되어 있어 몇 번의 경험만으로는 EDU값이 크게 갱신되지 않고  $\phi_p^d(t)$ 의 값이 커져 열등값이 상승하여 이후에는 이 시간대에 통행을 하지 않기 때문이다. 따라서 각 시간대에 대한 승객들의 정확한 선호는 열등값을 통해 나타난다고 할 수 있다. 예를 들어 어떤 운전자가 특정 도로에서 두어 차례 극심한 혼잡을 경험했고 더 이상 이 도로를 통행하지 않는 경우, 이 운전자는 이 도로의 시간대별 또는 요일별 통행시간이나 지체여부를 정확히 예측하기 어렵다. 즉, 더 이상 그 도로를 통행하지 않았기 때문에 정확한 예측을 위한 정보가



〈그림 12〉 승객1의 기대비효용과 열등값(Inferiority value)의 변화



〈그림 13〉 승객2의 기대비효용과 열등값(Inferiority value)의 변화

〈표 3〉 이질적 통행자와 동질적 통행자의 평균 통행값 산출결과

이질적 통행자				동질적 통행자			
O/D	경험 비효용(분)	총 통행시간(분)	승객/용량	O/D	경험 비효용(분)	총 통행시간(분)	승객/용량
1→4	46.5	43.2	0.53	1→4	44.8	43.2	0.58
1→5	57.0	54.1	0.51	1→5	62.6	54.3	0.49
2→5	43.3	38.3	0.44	2→5	39.4	38.0	0.47
total average	49.8	46.3	0.50	total average	50.5	46.3	0.51

불충분한 것이다. 이 운전자가 이 도로를 이용하지 않는 이유는 도로의 통행시간을 정확히 예측한 뒤 고려대상에서 제외하는 것이 아니라 이 도로에 대한 기피경향이 발생했기 때문이다. 또, 아무리 반복적 통행을 하더라도 이 도로를 이용하지 않는다면 도로의 정확한 상황은 여전히 예측하기 어렵고, 해당 도로와 관련된 선호나 기피경향도 갱신되지 않는다. 일반적으로 통행자들은 추가적인 정보를 얻기 위해 기피하고 싶은 경로를 통행하지는 않는다. 또, 자신이 선택한 대안이 적절한 결과를 산출하는 경우 굳이 경로를 변경하지도 않을 것이다. 〈그림 13〉의 (b)에서 8:22 근처에서 발생하는 EDU와 열등값간의 큰 차이와 낮은 EDU는 이러한 상황을 적절히 묘사하고 있다.

4) 이질적 통행자와 동질적 통행자의 평균통행값 비교

마지막으로 동질적인 승객과 이질적인 승객을 가정한 경우 각각의 평균 지표(Average Index)들을 300일이 경과한 상태에서 비교하였다. 〈표 3〉에서 전체 평균값의 경우 이질적 통행자와 동질적 통행자간에 거의 차이가 없음을 알 수 있다. 단, 각 기종점별로 보면 기종점 1→5와 2→5의 경험 비효용과 Passengers/Capacity가 10% 이내의 차이를 보이고 있으나, 두 경우가 완전히 다른 상황을 묘사하고 있다고 판단할 수 있을 정도의 차이로 보이지는 않는다. 이들 결과로부터 알 수 있는 중요한 사실은, 선택결과 나타나는 세부적인 출발시간 분포를 비교할 경우 양자간에 상당한 차이가 있음에도 불구하고 평균적(averaged)

이고 집계된(aggregated) 결과에서는 이러한 차이가 뚜렷이 나타나지는 않는다는 점이다. 즉, 앞에서 살펴본 바와 같이 통행자들을 동질적으로 설정한 경우와 이질적으로 설정한 경우에 큰 차이가 있으나, 이런 차이는 평균적이고 집계된 결과값들만으로는 파악할 수 없다는 것이다. 따라서, 기존의 수요추정과정에서 주로 사용하는 통행자들간의 동질성 가정은 실제 출발시간 분포패턴과는 상당한 차이가 있을 수 있고, 이러한 차이는 집계적인 기법을 통해서도 파악할 수 없음을 알 수 있다.

### V. 결론

본 연구에서는 승객과 지하철을 동적으로 시뮬레이션 할 수 있는 접근법을 이용해 이질적인 승객들로 구성된 지하철망에서의 출발시간 선택행태 모형을 구축하고 이 모형을 간단한 예제 가로망에 적용하여 지하철승객의 출발시간 선택행태를 분석하였다. 분석결과 기존 교통수요 분석에서 일반적으로 받아들여지고 있는 동질적인 통행자 가정은 실제 이질적인 통행행태에 따른 교통수요를 묘사하기 어려우며, 이러한 가정하에서 얻어진 결과 역시 실제와는 상당한 차이가 있을 수 있다는 것이다. 또한 이와 같은 특성은 도출된 결과의 평균값을 통해서도 파악할 수 없는 것으로 나타났다.

