

■ 論 文 ■

고속도로 네트워크에서 동적기종점수요 추정기법 비교연구

Comparison of Dynamic Origin Destination Demand Estimation Models
in Highway Network

이 승 재

(서울시립대학교 교통공학과 교수)

조 범 철

(교통개발연구원 교통정보센터)

김 증 형

(교통개발연구원 책임연구원)

목 차

- | | |
|---------------------|---------------|
| I. 서론 | 1. 모형의 정의 |
| 1. 연구의 배경 및 목적 | 2. 칼만필터 모형 |
| 2. 연구의 수행과정 | 3. 공분산의 유도 |
| II. O-D 분할비 추정이론 고찰 | IV. 동적 O-D 추정 |
| 1. 일반화최소자승법 | 1. 자료의 수집 |
| 2. 할인최소자승법 | 2. 모형의 평가-1 |
| 3. 부등제약 최소자승법 | 3. 모형의 평가-2 |
| 4. 최우추정법 | V. 결론 |
| 5. 칼만 필터 | 참고문헌 |
| III. 모형 개발 | |

Key Words : Dynamic O-D estimation, Short-term prediction

요 약

직접적인 신호제어 및 정보제공을 이용한 교통혼잡의 완화는 링크수준(Link-level)의 자료와 통행수준(Trip-level)의 자료를 동시에 이용하는 것이 효율적이나, 통행수준의 자료인 교통수요의 기점과 종점, 그리고 출발시간 등이 검지체계를 통해서 직접적으로 얻을 수 없어 이를 간접적으로 추정하는 것이 필요하다. 따라서, 본 연구의 목적은 기존의 기종점 추정 모형과는 달리, 교통류 시뮬레이션 모형이나 기종점 수요에 대한 시계열 자료 등의 사전정보 없이도 링크교통량만을 가지고도 해당 네트워크에 가능한 모든 O-D조합에 대한 분할비를 동시에 시간 효율적으로 추정 가능한 모형을 개발, 비교 하는 것이다. 이 모형에는 비통행배정기반 모형에 적합한 칼만필터를 베이지안 갱신법에 기초하여 개발하고 최소자승법과 이를 토대로한 정규화 최소자승법도 함께 제시하였다. 본 연구에서 개발한 3가지의 모형을 가상의 고속도로 네트워크에 적용한 결과, 갑작스러운 수요 변화를 가지는 교통수요 패턴과 침투를 3개 가지는 하루 24시간 교통수요 패턴에도 적응성 있는 결과를 보였다. 따라서, 본 모형은 연속류에서 수요관리 및 제어, 여행시간 예측과 동적통행배정, 차종분류 등의 기초적인 자료획득을 위해 사용될 수 있을 것으로 판단된다.

1. 서론

1. 연구의 배경 및 목적

교통상태를 표현하거나, 네트워크 분석을 위해 주로 사용되었던 지표들은 통행속도, 교통량, 점유율, 지체 등 링크수준(link-level)의 자료들이다. 이러한 자료들은 다양한 검지체계를 통해서 쉽게 수집할 수 있는 장점이 있는 반면, 이를 이용하여 교통류 및 그 수요를 제어할 때에, 교통상태가 한계상황에 도달하면 제어의 효과가 낮아지거나 거의 불가능해질 수 있다. 따라서 더 근원적인 해결을 위해서는 통행수준(trip-level)의 자료를 이용하여 제어하는 것이 필요하나, 문제는 이러한 통행수준의 자료인 통행의 기점과 종점, 그리고 출발시간 등이 검지체계를 통해서 직접적으로 얻을 수 없다는 것이다.

그 결과, 기종점(O-D)을 도출하기 위한 다양한 접근방법이 연구되어왔는데, 과거에는 주로 가구조사를 통하여 집계된 표본자료를 가지고 전수화하는 고비용의 전통적인 방법과 가로교통량을 입력하여 통행배정모형을 사용한 정적(static) O-D를 추정하는 방법이 연구 진행되어왔다. 요즘에는 국가적인 차원에서 현재 추진되고 있는 ITS(Intelligent Transportation Systems) 사업을 위한 실시간 제어와 정보제공 등 다양한 실제적인 필요에 의해서 동적 기종점 수요(Dynamic Origin-Destination Demand) 추정에 관한 연구가 중요하게 대두되어왔다.

그러나 현재의 기술 및 지식수준을 이용하여 직접적으로 동적 O-D 수요를 바로 도출할 수 없기 때문에 네트워크 내의 링크교통량으로부터 간접적으로 추정하는 방법이 가장 많이 연구 개발되고 있다. 따라서 본 연구에서는 네트워크에서 진출입 교통량을 비롯한 최소한의 자료를 사용하여 동적 O-D 수요를 추정하고 이렇게 개발된 모형은 다음과 같이 두 가지의 분야에 적용될 수 있다. 첫째로 분석 네트워크내의 링크교통량을 이용하여 동적 O-D를 추정함으로써 시간과 공간에 따라서 분산되어있는 교통수요를 추정, 현재의 교통수요에 적합한 최적 신호제어와 각종 정보제공을 위한 분석자료로 사용될 수 있으며, 둘째는 현재 상황하의 신호제어와 정보제공에 따라서 장래의 O-D와 그 변화치를 재추정함으로써 정보제공과 신호제어에 따른 교통수요의 전이와 파급효과 그리고 운전자들의

행태 및 그 변화를 분석하는 데에 이용될 수 있다.

