

■ 論 文 ■

**유전알고리즘을 이용한
OD 추정모형의 개발과 적용에 관한 연구**
(서울시 내부순환도로를 대상으로)

Development and application of GLS OD matrix estimation
with genetic algorithm for Seoul inner-ringroad

임 용 택

김 현 명

백 승 길

(여수대학교 교통물류시스템공학부 전임강사)

((주)도화종합기술공사)

(서울대학교 환경대학원 박사과정)

목 차

- | | |
|--|---|
| <p>I. 서론</p> <p>II. 링크 관측통행량을 이용한 기종점표 추정</p> <p>III. 모형 구축 및 알고리즘</p> <p style="padding-left: 20px;">1. Gradient방법</p> <p style="padding-left: 20px;">2. 최소자승법(Least Square method)</p> | <p>IV. 기종점 통행량 추정 및 비교분석</p> <p style="padding-left: 20px;">1. 분석대상</p> <p style="padding-left: 20px;">2. 분석결과</p> <p>V. 결론</p> <p>참고문헌</p> |
|--|---|

요 약

링크에서 관측된 교통량과 기존의 기종점표(Origin-Destination matrix)를 결합해 새로운 OD를 추정하고자 하는 연구들은 1980년대부터 20여년간 많은 연구자들을 통해 논의되어 왔다. 특히 최근들어 ITS 등의 보급으로 교통관리를 위한 기본자료로서 링크 교통량의 관측이 확대되면서, 도시고속도로 및 간선도로 관리, 경로안내 시스템 등에 사용될 목적으로 링크관측교통량 자료를 이용한 OD 추정의 필요성이 더욱 높아지고 있다.

OD 추정을 위해 사용되는 기존기법으로는 여러 가지가 있으나 가장 대표적인 기법으로는 베이지안 추정을 이용하는 통계적 방법(Maher, 1983), Entropy 극대화 규칙을 이용하는 방법(Van Zuylen and Willumsen, 1980; Fisk and Boyce, 1983; Fisk, 1989), 최우추정법을 이용한 방법(Spiess, 1987), 그리고 일반화 최소자승법을 이용하는 방법(Gothe et al., 1989; Bell, 1991; Yang et al., 1992) 등이 있다.

본 연구에서는 이러한 방법들 중 최소자승법을 이용해 OD추정모형을 구축하고, 최적해를 얻기 위하여 유전 알고리즘(Genetic Algorithm)을 이용한 알고리즘을 개발하였다. 또한, 개발된 모형을 통해 얻은 결과를 Spiess (1990)가 제시하여 현재 EMME/2에서 사용되고 있는 Gradient method의 결과와 비교하였다. 본 연구에서는 모형의 추정력 비교를 위해 각 기종점 통행량의 평균 추정오차 외에 동일한 기점을 갖는 기종점 통행량 간의 규모순위(OD 구조) 추정력을 확인하였다.

서울시 내부순환도로를 분석대상으로 하여, 대상지역에서 오전에 조사된 OD를 기존(Target) OD로 사용하였고, 오후의 OD를 추정대상 OD로 설정하였으며, 각 링크에서 오후에 조사된 실제교통량을 링크 관측교통량으로 사용하였다. 분석결과 유전알고리즘을 이용한 최소자승법을 통해 얻은 결과가 Gradient method를 통해 얻은 결과에 비해 우수한 것으로 나타났다.

I. 서론

기종점 통행량(Origin-Destination trip matrix: 이하 OD)은 교통수요 분석에 있어 가장 기본적이고 중요한 자료이다. 전통적인 통행수요 추정 단계에서 OD의 예측은 가장 선행되어야 하는 작업이며, OD에 오차가 내포되어 있다면 이후의 예측과정의 신뢰도 역시 크게 저하된다.

그러나 정확한 OD의 예측이나 추정은 많은 비용을 필요로 한다는 문제가 있다. 즉, OD를 추정하는 경우, 실제 OD에 대한 전수조사를 한다면 그 값을 알 수 있으나, 현실적으로 이는 불가능하고 표본조사를 하는 경우에도 신뢰도를 확보할 수 있는 수준의 표본수를 조사하는데는 많은 비용이 든다.

이에 따라 최근까지 많은 연구자들이 간단한 조사 자료들을 이용해 OD를 추정하는 연구들을 발표하였다. 그중에서도 취득이 가장 용이한 링크교통량을 이용한 OD 추정기법은 여러 가지 모형들이 발표된 바 있다. 특히 최근들어 ITS 등의 보급으로 교통관리를 위한 기본자료로서 링크 교통량의 관측이 확대되면서, 도시고속도로 및 간선도로 관리, 경로안내 시스템 등에 사용될 목적으로 링크 관측교통량 자료를 이용한 OD 추정의 필요성이 더욱 높아지고 있다.

OD 추정을 위해 사용되는 기존기법으로는 여러 가지가 있으나, 가장 대표적인 기법으로는 베이저안 추정(Bayesian inference)을 이용하는 통계적 방법(Maher, 1983), 엔트로피 극대화(Entropy Maximization) 규칙을 이용하는 방법(Van Zuylen and Willumsen, 1980; Fisk and Boyce, 1983; Fisk, 1989), 최우추정법(Maximum Likelihood)을 이용한 방법(Speiss, 1987), 그리고 일반화 최소자승법(GLS: Generalized Least Square method)을 이용하는 방법(Goethe 등, 1989; Bell, 1991; Yang 등, 1992) 등이 있다.

