

## 부분링크 관측교통량으로부터의 기종점 통행행렬 추정모형 비교 연구

장요한\* · 김대현\*\* · 조성길\*\*\*

### A Comparative Study on Synthetic Origin-Destination Matrix Estimation Methods from Partially-Observed Link Counts

Yohan Chang\* · Daehyon Kim\*\* · Seongkil Cho\*\*\*

**요약 :** 기종점 통행행렬(O-D Matrix)은 교통계획과 교통운영 분석 등 교통연구 분야 전반에 걸쳐서 필수적인 요소이다. 현장에 설치운영 중인 교통정보수집기기를 통하여 수집한 링크 관측교통량으로부터 보다 정확한 기종점 통행행렬을 추정하기 위하여 지금까지 많은 연구가 수행되어 왔다. 그러나 기존 방법론들은 정확한 대상 도로망 정보와 정확한 사전 기종점 통행행렬(Prior O-D Matrix)에 대한 정보가 주어졌을 때에만 신뢰할 만한 예측력을 나타낸다는 단점이 있다. 즉, 사전정보(Prior Information) 오차에 민감하게 반응하며, 대상 지역의 급격한 토지이용 변화나 모집단 표본설정 오류 또는 링크의 교통량을 관측하는 데 있어 정확한 관측이 이루어지지 않았거나 도로망 중 관측 가능한 링크의 수가 제한적일 때 이러한 불완전한 정보들로부터 기종점 통행행렬을 추정하는 것은 쉽지 않다. 본 연구에서는 종합적이고 동일한 사전정보(Prior Information)의 환경에서 혼합시 사용가능한 몇몇 모형들을 선정하여 추정력을 비교분석하고, 실험분석 결과를 통하여 최적의 모형을 제시하고자 한다. 본 연구의 실험 결과, 주어진 사전정보(Prior Information)의 형태에 따라 선정한 비교 모형별로 다양한 결과가 도출되었다.

**주제어 :** 부분링크 관측교통량, 기종점 통행행렬 추정, 사전정보

**ABSTRACT :** The Origin-Destination trip matrix(O-D matrix) is an essential ingredient in a wide variety of travel planing and analysis studies. The O-D matrix estimation from observed link counts has attracted a lot of interests, and various methods have been proposed to obtain O-D matrices based on link counts. Until recently, the most commonly used models are Entropy Maximization, Most Likelihood, Generalize Least Square, Bayesian Estimator. These methods are, however, sensitive to the errors that are associated with the prior O-D informations, and the estimates may not be accurate in some situations, for example, under an abrupt lan-use change, missing data, high sampling errors or partially observed link counts. In this study, we compare with some models which available for congestion load networks in same prior information conditions. The selected models are Turnquist and Gur(1979), Spiess(1990), Nielsen(1998), Cho and Moore(2000), Cho(2008), and Backpropagation.

**Key Words :** Partial-observed link counts, O-D Estimation, O-D matrix, Neural networks

\* 전남대학교 건설환경공학부 석사 과정(Graduate Student, Department of Civil and Environmental Engineering, University of Chonnam)

\*\* 전남대학교 건설환경공학부 부교수(Associate Professor, Department of Civil and Environmental Engineering, University of Chonnam),  
교신저자(E-mail: daehyon@chonnam.ac.kr, Tel: 061-659-3246)

\*\*\* 서울시립대학교 공간정보공학과 부교수(Associate Professor, Department of Geoinformatics, University of Seoul)

## I. 서론

기종점 통행행렬(Origin-Destination Trip Matrix: O-D Matrix)은 교통계획과 교통운영 분석 등 교통연구 분야 전반에 걸쳐서 필수적인 요소이다. 전통적인 기종점 통행행렬 추정방법은 번호판 조사, 가정방문 조사, 노측 면접 조사 등을 이용하여 추정해왔으나, 이는 막대한 비용이 요구된다는 단점이 있다. 특히 급격한 인구 및 토지이용의 변화나 조사 단계에서 오차가 수반되는 경우, 기존의 기종점 통행행렬 추정방법은 신뢰성이 매우 낮으며, 특별한 토지이용과 인구변화가 없다고 하더라도 기존의 방법들은 모집단을 대표하지 못하는 표본설정의 오류나 과소 표본설정 등의 문제점들을 포함하고 있다(Chen et al., 2004). 이러한 기존 방법들의 문제점을 극복하고자, 관측교통량을 이용한 기종점 통행행렬 추정에 관한 연구가 전 세계적으로 꾸준히 진행되어 왔다. 한편, 링크 관측교통량은 최근 전 세계적으로 꾸준히 추진하고 있는 지능형 교통체계(Intelligent Transportation Systems: ITS) 사업 서비스들을 통해 부가적으로 얻을 수 있을 뿐만 아니라, 교통량 검지기를 사용할 경우 비교적 전수조사가 가능하고 도로교통 흐름에 영향을 주지 않아 효과적인 장점이 있다.

링크교통량을 이용한 기종점 통행행렬 추정방법의 기본원리는 직접 관측이 불가능한 기종점 통행행렬 자료와 관측된 링크교통량과의 인과관계를 설정하여 관측링크 교통량으로부터 기종점 통행행렬을 추정해 내는 것이다(강정규, 1996). 기점에서 종점의 통행에 N개의 기점과 종점이 존재한다고 하고, 각 기·종점을 연결하는 링크를 M으로 표현한다. 또한 각 링크  $a$ 를 이용하는 기점

$i$ 와 종점  $j$ 를 통행하는 비율을  $p_{ij}$ 로 표현한다면, 이들 관계식은 다음과 같이 성립된다(Sheffi, 1985; 백승걸, 2001; 김종형, 2000).

$$\bar{v}_a = \sum_{ij} t_{ij} p_{ij}^a, \quad (0 \leq p_{ij}^a \leq 1)$$

st.,  $\bar{v}_a$ : 링크  $a$ 의 관측교통량

$p_{ij}^a$ : 어떤 기종점 쌍  $ij$ 의 교통량이 링크  $a$ 를 이용하는 비율

$ij$ : 기종점 쌍(1, ..., N),  $a$ : 1, ..., M

$t_{ij}$ : 기종점 쌍  $ij$ 의 통행수요

기존 방법론들을 일반적으로 분류하면 크게 비혼잡시와 혼잡시로 구분지을 수 있다. 비혼잡시에 대한 기존의 연구들은 비례배분모형을 기반으로 중력모형, 직접수요모형(Carey et al., 1981), 엔트로피극대화기법(Willumsen, 1978), 최우추정법(Spiess, 1987), 일반화 최소자승법(Cascetta, 1984), 그리고 베이지안추론법(Maher, 1983) 등이 있다.

혼잡시에 대한 연구는 비혼잡시에 비해 링크선택비율을 구하기 어렵고 과소식별의 위험성이 커지는 이유 때문에 상대적으로 어려운 문제가 있다. 기존 연구에는 비례배분모형(균형 배정) 기반의 모든 링크의 관측교통량과 존 간 통행비용  $\bar{c}_{ij}$ 만 필요로 하는 모형(Nguyen, 1977), 후에 이 모형을 근간으로 과소식별<sup>1)</sup>의 문제점을 보완한 모형(Turnquist and Gur, 1979), Gradient 모형(Spiess, 1990), SPME and MPME 모형(Nielsen, 1998), Cho and Moore(2000) 등이 있다.

최근에는 이러한 기존 노력에 더불어서 인공지능 경망이론과 퍼지 및 카오스 등을 도입한 새로운

1) 과소식별의 대표적인 예로는 다중해가 있다.

이론들도 제안하고 있는데, Nanda and Kikuchi (1993), Reddy and Chakroborty(1998)는 퍼지논리(Fuzzy Logic)를 이용하여 기종점 통행행렬 추정단계에서 각 링크의 선택비율을 STOCH 알고리즘에 접목하여 제시하였고, Yin(2000)은 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm)을 이용하여 기종점 통행행렬 추정방법을 제안하였으며, 백승걸(2001)은 유전자 알고리즘을 이용한 기종점 통행행렬 추정방법을 다차종 추정방법에 접목하였다. Kim and Chang(2008)은 인공신경망(Artificial Neural Networks: ANNs)을 이용한 기종점 통행행렬 추정방법을 제안하였다.