2. 연구의 수행과정

본 연구의 범위는 우선 링크 교통량으로부터 동적 O-D 수요를 추정한 기존 동적 모형들의 이론적인 접근방법을 고찰해 본 후, 이들의 특성 및 한계점을 파악하여 고속도로 네트워크에서 동적 O-D 분할비를 추정 하기 위한 칼만 필터 이론을 이용하여 모형을 수식화하고 시뮬레이션 자료를 통하여 모형을 적용하고 평가한다. 각 장에서 다루어진 주요 내용은 다음과 같다.

2장은 동적 O-D 분할비 추정에 관한 기존모형의 이론적 고찰 및 모형개발의 방향성 모색으로 구성된다. 모형개발을 위한 이론적 고찰에서는 링크 교통량으로부터 O-D 통행패턴간의 동적 관계에 대한 동적 특성을 분할비에 관하여 파악하며 기존 동적 모형의 접근방법에 따라 최소자승법, 할인최소자승법, 제약최적화법, 그리고 칼만필터법 등으로 구분하여 각각의 방법을 이론적으로 알아본 후 비교분석을 통해 이들 연구결과와 성과와 한계를 인식하면서 고속도로에서 동적 O-D 분할비를 도출할 수 있는 모형개발의 방향성을 모색한다. 3장에서는 베이지안 추론(Bayesian Inference)에 기초한 칼만필터와 최소자승법, 정규화된 최소자승법 등을 이용한 동적 기종점 분할비를 추정모형을 개발하고 4장에서는 시뮬레이션 자료를 이용, 고속도로 네트워크에서 동적 O-D 분할비 추정을 위해 개발된 모형의 적용성 및 신뢰성을 검증한다. 그리고 결론에서는 이상의 연구결과를 요약하고 본 논문의 연구성과 및 적용 가능성과 향후 연구과제를 논한다.

II. O-D 분할비 추정이론 고찰

동적 O-D 추정의 문제는 대개 통행발생모형(trip generation model)에서 분할비(split proportion)를 추정하는 것으로 간단하게 정의될 수 있다. 본 장에서는 현재까지 분할비를 추정하기 위해서 주로 사용되었던 다섯 가지 방법에 대해서 간단히 기술하고자 한다.

1. 일반화최소자승법

일반화 최소자승법(Ordinary Least-Squares Me-

thod)은 Cremer와 Keller(1981, 1984)가 단독교차로에서 동적 O-D 교통량을 추정하기 위해서 사용한 방법으로써 목적식은 관측 교통량과 분할비를 통해서 계산되는 교통량과의 오차를 최소화시키는 분할비 행렬을 찾도록 구성이 되어 있다. 그 식을 살펴보면 아래와 같다.

$$\hat{b}(t) = \arg \min_b J(b, t) \quad (1)$$

여기서

$$J(b, t) = \sum_k \|y(k) - H'(k)\hat{b}(t)\|^2$$

$y(k)$: 시간간격 k 동안의 진출 교통량 행렬

$b(k)$: 시간간격 k 동안의 분할비 행렬

$H(k)$: 시간간격 k 동안의 진입교통량 행렬

위 $J(b, t)$ 의 도함수를 0으로 하는 \hat{b} 행렬이 바로 최적값으로 다음과 같이 된다.

$$\hat{b}(t) = \left[\sum_k H(k)H'(k) \right]^{-1} \left[\sum_k H(k)y(k) \right] \quad (2)$$

2. 할인최소자승법

Nihan, David(1987)는 위의 최소자승법에서 조금 발전된 방법론으로써 시간 경과가 많이 된 관측치에 대해서는 영향을 적게 하고 최근의 관측치에 대해서 충분한 고려를 하겠다는 개념으로 할인계수(discounting factor)를 사용한 할인최소자승법을 제안하였다.

최소 목적함수는 일반화 최소자승법과 거의 동일하게 아래와 같이 수식화 된다.

$$\hat{b}(t) = \arg \min_b J(b, t) \quad (3)$$

여기서,

$$J(b, t) = \sum_k \lambda^{t-k} \|y(k) - H(k)b\|^2$$

여기서 λ 는 관측치에 대한 할인계수

위의 식을 일반화 최소자승법과 같이 도함수를 0으로 하는 \hat{b} 행렬이 최적값을 구하면 아래와 같다.

$$\hat{b}(t) = \left[\sum_k \lambda^{t-k} H(k)H'(k) \right]^{-1} \left[\sum_k \lambda^{t-k} H(k)y(k) \right] \quad (4)$$

이 방법의 장점은 시간에 따른 관측치의 신뢰성을 다르게 부여함으로써 결과의 정확성을 조금 높여 줄 수 있다.

