

운전자의 일관성 있는 통행시간 인지 행태에 기반한 일별 동적 모형

Day-to-day dynamics model based on consistent travel time perception behavior

양 인 철 Yang, Inchul
정 연 식 Chung, Younshik

University of California, Irvine, Ph.D. Candidate
정희원 · 한국교통연구원 연구위원 · 교신저자 (E-mail :tpgist@koti.re.kr)

ABSTRACT

This study develops a day-to-day dynamics modeling framework, incorporating a consistent drivers' travel time perception behavior and traffic information provision. Descriptive traffic information is updated and provided to the subscribers making a final decision on route choice. Non-subscribers(not equipped any information devices) are assumed to obtain daily traffic information from their experience or friends or other public agencies. Drivers' route choice behavior is modeled based on boundedly-rational behavior rules. A microscopic traffic simulation model is adopted to evaluate the network system performance. Numerical experiments on a real world network have demonstrated the convergent property of the proposed model and the effectiveness of the consistent perception model.

KEYWORDS

day-to-day dynamics model, traffic information, perceived travel time, paramics

요지

본 연구에서는 운전자의 일관성 있는 교통 정보 학습과정을 기반으로 한 일별 동적 모형을 개발하였다. 개발된 모형은 교통 정보 서비스의 효과 분석이 가능한 형태의 체계를 갖추었다. 즉, 교통 시스템에는 교통 정보 서비스 업체(ISP, Information Service Provider)가 존재하며, ISP의 가입자는 과거/실시간 교통 정보를 제공받으며, 이를 바탕으로 경로를 선택한다. 반면, 교통 정보 미가입자는 개인의 경험 또는 친구, 교통방송 등을 통해서만 교통 정보를 학습하게 된다. 운전자의 경로 선택은 Boundedly-rational 모형으로 표현되었으며, 주어진 동적 통행 수요와 경로 선택에 따른 도로 교통망의 성능을 평가하기 위해 미시 교통 시뮬레이션 모형(파라믹스)이 사용되었다. 개발된 모형은 실제 도로망에 적용되었으며, 도출된 결과는 개발된 모형의 수렴성과 일관성 있는 교통 정보 학습 모형의 효과를 입증하였다.

핵심용어

일별 동적 모형, 교통 정보 서비스, 인지 통행시간, 파라믹스, 교통 정보 학습

1. 서론

오래 동안 교통 계획 및 운영분야에서 Wardrop의 이용자 평형에 근거한 전통적인 교통망 평형 모형이 광범위하게 사용되어 왔다. 그러나 이 모형은 평형 상태의 안정성에 대한 가정으로 인해 많은 문제점을 안고 있는게 사실이다. Beckmann 외(1956)는 평형 상태가 존재할지라도 임의의 초기 교통 상

태로부터 반드시 그 평형 상태에 도달할 수는 없다고 지적하고 있다. 그리고 많은 연구들이 실제 교통망 데이터에 근거하여 교통 수요, 통행시간 등의 교통 상태가 일별로 많은 변화가 있음을 보여주고 있다(May and Montgomery, 1987; Mohammadi, 1997).

이러한 교통망 평형 모형의 한계점을 극복하고자 대안으로

제시된 일별 동적 모형(day-to-day dynamics model)은 오전 침두 또는 하루 전체로 표현되는 연속된 시간의 교통 시스템의 변화를 표현한다(Cascetta and Cantarella, 1991). 이 모형을 통해 통행 선택과 도로망 성능(network performance), 그리고 이용자의 교통 정보 학습과정 간의 상호작용의 변화를 관찰할 수 있다. 또한, 다양한 형태의 이용자 행태와 교통 요소 데이터의 집합 수준, 그리고 교통 수단 등을 비교적 쉽게 모형에 수용할 수 있는 유연성을 갖는다.

기존의 많은 일별 동적 모형에 관한 연구에서는 운전자의 인지 통행 시간을 실제 통행시간에 기반한 임의 변수로 가정함으로써 완벽한 정보를 가진 운전자라는 교통망 평형 모형의 가정을 완화하려고 노력했다. 하지만 대부분의 연구들이 운전자의 인지 통행시간을 일별로 독립적인 것으로 간주함으로써 개인의 인지 통행시간의 일관성을 적절하게 표현하지 못하는 문제점을 보이고 있다. 즉, 만약 어떤 운전자가 오늘의 통행 시간을 실제 통행시간보다 높게/낮게 인지했다면, 그 운전자는 내일의 통행시간도 실제 통행시간보다 높게/낮게 인지할 가능성이 높게 나타나는 인지 행태의 일관된 특성을 반영하지 못하고 있다. 이러한 일관성의 부재는(실제 통행 시간이 안정화되었을 경우에도) 인지 통행시간의 일별 변동성을 증가시키며 따라서 모형이 안정적으로 수렴하는 것을 방해하게 된다. 따라서 본 연구에서는 이러한 인지 행태의 일관성을 반영하는 운전자의 통행시간 인지 행태 모형을 개발하고, 그 효과를 분석하고자 한다. 개발된 모형은 일별 동적 모형에 기반하며, 또한 교통 정보의 효과 분석이 가능한 형태의 체계를 갖는다. 즉, 교통 시스템에는 교통 정보 서비스 업체(ISP, Information Service Provider)가 존재하며, ISP의 가입자는 교통 정보를 제공받는다. 반면, 교통 정보 미가입자는 개인의 경험 또는 친구, 교통방송 등을 통해서만 교통 정보를 학습하게 된다. 운전자의 경로 선택은 효용함수 기반 모형의 확장된 형태의 모형으로 표현이 되며, 주어진 통행 수요와 경로 선택에 따른 도로 교통망의 성능을 평가하기 위해 교통 시뮬레이션 모형이 사용된다.

