

■ 論 文 ■

통행시간분포를 이용한 교통량기반 추정O/D의 신뢰성 평가에 관한 연구

Evaluation on the traffic count based O/D matrix using
Trip Length Frequency Distribution

이승재

(서울시립대학교 교통공학과 조교수) (서울시립대학교 교통공학과 조교수) (서울시립대학교 도시공학과)

손의영

김종형

목 차

- | | |
|---------------|-----------------|
| I. 서론 | 3. 최적관측지점 |
| 1. 연구 배경 및 목적 | III. 분석 |
| 2. 연구 내용 및 방법 | 1. 분석교통망 및 평가지표 |
| II. 이론 고찰 | 2. 분석결과 |
| 1. Gradient방법 | IV. 결론 |
| 2. 통행시간빈도분포 | 참고문헌 |
-

요 약

현재까지 개발된 교통량 기반 O/D 추정기법들은 추정된 O/D의 신뢰성을 평가하는 기준으로 통계적 오차분석을 통한 참O/D(true O/D)와 추정O/D간의 차이를 분석하는 방법이 주류를 이루었다. 문제는 이러한 오차분석기법들이 현실적인 대규모 교통망상에 적용될 때 참O/D를 알 수 없을 뿐만 아니라, 알 수 있다고 하더라도 추정된 O/D와의 비교·평가시에 그러한 평가방법으로 추정된 O/D의 신뢰성을 부여하기에는 많은 문제점을 가지고 있다는 점이다. 통행조사에 의한 O/D는 비록 포함되어 있는 정보가 과거의 정보라고 할지라도 현재의 통행흐름에 대하여 가장 많은 정보를 가지고 있다고 할 수 있다. 즉, 선행O/D의 정보를 크게 변화시키지 않으면서도 관측교통량으로 O/D를 추정할 수 있는 방법이 이 관점에서 매우 뛰어난 추정방법이라고 할 수 있다. 이러한 관점에서 본 연구에서는 선행O/D정보 중 통행수요예측시 가장 중요한 지표의 하나인 통행시간빈도분포(Trip Length Frequency Distribution:TLFD)를 이용하여 추정O/D의 신뢰성 지표로 삼았다. TLFD는 4단계 모형에서 통행분포(trip distribution)시 모형을 정산하는 데 사용되는 방법으로써 순간 통행시간을 단위별로 나누어 조사된 통행시간분포와 추정된 O/D의 통행시간분포가 유사한지를 살피는 방법이라고 할 수 있다. 조사된 TLFD와 추정O/D의 TLFD가 유사한 모양을 이를 때 추정O/D의 신뢰성이 높다고 인정한다. 또한 TLFD는 전통적으로 조사된 표본O/D를 전수화하는데 이용되어 그 타당성 또한 많이 검증되어 왔다. 그러나 아직까지 TLFD를 가지고 교통량으로 O/D를 추정하는 모형의 결과를 검증한 연구 결과는 없는 실정이다. 따라서, 본 연구에서는 최종적인 이러한 분석결과를 평가할 수 있을 뿐 아니라, 평가된 지표가 신뢰할 만한 수준이 아니라면, 추정된 결과를 보정할 수 있는 가능성성을 제시하고자 한다.

I. 서론

1. 연구 배경 및 목적

다수의 교통량 기반 O/D 추정방법이 지난 30년간 여러 가지 이론적 틀을 바탕으로 연구되어 왔고, 그 이론적 기반 또한 매우 탄탄하다고 할 수 있다. 현재 까지 개발된 교통량 기반 O/D 추정기법들은 추정된 O/D의 신뢰성을 평가하는 기준으로 RMSE(Root Mean Square Error) 등과 같은 오차분석을 지표로 설정하여 참O/D(true O/D)와 추정O/D간의 차이를 분석하는 방법이 주류를 이루었다.

그렇지만 문제는 이러한 오차분석기법들이 현실적인 대규모 교통망상에 적용될 때 참O/D를 알 수 없을 뿐만 아니라, 알 수 있다고 하더라도 추정된 O/D와의 비교·평가시에 그러한 평가방법으로 추정된 O/D의 신뢰성을 부여하기에는 많은 문제점을 가지고 있다는 점이다.

이러한 관점에서 본 연구는 이승재·김종형(1999)의 선행연구에서 제시된 바와 같이 관측교통량과 선행 O/D간에 오차를 작게 만드는 gradient방법을 가지고 기본O/D(base O/D)와 오차가 반영된 target O/D로 추정된 O/D와의 비교·분석을 통한 오차분석방법을 제시하고자 한다.

선행O/D¹⁾는 비록 포함되어 있는 정보가 과거의 정보라고 할지라도 현재의 통행흐름에 대하여 가장 많은 정보를 가지고 있다고 할 수 있다. 즉, 선행O/D의 정보를 크게 변화시키지 않으면서도 관측교통량으로 O/D를 추정할 수 있는 방법이 이 관점에서 매우 뛰어난 추정방법이라고 할 수 있다.

이러한 맥락으로 본 연구에서는 선행O/D정보 중 통행수요예측시 가장 중요한 지표의 하나인 통행시간 밴도분포(Trip Length Frequency Distribution : 이하 TLFD)를 이용하여 추정O/D의 신뢰성 지표로 삼았다. TLFD는 4단계 모형에서 통행분포(trip distribution)시 모형을 정산하는 데 사용되는 방법으로써 존간 통행시간을 단위별로 나누어 조사된 통행시간 분포와 추정된 O/D의 통행시간분포가 유사한지를 살피는 방법이라고 할 수 있다. 조사된 TLFD와 추정 O/D의 TLFD가 유사한 모양을 이를 때 추정O/D의

신뢰성이 높다고 일반적으로 인정한다. 또한 TLFD는 전통적으로 조사된 표본O/D를 전수화하는데 이용되어 그 타당성 또한 많이 검증되어 왔다. 그러나 아직까지 TLFD를 가지고 추정O/D의 추정결과를 검증한 연구 결과는 없는 실정이다.