한편, 기존 방법론들의 가장 큰 문제점 중 하나는 사전정보(Prior Information)로 제공되는 링크교통량과 기종점 통행행렬에 발생하는 오차(Error)에 대해 민감하게 반응한다는 것인데, 계산 단계에서 오차를 감안하여 기종점 통행행렬을 추정한다 할지라도 전체 도로망 정보 중 일부 정보가 누락되거나, 사전정보(Prior Information)로 제공되는 기종점 통행행렬의 오차 및 특정 존의 토지이용비율이 급격하게 변화하게 되는 경우에는 추정력이 저하된다는 단점이 있다. 특히 분석 대상 도로망에 대한 정보가 부족한 상황에서는 링크이용비율을 알기 어렵기 때문에 기존에 Yang (1998)이 다루었던 교통량 관측지점 원칙<sup>2)</sup>의 개념, 즉 기종점 통행행렬 추정을 위하여 요구되는 최소한의 교통량관측 개념과는 구분되는 또다른 문제가 야기될 수 있다.

이러한 이유로 최근 부분링크 관측교통량 정보를 이용한 기종점 통행행렬 추정에 관한 연구가 이루어지고 있는데, 아직 그에 관한 연구가 많지 않은 실정이다. Yang et al.(1992)은 바이레벨 프로

그래밍의 접근방식으로, 상위 레벨(Upper-Level)과 두 번째 레벨(Second-Level)의 개념을 제시함으로써 처음으로 혼잡도로망에서 부분링크 정보의 개념을 고려한 바 있다. Hanif, et al.(2003)은 링크통행비용에 대한 종속성을 해결하고자 선형(Linear)비용함수를 이용한 방법을 고려하였다. 이승재 · 이현주(2003, 2004)에 의하면 가상 및 국내 고속도로망 정보를 이용하여 관측교통량 및 사전 기종점 통행행렬(Prior O-D Matrix)의 다양한 오차에 따른 추정력 변화에 대한 연구를 하였다. Sushama and Rajagopalan(2007)은 소규모 도로망을 통해 손실된 불명확한 링크 정보를 퍼지의 개념을 도입하여 해결하는 방법론을 제안하였다. Cho(2008)는 사용자 균형상태(UE)에서 추출 가능한 몇몇 정보들을 바탕으로 정리와 보조정리를 통해 손실된 교통량 정보들을 재추정해 내는 접근방식을 제안하였다.

본 연구에서는 발생 가능한 사전정보(Prior Information)의 오차를 바탕으로 최근까지 제안된 혼잡시를 대표할 수 있는 모형들(Turnquist and Gur(1979), Spiess(1990), Nilsen(1998), Cho and Moore(2000), Cho(2008), Backpropagation 모형)을 중심으로 비교 및 분석 실험을 하고자 한다. 보다 다양한 분석을 위해 분석 과정에 최근 많은 관심을 받고 있는 인공신경망 모형을 포함시켰다.

## II. 기존 링크교통량을 이용한 기종점 통행행렬 추정모형 및 비교모형 선정

본 연구에서 제시하는 모형과 기존 방법에 의한 추정력의 비교 검정을 위하여 본 연구에서는 혼잡시를 대표할 수 있는 모형(Turnquist and

2) O-D 확보규칙, 최대 교통량 관측 및 비율규칙, 링크 독립규칙

Gur, 1979; Spiess, 1990; Nielsen, 1998; Cho and Moore, 2000)과 부분링크 교통량을 이용한 기종점 통행행렬 추정모형(Cho, 2008)을 검토하였다.

### 1. Turnquist and Gur(1979) 모형 및 Cho and Moore(2000) 모형

Turnquist and Gur(1979)는 기존 Nguyen (1977)이 제시한 모형의 내부적 불일치(Inconsistency) 및 과소식별의 두 가지 주요 문제점을 지적하고, Nguyen(1977) 모형의 취약점을 개선할 수 있는 'Iterative Descent Algorithm'을 제안하였다.

Turnquist and Gur(1979)가 제안한 모형은 다음 목적함수  $F$ 에 의해 결정된다.

$$\begin{aligned} \min \quad & F = \sum_a \left[ \int_0^{f_a} c_a(x) dx \right] - \sum_j \bar{u}_j T_j \\ \text{s.t.} \quad & T_j - \sum_k h_{ij}^k = 0 \text{ for each O-D pair } j \\ & \sum_j \sum_k d_{ja}^k h_j^k = f_a \text{ for each link } a \\ & f_a, T_j, h_j^k \geq 0 \end{aligned}$$

여기서  $f_a$ 는 링크  $a$ 에서 관측된 교통량,  $c_a$ 는 링크  $a$ 의 통행시간 함수,  $\bar{u}_j$ 는 기종점 쌍  $j$ 에서 관측된 기종점 통행시간,  $T_j$ 는 기종점 쌍  $j$ 의 통행,  $h_j^k$ 는 경로  $k$ 를 이용하는 기종점 쌍  $j$ 에서의 통행,  $d_{ja}^k$ 는 만약 링크  $a$ 가 기종점 쌍  $j$ 를 위한 경로  $k$ 에 있다면 1, 없다면 0의 값을 갖는 가변수(Dummy Variable)이다.

Turnquist and Gur(1979)가 제시한 해결 알고리즘은 전형적인 볼록결합(Convex Combination) 기법인 Frank-wolfe 알고리즘의 형태를 따르고 있다. 이 알고리즘의 계산 단계 중 새롭게 제안된

함수식  $V_j^i$ 는 통행시간의 개념을 이용하여 기종점 통행행렬을 추정하는 함수식으로써, 다음과 같은 형태를 가진다.

$$\begin{aligned} \text{if, } \bar{u}_j > u_j^i, \\ V_j^i &= T_j^i \times \left[ 1 + 2 \times \frac{\bar{u}_j - u_j^i}{u_j^i - u_j^0} \right] \\ \text{if, } \bar{u}_j \leq u_j^i, \quad & V_j^i = 0 \end{aligned}$$

여기서  $u_j^0$ 는 각 기종점 쌍  $j$ 의 초기통행시간(Free Flow Time),  $u_j^i$ 는 사전 기종점 통행행렬(Prior O-D Matrix)  $T$ 를 도로망에 배정(Assignment)하여 새롭게 얻은 기종점 쌍  $j$ 의 관측통행시간(Observed Travel Time), 그리고  $V_j^i$ 는 이들 관계를 이용하여 추정되는 기종점 쌍  $j$ 의 기종점 통행행렬이다.

Cho and Moore(2000)는 Turnquist and Gur(1979)가 제시한 수식  $V_j^i$ 의 문제점을 지적하고, BPR(Bureau of Public Roads)도로 저항함수를 Path Equivalent Capacity 개념을 사용하여 개선된 함수식을 제안하였다. Cho and Moore(2000)에 의해 제안된  $V_j^i$  계산은 통행시간들( $u_j^0$ ,  $u_j^i$ ,  $\bar{u}_j$ )의 관계를 재규명한 것으로써 함수식의 형태는 다음과 같다.

$$V_j^i = T_j^i \times \left( \frac{\bar{u}_j - u_j^0}{u_j^i - u_j^0} \right)^{1/\beta}$$

### 2. MPME 모형

Nielsen(1994, 1998)에 의해 개발된 SPME(Single Path Matrix Estimation)와 MPME(Multiple Path Matrix Estimation) 방법은 휴리스

틱(Heuristic) 기반의 모형이다. 이 두 모형의 경로선택은 확률적 사용자균형(Stochastic User-Equilibrium: SUE) 모형과 함께 연속평균법(Method of Successive Average: MSA)을 적용하여 이동 크기(Step Size)를 결정하는 방법을 사용한다. MPME 방법은 Nielsen(1994)이 앞서 제시했던 SPME 방법보다 예측력에서 우수하고 사전 기종점 통행행렬(Prior O-D Matrix) 오차에 대한 종속성이 적다는 장점을 가진 반면, 다소 복잡한 계산 과정을 거친다는 단점이 있다. 또한 반복 횟수(Iteration)를 너무 높게 설정하면 계산 시간이 너무 오래 걸리고, 예측력이 저하될 수 있다(Caliper, 2004).