2. 문헌 고찰

일별 동적 모형은 오랜 기간에 걸쳐 많은 연구진들에 의해 개발되어 왔으며, 특히 기존 교통망 평형 모형을 다른 시각에서 분석하기 위한 노력이 많이 있어 왔다. Horowitz(1984)는 일별 동적 모형을 기반으로 확률적 사용자 평형(Stochastic User Equilibrium; SUE) 모형의 안정성에 대한 연구를 수행했으며, 이를 위해 세 개의 경로 선택 모형을 제시했다. 이를 통해 경로 선택 모형에 따라 일별 교통량이 각기 다른 상태(SUE, SUE 근접, 또는 SUE와는 전혀 다른

상태)에 도달할 수 있음을 보였다. Cascetta(1989)는 일별 경로 선택의 동적 특성을 분석하기 위해 Markov chain으로 표현되는 확률과정(stochastic process) 접근법을 제안했다. 비슷한 속성을 갖는 연속된 시간의(예를 들어, 오전 침두 시간) 교통 시스템의 상태는 확률과정으로 표현될 수 있으며, 이는 실제 통행자의 경로 선택 과정에 의해 결정된다. 제안된 동적 모형은 단일 평형이 존재하는 경우 SUE 상태를 적절하게 표현할 수 있었다. Zhang 외(2001)는 운전자의 합리적 경로 선택 모형을 이용해서 일별 링크 교통량의 안정성에 대한 연구를 수행했으며, 안정화된 상태의 일별 링크 교통량은 사용자 평형 상태와 동일함을 보였다. Yang 외(2009)는 Zhang 외의 연구를 기반으로 기존에 존재하는 다섯 가지의 대표적인 경로 선택 모형에 대해 안정화된 일별 교통량과 사용자 평형 상태의 교통량이 동일함을 증명하였다. Kim 외(2009)은 일별 동적 모형을 이용해서 사용자 평형에서 사용되는 세 가지 가정에 대해 각각이 교통 시스템에 미치는 영향을 분석하기도 했다.

일별 동적 모형은 교통 정보 서비스의 효과 분석을 위해서도 많이 이용되어 왔다. Cascetta and Cantarella(1991)는 Cascetta의 모형을 일 내(within-day) 동적 수요의 경우를 포함하도록 확장했으며, 이에 따라 동적 교통 정보 및 교통 신호 관리 시스템의 효과를 분석할 수 있는 모형을 개발했다. Hu and Mahmassani(1997)는 교통 정보와 교통 신호 관리 시스템의 효과를 분석할 수 있는 일별 동적 모형을 개발하였으며, 교통망의 성능을 평가하기 위해 교통 시뮬레이션 모형인 DYNASMART(Jayakrishnan, 1994)를 이용하였다. 교통 시뮬레이션 모형은 유연성과 확장성 측면에서 일별 동적 모형에 많은 가능성을 제공하는데, 특히 ITS 관련 기술 및 동적 교통 운영 전략의 효과 분석 등에 효과적이다. Jha 외(1998) 또한 교통 정보가 일별 동적 통행 선택에 미치는 영향을 분석하였다.

이외에도 Mahmassani and Chang(1986)과 Mahmassani(1990)는 출근자의 일별 동적 모형을 제안했는데, 이는 경험된 교통 상황에 대하여 경로와 출발 시간을 동시에 선택하도록 모형화하였다. Bayesian updating 모형을 통해 일별 동적 모형 내에서 경로 통행시간의 평균과 분산의 불확실성을 모형화한 연구들도 많이 수행되었다 (Kaysi, 1991; Jha 외, 1998; Chen and Mahmassani, 2004).

3. 일별 동적 모형의 개발

그림 1은 모형의 개괄적인 체계를 보여준다. 교통 시스템에는 교통 정보 제공 업체(ISP)가 존재하며, 업체의 서비스에 가입한 운전자(이하 가입자)는 교통 정보를 수신할 수 있

다. ISP는 실시간 교통 상황 감시 체계를 갖추고 있고, 이를 통해 가입자로부터 실시간 교통 정보를 제공받으며, 이는 과거 교통 정보로 저장되고, 또한 최신 교통 정보를 유지하는데 사용된다. ISP는 정기적으로 장래 교통 상황을 예측하며, 이는 현재 교통 정보와 함께 가입자에게 제공된다. 교통 정보는 도로망의 교통 상황뿐만 아니라 추천 경로의 형태로 제공될 수도 있다. 가입자는 ISP로부터 수신한 정보와 본인의 실제 경험을 바탕으로 교통 정보를 학습하는 반면, 미가입자의 경우 자신의 실제 교통망에서의 경험, 또는 교통방송, 친구와의 대화 등의 간접 경험을 통해서만 교통 정보를 학습한다. 교통망의 성능은 교통 시뮬레이션 배정 모형을 통해 평가된다. 교통 정보의 제공은 통행 전(pre-trip) 경로 선택에만 영향을 주며, 통행 중(en-route) 경로 변경은 본 연구에서 고려되지 않는 것으로 가정했다. 실제로 통행 중 경로 변경은 자주 발생하는 일이 아니며, 통행 전 경로 선택과 가변적 동적 통행 수요를 이용하여 동일한 모형 내에서 적절하게 표현이 가능하기 때문에 통행 중 경로 변경을 고려하지 않음으로 인한 영향은 미미하다고 할 수 있다.