따라서, 본 연구의 목적은 첫째, 모의교통망이 아닌 현실적인 교통망에서 gradient방법으로 추정된 O/D의 오차분석에 TLFD를 이용하여, gradient방법의 타당성 및 신뢰성을 검토하고, 둘째, 관측교통량으로 추정된 O/D의 정확성을 검증하는 방법에 과거에는 시도되지 않았던 TLFD를 이용할 수 있는 기초적인 연구 방향을 제시하고자 하는 것이다.

2. 연구범위 및 방법

본 연구의 범위는 gradient방법의 가능성과 그 적용성을 평가하기 위한 일환으로 서울북부의 미건설된 외곽순환고속도로의 일부분(약 37km)과 몇 개의 우회도로를 분석교통망으로 구축하여 그 공간적 범위로 삼았고, 또한, gradient방법으로 추정된 O/D를 TLFD와 여타의 오차분석기법으로 분석한 후, 추정O/D의 신뢰성검증을 그 내용적 범위로 삼았다.

연구방법은 아래와 같다.

첫째, 분석대상교통망을 설정하고, 이 교통망과 결부된 O/D를 기본O/D라 하고, 이러한 기본O/D를 균형 배분한 교통량을 기본관측교통량(관측지점 12개, 18개)²⁾이라 가정한다.

둘째, 설정된 기본O/D와 참관측교통량에 오차를 반영하기 위한 변동계수를 정규분포상에서 무작위(random)로 추출한다.

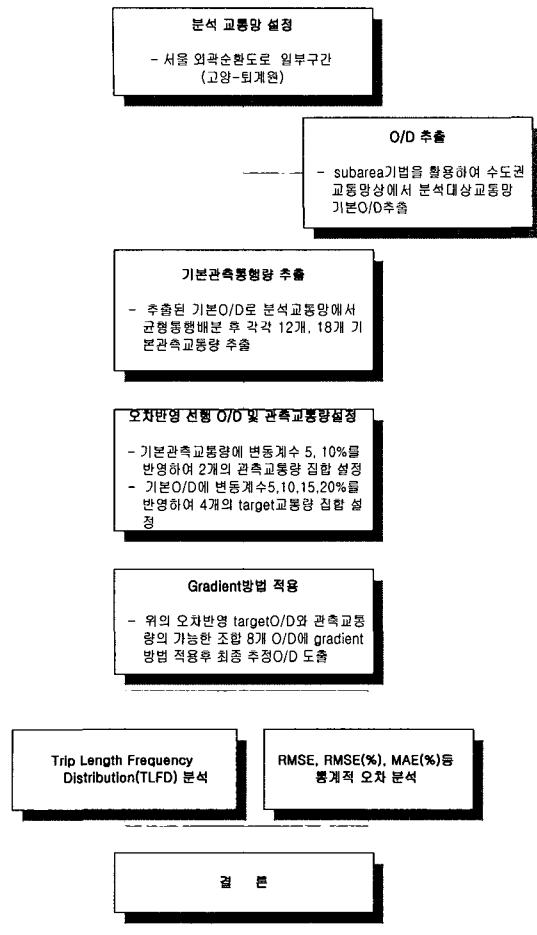
셋째, 기본O/D와 참관측교통량에 추출된 무작위 변수를 적용시켜 4개(5%, 10%, 15%, 20%)의 target O/D, 2개(5%, 10%)의 오차가 반영된 관측교통량을 만든다.

넷째, 오차가 반영된 O/D와 관측교통량의 가능한 조합 8개로 gradient 방법을 적용하여 O/D를 추정한다.

다섯째, 최종 추정O/D들을 기본O/D로 설정된 O/D와 설정된 분석기법으로 비교·분석한다.

1) 사람통행조사를 바탕으로 한 전수화된 O/D 또는 연구과정상 가정된 O/D 등

2) 관측지점은 Yang(1998)이 제시한 4대원칙을 기반으로 선정되었고, 본 연구의 이론적 고찰에서 간략하게 살펴보았음. 또한 12개, 18개로 관측교통량집합을 구분한 이유는 관측교통량의 증가로 인한 추정O/D의 신뢰성이 증가하는지를 검토하기 위한 것임.



본 연구의 구성은 다음과 같다. II장에서는 관측교통량으로 O/D를 추정하는 기법 중에 gradient 방법과 TLFD의 이론적 내용을 살펴보고, III장에서는 분석 대상 교통망과 분석 내용 및 분석결과를 나타내었으며, 마지막 IV장에서는 본 연구의 결론을 제시하였다.

II. 이론 고찰

1. Gradient 모형

Spiess(1990)가 제안한 gradient 방법은 최급강하법(steepest descent)에 의해 필요이상으로 O/D를 변경시키지 않는 볼록최소화문제(convex minimization problem)로 수식화되었다. 이러한 유형의 가장 간단한 형태는 아래의 볼록최소화문제(convex minimization problem)를 유도하는 최소자승법이다.

$$\min Z(g) = \frac{1}{2} \sum_{a \in A} (v_a - \hat{v}_a)^2 \quad (1)$$

제약조건

$$v_a = assign(g) \quad (2)$$

여기서, 유사함수(pseudo function) $assign(g)$ 는 O/D g 의 통행배분 결과로부터 나온 교통량을 나타내기 위해 사용되었다. 물론 사용된 통행배분모형은 식(1)이 볼록하게 되기 위하여 볼록최적화문제(convex optimization problem)와 대응되어야 한다.