3. 부등제약 최소자승법

위에서 제시되었던 최소자승법들은 언제나 자연제약¹⁾을 만족시킨다는 보장이 없는 알고리즘이다. 따라서 이러한 제약조건을 만족시키기 위해서는 최초 목적함수를 그대로 사용하고 이에 제약식을 추가하는 비선형 최적화문제로 전환하여 결과의 신뢰성을 높임으로 해 도출이 개선될 수 있다.

$$\min_{\hat{b}(t)} \sum_k \|y(k) - H'(k)\hat{b}(t)\|^2 \quad (5)$$

$$s.t., \hat{b}(t) \geq 0 \quad (6)$$

이 방법은 비제약문제보다 더 확실한 해를 보장할 수 있으나 계산시간이 많이 소요되기 때문에 이 모형은 실시간적으로 적용이 불가능하다고 할 수 있다. 이를 극복하기 위해서는 시간 효율적인 알고리즘이 필요하다.

4. 최우추정법

최소자승법에 기초한 방법론들은 계수최적화(parameter optimization) 문제라고 분류될 수 있으며, 계수최적화 문제는 관측치와 예측치의 오차를 최소화하는 것을 목적으로 하여 구성된 모형이다. 그러나 최우추정법은 통계적 방법에 기반한 모형으로서 미지의 수인 $\hat{b}(t)$ 에 관련한 확률분포의 개념을 이용한다. 이 개념은 현재의 교통상태를 잘 반영해 주는 분할비를 최적해로 인식하고 이 값을 찾는 문제로써 최우추정

1) 분할비의 범위가 0과 1사이의 값을 가짐.

법의 모형은 일반적으로 아래와 같은 형태를 갖게 된다.

$$\max \hat{\delta}(t) P[y(1) \dots y(t) | \hat{\delta}(t)] \quad (7)$$

대개의 경우는 최우추정치를 구하기 위해서는 확률 분포의 유도(derivation)가 필요하다. Nihan과 David (1989)는 엔트로피 극대화 알고리즘을 이용하여 유도가 필요하지 않은 최우추정 기법을 제시하였다. 또한 Dempster(1977)는 분할비가 시간에 따라서 변하지 않는 상수로 간주하는 비축차적(non-recursive)인 방법을 사용하였다. 그러나 최우추정법의 문제는 확률 분포를 가정해야 하는 문제와 확률분포를 도입함으로써 과정이 복잡하고 계산시간이 증가되는 문제가 있다.

5. 칼만 필터

칼만필터 역시 통계적 모형에 기반한 방법으로서 동적 시스템(Dynamic System)에서 순환반복적인(Recursive) 계수추정모형이다. 칼만필터는 기본적으로 두개의 식이 필요한데 이는 상태식(State Equation)과 관측식(Measurement Equation)이다. 상태식은 분할비가 시간에 따라서 어떻게 변화하는지를 설명하고 관측식은 미지의 분할비와 관측할 수 있는 교통제어변수와의 관계를 설명한다.

관측교통량과 OD사이의 동적관계를 칼만필터를 이용하여 수식화하면 다음과 같이 정의된다.(Zijpp, 1994)(Cremer & Keller, 1987)

$$y_i(k) = \sum_{j=1}^m q_{ij}(k) \cdot b_{ij}(K) = q'(k) \cdot b_j(k) \quad (8)$$

여기서

- $b_{ij}(k)$: k 시간간격동안 진입로 i 에서 진출로 j 로 이동하는 교통량의 분할비 벡터
- $q_{ij}(k)$: k 시간간격동안 진입로 i 에 진입한 교통량
- $y_i(k)$: k 시간간격동안 진출로 j 로 진출한 교통량

칼만필터는 계산시간이 적게 소요되며, 오차 공분산 행렬을 계산하면서 분할비 행렬을 계산하는 축차적인(recursive)한 방법을 사용하여 결과의 신뢰성이

높은 이점이 있다.

III. 모형 개발

1. 모형의 정의

본 모형은 대상 시스템 내에서 추정하고자 하는 목적값인 분할비가 시간 불연속적으로 변화하며 그 변화는 선형적(linear discrete time system)이며, 또한 이 값은 이 시스템 내에서 완만히 변한다(slowly varying)는 것인 것을 기본가정으로 한다. 아래는 이 가정을 기본으로 하여 공식화한 것으로 세부 설명은 다음 절에서 다룰 것이다.

$$b(t+1) = b(t) + w(t) \quad (9)$$

$$y(t) = H'(t) b(t) + v(t) \quad (10)$$

$$0 \leq b(t) \leq 1, \pi' b(t) = 1 \quad (11)$$

$$E \begin{bmatrix} w(t) \\ v(t) \end{bmatrix} = 0, \quad \begin{bmatrix} w(t) \\ v(t) \end{bmatrix} [w'(p) \ v'(p)] = \begin{bmatrix} Q_t & 0 \\ 0 & R_t \end{bmatrix} \delta_{tp} \quad (12)$$

여기서,

- $b(t)$: 분할비벡터(상태벡터)
- $y(t)$: 진출교통량벡터(관측벡터)
- $H(t)$: 관측(전이)행렬
- $\pi(t)$: repeating column matrix²⁾
- $Q_t(t)$: $w(t)$ 에 관련한 공분산
- $R_t(t)$: $v(t)$ 에 관련한 공분산
- $w(t)$: 분할비벡터에서 무작위 변화량
- $v(t)$: 진출교통량벡터에서의 관측잡음/에러
- δ_{tp} : 크로넥커 델타(kronecker delta)로 t 와 p 가 같으면 1, 다르면 0

1) 분할비

분할비는 모형의 중심이 되는 부분으로서 정확한 정의가 필요하다. 동적 O-D 수요는 분할비를 통해서 도출되며 본 논문에서 사용된 정의는 아래와 같다.