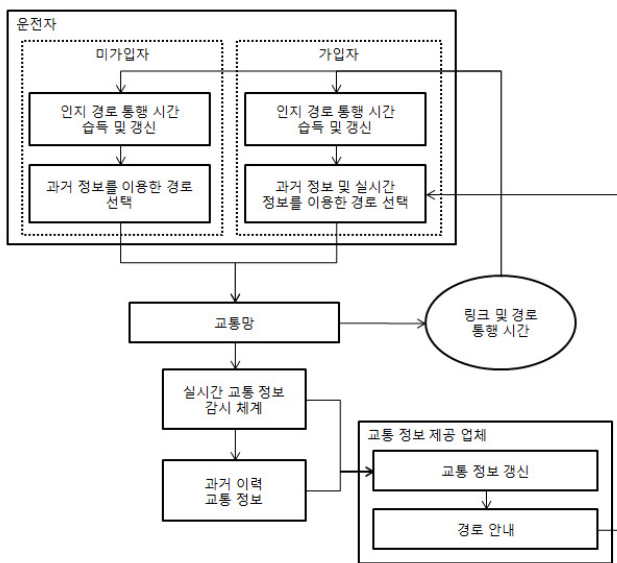


그림 1. 일별 동적 모형 체계

3.1. 경로 통행시간의 인지

본 연구에서는 일별로 일관성있는 교통 정보 학습 모형을 개발한다. 개별 운전자는 '인지 통행시간'으로 표현되는 통행시간 분포를 갖으며, 많은 기존 연구들이 이러한 인지 통행시간을 식 (1)과 같이 경험된 평균 통행시간의 임의 변수로 가정한다(Horowitz, 1984; Cascetta, 1989; Jha et al, 1998; Hazelton and Watling, 2004).

$$\bar{F}_{id}^p = F_{id}^d + \epsilon_{id} \quad (1)$$

여기서,

F_{id}^d = 사용자 i 의 d 번째 날에 p 경로에 대한 실제 경로 시간

\bar{F}_{id}^p = 사용자 i 의 d 번째 날에 p 경로에 대한 인지 경로 시간

ϵ_{id} = 개인 종속적인 인지 오류

인지 통행시간의 분포는 인지 오류 분포의 함수 형태에 의해 결정되는데, 이는 독립적인 Weibull 또는 정규 분포 함수 등으로 표현될 수 있다. 많은 경우, 인지 오류는 전체 운전자에 대해, 그리고 인지가 이루어지는 모든 날들에 대해 독립적인 것으로 가정한다. 즉, 어제의 인지 오류는 오늘의 인지 오류와 무관하다. 그러나 만약 어제와 오늘의 경로 통행시간의 차이가 크지 않은 상황에서 운전자가 동일한 경로에 대해 어제와 오늘의 통행시간을(어느 정도) 다르게 인지한다는 가정은 현실적이지 않다. 예를 들어, d 번째 날에 경로 p 에 대한 실제 통행시간이 30분인데, 사용자 i 가 이를 35분으로 인지했다고 가정해 보자. 만약 $d+1$ 번째 날의 해당 경로의 실제 통행시간이 31분이라면, 실제 통행시간이 조금 증가했기 때문에 그 이용자의 인지 통행시간도 조금 증가하거나 또는 조금 감소한, 33분~37분 정도가 되어야 적절하다. 즉, d 번째 날의 인지 통행시간과 많은 차이를 보이는, 25~28분 정도의 인지 통행시간이 나올 가능성은 매우 희박하다. 즉, 운전자가 어떤 날의 통행시간을 실제 통행시간보다 높게 인지했다면, 다음 날에도 실제 통행시간보다 높게 인지하기 쉽다. 만약 우리가 이러한 인간의 인지적 행태 경향을 간과한다면, 일별 인지 통행시간은 실제 통행시간을 기준으로 편차가 크게 증가할 수 있고, 이는 현실적이지 못하다. 이러한 관점에서 우리는 '일관성있는' 인지 통행시간의 학습 모형을 개발한다.

우리는 먼저 모형에서 사용되는 변수를 정의한다. 개인에 대한 지표(index)가 출발지, 목적지, 출발시간을 내포하고 있기 때문에 이러한 속성들에 대한 첨자는 생략한다.

F_{id}^d = 사용자 i 의 d 번째 날에 p 경로에 대한 실제 경로 시간

\bar{F}_{id}^p = 사용자 i 의 d 번째 날에 p 경로에 대한 보조 인지 경로 시간

$\hat{F}_{id(MIN)}^p$ = 사용자 i 의 d 번째 날에 p 경로에 대한 최대 보조 인지 경로 시간

$\hat{F}_{id(MAX)}^p$ = 사용자 i 의 d 번째 날에 p 경로에 대한 최소 보조 인지 경로 시간

\hat{F}_{id}^p = 사용자 i 의 d 번째 날에 p 경로에 대한 일관성 있는 인지 경로 시간
 \dot{F}_{id}^p = 사용자 i 의 d 번째 날에 p 경로에 대한(가중 평균된) 경험 인지 경로 시간

우선 본 연구에서 개발된 일관성 있는 인지 경로 시간에 대한 계산 과정 식(2)~식(5)에 대해 설명하고, 후에 가중 평균된 (weighted averaged) 인지 경로 시간의 계산 방법에 대해 설명한다. d 번째 날에 대한 보조 인지 경로 시간(\dot{F}_{id}^p)은 식 (2)와 같이 $d-1$ 번째 인지 경로 시간과 $d-1$ 번째 날과 d 번째 날의 실제 통행시간 차이의 합으로 표현된다.

$$\dot{F}_{id}^p = \hat{F}_{i(d-1)}^p + (F_{id}^p - F_{i(d-1)}^p) \quad (2)$$

그 후, 인지 통행시간의 가능 범위 ($\dot{F}_{id(MIN)}^p, \dot{F}_{id(MAX)}^p$)가 결정되는데, 이는 식 (3)~식(4a)와 같이 보조 인지 경로 시간에 실제 통행시간의 변화율 (ϕ_{id})를 각각 더함/뺄을 통해 계산된다. 즉, 운전자 i 의 d 번째 날, 경로 p 에 대한 인지 경로 시간은 최소 보조 인지 경로 시간 식 (4)보다 크며 최대 보조 인지 경로 시간 식 (3)보다 작고, 이들의 크기는 식 4(a)와 같이 실제 통행시간의 차이에 의해 결정된다.