이 연구의 목적을 위하여, 본 연구에서 통행배분이라는 용어는 모형의 볼록성(convexity)을 보장하는 단조증가 링크비용함수 $s_a(v_a)$ 를 이용하는 균형통행배분이라고 가정한다.

식(1)에서 정의된 O/D표 추정문제는 주로 과소식별문제이기 때문에, 무한개의 해가 존재한다. 물론 실질적인 교통계획적 측면에서, 최종적으로 추정된 O/D 표는 가능한 한 초기의 선행O/D표와 유사하게 되는 것을 일반적으로 예상한다. 그 이유는 초기선행O/D 표가 기종점간의 이동량에 대한 중요한 구조적인 정보를 포함하고 있기 때문이다. 그러므로, 위의 식(1)에 대하여 단지 하나의 해만을 탐색하는 것은 충분하지 않다는 것이 당연하다고 할 수 있다.

전통적인 모형들은 거리함수 $f(\hat{g}, g)$ 에 대응되고 제약조건으로서 관측치와 통행배분치간의 차이가 없는 등식제약조건을 부과하는 목적함수 $Z(g)$ 를 사용함으로써 이러한 퇴화문제(degeneracy)를 (최소한 부분적으로) 제거하였다. 반면에 이 접근법은 관측된 교통량을 만족하는 O/D중에서 최적 O/D를 선택할 수 있는 수단을 제공한다. 그렇지만 이 방법은 해결해야 하는 문제의 복잡성을 가중시키기 때문에 대규모 교통망에 적용되기가 매우 힘들다는 것은 바로 이러한 문제에서 기인한다.

만약 초기시작점과 매우 근접한 해를 구할 수 있는 알고리즘을 가지고 있다면, 이러한 문제에 대한 해결책을 제시할 수 있다고 판단된다. Gradient방법은 정확하게 이러한 특성을 가지고 있다. 이 방법은 목적함수를 가장 크게 최소화하는 방향으로 찾는다. 따라서, 이 방법은 필요이상으로 초기해에서 벗어나지 않는다는 사실을 보장할 수 있다고 하겠다.

$$g_i^{\ell+1} = \begin{cases} \hat{g}_i & \ell = 0 \text{에서} \\ g_i^\ell - \lambda^\ell \left[\frac{\partial Z(g)}{\partial g_i} \right]_{g_i^\ell} & \ell = 1, 2, 3, \dots \end{cases} \quad (3)$$

여기서, λ^ℓ : step length
 g^ℓ : ℓ 번째 iteration상의 선형O/D

그러나, 만약 gradient가 식(3)에서처럼 변수 g 에 기초한다면, 이것은 O/D에 대한 변화를 절대적인 방법으로 측정할 수 있다는 것을 의미하는 데 이 방식은 0 cell 또한 이 과정에서 조정될 수 있다는 것이다. 따라서, 이러한 문제점을 극복하기 위해 상대적인 변화에 따른 O/D조정과정이 아래와 같이 필요하다.

$$g_i^{\ell+1} = \begin{cases} \hat{g}_i & \ell = 0 \text{에서} \\ g_i^\ell \left(1 - \lambda^\ell \left[\frac{\partial Z(g)}{\partial g_i} \right]_{g_i^\ell} \right) & \ell = 1, 2, 3, \dots \end{cases} \quad (4)$$

상대적인 gradient가 사용될 때, 알고리즘은 ghi 에서 경로의 형태를 취하게 되어 수요 변화는 초기 O/D행렬에서의 수요와 비례적이다. 또한, 0 cell은 이러한 과정을 진행하는 동안에도 계속 유지된다.

gradient $\frac{\partial Z(g)}{\partial g}$ 를 계산하기 전에 관심을 가져야 할 것은 먼저, 경로통행량(path flow)을 링크통행량 v_a 로 분해(decomposition)하는 것이다. 각 O/D쌍 i 에서 사용하는 경로의 집합을 $k (\in K_i)$ 라 하고, 대응되는 경로통행량의 벡터를 h_k 라고 한다. 그러므로 링크통행량은 아래와 같은 식으로 표현될 수 있다.

$$v_a = \sum_{i \in I} \sum_{k \in K_i} \delta_{ak} h_k, \quad a \in A \quad (5)$$

여기서,

$$\delta_{ak} = \begin{cases} 0 & \text{만약 } a \neq k \\ 1 & \text{만약 } a \in k \end{cases} \quad (6)$$

경로통행량 대신에 경로선택비율을 사용하면 아래와 같다.

$$p_k = \frac{h_k}{g_i}, \quad k \in K_i, \quad i \in I \quad (7)$$

따라서, 위 식(5)는 아래와 같이 쓰여질 수 있다.

$$v_a = \sum_{i \in I} g_i \sum_{k \in K_i} \delta_{ak} p_k, \quad a \in A \quad (8)$$

여기서, gradient $\frac{\partial Z(g)}{\partial g}$ 를 계산하면, 식(1)의 도함수를 취하여, 아래와 같은 식을 얻을 수 있다.

$$\frac{\partial Z(g)}{\partial g_i} = \sum_{a \in A} \frac{\partial v_a}{\partial g_i} (v_a - \hat{v}_a), \quad i \in I \quad (9)$$

경로선택률이 국지적으로 상수라고 가정한다면, 식(8)에서 아래와 같은 식을 얻을 수 있다.