2) III.1.5항 제약식 부분에서 자세히 설명했음.

$$b_{ij}(t) = \frac{t_{ij}(t)}{T_i(t)} \quad (\text{exit} = j \mid \text{entry} = i \wedge \text{period} = t) \quad (13)$$

여기서,

$t_{ij}(t)$: 시간간격 t 에 진입로 i 에서 들어와서 진출로 j 로 향하는 교통량

$T_i(t)$: 시간간격 t 에서 진입로 i 에 진입한 전체 교통량

분할비 $b_{ij}(t)$ 는 시간간격 t 에서 i 에 진입한 전체 교통량 중에 j 로 향하는 교통량에 대한 비율로써 정의되고, 이 값은 같은 시간간격 내에서는 동일한 값을 가지나 다른 시간간격간에는 상이(相異)한 값을 가진다.

결국 동적 O-D 수요란 해당 기점을 출발한 - 또는 기점에 진입한 - 시간에 따라서 각 기점과 종점으로 구분되어 교통량이나 분할비로 표현될 수 있다.

2) 상태방정식

칼만필터에서 중요한 역할을 하는 식으로써 상태방정식은 추정하고자 하는 분할비에 대해서 이전시간과 현재시간에 대한 동태적인 관계를 나타내는 식이다. 따라서 상태방정식의 형태는 부분적으로 자기회귀모형(Auto-Regressive model) 과도 비슷하다.

$$b(t+1) = b(t) + w(t) \quad (14)$$

$$E[w(t)] = 0 \quad (15)$$

$$E[(b(t+1) - b(t))^2] = E[w(t)^2] \ll 1 \quad (16)$$

여기서,

$w(t)$: 시간간격 t 동안 분할비의 무작위 변화량

다음 시간간격 동안의 분할확률은 현재 시간간격 동안의 분할확률에 시스템변화량에 무작위 변화량을 더한 것이므로, 칼만필터는 이 무작위 변화량을 최종 출력값으로 하여 알고리즘이 구성된다.

3) 관측방정식

칼만필터가 비정상성(non-stationary)일 때에도

적응성 있게 패턴을 따라 해를 도출하는 이유는 바로 이 관측방정식에서 상태정보를 제공해주기 때문이다. 따라서 칼만필터가 얼마나 적응력 있게 높은 정확도의 값을 예측하는 것은 관측방정식을 설명력 있게 설정하는 데에 있다.

$$y(t) = H'(t)b(t) + v(t) \quad (17)$$

여기서

$v(t)$: 관측교통량에 대한 무작위 변동량

$H(t)$: 분할비를 교통량으로 전화시켜 주는 전이행렬

$$H_{x(i,j)k}(t) = \tau_{ijk} q_i(t) \quad (18)$$

$$i = 1, 2, 3, \dots, m \quad j = 1, 2, 3, \dots, n, \quad k = 1, 2, 3, \dots, l$$

m : 진입로 개수

n : 진출로 개수

l : 링크 개수

$\tau_{ijk} = 1$: 진입로 m 에서 진출로 n 에 향하는 교통량이 링크 l 을 이용할 경우.

$= 0$: 이용하지 않을 경우

H 행렬 높이 : $b(t)$ 행렬을 구성하는 수와 같은 차원

H 행렬 넓이 : $y(t)$ 행렬을 구성하는 수와 같은 차원

4) 공분산

공분산에 따라서 결과의 신뢰성 및 유용성이 결정되어지며 아래와 같이 계산된다.

$$E \begin{bmatrix} w(t) \\ v(t) \end{bmatrix} = 0,$$

$$\begin{bmatrix} w(t) \\ v(t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w'(p) & v'(p) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Q_t & 0 \\ 0 & R_t \end{bmatrix} \delta_{tp} \quad (19)$$

위 식은 잡음항인 $w(t)$ 와 $v(t)$ 가 평균이 0일 뿐만이 아니라, 서로 독립임을 설명해 주고 있다.

5) 제약식

전에도 언급했듯이 분할비는 진입한 교통량 중에서 목적지별 교통량의 비율이기 때문에 반드시 1과 같거나 작아야 한다. 또는 해당 목적지로 향하는 교통량이 없을 경우도 있으므로 0이거나 0보다는 커야 한다.

이를 자연 부등제약(natural inequality constraints)이라고 한다.