이중 베이저안 추정을 이용한 기법은 기존(Target) OD 조사자료를 이용하는 대신 현재의 표본OD조사자료를 이용하지 않으며, 최우추정법은 현재의 표본OD 조사자료를 이용하지만 기존OD와 같은 용이하게 구할 수 있는 기존 조사자료를 이용하지 않는 문제가 있다. 엔트로피 극대화 기법의 경우 엔트로피 극대화 통행패턴이 실제 통행패턴과 차이가 클 경우 불합리한 결과를 도출할 수 있다.

OD 추정의 목적함수로서 OD조사자료와 관측교통량 자료를 가중결합하여 이용할 수 있으며, 이러한 자료에 대한 분포가정이 필요없는 일반화 최소자승법이 최근 많이 이용되고 있다. 일반화 최소자승법의 경우 기종점쌍 및 링크교통량간의 분산 및 공분산 행렬을 필요로 하나, 대부분의 연구에서는 가정을 통해 분산 및 공분산 행렬을 대칭형으로 가정하거나 identity 행렬로 가정하여, 최소자승법(Least Square Method)으로 적용되고 있다.

본 연구에서는 최소자승법에 기초한 목적함수를 제시하고 이 목적함수를 풀 수 있는 알고리즘을 개발하였다. 제시된 목적함수는 비선형 비볼록(nonlinear nonconvex)형태이기 때문에 다수의 해(multiple solutions)가 존재하게 된다. 따라서 전역해(global solution)를 찾는 알고리즘이 필요한데, 본 연구에서는 확률적 전역탐색기법(probability global searching method)으로 널리 활용되고 있는 유전 알고리즘(Genetic algorithm)을 이용하여 풀이 알고리즘을 개발하였다.

또한, 계산된 결과는 실제OD 및 EMME/2에서 사용되는 Gradient method(Spiess, 1990)에 의해 도출된 OD와 비교하였다. Gradient method는 EMME/2 모형에서 OD를 보정하기 위해 개발된 모형으로, 대규모 가로망에 적용이 가능하며 기존 OD와 가장 근접하면서 관측교통량과의 차이를 최소화시키는 OD를 추정한다(Spiess, 1990). Gradient모형은 OD의 변화가 적은 경우에 유용한데, 이는 Gradient모형의 구조자체가 목적함수의 미분(derivative)정보를 이용하기 때문에 초기에 주어지는, 즉 기존 OD 정보의 범위를 크게 벗어나지 않는 범위 내에서 해를 도출하기 때문이다. 따라서, 기존 OD가 실제 OD와 차이가 클 경우, 추정력이 저하될 것으로 예상된다. 본 연구에서는 최소자승법과 Gradient법의 비교를 통해 실제 OD와 기존 OD의 차이가 클 경우, 두 모형의 추정력 차이를 분석하였다. 단, 본 연구에서 다루는 교통망이 도시고속도로로서 모든 기종점간의 통행량이 단일경로에 배정되기 때문에 Gradient모형 역시 이에 맞게 수정하였다.

II. 링크 관측교통량을 이용한 기종점표 추정

본 연구에서 사용된 기본 변수들은 아래와 같다.

- ij : 기종점 i 와 j 로 구성되는 기종점쌍
($ij \in W$, 여기서 W 는 기종점집합)
- T_{ij} : 추정모형에 의해 계산된 추정 OD
- \bar{T}_{ij} : 과거의 조사 등에 의해 얻어진 기존 OD
- v_a : 추정 OD T_{ij} 를 교통망에 통행배정하여 얻은 링크 a 의 추정교통량
- \bar{v}_a : 링크 a 의 관측교통량
- \bar{A} : 교통량이 관측된 링크 집합
- U : 기종점쌍간의 분산/공분산 행렬
- V : 교통망내 링크간의 분산/공분산 행렬

$$\min_T (T - \bar{T})^T U^{-1} (T - \bar{T}) + (v - \bar{v})^T V^{-1} (v - \bar{v}) \quad (3)$$

subject to
 $v = M(T)$ (4)

일반적인 OD 추정문제에서 정확한 해가 도출될 수 없는 이유는 크게 두가지로 나눌 수 있다. 근본적으로 실제 OD 통행량을 어떠한 방법으로도 알 수 없다는 것이 첫 번째 이유이고, 두 번째 이유는 대부분의 교통망에서 추정에 사용될 수 있는 링크 관측자료의 수가 기종점쌍의 개수에 비해 작다는 것이다. 일반적으로 링크 교통량을 이용한 OD 추정문제는 과소설정문제(underspecified problem)이다.

최근들어 기종점 추정의 목적함수로서 OD통행 조사자료와 링크교통량 관측자료를 가중결합하여 이용할 수 있으며, 이러한 자료에 대한 분포가정이 필요없는 일반화 최소자승법이 많이 이용되고 있다. Yang 등(1992)은 일반화 최소자승법을 아래와 같이 설명하였다.