MPME 방법은 외부반복문(Outer-Loop)과 내부반복문(Inner-Loop)으로 구성되어 있는데, 외부반복문에서는 주어진 사전 기종점 통행행렬(Prior O-D Matrix)을 도로망에 통행배정하고, 기종점 통행행렬 추정을 위한 준비 단계를 거친다. 반면, 내부반복문에서는 외부반복문에서 계산된 링크의 교통량과 사전 기종점 통행행렬 정보(Prior O-D Matrix Information)를 이용하여 새로운 기종점 통행행렬을 추정한다. Nielsen(1998)이 제안한 MPME 방법에서 기종점 통행행렬을 추정하는 함수식의 형태는 다음과 같다.

$$T_{ij}^m = \frac{1}{N_{a \in (\tau, R_{ij})}} \cdot \sum_{a \in (\tau, R_{ij})} \left( \frac{V_a}{T_{a(n-1)}} \cdot T_{ij(n-1)} \right)$$

여기서  $T_a$ 는 링크  $a$ 를 이용하는 교통량으로서, 주어진 사전 기종점 통행행렬(Prior O-D Matrix)  $T_{ij}$ 를 이용하여 배정된 교통량,  $V_a$ 는 링크  $a$ 에서 관측된 교통량,  $\tau$ 는 최적의 경로  $\gamma$ 에 속한 링크들의 집합,  $N$ 은 이들 모든 경로들의 수,  $n$ 은 반복횟수,  $T_{ij}^m$ 는 추정된 기종점 통행행렬을 의미한다.

### 3. Gradient 모형

Spiess(1990)에 의해 고안된 Gradient 모형은 볼록 최소화 문제(Convex Minimization Problem)의 목적함수 구성을 가지고 있다. 이 모형은 대규모 도로망에 적용이 가능하고, 예측력이 우수한 특징이 있다. 모형의 계산은 사전 기종점 통행행렬(Prior O-D Matrix)과 가장 근접하면서 관측교통량과의 차를 최소화하는 전형적인 기종점 통행행렬 추정모형의 방법으로 이루어지며, 다음의 목적함수식  $F$ 를 통해 결정된다.

$$\begin{aligned} \min F(t) &= \frac{1}{2} \sum_{a \in A} (v_a - \bar{v}_a)^2 \\ \text{s.t.} \quad v &= \text{assign}(t) \end{aligned}$$

여기서  $v_a$ 는 사전 기종점 통행행렬(Prior O-D Matrix)  $t$ 를 이용하여 통행배정된 링크  $a$ 의 교통량,  $\bar{v}_a$ 는 링크  $a$ 에서 관측된 교통량이다.

한편, 이 모형의 이동크기(Step Size:  $\lambda^*$ )는 다음 함수식에 의해 결정된다.

$$\lambda^* = \left[ \sum_{a \in A} v'_a (\bar{v}_a - v_a) \right] / \left[ \sum_{a \in A} v_a'^2 \right]$$

여기서  $v'_a$ 는 링크  $a$ 의 임시 통행배분 교통량이다.

### 4. Cho(2008)의 부분링크 정보를 이용한 모형

Cho(2008)는 도로망의 관측교통량 정보가 완전하지 못한 상태일 때, 도로망에서 관측된 링크의 교통량이 UE 상태라는 가정을 조건으로 정리와 보조정리를 이용한 새로운 부분링크 교통량 정보를 이용한 기종점 통행행렬 추정방법을 제안하

였다. Cho(2008)가 제시한 부분관측링크의 기중점 통행행렬 추정모형에서 분석대상이 되는 도로망에 대해 도로망 전체 정보(각 링크의 용량, 자유교통류 통행시간 등)가 있는 전체 도로망과 손실된 링크교통량을 제외한(도로망의 나머지 정보만으로 이루어져 있는) 부분 도로망으로 분류하여 손실된 링크의 교통량을 추정하는 방법을 제안하였다.

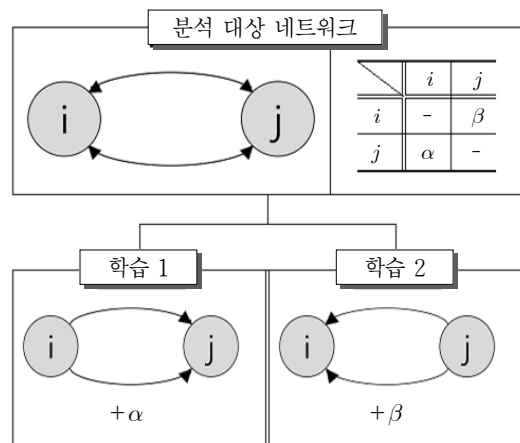
Cho(2008)가 제시한 모형은 'UE 상태의 통행배정은 통행이 배정 단계마다 최단 경로에 일부 배정이 된다'는 전제조건을 바탕으로 분류된 두 도로망을 각각의 자유교통류 통행시간과 관측교통류 통행시간을 누락된 링크별로 계산한 뒤, 전체 도로망의 존 간 자유교통류 통행시간이 부분 도로망의 존 간 자유교통류 통행시간보다 더 적거나 같아야 하며, 전체 도로망의 존 간 관측교통류 통행시간이 부분 도로망의 존 간 관측교통류 통행시간보다 더 적거나 같아야만 하는 논리적인 근거에 따라 누락된 링크의 교통량을 조정해 나가는 방법을 사용하였다.

## 5. Backpropagation을 이용한 모형

최근 인공지능망에 대한 관심이 고조되면서, 기중점 통행행렬 추정연구에 인공지능망을 접목한 연구사례들이 보고되고 있다. 본 실험을 위하여 Kim and Chang(2008)이 제안한 바 있는, Backpropagation을 이용한 관측교통량으로부터 기중점 통행행렬을 추정하는 방법을 실험에 포함하였다.

입출력 벡터의 일반화(Normalization)는 Kim (1999)이 제안한 일반화 방법을 사용하여 0과 1 사이의 값으로 일반화하였고, 적절한 패턴학습을 위해 시나리오별 사전 기중점 통행행렬(Prior O-D Matrix)을 기준으로 'Random Generator'를 이용하여  $\pm 10\%$ 의 오차 범위로 가상의 300가지 기중점

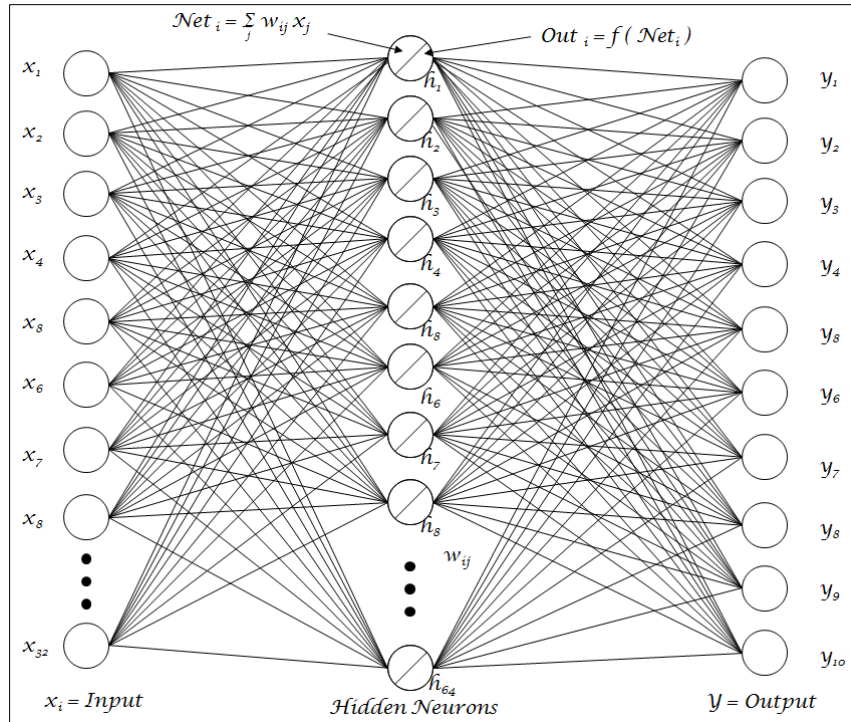
통행행렬을 생성하였다. 생성된 기중점 통행행렬을 바탕으로 300가지 기중점 통행행렬과 부합되는 링크관측교통량의 패턴 자료를 생성하였고, 생성된 패턴의 학습은 예측의 정확성을 위해 링크의 정방향과 역방향을 구분한 뒤, 사전 기중점 통행행렬(Prior O-D Matrix)의 대각선을 기준으로 위쪽 부분( $\beta$ )과 아래쪽 부분( $\alpha$ )을 구분하여 방향별로 구분된 관측교통량 자료와 짝을 지어 학습하였다.