그리고 한 진입로에 대한 분할비의 합은 1이 되어야 하기 때문에 등식제약(equality constraints)이 필요하다.

$$0 \leq b(t) \leq 1 \tag{20}$$

$$\sum_{j=1}^m b_{ij}(t) = 1, \pi_{x(i,j),i} b(t) = 1 \tag{21}$$

여기서 π 는 높이가 mn , 넓이가 m 인 행렬로써 다음과 같은 행렬요소로 정의된다.

$$\begin{aligned} \pi_{x(i,j),i} &= 1 : \text{분할비 } b_{ij} \text{가 진입로 } i \text{를 이용할 때} \\ &= 0 : \text{그렇지 않을 경우} \end{aligned}$$

또 이를 repeating column matrix라고 하거나 또는 assignment map이라고도 정의될 수도 있다.

2. 칼만필터 모형

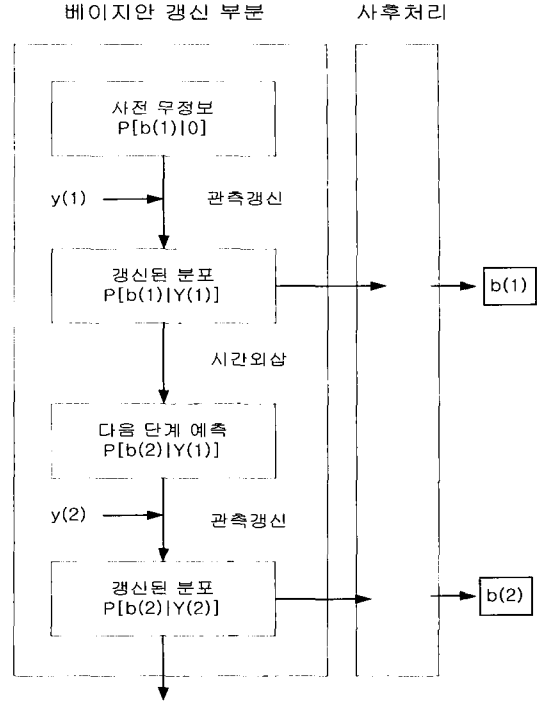
본 연구에서는 관측 가능한 $y(t)$ 가 주어진 상황에서 $b(t)$ 를 추정하는 것이 목적이고 추정은 베이지안 갱신(bayesian update)에 기초한 알고리즘을 칼만 필터를 토대로 구성하며 그 과정은 아래와 같다.

- 초기분포(Initial Distribution)
- 관측갱신(Measurement Update)
- 시간외삽(Time Extrapolation)
- 사후처리(Postprocessing)

시점 t 까지 관측된 자료를 $Y(t)$ 라 한다면 관측된 교통량에 대한 분할비의 조건부 확률은 아래의 식과 같다.

$$P[b(t)|Y(t)] \tag{22}$$

〈그림 1〉에서도 볼 수 있듯이 위에서 언급되었던 4가지의 과정은 각 시간에 대하여 분리되어서 수행된다. 이들은 초기분포를 이용한 초기화, 관측갱신, 시간외삽, 사후처리 등의 순서로 순환적 알고리즘을 가진다.



〈그림 1〉 베이지안 갱신의 알고리즘

Nihan, David(1987)는 칼만필터의 결과값이 자연 제약을 만족시키지 못하기 때문에 사후처리과정으로써 다변량 정규 분포(Multi-Variate Normal Distribution)를 이용하였다. 그러나 문제는 컴퓨터 연산과정에서 시간이 너무 많이 소요될 뿐만 아니라 다변량 정규 분포에 대한 적분을 풀 수 있는 분석적인(analytical) 알고리즘 조차도 존재하지 않기 때문에 실제 적용에 있어서 어렵다. 따라서 본 연구에서는 결과의 비음이 나타나지 않음으로 인해서 사후처리과정은 정규화과정(Normalization)으로 대체하였다.

1) 관측갱신(Measurement Update)

$Y(t-1)$ 을 시간 $t-1$ 시간까지를 포함한 관측치들의 집합이라 하고 $y(t)$ 를 시간 t 에서 관측된 값이라고 한다면 $Y(t)$ 는 다음과 같이 정의될 수 있다.

$$\begin{aligned} Y(0) &= \emptyset \\ Y(t) &= Y(t-1) + y(t), \quad t=1, 2, 3, \dots, T \end{aligned} \tag{23}$$

우도함수 $p[y(t)|Y(t-1), b(t)]$ 와 사전분포 $p[b(t)|Y(t-1)]$ 로부터 사후(posterior, filtered) 분포를 계산하는 것을 관측갱신(measurement update)이

라고 정의한다. 새로운 관측치를 담고 있는 정보는 베이즈 정리(Bayes' rule)를 이용하여 다음과 같이 적용될 수가 있다.

$$p[b(t) | Y(t)] = \frac{P[y(t) | b(t), Y(t-1)] \times p[b(t) | Y(t-1)]}{P[y(t) | Y(t-1)]} \quad (24)$$

우도함수는 관측치 $y(t)$ 와 상태 파라메타 벡터 $b(t)$ 와의 관계로 정의 되며, 대개에 이러한 모형은 아래 같이 함수형태를 가진다.

$$y(t) = f(b(t), \epsilon(t)) \quad (25)$$

여기서 $\epsilon(t)$ 는 $Y(t-1)$ 에 독립적인 무작위 부분(random component)이다. 따라서 위의 함수는 아래와 같이 간략하게 다시 쓰일 수가 있다.

$$p[b(t) | Y(t)] = \{P[y(t) | b(t)] \times p[b(t) | Y(t-1)]\} / c[Y(t)] \quad (26)$$

여기서 $c[Y(t)]$ 는 $b(t)$ 에 대하여 $p[b(t) | Y(t)]$ 를 적분하였을 때 1(unity)이 되는 조건을 따르는 분포로 정의된다.