$$\dot{F}_{id(MAX)}^p = \dot{F}_{id}^p + \phi_{id} \quad (3)$$

$$\dot{F}_{id(MIN)}^p = \dot{F}_{id}^p - \phi_{id} \quad (4)$$

여기서,

$$\phi_{id} = \dot{F}_{id}^p \times \left(\frac{F_{id}^p - F_{i(d-1)}^p}{F_{i(d-1)}^p} \right) \quad (4a)$$

그리고, 인지 경로 통행시간은 식 (5)와 같이 보조 인지 경로 시간과 인지 오류의 합으로 표현된다.

$$\hat{F}_{id}^p = \dot{F}_{id}^p + \epsilon_{id}$$

for

$$\epsilon_{id} \sim TN \left(\frac{\dot{F}_{id(MIN)}^p - F_{id}^p}{\sigma_d}, \frac{\dot{F}_{id(MAX)}^p - F_{id}^p}{\sigma_d} \right) (0, 1) \quad (5)$$

여기서 σ_d 는 d 번째 날의 경로 통행시간의 표준 편차를 나타낸다. 인지 오류(ϵ_{id})는 임의 변수로서, 평균과 분산을 0과 1로 갖고 $\left(\left(\dot{F}_{id(MIN)}^p - F_{id}^p \right) / \sigma_d, \left(\dot{F}_{id(MAX)}^p - F_{id}^p \right) / \sigma_d \right)$ 의 범위를 갖는 절단 정규 분포(truncated normal distribution)를 따

른다.

그림 2는 일관성 있는 인지 경로 시간을 구하는 방법을 그림으로 묘사한다. 오른쪽의 분포에서 볼 수 있듯이, 절단 정규 분포의 특성-음영으로 표시된 확률 분포도-에 따라 실제 경로 통행시간 (F_{id}^p)에 가까운 인지 경로 통행시간이 선택될 확률이 높다. 이는 개인의 경험이 증가함에 따라 인지 경로 통행시간이 실제 시간에 가까워질 수 있음을 나타낸다. 하지만, 만약 실제 통행시간이 전혀 변화가 없다면(실제에서는 일어나기 힘들지만), 인지 통행시간도 변하지 않는다.

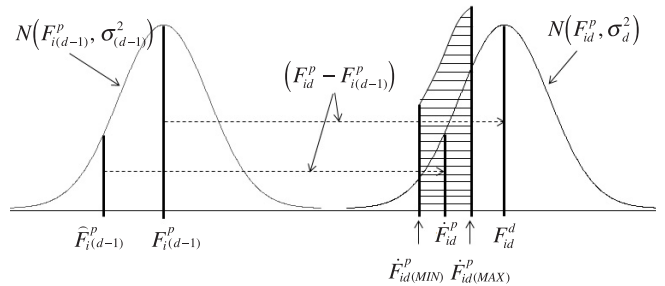


그림 2. 일관성 있는 경로 통행시간의 계산

운전자는 도로 교통망에 큰 변화가(사고, 행사 등) 있지 않을 경우 오늘의 교통 상황을 과거 경험에 기반하여 비슷하게 기대하게 된다. 이에 따라 운전자의 경로 선택은 과거 수 일 동안의 경험을 기반으로 이루어진다. 따라서, 과거 m 일 동안의 인지 경로 통행시간들의 가중 평균값으로 계산된 '경험 인지 경로 통행시간'이 경로 선택 모형을 위해 사용되어지며, 이는 식 (6)과 같이 계산된다.

$$\tilde{F}_{id}^p = \sum_{j=1}^m \phi_{(d-1)(d-j)} \cdot \hat{F}_{i(d-1)}^p \quad (6)$$

여기서,

$$\sum_{j=1}^m \phi_{(d-1)(d-j)} = 1$$

가중치($\phi_{(d-1)(d-j)}$)는 최근 또는 먼 과거의 인지 경로 통행시간이 현재의 인지 통행시간에 미치는 영향을 나타낸다. 현재의 인지 통행시간이 먼 과거보다는 최근의 인지 통행시간에 더 의존적일 경우 최근의 가중치 값이 먼 과거의 가중치 값보다 크게 된다. 반대로, 과거에 경험한 인지 통행시간이 너무 익숙해진 나머지 최근에 변화된 인지 통행시간이 현재의 인지 통행시간에 주는 영향이 작을 경우 최근의 가중치 값이 먼 과거의 가중치 값보다 작게 된다. 이 가중치 값에 대한 좀 더 자세한 설명은 Horowitz(1984)의 연구에서 찾아볼 수 있다.

3.2. 경로 선택 모형

출발시간과 경로의 선택 모형으로 효용함수 기반의 모형이 주로 사용되어 왔지만(Sheffi, 1985), 이러한 효용함수 기반 모형의 확장된 형태의 모형도 많이 연구가 되어져 왔다. Simon(1955)이 제안한 bounded rationality 모형이 그 한 예이며, 이는 복합적인 환경에서의 의사 결정 방법을 나타내고 있는데, 교통 연구 분야에서는 Mahmassani and Chang (1985, 1986)에 의해 깊이있게 논의되었다. Mahmassani and Jayakrishnan(1991)는 boundedly-rational 행태에 기반한 단순한 통행 전/통행 중 경로 선택 규칙을 제안했는데, 이를 통해 만약 새로운 최단 경로가 현재 경로보다 현저히 매력적이라면 운전자는 경로를 변경하게 된다.