〈그림 1〉 Backpropagation 패턴학습 구성

학습률(Learning Rate) 0.4, 모멘텀(Momentum) 0.7, 그리고 프라임 오프셋(Prime-Offset) 0.95의 통합(Batch) 모드로 설정하였고, 입력층(32)-은닉층(64)-출력층(10), 각 층이 전부 연결된(Fully-Interconnected) 형태로 설정하였다. 한편, 부분링크 관측교통량을 이용하는 경우에는 네트워크의 전체 링크 교통량에서 누락되는 부분만을 제외하여 학습에 사용하였다.

또한 학습 정지(Stopping Criteria)의 설정을 위해 50회부터 1,000,000회까지 학습 반복 횟수(Epoch) 시나리오를 설정하여 SSE(Sum of Squared Error)의 값이 더 이상 증가하지 않는 지점을 기준으로



〈그림 2〉 Backpropagation Architecture

설정하였고(Kim and Chang, 2008), 본 실험에서 SSE는 0.000001로 설정하였다.

$$SSE = \sum_{p \in \text{patterns}} \sum_{j \in \text{output}} (t_{pj} - o_{pj})^2$$

## 6. 비교모형 선정

앞에서 살펴본 혼잡시를 대표할 수 있는 네 가지 모형 및 Backpropagation 모형과 부분링크 교통량을 이용하는 한 가지 모형을 본 연구를 위해 사용하였으며, Turnquist and Gur(1979) 모형과 Cho and Moore(2000) 모형, 그리고 Cho(2008) 모형은 MATLAB R2009a의 m-File을 사용하여 프로그래밍 후 실험하였고, Backpropagation은 SNNS를 사용하였다. Gradient 모형은 EMM/3에서 제공하는 Macro를 이용하였고, MPME 모형

은 TransCAD에서 제공하는 모듈을 이용하여 분석하는 데 사용하였다.

## III. 모형검정을 위한 실험 및 분석

### 1. 실험데이터 구성

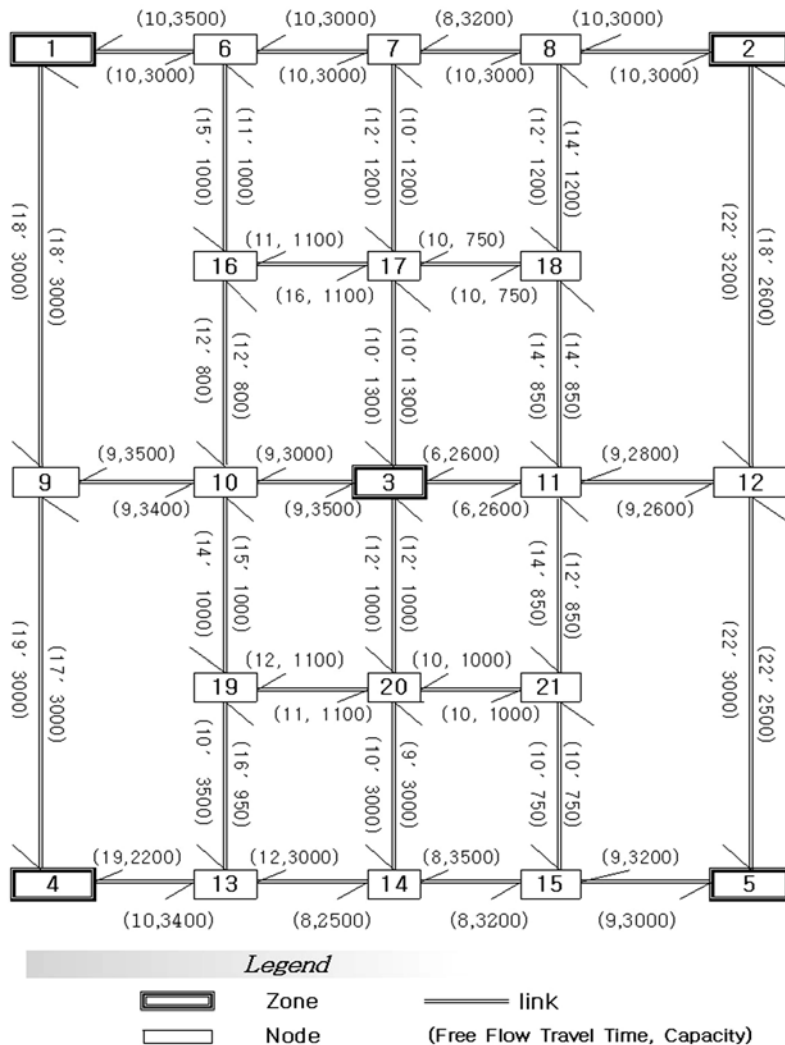
본 실험의 동일한 분석 환경을 위해 선택한 도로망은 총 5개 존과 16개 노드, 64개 링크로 이루어져 있으며, 각 존 간 다양한 경로(Path)의 통행이 가능하고, 도시부 도로망을 설명하기 적합한 비교적 대규모 도로망으로서 Cho and Moore(2000) 및 Cho(2008)의 연구에서 사용한 바 있다.

또한 도로망의 각 노드는 양방향 1차로씩으로 각 링크는 750~3,500대/시의 비교적 다양한 용량 값을 가지고 있으며, 통행저항함수는 동일한 BPR

의 통행시간 저항함수의 형태를 사용하는 것으로 가정하였다( $\alpha=0.15$ ,  $\beta=4.0$ ).

한편, 본 실험에서 분석의 형평성 제고를 위해 각 모형에 동일하게 사용한 기준점 통행행렬은 두 가지로, 하나는 앞서 언급한 도로망과 함께 Cho and Moore(2000) 및 Cho(2008)의 연구에서 사용

한 것과, 다른 하나는 본 실험에서 임의적으로 생성한 것으로서,<sup>3)</sup> 첫 번째 기준점 통행행렬을 기준으로 +5%의 오차를 일률적으로 증가시킨 후 각 셀별 내부적으로  $\pm 10\%$ 인 오차를 무작위로 적용한 기준점 통행행렬이다. 이는 총 5개의 존으로  $5 \times 5$  구조의 행렬로 구성되어 있다.



〈그림 3〉 실험 대상 도로망(Cho and Moore, 2000)

3) 이러한 오차 적용 방법은 Iida et al.(1987), 이승재·김종형(2000), Cho and Moore(2000), Cho(2008) 등이 제시한 바 있다.



&lt;표 1&gt; 가상의 참(True) 기종점 통행행렬(OD-1)

O/D	1	2	3	4	5
1	0	3,500	5,500	1,500	1,000
2	2,500	0	3,000	1,200	700
3	2,500	2,200	0	2,200	2,200
4	2,000	1,500	3,000	0	2,000
5	1,300	1,800	2,700	1,100	0

가상의 도로망에 대한 링크 관측교통량은 실제 관측된 교통량을 얻기 어려운 관계로, Wardrop의 사용자 균형원리(User Equilibrium)가 현실 모사에 가장 적절하다는 가정 하에 <표 1>을 이용하여 도로망에 완전한 사용자 균형상태가 될 때까지 통행배정(Traffic Assignment)하여 사용하였다.

관측교통량을 얻기 위한 시뮬레이터로는 Frank-Wolf Algorithm 기반의 Software Package(EMME/3)를 사용하였고, 도로지체함수와 용량 값 및 초기 통행시간도 설정된 도로망 조건에 맞추어 구성하였다(통행배정 반복 횟수  $10^{10}$  회, ngap과 rgap<sup>4)</sup> 모두  $1E-10$ ).

## 2. 모형 추정력 검정을 위한 평가사항 설정

본 실험에서는 각 모형들의 일관되고 합리적인 추정력 분석을 위해 몇 가지 평가사항을 설정하였다.