위에서 나온 분할비에 대한 사후분포는 다음과 같이 칼만필터를 이용하여 정의될 수 있다.

$$\bar{b}(t)^+ = \bar{b}(t)^- + K_t[y(t) - H(t)\bar{b}(t-1)^+] \quad (27)$$

$$K_t = \Sigma_{t-1}^+ H(t)[H(t)' \Sigma_{t-1}^+ H(t) + R_t]^{-1} \quad (28)$$

$$\Sigma_t^+ = \Sigma_{t-1}^- H(t) \times [H(t)' \Sigma_{t-1}^- H(t) + R(t)]^{-1} H(t) \Sigma_t^- \quad (29)$$

여기서, $\bar{b}(t)^-$ 와 Σ_t^- 는 각각 사전(prior) 분할비에 대한 평균과 공분산이고, $\bar{b}(t)^+$ 와 Σ_t^+ 는 사후(posterior) 분할비에 대한 평균과 공분산이다.

2) 시간외삽(Time Extrapolation)

시간외삽 과정(Time Extrapolation)은 $p[b(t-1) | Y(t-1)]$ 으로 부터 $p[b(t) | Y(t-1)]$ 을 추정하기 때

문에 다음 단계에 대한 예측과정(one step prediction)이라고 할 수 있다. 아래의 수식은 이 과정을 설명하고 있다.

$$p[b(t) | Y(t-1)] = \int_{b(t) \in [0,1]} p[b(t) | b(t-1), Y(t-1)] \cdot p[b(t-1) | Y(t-1)] db(t-1) \quad (30)$$

위의 수식에서 전 상태 파라메타와 현재 상태 파라메타간의 관계식은 $p[b(t) | b(t-1), Y(t-1)]$ 이 나타내고 있으므로 이를 일반화하면 아래와 같은 함수형태를 갖는다.

$$b(t) = f(b(t-1), \gamma(t-1)) \quad (31)$$

여기서, $\gamma(t)$ 는 $Y(t-1)$ 에 독립적인 무작위 과정(random process)이다.

$b(t)$ 는 시간진행(time propagation)에 의존하므로 $Y(t-1)$ 항은 $b(t)$ 에 영향을 주지 않으므로 필요 없게 된다. 따라서 이를 간략하게 다시 정리하면 아래와 같다.

$$p[b(t) | Y(t-1)] = \int_{b(t) \in [0,1]} X(t) db(t-1) \quad (32)$$

$$X(t) = p[b(t) | b(t-1)] \cdot p[b(t-1) | Y(t-1)]$$

이 한단계 예측 부분을 칼만필터에 적용하여 보면 아래와 같은 관계식을 형성하게 된다.

$$\bar{b}(t+1)^- = \bar{b}(t)^+ \quad (33)$$

$$\Sigma_{t+1}^- = \Sigma(t)^+ + Q_t \quad (34)$$

3) 초기분포 (Initial Distribution)

관측갱신과 시간외삽은 최초의 한 점에서 시작하도록 설정되어 있는 것이다. 이것은 베이저안 접근방법에서의 취약점이기도 하다. 만약 잘못된 $b(t)$ 에 대한 초기분포를 부여하게 되면 사전 분포가 편기(偏嗜)할 수 있으므로 여기서는 무사전정보(noninformative prior)를 사용하고, 대신에 초기분포로서 균일 분포를 가정한다. 그러나 초기분포에 대한 영향은 시간이 지날수

를 감소한다.

위에서도 언급했듯이 초기분포에 대해서는 사전무정보를 가정하기 때문에 초기분포는 분할비에서는 균일한 분포를 사용한다. 초기의 공분산인 $\Sigma_b^*(0)$ 에 대해서는 대각 요소(diagonal element)가 매우 큰 값을 가진 공분산행렬로 다음과 같이 지정한다.

$$p\{b(0) | \emptyset\} \sim TMVN[1/2, \eta I] \quad (35)$$

여기서 η 는 매우 큰 값(scalar)이다. 따라서 분산이 커질수록 점점 분포가 균일해진다.