기존 OD \bar{T}_{ij} , $ij \in W$ 는 표본조사나 모형을 통한 추정작업에 의해 얻을 수 있다고 가정하고, 기종점 행렬 T 와 링크 교통량 벡터 v 에 대해 아래와 같은 Stochastic system 이 존재한다고 가정하자.

$$\bar{T} = T + \xi \quad (1)$$

$$\bar{v} = v + \eta \quad (2)$$

여기서, ξ 와 η 는 조사와 관측자료의 불확실성을 반영하는 Random error의 벡터이다. 일반적으로 ξ 와 η 는 평균값으로 0을 갖는다고 가정한다[$E(\xi) = 0$, $E(\eta) = 0$].

일반화 최소자승 추정자는 식(3)과 같이 관측 및 추정 변수 값들의 가중치 제곱의 합을 최소화시킴으로써 문제의 해를 구할 수 있다.

여기서, U 와 V 는 각각 Random error terms ξ 와 η 의 분산-공분산 행렬로 해석할 수 있다. $M(T)$ 는 Assignment map으로, 추정된 OD를 교통망에 배정하는 함수를 의미한다. 일반적으로 비혼잡상황의 경우 전량배분하며, 혼잡상황의 경우 사용자균형 통행배정법(User Equilibrium Assignment)나 확률적 사용자균형 통행배정법(Stochastic User Equilibrium Assignment)등을 이용한다.

본 연구는 도시고속도로를 대상으로 하기 때문에, 각 기종점별로 하나의 경로만이 존재하므로 각 링크나 기종점간의 관계는 독립적(separable)이라 가정할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 OD와 교통량에 대한 분산 및 공분산의 영향은 없다고 가정하여, U 와 V 를 Identity 행렬로 설정한 최소자승추정자를 사용하였다. 혼잡여부에 관계없이 도시고속도로가 하나의 경로만으로 구성되어 있기 때문에 Assignment map은 전량배분법을 이용하였다.

III. 모형구축 및 알고리즘

본 연구에서는 최소자승법에 기초한 목적함수를 제시하고, 이 목적함수를 풀 수 있는 알고리즘을 개발하였다. 제시된 목적함수는 비선형 비볼록형태이기 때문에 다수의 해(multiple solutions)가 존재하며 초기해에 따라 서로 다른 해가 도출될 가능성이 있다. 따라서 전역해를 찾기 위하여, 확률적 전역탐색기법으로 널리 사용되고 있는 유전 알고리즘을 이용하여 풀이 알고리즘을 개발하였다.

본 연구의 주목적은 기존 OD의 신뢰도에 큰 영향을 받지 않고 현재 링크 교통량과 같은 자료를 통해, 실제 OD를 안정적으로 정확하게 추정할 수 있는 모형을 개발하는데 있다. 따라서, OD 추정결과가 기존 OD의 구조에 얼마나 큰 영향을 받는지를 살펴보는 것이 중요하므로 이를 분석하기 위해 기존 추정기법을 비교대상으로 제시하였다.

본 연구에서는 EMME/2에 도입되어 사용되고 있는 Gradient method를 비교대상 모형으로 선택하였다. 또, 연구를 위해 개발된 LS method는 기존 OD의 영향을 최소화할 수 있도록 확률적 임의성이 강한 유전 알고리즘과 결합하여 구성하였다. 이는 Yang(1995)의 연구에서 볼 수 있는 것처럼 동일한 GLS 또는 LS 목적함수를 사용하더라도 최적화기법의 형태에 따라 추정력에 차이가 발생하므로, 최적화 기법에 따라서 기존 OD에 대한 종속성에도 차이가 있을 것으로 판단하였기 때문이다.

단, Gradient method의 경우 OD 추정과정에서 확률적 최적화 기법을 사용하기 어렵고, 비교 목적이 기존 OD의 영향이 큰 기법을 선택한 것이므로 일반적인 형태의 알고리즘을 그대로 사용하였다.

1. Gradient방법

Gradient방법은 Spiess(1990)가 개발한 모형으로 현재 교통계획분야의 상용패키지인 EMME/2에 도입되어 활용되고 있는 데, 일반 대규모 가로망에 사용할 수 있는 장점이 있다. Spiess는 식(5), 식(6)의 목적함수를 통해 기종점 통행표를 추정할 수 있다고 제안하였다.

[GM 1]

$$\text{Min } Z(T_{ij}) = \frac{1}{2} \sum_{a \in A} (v_a - \bar{v}_a)^2 \quad (5)$$

s.t.

$$v = M(T) \quad (6)$$

식(5)의 기종점 통행표 추정문제는 Under-specified 하기 때문에 무한한 해가 존재한다. 따라서, Spiess는 과거의 OD를 목적함수와 제약조건에 포함시킴으로써 현재의 링크 교통량과 근접한 링크 교통량을 산출할 수 있는 새로운 OD를 추정하였다. 이를 위해서는 과거의 OD를 현재의 목적함수 정보로 이용해 현재의 OD로 보정하는 과정이 필요하다. 이 과정에서 추정된 현재의 OD에 대한 목적함수의 일차도함수를 이용하는데, 이러한 성질 때문에 이 추정기법을 Gradient method라 부른다.