본 연구에서도 boundedly-rational 행태에 기반한 경로 선택 모형을 사용하며, 이는 식 (7)과 같이 표현된다.

$$\eta_{id} = \begin{cases} 1, & \text{if } \tilde{F}_{id}^p - \tilde{F}_{id}^{\bar{p}} \geq \Delta_i \cdot \tilde{F}_{id}^p, \text{ 여기서 } 0 \leq \Delta_i \leq 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

η_{id} 은 이진 변수로서, 만약 대안 경로(\bar{p})와 현재 경로(p)의 통행시간 차이가 임계치(Δ_i)를 초과하면 1의 값을 갖고, 그렇지 않으면 0의 값을 갖는다. 즉, η_{id} 이 1이면 운전자는 현재 경로에서 이탈하여 대안 경로를 이용하게 된다. Δ_i 는 통행시간 차이에 대한 임계치를 나타내며, 0~1의 값을 갖는다. 이 매개변수는 통행시간 차이에 대한 수용 여부의 수준을 나타낸다. Δ_i 가 0이면 운전자는 대안 경로와 현재 경로 간의 통행시간 차이를 전혀 수용을 하지 못하며, 따라서 통행시간이 더 작은 대안 경로가 존재할 경우 경로를 변경한다. 반대로 Δ_i 가 크면, 통행시간 차이가 크더라도 어느 정도 수준까지 이를 수용하고, 현재 경로를 유지한다. Δ_i 는 전체 운전자에 대해 다양한 값을 갖으며, 본 연구에서는 정규 분포를 따르도록 가정한다.

3.3. 교통 정보와 경로 안내

현재의 교통 정보는 수집/관측된 자료를 이용해서 발생할 수 있지만, 예측 정보는 현재의 교통 정보뿐만 아니라 과거의 통행시간 패턴을 기반으로 모형화해서 얻을 수 있다. Hoffman and Janko(1990)는 ALI-SCOUT라는 교통 통행시간 예측 방법을 제시했는데, 이는 과거 데이터 프로파일의 생성과 예측 알고리즘으로 구성된다. 예측을 위한 단위 기간(time period)은 전체 시간 축에 대해 고르게 분포되며, 각 단위 기간 내에서 통행시간은 변하지 않는 것으로 가정한다. 갱신된 링크 통행시간은 과거 통행시간 프로파일과 새롭게 관측된 값을 기반으로 convex combination 방법을 이용해서 계산

된다. 그리고 해당 링크의 장래 통행시간($t_{jk,n}^*$)은 갱신된 링크 통행시간과 현재의 통행시간의 비율을 이용해서 계산되며, 이 때 부근 링크의 통행시간 변화도 함께 고려된다. 하지만, ALI-SCOUT 방법은 예측 시간의 길이를 고려하지 못하는 단점을 갖는다. Koutsopoulos and Xu (1993)는 이러한 ALI-SCOUT의 단점을 보완하기 위해 information discounting 전략을 제안했다. 장래 통행시간($t_{jk,n}^*$)은 ALI-SCOUT과 비슷한 방법으로 계산되며, 그 후 이 값을 식 (8)과 같이 예측 대상 시간과 현재 시간과의 차이와 해당 단위 기간의 과거 통행시간의 표준 편차의 지수 함수 형태를 통해 비례적으로 조정하는 방법을 이용했다.

$$\check{t}_{jk,n} = E[T_{jk,n}] + e^{-\theta\sigma_{jk,n}(n-c)} \cdot (t_{jk,n}^* - E[T_{jk,n}]) \quad \forall n > c \quad (8)$$

여기서,

n = 예측을 위한 대상 단위 기간 지표

c = 현재 단위 기간 지표

$\check{t}_{jk,n}$ = 링크(j, k), n 번째 단위 기간의 예측된 통행시간

$T_{jk,n}$ = 링크(j, k), n 번째 단위 기간의 통행시간

$E[T_{jk,n}]$ = 링크(j, k), n 번째 단위 기간의 기대 통행시간

$\sigma_{jk,n}$ = 링크(j, k), n 번째 단위 기간의 과거 통행시간의 표준 편차

θ = 양의 값을 갖는 스칼라

링크의 예측된 통행시간은 현재(c)와 예측 대상 단위 기간(n)간의 시간 차이($n-c$)와 해당 링크의 과거 통행시간의 표준 편차에 따라 할인된다. 따라서, 시간 차이가 커짐에 따라 예측된 통행시간은 과거 통행시간에 근접하게 되며, 만약 새롭게 관측된 정보가 없으면, 과거 정보가 이용된다.

본 연구에서는 교통 정보 제공 업체(ISP)가 information discounting 방법을 이용하여 장래 교통 정보를 예측하도록 하였다.

3.4. 도로망 성능 평가

주어진 교통 수요 및 경로 선택에 따른 도로망의 성능을 평가하기 위해 상업용 미시 교통 시뮬레이션 프로그램인 파라믹스(PARAMICS)를 이용한다. 파라믹스는 링크 기반의 차량 경로 배정 기법을 사용한다. 즉, 각 차량은 전체 경로의 구성(노드 리스트)에 대한 정보를 갖지 않고 있으며, 다만 다음(next)과 다음-다음(next-next) 노드에 대한 정보만을 가지고 이동한다. 그리고 하나의 노드에 도착하면 해당 노드로부터 목적지까지의 최단 경로 상에 있는 다음(next)과 다음-다음(next-next) 노드의 정보를 갱신한다. 즉, 파라믹스는

경로 기반의 경로 배정 방법을 제공하지 않는다. 따라서, 본 연구에서는 몇 개의 플러그인*을 개발하였다. 그 중 하나는 링크 기반의 경로 배정을 경로 기반의 경로 배정으로 바꾸는 것이고, 다른 하나는 시간 중속적인 링크/경로 통행시간을 동적으로 수집하는 것이다.