4) 사후처리과정

다변량 정규분포는 평균을 계산하기 위해서 필요한 다차원 적분을 계산할 수 있는 알고리즘이 없을 뿐만 아니라, 실사 계산이 가능하더라도 컴퓨터계산 소요시간이 너무 많이 걸리기 때문에 현실적으로 적용이 어렵다. 따라서 여기서는 Postprocessing 과정의 방법을 아래와 같이 사용한다. 일종의 정규화 과정이라고 할 수 있다. 즉, 각 기점별로 분할비에 대한 합이 1을 넘을 수 없으므로 각 분할비를 해당 기점에 대한 합으로 나누는 방법을 취하였다.

$$\delta_{ij}(t) = \frac{b_{ij}(t)}{\sum_{i=1}^n b_{ij}(t)} \quad (36)$$

5) 결합모형

위에서 언급한 관측갱신과 시간외삽을 결합하면 다음과 같은 최종식이 유도될 수 있다.

$$\bar{b}(t)^+ = \bar{b}(t-1)^{**} + K_t [y(t) - H(t)' \bar{b}(t-1)^{**}] \quad (37)$$

$$K_t = \Sigma_{t-1}^{**} H(t) [H(t)' \Sigma_{t-1}^{**} H(t) + R_t]^{-1} \quad (38)$$

$$\Sigma_t^{**} = \Sigma_{t-1}^{**} H(t) \times [H(t)' \Sigma_{t-1}^{**} H(t) + R(t)]^{-1} H(t) \Sigma_t^{**} + Q_t \quad (39)$$

3. 공분산의 유도

본 절에서는 관측방정식에서 관측잡음에 대한 공분

산을 유도하고자 한다. 먼저 관측방정식에서 오차항은 일반적으로 다음과 같이 정의될 수 있다.

$$v(t) = y(t) - H'(t)b(t) \quad (40)$$

여기서,

$v(t)$: 시간간격 t 동안 관측오차 벡터

$y(t)$: 시간간격 t 동안 링크 관측교통량

$H(t)$: 시간간격 t 동안 분할비를 교통량으로 전사시키는 전이행렬

만약, 분할비벡터가 관측이 가능하다면, 오차항을 가정하는 이에 대한 공분산을 R_t 다음과 같이 대략적으로 계산될 수 있다.

$$R_t' = \sum_{p=1}^t \frac{1}{t} [y(p) - H'(p)b^o(p)][y(p) - H'(p)b^o(p)]' \quad (41)$$

여기서

$b^o(p)$: 시간간격 p 동안 관측된 분할비벡터

그러나 이 값은 하나의 고정된 상수이므로 시간 변동적인 (time-dependent) 공분산을 계산하기 위해서는 다음과 같이 구해질 수 있다.

$$\begin{aligned} R_t &= E[v(t)v(t)' | b(t) = \bar{b}(t)] \\ &= E[(y(t) - H'(t)b(t)) \\ &\quad \times [y(t) - H'(t)b(t)]' | b(t) = \bar{b}(t)] \quad (42) \end{aligned}$$

여기서

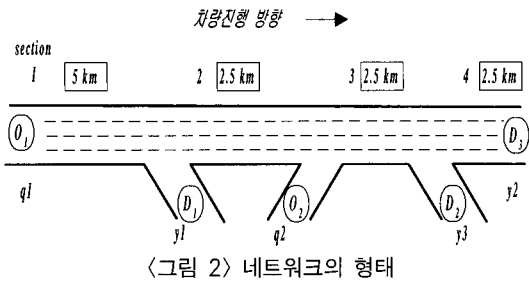
$\bar{b}(t)$: 추정된 분할비의 값

$b(t)$: 시간 간격 t 동안의 분할비의 벡터

IV. 동적 O-D 추정

1. 자료의 수집

현실적으로 실제의 O-D자료를 수집한다는 것은 상당한 시간과 예산이 소요되는 작업이다. 더욱이 시계열자료와 같은 역사적인 방대한 자료를 얻기 위해서는 어려운 제약들이 많기 때문에 교통시뮬레이션을



사용한 선행된 많은 연구와 같이 INTEGRATION을 사용하여 자료를 얻었고 이 수집된 자료를 이용하여 고속도로에서 동적 O-D를 추정하고 평가하는데 사용하였다. 본 모형에서 적용한 네트워크의 구조는 아래의 그림과 같이 진입노드(기점)는 2개 진출노드(종점)는 3개이며, 방향은 일방향만을 고려하였다.

(그림 2)에서 q 로 표시되는 노드는 진입(q_1, q_2)

〈표 1〉 시뮬레이션 자료의 구간 특성

구간	구간길이 (km)	자유속도 (km/h)	최대밀도 (veh/km/lane)
1	5	100	150
2	2.5	100	150
3	2.5	100	150
4	2.5	100	150
총연장	12.5		

〈표 2〉 시뮬레이션 자료의 O-D 특성

O-D 조합번호	기점 노드	종점 노드	OD발생 시작시간	OD발생 종료시간	O-D rate (veh/h)
1	q1	y1	1	3600	250
2	q1	y2			1250
3	q1	y3			250
4	q2	y2			750
5	q2	y3			750
6	q1	y1	3601	7200	500
7	q1	y2			3900
8	q1	y3			750
9	q2	y2			500
10	q2	y3			250
11	q1	y1	7201	10800	750
12	q1	y2			900
13	q1	y3			500
14	q2	y2			250
15	q2	y3			500

을 y 로 표시되는 노드는 진출(y_1, y_2, y_3)을 각각 의미한다. 본선구간은 위의 그림처럼 총 4개의 구간으로 나뉘어지며 총 연장은 12.5km이고, 각 구간의 길이를 비롯한 특성은 〈표 1〉과 같다.