식(5)의 최소화문제를 풀기 위하여 Spiess(1990)는 식(7)과 같이 OD 통행량 보정식을 제시하였다.

$$\begin{aligned} T_{ij}^{l+1} &= \bar{T}_{ij} \quad \text{for } l=0 \\ &= T_{ij}^l \left(1 - \lambda^l \left[\frac{\partial Z(T_{ij})}{\partial T_{ij}} \right]_{T_{ij}^l} \right) \\ &\quad \text{for } l=1, 2, 3, \dots \end{aligned} \quad (7)$$

여기서, λ^l 은 반복횟수 l 에서의 OD 통행량의 move size를 나타내는 값이다. move size λ^l 은 아주 작은 값을 사용하거나, 목적함수를 λ 에 대해 편미분하여 최적값을 찾을 수 있다. 이에대한 자세한 내용은 Spiess(1990)를 참고하기 바란다.

Spiess(1990)가 제시한 식(5)가 Gradient method에서 사용되는 일반적인 목적함수이지만, 본 연구에서는 최소자승법과 비교하기 위해, 기존 OD를 목적함수에 반영시키는 수정된 Gradient 모형, [GM 2]를 두 번째 모형으로 제시하였다. 수정 Gradient 모형은 식(8)과 같이 표현되며, 이는 최소자승법과 동일한 형태를 가지지만, 풀이알고리즘은 Gradient방법을 적용하였다(이현홍, 1996).

[GM 2]

$$\begin{aligned} \text{Min } Z(T_{ij}) &= \frac{1}{2} \sum_{a \in A} (v_a - \bar{v}_a)^2 \\ &\quad + \gamma \frac{1}{2} \sum_{ij \in w} (T_{ij} - \bar{T}_{ij})^2 \end{aligned} \quad (8)$$

본 연구에서 사용한 GM2 목적함수는 기존 Gradient 모형의 목적함수에 기존 OD와 추정OD간의 차이를 추가로 반영한 형태로서, GLS 목적함수와 동일한 형태를 갖고 있다. 따라서, GM2 모형은 추정링크교통량과 관측 링크교통량간의 차이만을 고려하는 기존 Gradient 모형(GM1)에 비해 추정 OD의 기존 OD 종속성이 더 높아진다. 따라서, 실제 OD가 기존 OD와 그 구조가 유사할 경우 OD 추정의 정확성을 높여 주지만, 실제 OD와 기존 OD간의 차이가 크다면 오히려 추정력을 저하시킬 가능성이 높다.

2. 최소자승법(Least Square method)

1) 모형의 구축

링크 교통량을 이용해 기종점 통행량을 추정하기 위하여 최소자승형태의 목적함수를 구성할 수 있는데, 이를 스칼라(Scalar) 형태로 표현하면 식(9)와 같다.

[LS]

$$\begin{aligned} \text{Min } Z(T_{ij}) = & \frac{1}{2} \sum_{a \in A} (v_a - \bar{v}_a)^2 \\ & + \gamma \frac{1}{2} \sum_{ij \in W} (T_{ij} - \bar{T}_{ij})^2 \end{aligned} \quad (9)$$

위 식은 기종점 통행량 추정모형에서 흔히 쓰이는 최소사승 형태로, 본 연구에서는 Yang 등(1997)의 연구를 참고하였다. 식에서 γ 는 사용되는 기존 기종점표의 신뢰성을 목적함수에 반영하는 Parameter이고, W 는 기종점쌍의 집합을 나타낸다.

본 연구의 경우, 서울시 내부순환도로를 대상으로 모형을 분석하기 때문에 각 기종점간에는 하나의 경로만 존재하게 된다. 따라서, 식(10)을 통해 링크교통량과 OD간의 관계를 간단히 정리할 수 있다.

$$v_a = \sum_{ij \in W} \delta_{a,ij} T_{ij}, \quad a \in A \quad (10)$$

여기서,

$\delta_{a,ij}$: 만약, 링크 a가 기종점 쌍 ij 간의 경로에 이용되면 1, 그렇지 않으면 0.

2) 풀이 알고리즘

식(9)의 최소화문제를 풀기 위하여 전역 탐색알고리즘으로 알려진 유전 알고리즘을 이용하여 풀이 알고리즘을 개발하였다.

유전 알고리즘은 재생산(reproduction), 교배(crossover), 돌연변이(mutation)의 세 가지 과정을 반복하여 최적해를 도출한다. 여기서 재생산이란 지정된 전략에 따라 새로운 세대를 발생시키는 것이고, 교배란 개체간의 염색체 교환을 통해 새로운 세대를 형성하는 것이다. 돌연변이란 모체의 성질과는 전혀 다른 새로운 개체를 발생시키는 과정이다. 돌연변이 확률이 높을수록 광범위한 영역을 탐색할 수 있어 국지해(local solution)에 수렴할 가능성을 낮출 수 있지만 수렴속도는 늦어지게 된다. 본 모형에 적용한 유전 알고리즘에서는 재생산 규칙으로 엘리트 보존방법과 랭킹방법을 결합하여 사용하였다. 이 방법은 목적함수 값이 우수한 상위 개체의 일정비율을 다음 세대에 그대로 복제하는 방법이다.