전체 도로망의 링크 관측교통량과 <표 2>를 사전정보(Prior Information)로 사용하여 기본 분석에서부터 기존 기종점 통행행렬의 오차, 관측된 링크 교통량의 관측오차, 관측교통량의 관측링크 수, 기존 기종점 통행행렬의 준별 발생 및 유입의 구조 순위 변화, 그리고 도로망 혼잡수준의 변화

&lt;표 2&gt; 가상의 5% 오차 기종점 통행행렬(OD-2)

O/D	1	2	3	4	5
1	0	3,497	6,251	1,477	1,122
2	2,738	0	3,106	1,239	676
3	2,500	2,338	0	2,522	2,087
4	2,236	1,616	3,202	0	2,255
5	1,363	1,811	2,616	1,108	0

등을 중심으로 분석한다.

### 1) 기존 기종점 통행행렬 오차 변화

기존 기종점 통행행렬(Prior O-D Matrix) 오차 분석에서는 <표 1>을 기준으로 오차를 +10%씩 증감시키고 내부적으로도  $\pm 10\%$ 씩 오차를 적용시켜  $\pm 30\%$ 까지 <표 2>를 포함한 총 4가지의 기종점 통행행렬 오차 시나리오를 구성하였다. 일반적으로 실제 기종점 통행행렬을 알 수 없는(사전정보(Prior Information)로 사용되는 기종점 통행행렬에 수반된 오차가 어느 정도인지를 알 수 없는) 도시부 도로망에서는 기존 기종점 통행행렬 오차에 대해 어느 정도 실제 기종점 통행행렬을 일관적으로 추정하는 모형이 양호한 모형이 될 것이다.

### 2) 관측된 링크교통량 관측오차 변화

사전 기종점 통행행렬(Prior O-D Matrix)에 대한 오차가 발생할 수 있는 만큼 링크 관측교통량에도 크고 작은 오차가 수반될 수 있다는 가정을 배제할 수 없다. 이 때문에 본 분석에서는 교통량이 관측되는 대상 도로망에 대해 모든 교통량을 정확하게 검지한 경우의 사전정보(Prior Information)를 사용하는 경우(오차 0%)에서부터  $\pm 30\%$ 까지

4) 직전 통행배정과 현재 통행배정의 각 링크 교통량 및 통행시간 차이

$\pm 10\%$ 씩 오차가 수반되는 경우의 사전정보(Prior Information)를 사용하는 경우까지 시나리오를 설정하였다.

### 3) 관측교통량 관측링크 수 변화

관측교통량 관측링크 수 변화에 대한 분석은 모든 링크에 대한 관측이 현실적으로 많은 어려움이 따르기 때문에 도로망의 관측 가능한 링크 수가 모든 링크에 대해서 가능한 경우에서부터 부분적으로 누락되는 경우의 시나리오를 구성하였다. 총 64개 도로망의 링크 중에서 10%의 교통량 정보가 누락되는 경우에서부터 50%까지 10%씩 증가시켜 다양한 구성을 하였다. 관측 가능한 교통량 정보 수가 증가함에 따라 추정력이 일관적으로 증가하거나 추정된 오차율이 크지 않는 모형이 양호한 모형이라고 할 수 있을 것이다. 또한 동일하게 관측 가능한 링크의 수가 주어진 상황에서는 보다 양호한 추정력을 나타내는 모형이 추정의 효율성 및 실제 적용성 측면에서 우수하다고 할 수 있다. 한편, 손실되는 각 링크의 교통량 정보들에 대해서는 무작위로 도로 교통량정보의 누락 위치를 선정하되, 고립되는 노드가 발생하지 않도록 하였다(〈표 3〉 참조).

### 4) 부분링크 관측교통량 관측오차 변화

앞서 설정한 도로망의 부분 관측 링크 누락의 경우 및 전체 도로망에 대한 관측교통량 관측오차의 경우만큼 부분적으로 관측 단계에서 발생 가능한 오차를 고려하여 부분링크의 교통량 관측오차에 대한 모형 추정력 변화를 살펴보고자 한다. 앞서 설정한 총 64개 도로망의 각 링크 중 10%에서부터 50%까지 누락되는 시나리오 링크위치에 관측교통량을 각각  $\pm 20\%$ 씩 무작위로 오차를 적용

〈표 3〉 교통량이 누락된 링크(Missing Link) 시나리오

시나리오	누락 링크 번호(기점노드-종점노드)
1	교통량이 누락된 링크 없음
2	1-6, 3-17, 3-20, 5-12, 10-16, 21-20
3	1-6, 3-17, 3-20, 5-12, 10-16, 21-20, 2-12, 3-10, 6-16, 9-1, 12-2, 15-14, 16-17
4	1-6, 3-17, 3-20, 5-12, 10-16, 21-20, 2-12, 3-10, 6-16, 9-1, 12-2, 15-14, 16-17, 11-12, 17-3, 19-10, 19-13, 20-3, 20-21
5	1-6, 3-17, 3-20, 5-12, 10-16, 21-20, 2-12, 3-10, 6-16, 9-1, 12-2, 15-14, 16-17, 11-12, 17-3, 19-10, 19-13, 20-3, 20-21, 8-7, 8-18, 7-17, 11-21, 14-20, 17-16, 18-17
6	1-6, 3-17, 3-20, 5-12, 10-16, 21-20, 2-12, 3-10, 6-16, 9-1, 12-2, 15-14, 16-17, 11-12, 17-3, 19-10, 19-13, 20-3, 20-21, 8-7, 8-18, 7-17, 11-21, 14-20, 17-16, 18-17, 4-13, 10-19, 13-4, 13-14, 16-6, 21-15

하여 부분링크에 대한 관측교통량 관측오차 변화 시나리오를 구성하였다.

### 5) 기존 기종점 행렬 구조 변화

동일한 기점을 갖는 종점통행의 규모 순위를 기종점 통행 규모 순위라 할 수 있으며, 이를 기종점구조라 할 수 있다(백승걸, 2001). 사전정보(Prior Information)로 제공되는 기종점 통행행렬과 실제(True) 기종점 통행행렬의 차이는 O-D 규모(행렬 값)와 O-D 구조(순위)의 차이로 설명할 수 있는데, 이러한 구조적 오차와 규모에 대한 오차 분석이 필요하다. 특히 지난 연구들은 기존 기종점 통행행렬의 크고 작음, 즉 규모에 의한 오차로 간주하는 경우가 많았다. 하지만 급격한 토지이용 변화와 같은 변수의 작용으로 파생되는 기점과 종점의 각 통행량 순위 변화도 고려해야 할 사항 중 하나이다. 사전 기종점 통행행렬(Prior

〈표 4〉 모형검정을 위한 각 평가사항 설정

시나리오 구성	1	2	3	4	5	6	비고
Prior O-D Matrix 오차	+5%	+10%	+20%	+30%	-	-	1)
링크 관측교통량 오차	±10%	±20%	±30%	-	-	-	2)
누락링크 수(개) / 비율(%)	0/0	6/10	13/20	19/30	26/40	32/50	3)
부분링크의 교통량 관측오차(개)	6	13	19	26	32	-	4)
O-D 구조 변화	±10%	±20%	±30%	±40%	±50%	-	5)

O-D Matrix) 구조 변화에도 추정력이 양호한 모형을 우수한 모형이라고 할 수 있다. 분석을 위해 ‘Random Generator’를 이용하여 무작위로 선정된  $ij$ 의 OD-2 대비 오차 반영 비율을 ±10%씩 증감시켜 ±50%까지 시나리오를 구성하였다.

#### 6) 각 평가사항에 따른 시나리오 설정

설정한 평가사항들을 바탕으로 각 항목이 적절히 평가될 수 있도록 몇 가지 세부적인 시나리오를 설정하였다. ① 부분링크 관측교통량 정보와 사전 기종점 통행행렬(Prior O-D Matrix) 분석을 위한 정보로 사용하는 경우 ② 부분링크 관측교통량 정보와, 오차가 수반된 사전 기종점 통행행렬(Prior O-D Matrix) 분석을 위한 정보로 사용하는 경우, ③ 관측 단계에서 오차가 수반된 관측교통량 정보와, 사전 기종점 통행행렬(Prior O-D Matrix) 분석을 위한 정보로 사용하는 경우, ④ 관측 단계에서 오차가 수반된 관측교통량 정보와, 오차가 수반된 사전 기종점 통행행렬(Prior O-D Matrix) 분석을 위한 정보로 사용하는 경우, ⑤ 전체 도로망의 완전한 관측교통량 정보와, 기존 기종점 통행행렬의 구조가 변화된 사전 기종점 통행행렬(Prior O-D Matrix) 분석을 위한 정보로 사용하는 경우, ⑥ 부분적으로 오차가 수반된 관측교통량 정보와 오차가 수반된 사전 기종점 통행

행렬(Prior O-D Matrix) 분석을 위한 정보로 사용하는 경우, ⑦ 위의 몇 가지 요소들이 복합적으로 작용되는 경우이다. 위의 요소들이 복합적으로 작용하는 경우는 사전정보(Prior Information)로 주어지는 링크 관측교통량 및 기종점 통행행렬 정보의 시나리오를 가장 좋은 경우, 중간, 그리고 가장 좋지 않은 경우로 나누었을 때 중간과 가장 좋지 않은 경우를 실험에 적용하였다.