4. 모형의 적용

본 연구에서 개발된 모형은 그림 3에 표현된 것과 같은 미국 캘리포니아 엘바인 시에서 추출한 도로망에 적용하였다. 16개의 노드와 34개의 방향성 있는 링크, 그리고 10개의 존(노드 1~노드 10)으로 구성되어 있으며, 노드 11부터 16까지 6개의 노드는 교통 신호로 운영되는 교차로이다. 총 통행 수요는 9000대/시간이며, 이는 첨두 시간대의 통행 패턴을 나타낸다. 분석 시간의 길이는 1시간이며, 20개의 3분 크기의 단위 기간(time period)들로 구성된다. 시간대별 통행 패턴은 그림 4와 같은데, 상대적으로 많은 양의 통행(약 65%)이 6번째와 15번째 단위 기간 내(15분~45분)에서 발생하며, 이는 도로망에 높은 혼잡을 야기한다. 51분 이후에는 통행이 발생하지 않는 것으로 가정했으며, 이는 도로망의 차량 소거를 위한 목적이다. 따라서 실제 통행이 발생하는 시간대는 0~51분(총 17개의 단위 기간)이다. 교통 정보 서비스가 입자는 각 OD쌍에 대해 고르게 분포하도록 가정했다. 즉, 각 OD쌍에 대해 가입자 비율은 동일하다. 경로 선택 모형에서 통행시간 차이에 대한 평균 임계치(Δ_i)는 0.3과 0.5를 적용하였으며, 표준 편차는 모두 0.1로 가정했다. 교통 정보 제공 업체(ISP)의 시장 점유율에 따른 교통 정보의 오류 수준은 Oh and Jayakrishnan(2002)의 결과를 이용했으며, 그에 따라 ISP의 교통 안내 서비스의 질이 결정된다. 즉, 시장 점유율이 높을 수록, 좋은 질의 교통 서비스가 가능하다. 각 ISP의 교통 정보 업데이트 간격은 3분이며, 실제 교통 정보는 5초 간격으로 수집되는 것으로 가정했다.

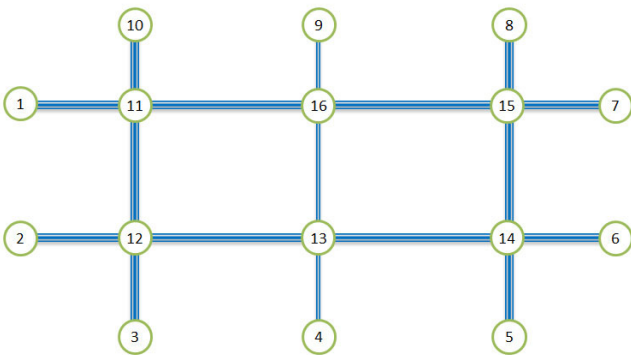


그림 3. 도로망

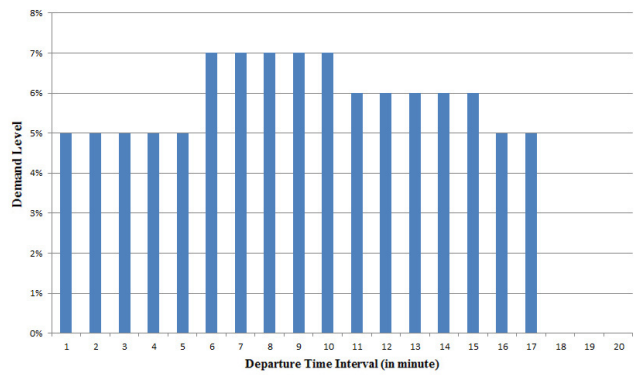


그림 4. 시간대별 통행 패턴

4.1. 수렴성 테스트

본 연구에서는 모형의 수렴성을 평가하기 위해 수렴 기준으로 수렴회수(γ_d^{CON})를 이용했다. 경로를 변경한 운전자의 비율을 나타내는 경로변경비율(γ_d^{SWCH})이 d 번째 날에 임계치(ϵ^{SWCH})보다 작을 경우 수렴회수는 1만큼 증가하고, 그렇지 않을 경우 수렴회수는 0의 값을 갖는다. 만약 수렴회수가 수렴회수 임계치(ϵ^{CON})보다 크거나 같으면 모형은 수렴한 것으로 간주된다. 경로변경비율(γ_d^{SWCH})과 수렴회수(γ_d^{CON})는 각각 식 (9)와 식 (10)으로 표현된다.

$$\gamma_d^{SWCH} = \frac{\sum_{i=0}^I n_{i,d}^{SWCH}}{\sum_{i=0}^I n_i} \quad (9)$$

여기서,

n_i = ISP i 의 가입자수($i=0, 1, \dots, I$). $i=0$ 은 미가입자를 의미함.

$n_{i,d}^{SWCH}$ = ISP i 의 가입자 중 d 번째 날에 경로를 변경한 운전자의 수

$$\gamma_d^{CON} = \begin{cases} \gamma_{d-1}^{CON} + 1, & \text{if } \gamma_d^{SWCH} < \epsilon^{SWCH} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

여기서,

ϵ^{SWCH} = 양의 값을 갖는 실수

본 연구에서는 $\epsilon^{SWCH} = 0.002$, $\epsilon^{CON} = 3$ 을 이용했다. 즉, 만약 경로변경비율이 3일 연속 0.002보다 작으면 모형은 수렴한 것으로 간주된다.

표 1은 통행시간 차이에 대한 임계치(Δ_i)와 ISP의 시장 점유율에 따른 수렴 속도를 보여준다. 200일이 최대 반복 회수로 지정되었다. 높은 Δ_i 값(=0.5)에서 수렴 속도가 빠르게 나타났고, 반면 낮은 Δ_i 값(=0.3)에서는 수렴 속도가 느

* 파라믹스 외부에 생성되는 프로그램으로 파라믹스의 동작을 제어한다.

리게 나타났다. 낮은 Δ_i 을 갖는 도로 교통망에 ISP의 시장 점유율이 낮을 경우 수렴하지 않는 경우도 발생했다. 이러한 결과는 운전자들이 대체로 잦은 경로 변경 성향을 나타내는 교통 시스템, 또는 교통 정보의 정확도가 비교적 낮은 교통 시스템의 경우 교통 상황의 불확실성이 높으며, 따라서 교통 시스템이 불안정적임을 나타낸다. 특히, 수렴을 하지 않는 경우는 운전자들이 교통 상황에 대한 정확한 정보가 부족하고, 또한 경로 간 작은 통행시간의 차이에도 쉽게 경로를 변경함에 따라 교통 패턴이 지속적으로 변함으로써 전체적인 교통 시스템이 안정화되지 않기 때문인 것으로 판단된다.