$$\frac{\partial v_a}{\partial g_i} = \sum_{k \in K_i} \delta_{ak} p_k, \quad a \in A, i \in I \quad (10)$$

식(10)을 식(9)에 대입하면,

$$\begin{aligned} \frac{\partial Z(g)}{\partial g_i} &= \sum_{a \in A} \sum_{k \in K_i} \delta_{ak} p_k (v_a - \hat{v}_a) \\ &= \sum_{k \in K_i} p_k \sum_{a \in A} \delta_{ak} (v_a - \hat{v}_a), \quad i \in I \end{aligned} \quad (11)$$

Gradient 방법인 식(4)를 수행하기 위해, step length λ^ℓ 에 대한 값을 알아야 한다. Step length가 매우 작은 값을 갖는다는 것은 보다 정확하게 gradient 경로를 추적할 수 있지만, 보다 많은 step을 필요로 하게 된다. 반면에 step length가 큰 값이 된다는 것은 목적함수 $Z(g)$ 의 값이 증가할 수 있고, 알고리즘 수렴이 어렵게 될 수 있다. 따라서, 주어진 수요 g 에서 최적 step length λ^* 는 일차원적인 아래의 수식을 해결함으로써 얻어질 수 있다.

$$\min_{\lambda} Z \left(\left(g_i \left(1 - \lambda \frac{\partial Z(g)}{\partial g_i} \right) \right) \right) \quad (12)$$

제약조건

$$\lambda \frac{\partial Z(g)}{\partial g_i} \leq 1, \quad g_i > 0 \text{인 모든 } i \in I \text{에서} \quad (13)$$

목적함수 Z 는 링크교통량 v_a 에 관해서 표현되었기 때문에, gradient 방향을 따라 이러한 변화가 어떻게

이루어졌는지 알 필요가 있다. 이것은 식(10)에 연쇄법칙을 적용함으로써 얻어질 수 있다.

$$\begin{aligned} \dot{v}_a &= \frac{dv_a}{d\lambda} = \sum_{i \in I} \frac{dg_i}{d\lambda} \frac{\partial v_a}{\partial g_i} \\ &= - \sum_{i \in I} g_i \left(\sum_{k \in K} p_k \sum_{a \in A} \delta_{ak} (v_a - \hat{v}_a) \right) \times \left(\sum_{k \in K} \delta_{ak} p_k \right) \end{aligned} \quad (14)$$

최소화문제(12)의 해를 구하는 것은 도함수가 0이 되는 지점을 찾는 것일 수 있다. 연쇄법칙을 다시 적용하면, 아래와 같은 도함수를 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} \frac{dZ(\lambda)}{d\lambda} &= \sum_{a \in A} \frac{dv_a}{d\lambda} \frac{\partial Z}{\partial v_a} \\ &= \sum_{a \in A} v_a (\dot{v}_a - \hat{v}_a + \lambda \dot{v}_a) \end{aligned} \quad (15)$$

따라서, 이 식에 의해 최적 step length를 아래와 같이 구할 수 있다.

$$\lambda^* = \frac{\sum_{a \in A} v_a (\hat{v}_a - v_a)}{\sum_{a \in A} v_a^2} \quad (16)$$

이 식은 타당성을 검증하기 위해, 식(13)에 의해서 최종적으로 검토된다. 식(11), (14) 및 (16)으로 상대적 gradient 방법인 식(4)를 이용한 O/D 조정 문제(1)에 대한 모든 해를 구할 수 있다. Gradient 방법의 알고리즘은 아래와 같다.

단계 1. 초기화 : $P_{ij}^{k(0)}$ 를 계산, 여기서, $P_{ij}^{k(0)}$ 는 기점 i 와 종점 j 간의 가능한 경로통행비율: $\ell = 0$.

단계 2. $P_{ij}^{k(0)}$ 를 사용하여 모든 링크 a 의 링크교통량 v_a 계산.

단계 3. v_a 를 사용하여 gradient $\frac{\partial Z(g)}{\partial g}$ 계산.

단계 4. $\dot{v}_a = - \sum_{i \in I} g_i \left(\sum_{k \in K} p_k \sum_{a \in A} \delta_{ak} (v_a - \hat{v}_a) \right)$ 를 계산
 $\times \left(\sum_{k \in K} \delta_{ak} p_k \right)$

단계 5. step size $\lambda^* = \frac{\sum_{a \in A} v_a (\hat{v}_a - v_a)}{\sum_{a \in A} v_a^2}$ 를 계산.

단계 6. $g_i^\ell \left(1 - \lambda^\ell \left[\frac{\partial Z(g)}{\partial g_i} \right]_{g_i^\ell} \right)$ 이 수렴조건에 부합되

면, 알고리즘 정지. 그렇지 않다면, $\ell = \ell + 1$, 단계 2로 되돌림.

2. 통행시간빈도분포

TLFD는 중력모형을 정산하는 기법 중에서 가장 많이 사용되는 방법으로 미국의 공로청(Bureau of Public Roads)에서 개발된 방법이다. 정산의 목적은 기준년도의 주어진 상황에서 friction factor f_{ij} 와 거리 d_{ij} 간의 관계 또는 f_{ij} 와 일반화비용 z_{ij} 간의 관계를 설정하는 것이다.

정산과정은 전체지역의 존간통행시간에 대한 다항 함수가 가정된 통행시간요소(travel time factor) 함수의 개발을 목적으로 한다.

중력모형에 의해서 시뮬레이션된 통행시간빈도분포와 관측된 분포간에는 아래와 같이 두 가지의 특성을 가져야 한다.