〈표 5〉 각 요소들이 복합적으로 작용하는 경우

	중간의 경우	좋지 않은 경우
교통량 관측오차	± 20%	± 30%
누락 관측교통량	20%	50%
기종점 구조 변화	± 30%	± 50%

중간의 경우는 주어지는 사전정보(Prior Information)들의 구성을 가장 이상적인 경우에서부터 가장 좋지 않은 경우에까지 순차적으로 나열하였을 때 대략 중간 정도의 경우에 대해서 복합적으로 적용하였고, 가장 좋지 않은 경우는 주어지는 사전정보(Prior Information)들의 구성을 순차적으로 나열하였을 때 가장 큰 값을 사용하였다. 세부적인 내용은 〈표 5〉와 같고, 경우에 따른 시나리오 구성은 총 48가지로 구성하였다(〈표 6〉 참조).

〈표 6〉 시나리오 구성

#	정보 내용
1	누락 관측교통량 비율 0%+OD-2
2	누락 관측교통량 비율 10%+OD-2
3	누락 관측교통량 비율 20%+OD-2
4	누락 관측교통량 비율 30%+OD-2
5	누락 관측교통량 비율 40%+OD-2
6	누락 관측교통량 비율 50%+OD-2
7	누락 관측교통량 0%+OD-1 오차 ±10%
8	누락 관측교통량 10%+OD-1 오차 ±10%
9	누락 관측교통량 20%+OD-1 오차 ±10%
10	누락 관측교통량 30%+OD-1 오차 ±10%
11	누락 관측교통량 40%+OD-1 오차 ±10%
12	누락 관측교통량 50%+OD-1 오차 ±10%
13	누락 관측교통량 0%+OD-1 오차 ±20%
14	누락 관측교통량 10%+OD-1 오차 ±20%
15	누락 관측교통량 20%+OD-1 오차 ±20%
16	누락 관측교통량 30%+OD-1 오차 ±20%
17	누락 관측교통량 40%+OD-1 오차 ±20%
18	누락 관측교통량 50%+OD-1 오차 ±20%
19	누락 관측교통량 0%+OD-1 오차 ±30%
20	누락 관측교통량 10%+OD-1 오차 ±30%
21	누락 관측교통량 20%+OD-1 오차 ±30%
22	누락 관측교통량 30%+OD-1 오차 ±30%
23	누락 관측교통량 40%+OD-1 오차 ±30%
24	누락 관측교통량 50%+OD-1 오차 ±30%
25	교통량관측 오차 ±10%+OD-2
26	교통량관측 오차 ±20%+OD-2
27	교통량관측 오차 ±30%+OD-2
28	교통량관측 오차 ±10%+OD-1 오차 ±10%
29	교통량관측 오차 ±20%+OD-1 오차 ±10%
30	교통량관측 오차 ±30%+OD-1 오차 ±10%
31	교통량관측 오차 ±10%+OD-1 오차 ±20%
32	교통량관측 오차 ±20%+OD-1 오차 ±20%
33	교통량관측 오차 ±30%+OD-1 오차 ±20%
34	교통량관측 오차 ±10%+OD-1 오차 ±30%
35	교통량관측 오차 ±20%+OD-1 오차 ±30%
36	교통량관측 오차 ±30%+OD-1 오차 ±30%
37	관측 링크교통량+OD-1 구조 변화 ±10%
38	관측 링크교통량+OD-1 구조 변화 ±20%

39	관측 링크교통량+OD-1 구조 변화 ±30%
40	관측 링크교통량+OD-1 구조 변화 ±40%
41	관측 링크교통량+OD-1 구조 변화 ±50%
42	관측교통량오차 부분링크 6개+OD-2
43	관측교통량오차 부분링크 13개+OD-2
44	관측교통량오차 부분링크 19개+OD-2
45	관측교통량오차 부분링크 26개+OD-2
46	관측교통량오차 부분링크 32개+OD-2
47	[누락 교통량 50%+교통량 관측오차 ±30%]+OD-1 구조 변화 ±50%
48	[누락교통량 20%+교통량 관측오차 ±20%]+OD-1 구조 변화 ±30%

주: 시나리오별 구성은 'III. 모형검정을 위한 실험 및 분석' 부분의 '6) 각 평가사항에 따른 시나리오 설정'에 따라 순차적으로 적용함.

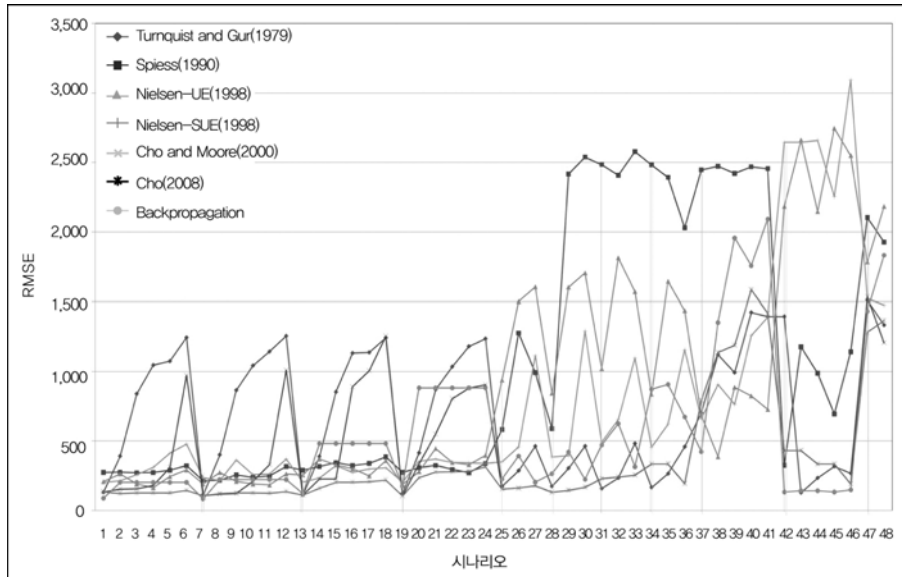
### 3. 실험 결과 및 분석

본 연구에서 실험 분석결과 비교를 위한 효과 척도 방법으로는 RMSE(Root-Mean-Squared Error)를 사용하였다. 이 방법은 기종점 통행행렬의 대각선 셀(내부 존)을 제외한 각 셀들의 제곱평균을 비교하는 방법으로 비교검증 단계에서 널리 사용되어온 방법이다.

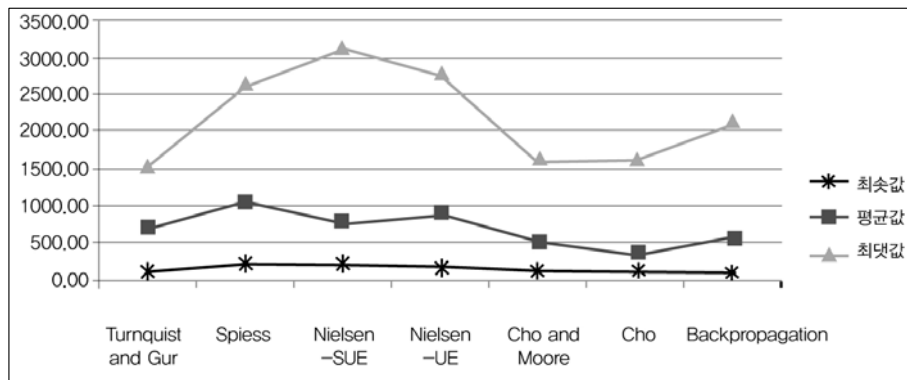
$$RMSE = \sqrt{\left[ \sum_i (T_i - \bar{T}_i)^2 \right] / n}$$

여기서  $T_i$ 는 내부 존을 제외한 추정된 기종점 통행행렬,  $\bar{T}_i$ 는 내부 존을 제외한 가상의 참 기종점 통행행렬(OD-1), 그리고  $n$ 은 내부 존을 제외한 기종점 통행행렬의 내부 셀 총수를 의미한다.