표 1. 수렴 속도 비교

시장 점유율	통행시간 차이에 대한 임계치 (Δ_i)	
	0.3	0.5
0%	200	18
10%	199	23
20%	200	23
30%	114	17
40%	110	15
50%	106	13
60%	88	13
70%	43	13
80%	28	13
90%	19	13
100%	23	13

4.2. 인지 경로 통행시간

그림 5는 임의의 운전자에 대한 인지 경로 통행시간의 변동을 보여준다. 굵은 선으로 표현된 실제 통행시간과 점선으로 표현된 기존의 '일관성없는' 인지 경로 통행시간, 그리고 실선으로 표현된 '일관성있는' 인지 경로 통행시간의 일별 변동을 보여주고 있다. 일관성없는 인지 경로 통행시간은 현재의 통행시간학습과정에서 과거 인지 경로 통행시간을 고려하지 않기 때문에, 그림에서 보여지는 바와 같이, 실제 통행시간을 따

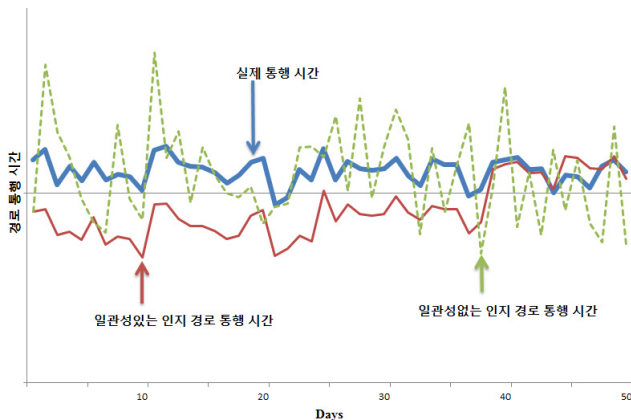


그림 5. 인지 경로 통행시간의 변동 추이

라 같지자형의 변동을 보여준다. 이는 실제 세계에서의 운전자의 인지 성향을 제대로 표현하지 못하고 있다. 반면, 일관성 있는 인지 통행시간은 실제 통행시간의 변동 패턴을 모사하고 있는 동시에, 그 값의 차이는 계속해서 변화되고 있음을 알 수 있다. 또한 실제 통행시간 곡선과 거의 교차하지 않는 모습을 보이는데, 이는 실제 통행시간보다 낮게 통행시간을 인지하는 경향을 갖는 운전자는 계속해서 낮은 인지 통행시간을 갖을 확률이 높다는 사실을 반영한다.

4.3. 일별 링크 혼잡 패턴 분석

이번 절에는 일별 링크 혼잡 수준의 변동 추이에 대해 분석한다. 그림 6은 통행시간 차이에 대한 평균 임계치(Δ_i)가 0.3이고, ISP의 시장 점유율이 각각 10%와 80%일 때 링크 12~13과 13~14의 링크 통행시간의 일별 변동을 보여준다. 낮은 수렴속도를 갖는 시장 점유율 10%의 경우 두 링크 모두 링크 혼잡도가 안정적이지 않은 모습을 보여주고 있는 반면, 시장 점유율 80%의 경우 두 링크 모두 링크 혼잡도가 빠른 시간 내에 안정화되어 가는 것을 볼 수 있다.

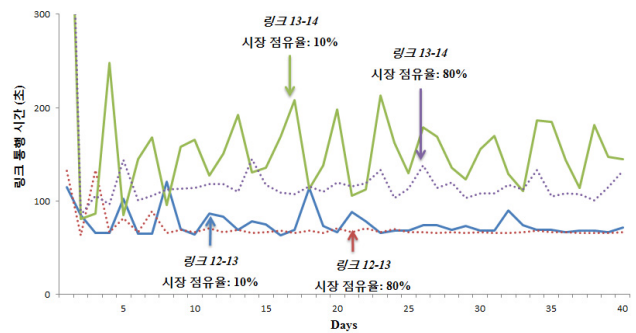


그림 6. 일별 링크 혼잡 패턴 ($\Delta_i=0.3$)

5. 결론

본 연구에서는 일관성있는 운전자의 교통 정보 학습과정을 기반으로 한 일별 동적 모형을 개발하였다. 교통 시스템에는 교통 정보 서비스 업체(ISP)가 존재하며, ISP의 가입자는 교통 정보를 제공받고 이를 학습하는 반면, 교통 정보 서비스 미가입자는 개인의 경험 또는 친구, 교통방송 등을 통해서만 교통 정보를 학습한다. ISP는 시장 점유율에 따라 교통 정보 서비스 질의 수준이 결정되며, 따라서 가입자가 제공받게 되는 교통 정보의 정확도는 ISP의 시장 점유율에 의존적이다. 개별 운전자의 경로 선택은 Boundedly-rational 행태 모형을 통해 구현되었으며, 주어진 통행 수요와 경로 선택에 따른 도로 교통망의 성능 평가는 교통 시뮬레이션 모형인 파라믹스(PARAMICS)를 이용했다.

개발된 모형은 실제 도로망에 적용되었으며, 몇 가지 흥미

로운 결론을 찾을 수 있었다. 수렴성 테스트를 통해 운전자들이 대체로 잦은 경로 변경 성향을 나타내는 교통 시스템, 또는 교통 정보의 정확도가 비교적 낮은 교통 시스템의 경우 교통 상황의 불확실성이 높으며, 따라서 교통 시스템이 불안정적임을 확인하였다. 그리고, 개발된 일관성있는 인지 경로 통행시간 학습 모형은 운전자의 실제 세계에서의 통행시간 인지 과정을 적절하게 표현했으며, 일별 링크 혼잡도 변동 추이 결과를 통해 높은 시장 점유율에서 교통 시스템이 빠르게 안정화되어 가는 것을 확인할 수 있었다.