- ① 두 곡선의 모양과 위치가 매우 유사하여야 하며,
- ② 조사된 TLFD와 추정된 O/D의 TLFD의 평균통행시간의 차이가 $\pm 3\%$ 이내이어야 한다.

만약 정산된 TLFD가 이러한 조건을 만족시키지 못한다면 아래의 식에 의해 통행시간요소(travel time factor : F-Factor)를 재설정하여야 한다.

$$F-Factor = \frac{O/D\%}{gravity\%} \quad (17)$$

여기서,

O/D% : 주어진 통행시간에 포함되는 통행량의 총통행량에 대한 비율

gravity% : 중력모형에 의해 주어진 어떤 통행시간길이에 포함된 통행량의 총통행량에 대한 비율

3. 최적관측지점선정

통상적으로 추정 O/D의 정확성은 입력데이터의 신뢰성과 통행량을 검지하는 위치 및 개수에 많은 영향을 받는다. 즉, 관측지점이 증가할수록 오차는 감소하고, 그 추정의 정확도는 증가하는 것으로 알려져

있다. O/D 추정방법에 대한 연구는 지금까지 많은 관심을 받아왔으나, 검지위치 및 개수에 대한 연구는 상대적으로 미약하였다. 경제학적인 관점에서 살펴볼 때 이러한 연구는 최소비용으로 최대의 효과를 얻는 연구라 하겠다. 즉, 주어진 선형O/D분포유형을 위한 최적 통행검지지점 및 그 수를 결정하는 문제는 몇몇 연구자들에 의해서 제시되었지만 본 연구에서는 Yang (1998)이 제시한 4가지 원칙을 간략히 살펴보기로 한다. Yang은 이러한 4가지 원칙을 만족하는 링크를 결정하기 위해 정수계획모형과 휴리스틱 알고리즘을 제시하였다.

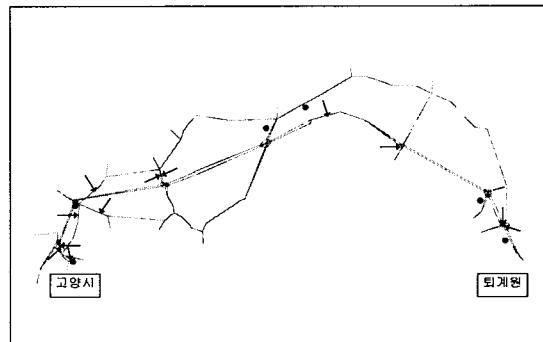
- ① O/D 확보규칙(O/D covering rule) : 통행검지지점은 O/D쌍간의 통행이 관측될 수 있는 지점에 위치하여야 한다.
- ② 최대교통량비율규칙(maximal flow fraction rule) : 통행검지지점은 링크상의 통행량에서 각 O/D쌍간의 통행량 부분이 가능한 커지게 하는 지점에 위치하여야 한다.
- ③ 최대교통량관측규칙(maximal flow intercepting rule) : 선택된 링크들은 가능한 많은 통행량을 획득하여야 한다.
- ④ 링크독립규칙(link independence rule) : 통행검지지점은 모든 선택된 링크에서 결과적으로 도출된 관측통행량이 선형적으로 종속적이지 않게 설정되어야 한다.

III. 분석

1. 분석교통망 및 평가지표

1) 분석교통망

도형을 적용하기 위해 사용된 교통망은 아래와 같다. 이 교통망은 전술한 바와 같이 미완공된 서울북부의 외곽순환도로구간(고양-퇴계원 : 약 37km)이다. 이 구간을 중심으로 주변에 다수의 우회도로가 설정되어 있다. 존의 개수는 20개이며, 기본O/D로 가정된 수요는 subarea기법을 이용하여 수도권전체교통망에서 배분된 교통량을 기반으로 추출된 것이다. 또한 <그림 2>에서 화살표는 관측링크 12개를 말하며, 흑색점은 6개의 링크를 추가하여 18개의 관측링크를 설정한 것이다. 선정된 링크들은 Yang(1998)이 제시한 4가지 규칙을 기반으로 선정된 링크들이다.



<그림 2> 분석교통망

Target O/D를 설정하는 방법은 Iida et al.(1987)가 제시한 기준을 따랐다.

$$\bar{t}_w = t_w^+ (1.0 - c_{vt} \sigma_w) \quad (18)$$

$$\bar{v}_w = v_w^+ (1.0 - c_{vf} \sigma_a) \quad (19)$$

여기서,

- v_a^+ : 기본O/D t^+ 를 이용하여 균형통행배분에 의한 링크통행량
 σ_w, σ_a : N(0,1)상에서 무작위로 추출된 변수
 c_{vt}, c_{vf} : 각각 O/D와 관측교통량의 변동계수
(coefficient of variation)
 w : O/D쌍, \bar{t}_w, \bar{v}_w : target O/D 및 교통량

위와 같은 방법으로 관측교통량의 변동계수(c_{vf}) 2개와 기본O/D의 변동계수(c_{vt}) 4개를 설정하여 각각의 변동계수 조합으로 가능한 8개의 분석자료를 구축하였다. 또한, 8개의 분석자료를 각각 관측교통량이 12개, 18개일 때의 경우로 나누어 관측교통량이 증가할 때 추정의 신뢰성 변화를 관찰하였다.