〈그림 4〉는 설정된 실험 시나리오에 따른 RMSE 결과를 나타낸 그래프이다. 실험 결과에서 나타난 각 모형들의 RMSE를 비교해 볼 때, 특정모형을 제외한 대부분의 모형들이 주어진 시나리오에서 비슷한 패턴의 RMSE를 나타냈다. 이는



〈그림 4〉 모형별 시나리오 분석결과<sup>5)</sup>



〈그림 5〉 각 모형의 RMSE 최대 및 최소값 비교

주어진 사전정보(Prior Information)가 사용자 균형원리 기반의 자료들이고, 비슷한 패턴의 RMSE를 나타내고 있는 모형들 역시 사용자 균형원리에 기반한 것이기 때문인 것으로 분석된다.

최소 RMSE는 Backpropagation 모형이 83.50

으로 가장 우수한 것으로 나타났고, 평균 RMSE는 Cho(2008) 모형이, 최대 RMSE 측면에서는 Turnquist and Gur(1979) 모형 추정력이 비교 대상으로 실험한 모형들과 비교했을 때 추정력 측면에서 가장 우수한 결과를 나타냈다.

5) Nielsen(1998)의 MPME 모형의 경우, UE-Assignment 와 SUE-Assignment 기반 모두 사용가능하기 때문에 비교 분석의 효율성을 위해 UE기반과 SUE 기반 모두를 실험에 포함했다.

또한 사전 기중점 통행행렬(Prior O-D Matrix)에 오차가 수반되는 경우보다는 관측교통량에 오차가 수반되는 경우에 전반적으로 두드러진 민감성을 보이는 것으로 나타났다. 비교 대상으로 선정한 모형들 중에서는 Gradient 모형이 상대적으로 가장 높은 RMSE 추이가 나타났고, MPME와 Turnquist and Gur(1979) 모형도 상대적으로 높은 RMSE 오차율을 나타냈다.

〈표 7〉 각 모형 최대 및 최소 RMSE 비교

모형 \ RMSE	최소	평균	최대
Turnquist and Gur	111.4	702.4	1510.7
Spiess-Gradient	213.7	1050.2	2578.0
Nielsen-UE 기반	202.3	769.2	3092.8
Nielsen-SUE 기반	163.7	891.9	2746.9
Cho and Moore	104.9	504.8	1585.1
Cho	104.9	357.6	1585.1
Backpropagation	83.5	553.6	2094.0

Gradient 모형의 경우, 관측교통량 오차 및 사전 기중점 통행행렬(Prior O-D Matrix) 구조변화 오차가 수반되는 경우 두드러지게 증가하는 RMSE 패턴을 나타내고 있는데, 이는 모형의 구조가 목적함수의 미분정보를 이용하는 특성상, 초기에 주어지는 사전 기중점 통행행렬(Prior O-D Matrix) 정보의 범위를 크게 벗어나지 않는 범위 내에서 기중점 통행행렬을 추정하기 때문인 것으로 분석된다.

MPME 모형은 SUE 기반의 실험 결과가 UE 기반의 모형에 비해 조금 우수한 것으로 나타났는데, 이는 경로선택이 연속평균법(Methods of Successive Average: MSA)을 사용하기 때문에 계산 과정에서 계산 단계마다의 이동크기가 UE 기반의 경우보다 다소 고정적으로 작용하기 때문

인 것으로 분석된다.

Turnquist and Gur(1979) 모형의 경우 관측링크의 누락과 관측교통량에 오차가 수반되는 시나리오의 경우 다소 민감한 RMSE 값을 나타내고 있으며, Cho and Moore(2000) 모형은 관측 가능한 링크의 누락 비율이 50%인 경우 증가패턴을 나타내고 있다. Cho(2008) 모형은 누락링크의 비율 변화에도 비교적 일관적인 추정력을 나타내고 있으며, 사전 기중점 통행행렬(Prior O-D Matrix)과 관측교통량에 대한 정보가 상당 부분 누락된 경우에도 비교적 높은 추정력을 나타내고 있다. Backpropagation 모형은 사전정보(Prior Information)의 오차가 증가함에 따라 RMSE 추정 결과도 다소 증가하는 추이를 나타내고 있다.

링크 관측교통량의 관측 오차가 부분적으로 적용되는 경우(〈표 6〉의 시나리오 42~46), Backpropagation 모형이 학습이 잘 이루어져 비교적 높은 추정력을 보이는 것으로 나타났고, Turnquist and Gur(1979) 모형과 Cho and Moore(2000) 모형 또한 관측교통량에 부분적으로 발생된 오차가 통행시간 산출에 있어서는 크게 영향을 주지 않았기 때문에 Spiess(1990) 모형과 Nilsen(1998) 모형에 비해 추정력 측면에서 우수한 것으로 나타났다. 한편, 관측교통량에 대한 전체적인 오차가 수반된 경우(〈표 6〉의 시나리오 25~35), Gradient 모형과 MPME 모형의 RMSE 패턴 변동 폭이 큰 것으로 나타났으며, 이에 반해 Turnquist and Gur(1979), Cho and Moore(2000), Cho(2008), 그리고 Backpropagation 모형이 관측 오차 변화에 따른 민감성이 상대적으로 낮은 것으로 나타났다.

기중점 통행행렬의 구조변화에 따른 민감성은 대부분의 모형들이 민감한 것으로 나타났으며, Backpropagation 모형의 경우 주어진 사전 기중

〈표 8〉 시나리오별 오차에 따른 추정력 비교

비교 항목	우수모형	평가 시나리오
링크 관측교통량에 부분적으로 교통량 정보가 누락된 경우	Cho(2008)	1~24
사전 기종점 통행행렬(Prior O-D Matrix) 오차가 다양하게 적용된 경우	Cho and Moore(2000), Backpropagation	1, 7, 13, 19
링크 전체에 교통량 관측오차가 적용된 경우	Cho and Moore(2000)	25~36
사전 기종점 통행행렬(Prior O-D Matrix) 구조 변화의 경우	Nielsen(1998)	37~41
링크 관측교통량에 부분적으로 오차가 적용된 경우	Backpropagation	42~46

점 통행행렬(Prior O-D Matrix)을 바탕으로 학습데이터를 구성하였기 때문에 구조 변화에 따른 추정력 부분에서 다소 낮은 추정력이 나타난 것으로 분석된다.

#### IV. 결론 및 향후 연구과제

본 연구에서는 기존 관측교통량을 이용한 기종점 통행행렬 추정방법들에 대해서 사전(Prior)에 제공되는 정보의 오차에 따라 모형의 추정값이 민감하게 반응되는 종속성의 문제를 제기하였다.

본 연구의 실험에서 관측 가능한 링크의 수가 변화되는 경우와 교통량 관측 단계에서 오차가 수반되는 경우, 그리고 오차가 수반된 사전 기종점 통행행렬(Prior O-D Matrix) 정보가 주어졌을 때 모형별로 나타나는 민감성이 다양한 것으로 나타났다.

부분링크의 관측교통량 정보를 사용할 경우 본 실험의 주어진 시나리오 상에서 Cho(2008) 모형이 가장 우수한 것으로 나타났고, 관측교통량 전체에 대해 오차가 수반되는 경우 Cho and Moore (2000) 모형, 사전 기종점 통행행렬(Prior O-D Matrix)에 오차가 수반되는 경우 Nielsen (1998) 모형, 링크 관측교통량 정보에 부분적으로 오차가 수반되는 경우 Backpropagation 모

형이, 각종 오차가 복합적으로 작용되는 경우 Turnquist and Gur(1979) 모형과 Cho and Moore(2000) 모형이 실험 결과 가장 우수한 것으로 나타났다.

본 실험에서는 복잡한 도시부 도로를 대상으로 정적(Static)인 분석을 하였다. 주어진 시나리오 상에서 얻어진 결과가 대상 네트워크 크기 여부 및 오차 적용 여부 등의 기타 조건에 따라 결과 값이 크거나 작게 달라질 수 있는 문제점이 발생할 수 있으므로, 추후 이를 보완할 수 있는 보다 민감한 분석이 필요할 것으로 판단된다.