먼저, 기종점쌍만큼의 유전자를 설정하고 기점에 대한 종점의 통행량 선택비율을 임의로 발생시켰으며,

이를 기초로 최단경로에 전량배정을 실시하여 목적함수의 값을 계산하였다. 구체적인 알고리즘은 아래와 같다.

[Step 0] Initialization(Random Generation)

- ① Set mutratio (돌연변이 확률)
maxiter (최대반복수)
n=1 (세대수 또는 반복수)
- ② $X_n[m][ij]$ 에 대해 (0,1)사이의 임의값을 발생시킨다.
여기서, $X_n[m][ij]$ 은 n세대 m번째 유전자의 기점 i와 종점 j간 선택비율 ($0 \leq X_n[m][ij] \leq 1$)
($m=1, 2, \dots, M$, M is even number)
- ③ 발생된 염색체 [ij]를 기점별(r)로 식(11)과 같이 선택확률값을 변환한다.

$$X_n^*[m][ij] = \frac{X_n[m][ij]}{\sum_{r \in O} X_n[m][rj]}, \quad \forall r \in O \quad (11)$$

여기서,

$$\sum_{r \in O} X_n^*[m][rj] = 1.0 \quad \forall r \in O, j \in D$$

i : 기점집합 O 에 속하는 기점(origin)노드

j : 종점집합 D 에 속하는 종점(destination) 노드

[step 1] Fitness Calculation

- ① 식(12)와 같이 T_{ij} 를 계산한다.

$$T_{ij} = X_n^*[m][ij] \cdot O_i \quad (12)$$

여기서, O_i 는 기점 i에서 발생하는 통행량, 즉 T_{ij} 는 기점 i에서의 발생통행량(O_i)에 $X_n^*[m][ij]$ 를 곱하여 계산한다.

- ② T_{ij} 를 기종점 ij간의 최단경로상에 전량배정을 실시해 링크교통량 v_a 를 구한다.
- ③ 식(9)를 이용해 각 유전자의 Fitness(적합도)를 결정한다.
- ④ Value sorting : 각 유전자의 적합도를 기준으로 염색체간의 서열을 매긴다. 이때 기준은 식(9)의 목적함수(Fitness) 값이 낮은 순서에 따른다.

[step 2] Cross-over

- ① $n+1$ 세대의 전체 유전자들중 하위 50%를 n 세대 유전자들의 교배로 얻어진 새로운 유전자로 교체한다.

$$X_{n+1}^*[m][ij] = \alpha X_n^*[k][ij] + (1 - \alpha) X_n^*[k+1][ij] \quad (13)$$

여기서

$$m = \text{mod}(\frac{M}{2}) + 1, \text{mod}(\frac{M}{2}) + 2, \dots, M$$

and $k=1, 3, 5, \dots$

α : random number(0~1)

[step 3] Mutation

- ① 각 유전자 $X_{n+1}^*[m][ij]$ 별로 (0,1)사이의 난수 R 을 발생시킨다.
- ② 만약 $R \leq \text{mutratio}$ 일 경우 각 유전자 $X_{n+1}^*[m][ij]$ 에 대해 (0,1)사이의 새로운 난수를 발생시킨다.

[step 4] Fitness Calculation

- ① 식(14)와 같이 T_{ij} 를 계산한다.

$$T_{ij} = X_{n+1}^*[m][ij] \cdot O_i \quad (14)$$

- ② 이하는 step1의 과정과 동일하다.

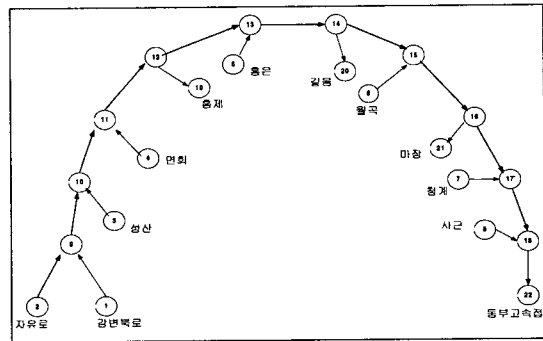
[step 5] Stopping Criteria

- ① 각 유전자들의 염색체값(셀내의 값)들을 비교해 모든 염색체들의 값(정보)이 같으면 정지, 아니면 Step 2로 돌아간다.
- ② 미리 지정한 횟수동안 최우성 유전자들의 정보가 바뀌지 않으면 정지, 아니면 Step 2로 돌아간다.
- ③ 미리 지정한 수렴을 보장할 수 있는 매우 큰 반복횟수를 거치면 정지, 아니면 Step 2로 돌아간다.

IV. 기종점 통행량 추정 및 비교분석

1. 분석대상

본 연구에서 개발된 OD 통행량 추정알고리즘과 기존 Gradient방법을 비교하기 위하여 서울시 내부



<그림 1> 서울시 내부순환도로 교통망

순환도로를 대상으로 실제 관측자료를 이용하여 분석하였다. <그림 1>은 내부순환도로의 북쪽 내선을 단순화시킨 교통망을 나타낸 것이다. 이 교통망에는 진입 램프 8곳(노드 1~8)과 유출램프 4곳(노드 19~22)이 있으며, 전체 교통망의 노드는 22개, 링크는 21개이다. 각 램프의 이름은 노드 옆에 명시하였다.