2) 평가지표

평가지표로는 일반적으로 추정O/D의 신뢰성을 평가하는데 많이 사용되는 평균자승근오차(Root Mean Square Error : RMSE), 상대평균자승근오차(relative RMSE : RMSE%), 상대평균절대오차(relative Mean Absolute Error : MAE%) 등의 통계적 오차분석방법을 1차 평가지표로 사용하였다.

$$RMSE = \sqrt{\sum_{w \in W} (t_w^* - \bar{t}_w)^2 / M} \quad (20)$$

$$\text{RMSE}(\%) = \frac{\text{RMSE}}{\left(\sum_{w \in W} t_w^+ / M \right)} \times 100 \quad (21)$$

$$\text{MAE}(\%) = \left(\sum_{w \in W} |t_w^* - t_w^+| \right) / \left(\sum_{w \in W} t_w^+ \right) \times 100 \quad (22)$$

여기서, t_w^* : 추정 O/D

t_w^+ : 참 O/D

M : O/D쌍 개수

두 번째 평가지표로 추정O/D의 신뢰성을 평가하기 위한 TLFD를 채택하여 통행시간대를 5분단위로 8개의 구간으로 나누어 분석하였다. 기본O/D의 존간 통행시간을 조사된 통행시간이라 가정하고, 추정된 O/D의 통행시간분포와 평균통행시간차이의 비율은 아래와 같이 계산하였다.

$$\text{평균통행시간차이비율}(\%) = \left\{ \left(\sum_{w \in W} tt^* / M \right) - \left(\sum_{w \in W} tt^+ / M \right) \right\} / \left(\sum_{w \in W} tt^+ / M \right) \times 100 \quad (23)$$

여기서, tt^* : 기본O/D의 각 존간 통행시간

tt^* : 추정O/D의 각 존간 통행시간

2. 분석 결과

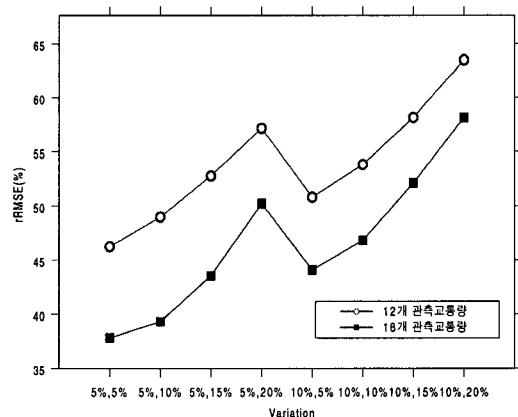
1) 통계적 오차분석

통계적 오차 분석방법은 오차가 반영된 각각 2개의 관측교통량집합(12개, 18개 관측교통량)을 기반으로 추정된 O/D를 분석하였다. 전체적인 분석내용은

〈표 1〉에서 살펴볼 수 있다.

첫 번째 평가지표로 제시된 3가지 통계적 오차분석 내용은 다음과 같다. 2개의 관측교통량집합(12개, 18개)을 기반으로 추정된 O/D의 통계적 오차가 변동계수의 증가에 따라 비교적 낮은 증가율이지만 비례적으로 증가하는 것으로 나타났다. 또한, target O/D와 관측교통량 오차의 증가에 따른 추정O/D의 통계적 오차 민감도 또한 유사한 경향을 나타내는 것으로 분석되었다.

통계적 오차분석에서는 추정의 정확도가 관측교통량이 증가함에 따라 오차의 크기가 작아져야 한다는 일반적인 통념과 매우 일치하는 결과를 보였다. 〈그림 3〉은 관측교통량지점개수에 따른 RMSE%를 나타낸 것이다. 각각 12개와 18개의 관측교통량집합에서 나타내는 통계적 오차는 관측교통량의 오차5%일 경우와 10%일 경우에 관측지점이 증가할수록 즉, 관측지점이 18개인 경우가 12개인 경우보다 더 작게 분석되었다.



〈그림 3〉 관측교통량에 따른 RMSE%

〈표 1〉 변동계수별 오차분석

변동계수별 관측교통량	12개관측교통량기반 추정O/D의 통계적 오차			18개관측교통량기반 추정O/D의 통계적 오차		
	기본O/D 변동계수(c_{vt})	MAE(%)	RMSE	MAE(%)	RMSE	RMSE(%)
5%	5%	10.42	547.64	46.2	10.41	447.54
5%	10%	12.71	579.99	49.0	12.19	465.40
5%	15%	15.30	624.87	52.8	14.32	515.68
5%	20%	17.63	676.97	57.2	16.60	594.74
10%	5%	13.66	601.59	50.8	12.71	521.92
10%	10%	15.40	637.18	53.8	13.88	554.41
10%	15%	17.71	688.68	58.2	15.80	617.13
10%	20%	20.17	752.31	63.5	18.15	688.59

2) TLFD분석

TLFD 분석은 위의 통계적 오차분석과 마찬가지로 각각 12개의 관측교통량지점, 18개의 관측교통량지점이 존재할 때로 나누어 각각의 변동계수가 적용된 target O/D를 가지고 분석되었다. <표 2>와 <표 3>은 추정된 O/D자료들의 TLFD를 분석한 것이다. 그 내용은 <그림 4>과 <그림 5>를 살펴보면 보다 자세히 알 수 있다.

전체적으로 O/D의 변동계수에 따른 TLFD의 변화는 크지 않고, 관측교통량의 변동계수에 따른 TLFD의 변화가 상대적으로 큰 것으로 분석되었다. 즉, 동일한 관측교통량개수 집합안에서 관측교통량 변동계수가 같은 TLFD는 거의 동일한 분포를 이루지만, 관측교통량의 변동계수가 다를 경우에는 변동계수가 적은 O/D군이 기본O/D의 분포모양과 보다 유사한 분포를 나타내는 것으로 분석되었다.