개발된 일별 동적 모형은 새로운 ITS 관련 기술 또는 교통 운영 측면의 다양한 전략을 비교적 쉽게 적용해 볼 수 있는 유연성을 가지고 있다. 이는 기존의 교통망 평형 모형이 갖는 한계점에 대한 효과적인 대안을 제시하고 있으며, 교통 계획 및 운영 실무에 바로 적용할 수 있는 실용성 또한 지니고 있다. 하지만, 좀 더 실무적인 확장성을 위해서는 몇 가지 풀어야 할 과제들이 남아 있다. 우선 제안된 운전자의 일관성 있는 인지 경로 통행시간 행태 모형을 실제 운전자들의 인지 통행시간 데이터와의 비교 평가를 통한 민감도 분석이 수행되어야 한다. 이는 실제 데이터의 취득이 용이하지 않기 때문에 직접적인 분석이 어렵지만, 모형이 제시하는 다른 평가척도, 예를 들어 OD 통행시간 등을 이용해서 간접적으로 분석을 수행할 수 있다. 그리고 통행 중 경로 변경 행태 모형 및 출발 시간 선택 모형이 갖는 효과를 분석할 수 있도록 확장되어야 하며, 교통 정보 시장에 다수의 ISP가 존재하는 경우가 교통 시스템에 미칠 영향을 분석할 수 있는 모형의 개발이 필요하다. 마지막으로 개발된 모형을 보다 큰 도로망에 적용하여 모형의 확장성을 확인해야 할 필요가 있다.

참고 문헌

Beckmann M., McGuire C. G. and Winsten C. B. (1956) *Studies in the Economics of Transportation*. Yale University Press, New Haven, CT.

Cascetta, E. (1989). A stochastic process approach to the analysis of temporal dynamics in transportation networks. *Transportation Research Part B: Methodological*, 23(1), 1~17.

Cascetta, E., and Cantarella, G. E. (1991). A day-to-day and within-day dynamic stochastic assignment model. *Transportation Research Part A: General*, 25(5), 277~291.

Chen, R., and Mahmassani, H. (2004). Travel Time Perception and Learning Mechanisms in Traffic Networks. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 1894, 209~221.

Hazelton, M. L., and Watling, D. P. (2004). Computation of Equilibrium Distributions of Markov Traffic-Assignment Models. *TRANSPORTATION SCIENCE*, 38(3), 331~342.

Hoffman, C., and Janko, J. (1990), Travel time as a basis of the LISB guidance strategy, *Proceedings of IEEE Road Traffic Control Conference*(pp. 6~10), New York.

Horowitz, J. L. (1984). The stability of stochastic equilibrium in a two-link

transportation network. *Transportation Research Part B: Methodological*, 18(1), 13~28

Hu, T.-Y., and Mahmassani, H. S. (1997). Day-to-day evolution of network flows under real-time information and reactive signal control. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 5(1), 51~69.

Jayakrishnan, R., Mahmassani, H. S., and Hu, T. (1994). An evaluation tool for advanced traffic information and management systems in urban networks. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2(3), 129~147.

Jha, M., Madanat, S. and Peeta, S. (1998) Perception Updating and Day-to-Day Travel Choice Dynamics in Traffic Networks with Information Provision, *Transportation Research*, 6C, No. 3, pp. 189~212.

Kaysi, I. (1991) Framework and Models for Provision of Driver Information System, Ph.D. thesis, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge.

Kim, H., Oh, J. and Jayakrishnan, R. (2009) Effects of User Equilibrium Assumptions on Network Traffic Pattern, *KSCE: Journal of Civil Engineering*, 13(2), pp. 117~127.

Koutsopoulos, H. N., and Xu, H. (1993). An information discounting routing strategy for advanced traveler information systems. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 1(3), 249~264.

Mahmassani, H. S. (1990). Dynamic models of commuter behavior: Experimental investigation and application to the analysis of planned traffic disruptions. *Transportation Research Part A: General*, 24(6), 465~484.

Mahmassani, H. S., and Chang, G. (1985). Dynamic aspects of departure-time choice behavior in a commuting system: theoretical framework and experimental analysis. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 1037, 88~101.

Mahmassani, H. S., and Chang, G. (1986). Experiments with departure time choice dynamics of urban commuters. *Transportation Research Part B: Methodological*, 20(4), 297~320.

Mahmassani, H. S., and Jayakrishnan, R. (1991). System performance and user response under real-time information in a congested traffic corridor. *Transportation Research Part A: General*, 25(5), 293~307.

May, A. D., and Montgomery, F. O. (1987). Factors affecting travel times on urban radial routes. *Traffic Engineering and Control*, 28, 452~458.

Mohammadi, R. (1997). Journey time variability in the London area. *Traffic Engineering and Control*, 38, 250~257.

Oh, J.-S., and Jayakrishnan, R. (2002). Emergence of Private Advanced Traveler Information System Providers and Their Effect on Traffic Network Performance. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 1783, 167~177.

Sheffi, Y. (1985). *Urban Transportation Networks: Equilibrium Analysis With Mathematical Programming Methods*. Prentice Hall.

Simon, H. A. (1955). A behavioral model of rational choice. *The quarterly journal of economics*, 69(1), 99~118.

Yang, F. and Zhang, D. (2009) Day-to-day stationary link flow pattern. *Transportation Research Part B: Methodological*, 43(1), 119~126.

Zhang, D., Nagurney, A. and Wu, J. (2001) On the equivalence between stationary link flow patterns and traffic network equilibria. *Transportation Research Part B: Methodological*, 35(8), 731~748.

접 수 일 : 2011. 5. 3
 심사 일 : 2011. 5. 4
 심사완료일 : 2011. 5. 13