분석에 사용된 OD는 1999년 5월 중 1일 동안 번호판 조사기법을 통해 오전과 오후 두 번에 걸쳐 조사된 것이다. 본 연구에서 기존(Target) OD라 함은 기존 OD 추정연구에서와 같이 사전에 조사되어 보유하고 있는 OD를 의미한다. 따라서 본 연구에서 Target OD는 오전에 번호판조사를 통해 조사된 기종점표가 된다. 이에 비해 실제(True) OD란 현재 조사된 링크 교통량을 발생시킨 OD로서, 우리가 추정하고자 하는 추정 OD의 참 값이다. 본 연구의 경우 번호판 조사에 따른 조사오차는 없다고 가정하여, 오후에 조사된 OD를 True OD로 설정하였다.

2. 분석결과

유전알고리즘을 이용한 최소자승모형 결과를 분석하기 전에 최적 Parameter 값 γ 를 찾기 위해 γ 의 변화에 따른 추정결과 변화를 살펴보았다. 분석결과, γ 가 0.10~0.20 사이에 있는 경우 추정결과가 가장 우수한 것으로 나타났다. 반복횟수의 변화에 따른 추정 결과의 변화를 보면 유전알고리즘 반복횟수 10,000인 경우 통행량의 평균오차는 12.02(%), 대수기준으로는 24.48(대)로 나타나 50,000회를 시행했을 때보다 결과치가 더 나은 것으로 나타났다. 하지만 이 경우에는 추정OD의 구조가 실제 OD와는 차이가 있어 결과 정리에는 사용하지 않았다. 반복횟수에 따른 결과를

비교한 결과, 반복회수 20,000회 이후에는 60,000회까지 결과의 변화가 없었다. 따라서, 주어진 목적함수에 대해서는 얻어진 해가 안정성을 갖는 것으로 해석하였다.

우선 Gradient method(GM1과 GM2)를 이용한 추정결과와 최소자승법을 이용한 결과를 <표 1>과 <표 2>에 제시하였다. 기존 OD로 이용된 오전 OD의

통행패턴이 오후의 통행패턴과는 상당한 차이가 있을 것으로 판단하여, γ 값은 최소값 0.05부터 최대값 1.0까지 0.05단위로 증가시켜가며 실제 OD와 근접한 결과를 내는 값을 탐색하였다(<표 3>, <그림 2> 참고).

분석결과 최소자승법의 경우 $\gamma=0.1\sim 0.2$ 사이에서 추정력이 가장 높게 나타났고, GM2의 경우 $\gamma=0$ 의 값에서 추정력이 가장 높았으나, 최소자승법과의 비교

<표 1> GM1, GM2, LS method에 의한 내부순환로 각 OD별 추정결과 ($\gamma=0.1$)

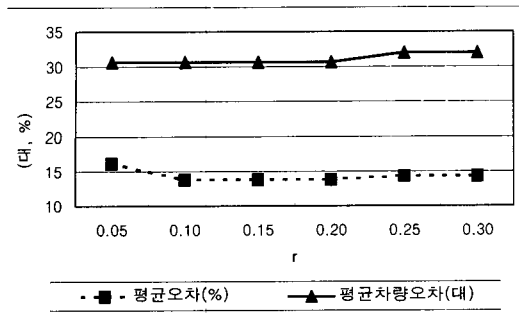
I	J	True OD Trip.	Target OD Trip.	추정 OD Trip.			편차 (%)		
				GM1	GM2	LS	GM1	GM2	LS
1	19	287	289	431	370	262	50.17	28.92	8.71
1	20	283	129	189	215	259	33.22	24.03	8.48
1	21	48	24	37	26	56	22.92	45.83	16.67
1	22	55	15	17	36	96	69.09	34.55	74.55
2	19	259	132	196	210	259	24.32	18.92	0
2	20	244	188	275	271	263	12.70	11.07	7.79
2	21	81	80	122	78	59	50.62	3.7	27.16
2	22	23	12	13	29	25	43.48	26.09	8.70
3	19	444	390	418	436	463	5.86	1.8	4.28
3	20	412	491	518	542	485	25.73	31.55	17.72
3	21	173	108	118	74	92	31.79	57.23	46.82
3	22	93	85	67	72	82	27.96	22.58	11.83
4	19	141	80	86	114	161	39.01	19.15	14.18
4	20	272	313	332	352	173	22.06	29.41	36.40
4	21	104	87	96	41	141	7.69	60.58	35.58
4	22	66	87	69	62	108	4.55	6.06	63.64
5	20	190	124	86	90	175	54.74	52.63	7.89
5	21	140	216	155	97	128	10.71	30.71	8.57
5	22	102	371	192	273	128	88.24	167.65	25.49
6	21	402	1052	420	719	480	4.48	78.86	19.40
6	22	167	518	149	205	89	10.78	22.75	46.71
7	22	1169	600	1169	824	1169	0	29.51	0
8	22	258	620	260	486	258	0.78	88.37	0

<표 2> GM1, GM2, LS method에 의한 내부순환로 전체 OD 추정오차 ($\gamma=0.1$)

추정모형	Target OD	GM1	GM2	LS
가중평균오차(%)	57.30	17.05	36.44	13.79
가중평균오차(대)	242.9	37.2	153.7	30.7

<표 3> γ 값 변화에 따른 GM2의 추정오차 변화

γ 값	0.00	0.05	0.10	0.20	0.30	0.40	0.50	0.10
오차 가중평균(%)	17.00	31.47	36.44	42.45	45.51	47.41	48.61	52.15
오차 가중평균(대)	37.01	122.1	153.7	185.5	200.7	209.8	215.9	231.1



〈그림 2〉 γ 값 변화에 따른 LS 추정값 변화

를 위해 γ 를 0.1로 가정하였다.