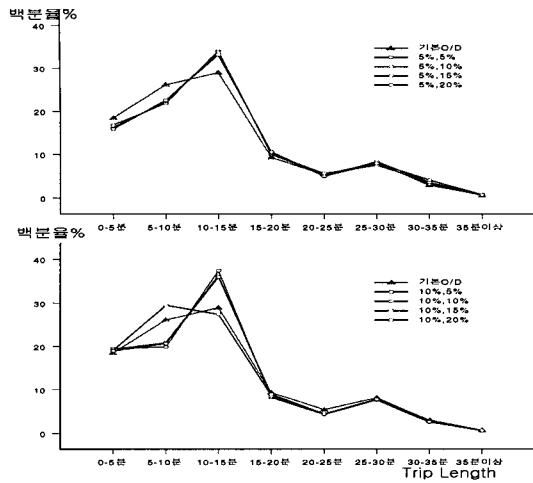
또한, 관측교통량 개수가 증가함에 따른 분포 패턴은〈그림 4〉, 〈그림 5〉에서도 살펴볼 수 있는 것처럼 관

측지점이 증가함에 따라 기본O/D와 분포패턴이 보다 더 유사한 것으로 나타났다. 이러한 분석결과는 전절에서 통계적 오차분석시에 나타난 결과 즉, 관측지점이 증가하더라도 통계적인 신뢰성은 크게 증가하지 않았던 결과에 대하여 TLFD분석이 추정O/D내의 다른 정보를 이용하여 추정O/D의 신뢰성을 보완한 것이라 할 수 있다.

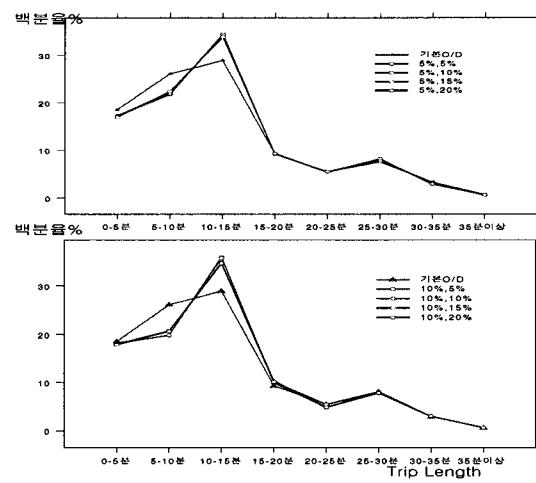
<표 4>는 기본O/D와 추정O/D들간의 평균통행시간 차이의 비율을 분석한 것이다. 동일한 변동계수를 가지는 경우, 관측교통량 개수가 증가하면(12개→18개), 추정O/D의 평균통행시간차이(기본O/D와의)는 작아지므로, 추정O/D의 신뢰성은 증가하는 것이라고 할 수 있다. 예를 들면, <표 4>에서 변동계수가 각각 5%, 10%인 경우 관측교통량의 개수가 12개일 때의 TLFD의 차이는 0.64%, 18개일 경우 0.25%를 나타낸다. 이 결과는 교통량으로 O/D를 추정하는 모형들의 특성 즉, 관측지점의 증가는 추정된 O/D의 정확성을 증가시킨다라는 사실을 다시 한번 증명한 것이라고 할 수 있다.

〈표 2〉 12개지점 관측교통량 기반 추정O/D의 TLFD

〈표 3〉 18개지점 관측교통량 기반 추정O/D의 TLFD



〈그림 4〉 12개 관측교통량 TLFD



〈그림 5〉 18개 관측교통량 TLFD

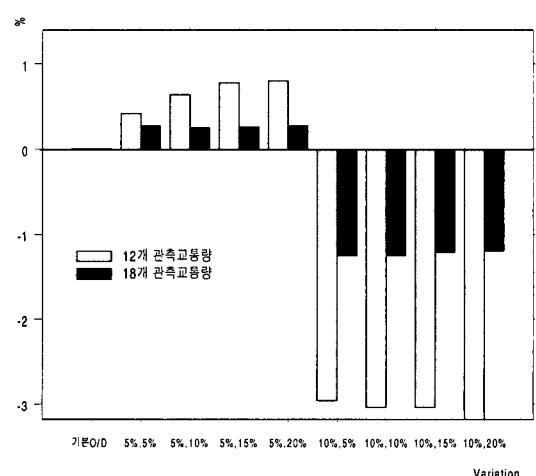
〈표 4〉 기본O/D와 추정O/D의 평균통행시간분포의 비교

관측교통량개수		12개 관측교통량기반 추정O/D의 TLFD		18개 관측교통량기반 추정O/D의 TLFD	
관측교통량 변동계수별	기본O/D 변동계수(c_{vf})	평균통행 시간(분)	기본O/D와의 평균통행시간차이(%)	평균통행 시간(분)	기본O/D와의 평균통행시간차이(%)
5%	5%	19.40	0.42	19.37	0.27
5%	10%	19.44	0.64	19.37	0.25
5%	15%	19.47	0.78	19.37	0.26
5%	20%	19.48	0.80	19.37	0.27
10%	5%	18.75	-2.96	19.08	-1.25
10%	10%	18.73	-3.04	19.08	-1.25
10%	15%	18.73	-3.04	19.09	-1.21
10%	20%	18.70	-3.19	19.09	-1.19
기본O/D		19.32	0.00	19.32	0.00

또한, 전체적으로 기본O/D와 평균통행시간차이의 비가 12개의 관측지점 교통량으로 추정된 3개 O/D를 제외하고는 $\pm 3\%$ 범위 안에 포함되는 것으로 분석되어 gradient방법으로 추정된 O/D의 추정력이 상당히 높은 것으로 판단된다. 물론 이 범위를 벗어난 3개 O/D의 평균통행시간차이도 그 크기가 크지 않아 전체적인 추정O/D의 신뢰성은 상당히 높은 것으로 판단된다.