또한 본 실험에서 사례로 적용한 도시부 도로망 및 관측교통량은 실제 관측된 값이 아니기 때문에 불가피하게 사용자 균형원리에 입각한 통행배정 값을 사용하였다. 하지만 사용자 균형원리의 가정은 현실적으로는 많은 모순이 뒤따르며 현실세계를 효율적으로 반영하지 못한다는 큰 단점이 있다. 따라서 향후 보다 현실에 근거한 실제 도로망과 기종점 통행행렬을 바탕으로 사례 검증 및 분석이 필요할 것으로 판단된다.

한편, 본 실험에서 이루어진 결과를 토대로 각 모형들의 장단점을 보완한다면, 완전하지 못한 사전 정보(Prior Information)를 이용한 동적(Dynamic) 분석 또한 가능할 것으로 기대된다.

## 참고문헌

- 강정규, 1996, “칼만필터를 이용한 도시고속도로 교통량 예측 및 실시간 O-D 추정”, 『대한교통학회지』, 14(3): 7~26.
- 김종형, 2000, “Gradient 기법에 의한 통행행렬표 추정에 관한 연구”, 서울시립대학교 박사학위논문.
- 백승길, 2001, “유전자 알고리즘을 이용한 링크 관측교통량으로부터의 기종점 통행행렬 추정”, 서울대학교 박사학위논문.
- 이승재 · 김종형, 2000, “Gradient 방법과 일반화 최소자승법을 이용한 관측교통량기반 O/D 추정방법에 관한 예측력 비교평가 연구”, 『대한교통학회지』, 18(2): 41~52.
- 이승재 · 이현주, 2003, “기종점 수요추정을 위한 교통량 관측지점의 적정위치 선정”, 『대한교통학회지』, 21(1): 53~64.
- \_\_\_\_\_, 2004, “Conjugate Gradient 기법을 이용한 관측교통량기반 기종점 OD 행렬 추정모형 개발”, 『대한교통학회지』, 22(1): 43~62.
- 임강원 · 임용택, 2003, 『교통망분석론』, 서울대학교 출판부.
- Caliper, 2004, *TransCAD Users Manual*.
- Carey, M., Hendrickson, C., and Siddharthan, K., 1981, “A Method for Direct Estimation of Origin/Destination Trip Matrices”, *Transportation Science*, 15(1): 32~49.
- Cascetta, E., 1984, “Estimation of Trip Matrices from Traffic Counts and Survey Data: A Generalized Least Squares Estimator”, *Transportation Research Part B*, 22(4/5): 289~299.
- Chen, A., Chootinan, P., Recker, W., and Zhang, H. M., 2004, *Development of a path flow estimator for deriving steady-state and time-dependent origin-destination trip tables*, California PATH Research Report, Davis, CA 95616.
- Cho, S., 2008, “A Study on Synthetic OD Estimation Model Based on Partial Traffic Volumes and User-Equilibrium Information”, *The Journal of Korean Institute of Intelligent Transport Systems*, 7(5): 180~193.
- Cho, S., and Moore, J. E., 2000, “Improved User Equilibrium Based Method for Estimating Trip Tables”, *Journal of Transportation Engineering*, 126(6): 492~497.
- Hanif, D., Sherali, Arvind Narayanan, and Sivanandan, R., 2003, “Estimation of Origin-Destination Trip-Tables Based on a Partial Set of Traffic Link Volumes”, *Transportation Research Part B*, (37): 815~836.
- Iida, Y., Takayama, J., and Kaneko, N., 1987, “Traffic demand estimation model by observed link flows considering trend of secular change”, *Proceedings of JSCE*, 387(4-7): 83~91.
- INRO, 2003, *EMME/2 User's Manual Software Release 9*.
- Kim, D., 1999a, “Normalization Methods for Input and Output Vectors in Backpropagation Neural Networks”, *International Journal of Computer Mathematics*, 71(2): 161~171.
- \_\_\_\_\_, 1999b, “Problems Encountered During Implementation of the Backpropagation”, *ITS Journal*, 5(1): 71~86.
- Kim, D. and Chang, Y., 2008, “Neural Network-based O-D Matrix Estimation from Link Traffic Counts”, *International Journal of Urban Sciences*, 12(2): 147~157.
- Lo, H. P., Zhang, N., and Lam, W. H. K., 1996, “Estimation of an Origin-Destination Matrix with Random Link Choice Proportions: A Statistical Approach”, *Transportation Research Part B*, (30): 309~324.
- Maher, M. J., 1983, “Inferences on Trip Matrices from Observations on Link Volumes: A Bayesian Statistical Approach”, *Transportation Research Part B*, (17): 435~447.
- Matlab R2009a Users Manual, 2009, *Mathwork*.
- Nanda, R. and Kikuchi, S., 1993, “Estimation of Trip O-D Matrix when Input and Output are Fuzzy”, in Ayyub, B. M. (Ed.), *Proceedings of ISUMA*



- '93, The Second International Symposium on Uncertainty Modeling and Analysis, *IEEE Computer Press*, College Park, Maryland, 104~111.
- Nguyen, S., 1977, "Estimating an O-D Matrix from Network Data: A Network Equilibrium Approach", *Centre de Recherche sur les Transports, University of Montreal*.
- \_\_\_\_\_, 1984, "Estimating Origin-Destination Matrices from Observed Flows". In M. Florian (Ed.), *Transportation Planning Models*, 363~380.
- Nielsen O. A., 1994, "A New Methods for Estimating Trip Matrices from Counts". *Institute of Roads, Traffic and Town Planning: The Technical University of Denmark*.
- \_\_\_\_\_, 1998, "Two New Methods for Estimating Trip Matrices from Traffic Counts", *Travel Behaviour Research: Updating the State of Play*, 221~250.
- Ortúzar, J. de D. and Willumsen, L. G., 1990, *Modeling Transport*, John Wiley & Sons, Chichester.
- Reddy, K. H. and Chakroborty, P., 1998, "A fuzzy inference based assignment algorithm to estimate O-D matrix from link volume counts", *Comput, Environ, and Urban Systems*, 22(5): 409~423.
- Sheffi, Y., 1985, *Urban Transportation Network: Equilibrium Analysis with Mathematical Programming Methods*, Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice Hall.
- Spiess H., 1987, "A Maximum Likelihood Model for Estimating Origin-Destination Matrices", *Transportation Research Part B*, (21): 395~412.
- \_\_\_\_\_, 1990, "A Gradient Approach for the O-D Matrix Adjustment Problem", *INRO*.
- Sushama, C. M. and Revati Rajagopalon, 2007, "Estimation of Origin Destination Trip Tables based on a Partial set of Fuzzy Traffic Link volumes and Target Trip Matrix", *Polytech Univ.* 1~9.
- Turnquist M. and Gur Y., 1979, "Estimation of Trip Tables from Observed Link Volumes", *Transportation Research Board, Washington, D.C.*, 1~6.
- University of Stuttgart, *SNNS User Manual Ver 4.2*.
- Van Zuylen, H. J. and Willumsen, L. G., 1980, "The Most Likely Trip Matrix Estimation from Traffic Counts", *Transportation Research Part B*, 16(3): 281~293.
- Willumsen, L., 1978, "Estimation of an O-D matrix from traffic counts: a review", *Institute for Transport Studies, Working Paper 99*, University of Leeds.
- Yang, H., Akiyama, T., and Sasaki, T., 1992, "A Neural Network Approach to the Identification of Real Time Origin-Destination Flows from Traffic Counts", *Proc., International Conference on Artificial Intelligence Applications in Transportation Engineering*, 253~269.
- Yang H., Sasaki, T., Iida, Y., and Asakura, Y., 1992, "Estimation of Origin-Destination Matrices from Link Traffic Counts on Congested Networks", *Transportation Research Part B*, (25): 351~363.
- Yang, H. and Zhou, J., 1998, "Optimal Traffic Counting Location for Origin-Destination Matrix Estimation", *Transportation Research Part B*, 32(2): 109~126.
- Yin, Y., 2000, "Genetic Algorithm Based Approach for Bilevel Programing Models", *Journal of Transportation Engineering*, 126(2): 115~120.

원 고 접 수 일 : 2010년 4월 6일  
1차심사완료일 : 2010년 5월 6일  
최종원고채택일 : 2010년 5월 14일