분석결과 GM1을 통해 추정된 OD는 실제 OD의 통행량과 평균 17.05%의 차이를 보였다. 이때, 전체 OD 통행량의 오차는 각 기종점쌍간의 오차에 교통량을 반영한 가중평균으로 설정하였다. GM1 오차크기의 OD통행량 가중평균은 37.2대였다.

GM2의 경우 GM1에 비해 추정력이 현저히 저하되는 것으로 나타났다. 이러한 결과의 가장 큰 원인은 기존 OD와 추정 OD간 차이를 목적함수에 반영하였기 때문으로 판단된다. 기존 OD의 경우 가중평균오차가 57.3대와 242.9대로 매우 큰 값을 나타내고 있으나, 실제로 4개 기종점쌍(6→21, 6→22, 7→22, 8→22)의 경우, 기점과 종점간 OD 추정이 현재 링크교통량만으로 가능하므로, 이들은 오차에서 제외하는 것이 바람직하다. 이 경우 기존 OD의 가중평균오차는 34.3%와 69.19대이다.

앞에서 설명했듯이 Gradient method는 target OD를 최적해 탐색의 초기해로 사용하기 때문에, 굳이 기존 OD를 목적함수에 추가할 필요는 없을 것으로 판단되며, GM2의 목적함수는 오차의 크기만을 확대하는 결과를 발생시켜 모형의 추정력을 감소시킬 가능성이 있는 것으로 판단된다.

예를 들어 유입램프 7이나 8의 경우 GM1에서는 편차가 없으나 GM2의 경우 편차가 발생하는데, 이는 추가항의 영향으로 교통량 편차가 0이 되는 통행 패턴을 찾을 수 없기 때문이다. 이러한 결론은 아래 〈표 3〉에서 더욱 명확히 나타난다. 단, 이러한 현상은 기존 OD의 구조가 실제 OD의 구조와 차이가 있는 경우에 해당되는 것이며, 만약 두 기종점쌍의 구조가 거의 유사할 경우 추정능력은 오히려 향상될 수도 있을 것으로 판단된다. 이때 OD 구조란 동일한 기점을 갖는 기종점 통행량 간의 규모순위를 의미한다.

모형의 구조상 당연하지만 GM2에서 γ 값을 0으로 설정할 경우, GM1과 동일한 결과를 도출하였다. 유의할 점은 GM2의 경우 γ 값 0.00~0.05 사이에서 추정력이 현저히 변화한다는 것이다. 즉, 기존 OD와 실제 OD간에 구조적 차이가 있을 것으로 예상되면, GM2와 같은 형태의 모형을 사용할 수 없다는 사실을 알 수 있다. 따라서, OD 추정의 정확성에 대한 안정적 측면을 고려한다면 Gradient method는 적용 전에 다양한 분석이 필요한 것으로 판단된다.

〈표 1〉과 〈표 2〉의 유전알고리즘을 이용한 최소자승법에 의한 추정결과를 보면 실제 OD와 추정 OD간의 차이는 평균 13.79%인 것으로 나타났다. 이는 Gradient method에 의한 결과보다 3% 이상 향상된 결과이며, 오차크기의 가중평균 역시 30.7대로 7대 정도 오차가 작게 나타났다.

하지만 이러한 모형의 Aggregate된 추정오차보다 중요한 분석사항은 각 OD통행량이 동일기점 OD통행량에서 차지하는 정도를 나타내는 OD구조에 대한 올바른 추정이라 할 수 있다. GM1은 이용가능링크가 확정적인 일부 OD에 대한 추정력으로 인해 전체적인 추정오차는 기존OD보다 낮은 것으로 나타났지만, 이들 OD를 제외한 나머지 OD에 대한 추정력은 낮다고 할 수 없기 때문이다. 예를 들어 〈표 1〉에서 GM1이나 GM2의 경우 1→21, 1→22의 추정 통행량 규모순위가 실제규모순위와 비교시 반대로 바뀌어있다. 이러한 예는 2, 3, 5 유입램프에서도 공통적으로 나타난다. 특히 5번 램프의 경우 전체 구조가 완전히 반대이기 때문에 추정 OD와 실제 OD의 구조가 완전히 반대로 되어있다. 하지만, 유전알고리즘을 이용한 최소자승법에 의한 추정결과에서는 실제 OD의 구조와 거의 흡사하다는 사실을 확인할 수 있다. 이러한 특징은 유전알고리즘을 이용한 최소자승법이 실제 OD와 구조가 상당한 차이를 보이는 기존 OD를 추정에 사용하더라도 정확도 높은 추정결과를 안정적으로 도출할 수 있다는 것을 의미하는 것이다.