마지막으로, 일반적인 사실이지만 관측오차가 증가 할수록(변동계수의 크기가 클수록), 추정O/D의 신뢰성이 점차 떨어지는 것으로 분석되었다. 동일한 관측교통량 개수내에서 기본O/D와의 평균통행시간차이는 변동계수가 커지면 커질수록 증가하는 것으로 나타났다.

따라서, TLFD방법의 평가기준에 입각해서 살펴보면,



〈그림 6〉 기본O/D와 targetO/D의 TLFD비 차이

첫 번째 원칙인 추정O/D의 TLFD와 조사된 TLFD의 두 곡선의 모양과 위치가 매우 유사하여야 한다는 조건에 본 연구의 분석은 매우 잘 부합되고, 두 번째 원칙인 조사된 TLFD와 추정된 O/D의 TLFD의 평균통행시간의 차이가 $\pm 3\%$ 이내이어야 한다는 조건에는 비록 약간의 범위를 벗어난 분석결과가 있지만 그 크기가 크지 않아 이 조건에도 부합된다고 볼 수 있다.

IV. 결론

본 연구는 관측교통량으로 O/D를 추정할 수 있는 기법을 적용하여 그 최종적인 결과물인 추정O/D를 평가할 수 있는 또 다른 분석지표를 제시하고자 한 것이다. 현실적인 규모의 교통망상에서 gradient방법을 적용하여 추정된 O/D의 신뢰성 평가를 위하여 일반적으로 가장 많이 이용되는 통계적 오차분석기법과 본 연구에서 적용한 TLFD기법으로 분석하였다. 연구 결과를 정리하면 다음과 같다.

첫째, 통계적 오차분석에서는 추정의 정확도가 관측교통량이 증가함에 따라 오차의 크기가 작아져야 한다는 일반적인 통념에 부합하는 결과를 보였다.

둘째, 기본O/D의 변동계수에 따른 TLFD의 변화는 크지 않고, 관측교통량의 변동계수에 따른 TLFD의 변화가 상대적으로 큰 것으로 분석되었다.

셋째, 또한, 관측교통량이 증가함에 따른 분포 패턴은 기본O/D의 분포패턴과 보다 더 유사해지는 것으로 나타났다. 이러한 분석결과는 통계적 오차분석시에 나타난 결과 즉, 교통량이 증가하더라도 통계적인 신뢰성은 증가하지 않는 결과를 TLFD분석이 추정O/D내의 다른 정보를 이용하여 동일한 추정O/D라도 다른 관점에서 신뢰성을 보장할 수 있는 방법이라 할 수 있다.

넷째, 또한, 전체적으로 기본O/D와 평균통행시간 차이의 비가 12개의 관측교통량으로 추정된 3개 O/D를 제외하고는 $\pm 3\%$ 범위 안에 포함되는 것으로 분석되어 gradient방법으로 추정된 O/D의 추정력이 상당히 높은 것으로 판단된다.

위의 연구 결과로부터 추정O/D의 신뢰성 지표로서 TLFD의 이용이 기존의 방법들에 대한 오차분석방법

을 보다 보완할 수 있는 기법이라고 판단되며, 추정된 O/D가 현재의 교통흐름과 부합하는지를 평가하고, 분석결과를 다시 모형에 반영할 수 있는 방안이라고 판단된다. 즉, 현재까지의 관측교통량으로 O/D를 추정하는 방법들은 최종추정O/D를 평가하는 지표로서 통계적 지표만을 사용하여, 적용된 모형의 추정력만을 높이는 방안을 검토하였다. 그러나, 이러한 방법들은 교통망의 모양이나 속성들이 달라지고 대규모교통망에 적용될 때에는 추정된 O/D의 신뢰성을 보장하기가 매우 힘들어지며, 그러한 결과를 보정할 방안은 제시되지 않았다. 본 연구에서 제시된 TLFD기법은 최종적인 결과를 평가할 수 있을 뿐 아니라, 평가된 지표가 신뢰할 만한 수준이 아니라면, 추정된 결과를 보정할 수 있는 가능성을 제시하고 있다.

이와 맥락을 같이하여 이후의 연구과제는 대규모 교통망상에서 관측교통량으로 추정된 O/D를 TLFD 기법을 활용하여 그 신뢰성을 평가하고, 평가된 지표가 신뢰할 만한 수준이 아니라면, 피드백(feedback) 될 수 있는 연구가 필요하다고 하겠다. 아쉽게도 본 연구에서는 이러한 연구가 포함되지 않아 추후에 기제시된 항후 연구가 진행되어야 할 것으로 판단된다.

참고문헌

1. 이승재, 김종형(1999), Gradient방법과 일반화 최소자승법을 이용한 관측교통량기반 O/D 추정 방법에 관한 예측력 비교평가연구, 대한교통학회지, 제18권 제2호, 2000.
2. B.G.Hutchinson, Principles of urban transport systems planning, 1974.
3. H.Spiess(1990), A gradient approach for the O-D matrix adjustment problem, INRO.
4. Iida,Y., Takayama,J., Kaneko,N.(1987), Traffic demand estimation model by observed link flows considering trend of secular change, Proceedings of JSCE, No.383/IV-7, pp.83~91.
5. Yang, H.(1998), Optimal traffic counting locations for O/D estimation, Transpn. Res. 25B, pp.351~363.