기존의 확률적 과정은 교통망에서 두 개의 경로간 선택문제를 주로 다루었고 설명변수 역시 통행시간으로 한정하였다. 이에 비해 본 연구에서는 통행시간, 스케줄지체, 혼잡도 등으로 설명변수를 다양화하고 선택대안도 다수인 일반적인 경우에서의 확률적 선택과정을 분석대상으로 하고 있다. 이와 같이 보다 복잡하고 일반화된 모형의 경우 기존의 제한된 합리성을 가정한 모형과는 달리 각 대안에 대해 직접 경험하지 않더라도 유사한 선택대안을 경험했을 경우 이를 통해 유사대안의 경험을 유추할 수 있는 추론과정이 학습과정에 추가되어야 보다 합리적인 선택결과가 도출될 수 있음을 보였다. 즉, 본 연구에서 제시한 학습모형, 선호반영 접근법 등을 포함한 출발시간 선택모형이 경험을 반영한 선택문제를 보다 현실적으로 처리할 수 있는 기법임을 확인하였다.

분석에 사용된 파라메타값이 임의로 설정되었기 때문에 보다 현실적인 통행자의 출발시간 선택행태를

분석하기 위해서는 향후 현장조사를 통해 보완될 필요가 있다. 또한 환승이 가능하고 노선이 하나 이상인 보다 일반화된 지하철망으로 모형을 확장하는 연구가 필요하며, 본 연구에서 제안한 개념들을 일반도로망의 경로선택문제에 적용하는 것 등도 향후 연구과제로 제시될 수 있을 것이다.

### 참고문헌

1. 김현명 · 임용택 · 이승재, 통합교통망 수단선택-통행배정모형 개발에 관한 연구, 대한교통학회지, 제17권 제5호, pp.87~98, 1999.
2. 이성모 · 유경상 · 전경수, 차량용량을 고려한 대중교통 통행배정모형구축에 관한 연구, 대한교통학회지, 제14권 제3호, pp.27~44, 1996.
3. Cascetta E., Cantarella G.E.(1991) A Day-to-Day and Within-Day Dynamic Stochastic Assignment Model, *Transp. Res. A*.
4. Chang, G., H. Mahmassani(1988), Travel Time Prediction and Departure Time Adjustment Behavior Dynamics in A Congested Traffic System, *Transp. Res. 22B*.
5. Chen H. K.(1999) Dynamic Travel Choice Models-A Variational Inequality Approach-, Springer.
6. De Cea, J. and J. E. Fernandez(1989), Transit Assignment to minimal Routes : An Efficient New Algorithm, *Traffic Engng. Control*, pp.492~494.
7. De Cea, J. and J. E.(1993). Fernandez, Transit Assignment for Congested Public Transport System : An Equilibrium Model, *Trans. Sci. Vol. 27. No. 2. pp.133~147*.
8. De Cea, J. and J. E. Fernandez(1996), An Empirical Comparison of Equilibrium and Non-Equilibrium Transit Assignment Models, *Traffic Engng. Control*, pp.441~445.
9. Hendrickson and Plank(1984) The flexibility of departure times for work trip, *Transportation Research 18A*, pp.25~26.
10. Horowitz, J.L.(1984) The Stability of Stochastic Equilibrium in a two-link Transport-

- tation Network, Trans. Res. B.
11. Janson B. N.(1991) Dynamic traffic assignment for urban road networks, Transportation Research 25B, pp.143~161.
  12. Mahmassani H. S. and Chang G. L.(1986) Experiments with departure time choice dynamics of urban commuters. Transp. Res. 20B, pp.297~320.
  13. Nakayama, S., R. Kitamura and S. Fujii (1999), Drivers' Learning and Network Behavior : A Dynamic Analysis of the Driver-Network System as a Complex System. Transp. Res. Rec. 1676, pp.30~36.
  14. Nakayama, S. and R. Kitamura. A Route Choice Model with Inductive Learning, Transportation Research Record, 2000.
  15. Nakayama, S., R. Kitamura and S. Fujii (2001), Driver's Route Choice Rules and Network Behaviour : Do drivers become rational and homogeneous through learning?, Transp. Res. Board Meeting.
  16. Ran B. Boyce D. E.(1996) Modelling dynamic transportation networks, Springer-verlag, NewYork.
  17. H. Spiess and M. Florian(1989), Optimal Strategies : A New Assignment Model for Transit Networks, Transpn. Res. 23B. pp.83~102.
  18. Sumi T. Matsumoto Y. and Miyaki Y.(1990), Departure time and route choice of commuters on mass transit systems, Transportation Research 24B, pp.247~262.
  19. D. Watling(1996), Asymmetric Problems and Stochastic Process Models of Traffic Assignment, Trans. Res. 30B.
  20. D. Watling(1999), Stability of the stochastic equilibrium assignment problem :a dynamic systems approach, Transp. Res. 33B.

♣ 주 작 성 자 : 김현명

♣ 논문투고일 : 2001. 8. 17

논문심사일 : 2001. 9. 22 (1차)

2001. 9. 27 (2차)

심사판정일 : 2001. 9. 27