V. 결론

이상의 결과를 종합하면, 기존 OD의 신뢰성이 낮은 경우 또는 현재의 통행패턴과 이전의 통행패턴간의 유사성을 보장할 수 없는 경우, 유전알고리즘을 이용한 최소자승법이 Gradient method에 비해 상대적

으로 우수한 추정능력을 나타내는 것으로 나타났다. GM의 경우 상대적으로 간단한 교통망에서도 기존 OD의 구조가 실제 OD의 구조와 차이를 보였을 때, 추정력이 크게 저하되는 것으로 나타났다. 이는 GM의 목적이 OD의 보정작업이므로 상대적으로 높은 추정능력이 요구되는 통행량 추정작업, 특히 OD의 구조가 크게 변하는 경우에는 적합하지 않다는 것을 의미한다. 그러나 Gradient방법이 실제 OD와 가장 유사한 OD를 확보하는 경우에는 유용한 것으로 알려져 있다. 그밖에 일반적으로 사용되는 Gradient모형 [GM1]의 목적함수에 기존 OD를 반영하게 되면 [GM2], 기존 OD 조사시점과 링크관측교통량의 조사시점 사이에 통행패턴 변화(OD 구조의 차이)가 있을 것으로 예상될 경우, 모형의 추정능력이 크게 저하되는 것으로 나타났다.

이에 비해, 유전알고리즘을 이용한 최소자승법의 경우 상당히 안정적으로 OD 통행량 및 OD 구조를 추정할 가능성이 있는 것으로 판단된다. 특히 약간의 OD구조의 변화가 있더라도 무리없이 OD 통행량과 그 구조를 추정할 수 있다는 사실은, 유전알고리즘을 이용한 최소자승모형을 통해 주변의 통행특성 변화가 있기 전 조사된 OD로 이후의 OD를 추정하는 것이 가능함을 의미한다.

현재까지 링크교통량을 이용한 OD 추정모형의 개발과 관련된 연구들에서는 기존 OD 조사시의 통행패턴이 현재의 통행패턴과 큰 변화가 없다는 가정 하에, 정확한 OD를 보정하는데 주 초점을 맞추어왔으며 모형추정력도 전체적인 추정오차만을 고려하였다. 그러나 본 연구 결과, 기존 OD와 실제 OD간의 구조적 차이가 있는 경우에는 값을 정확히 추정하는 문제보다는 OD의 구조를 정확히 추정하는 것이 우선적으로 중요하다는 결론을 얻게 되었다. 따라서, 기존 OD를 초기해로 설정하고 선형근사적 최적화 기법을 통해 OD를 추정하는 Bilevel 형태의 OD 추정기법보다는 추정과정에서 확률적 최적화 기법을 이용하는 것이 초기해에 대한 종속성을 완화시켜 보다 안정적인 OD 추정을 가능하게 할 것으로 판단된다.

향후 연구과제로는 좀 더 정확한 OD통행량을 추정할 수 있는 목적함수형태와 이를 풀 수 있는 효과적인 알고리즘의 개발이 있어야 할 것이며, OD 구조를 모형 내에서 자체적으로 추정할 수 있도록 하여 기존 OD를 이용하지 않는 모형의 개발도 필요할 것으로 판단된다.

또, 본 연구에서 사용된 Parameter γ 값을 합리적으로 추정하는 연구도 수행되어야 할 것이다.

참고문헌

1. 서울시, 내부순환도로 OD통행량 조사, 내부자료, 1999.5.
2. 이현홍, Gradient Approach 방법을 이용한 기종점통행량 보정에 관한 연구, 서울대학교 공과대학원, 1996.
3. Bell M. G. H., The Estimation of Origin-Destination Matrices by Constrained Generalised Least Squares, Transpn. Res. part b., 1991.
4. Fisk C. S. and Boyce D. E., A Note on Trip Matrix Estimation from Link Traffic Count Data, Transpn. Res. part b., 1983.
5. Fisk C. S., Trip Matrix Estimation from Link Traffic counts : The Congested Network Case, Transpn. Res. part b., 1989.
6. Gothe M. B., Jornsten K. O. and Lundgren J. T., Estimation of Origin-Destination Matrices from Traffic Counts using Multi-objective Programming Formulations., Transpn. Res. part b., 1989.
7. Maher, M. J., Inferences on Trip Matrices from Observations on Link Volumes : A Bayesian Statistical Approach, Transpn. Res. part b., 1983.
8. Spiess H., A Maximum Likelihood Model for Estimating Origin-Destination Matrices., Transpn. Res. part b., 1987.
9. Spiess H., A Gradient approach for the OD matrices Adjustment Problem, Center for research on transportation, 1990.
10. Van Zuylen H. J. and Willumsen L. G., The most likely trip matrices estimated from traffic counts, Transpn. Res. b., 1980.
11. Yang H., Sasaki T., Iida Y. and Asakura Y., Estimation of Origin-Destination Matrices from Link Traffic Counts on Congested Networks, Transpn. Res. part b., 1992.

12. Yang H., Heuristic algorithms for the bilevel origin-destination matrix estimation problem, *Transpn. Res. part b.*, 1995.
13. Yang H., Qiang Meng, Michael G. H. Bell, Simultaneous Estimation of Origin-Destination Matrices and Travel Cost Coefficient in a Congested Stochastic Network working note, 1997.