O-D수요는 진입부가 2개 진출부가 3개이므로 모든 경우의 수는 5가지이다. 이 자료를 가지고 10800초(약 3시간)동안 총 시뮬레이션을 하였고, 교통량은 처음 시작시간부터 10800초(약 3시간)동안 〈표 2〉와 같이 발생되었다.

각 O-D는 무작위 발생(random generate)방법으로 발생되었으며, 특히 교통상태의 갑작스러운 변화에 대한 각 모형의 O-D 추정상의 적응성을 보기 위해서 2번째 시간대에서는 많은 수요로 증가시켜 부하시켰다.

2. 모형의 평가-1

1) 평가에 사용된 모형

평가에 사용된 모형을 아래와 같이 총 3가지이다.

- 최소 자승법 (LS)
- 정규화된 최소 자승법 (LS_N)
- 칼만필터 (KF)

정규화된 최소자승법은 일반 최소자승법에서 도출된 결과를 각 기점에 대하여 총 합이 1이 되도록 기점별 분할비 합으로 나누어주는 과정을 한번 더 거친 과정이고 아래의 식이 그 정규화 과정을 설명한다.

$$\hat{b}_{ij}(t) = \frac{b_{ij}(t)}{\sum_{i=1}^n b_{ij}(t)} \quad (43)$$

여기서,

- $\hat{b}_{ij}(t)$: 정규화과정을 거친 분할비
- $b_{ij}(t)$: 최소자승법에서 도출된 분할비
- j : 기점 노드수, $j=1 \dots n$

2) 평가기준

예측된 결과의 정확도 및 신뢰도를 평가하기 위하여 다음의 4가지 예측오차에 대한 평가기준을 사용하였다. 분할비를 기준으로 할 때는 다음과 같은 방법론으로 평가되었다.

- ① Root Mean Square Error Normalized

$$RMSEN^{split}(t) = \sqrt{\frac{1}{mn} \sum_{i,j} \frac{[\hat{b}_{ij}(t) - b_{ij}(t)]^2}{b_{ij}(t)}}} \quad (44)$$

② Root Mean Square Error:(Absolute)

$$RMSE^{split}(t) = \sqrt{\frac{1}{mn} \sum_{i,j} [\hat{b}_{ij}(t) - b_{ij}(t)]^2} \quad (45)$$

여기서,

$\hat{b}_{ij}(t)$: 예측치

$b_{ij}(t)$: 실제값

mn : O-D의 조합수

또한, 교통량을 기준으로 할 때는 다음과 같은 방법론으로 평가되었다. 아래의 식에서도 볼 수 있듯이 교통량을 직접 추정한 것이 아니라 분할비를 이용하여 교통량을 계산한 것이다.

① Root Mean Square Error Normalized

$$RMSEN^{Flow}(t) = \sqrt{\frac{1}{mn} \sum_{i,j} \frac{[q_i(t) \hat{b}_{ij}(t) \tau_{ij} - y_j(t)]^2}{y_j(t)}} \quad (46)$$

② Root Mean Square Error:(Absolute)

$$RMSE^{Flow}(t) = \sqrt{\frac{1}{mn} \sum_{i,j} [q_i(t) \hat{b}_{ij}(t) \tau_{ij} - y_j(t)]^2} \quad (47)$$

여기서,

$\hat{b}_{ij}(t)$: 예측치

$b_{ij}(t)$: 실제값

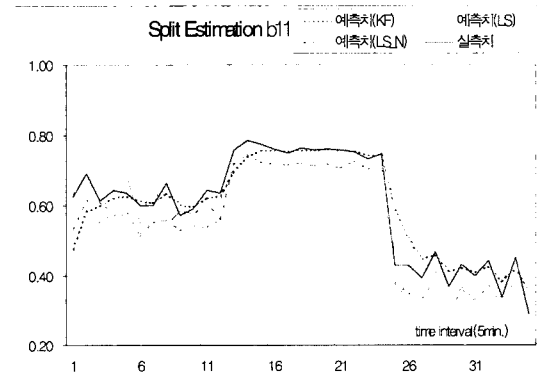
mn : O-D의 조합수

3) 분할비 추정에 대한 결과

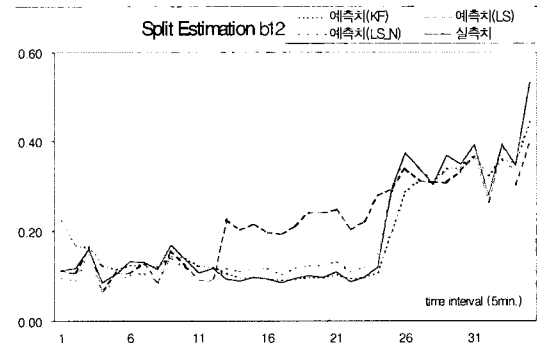
〈그림 3~6〉은 3가지 모형을 이용하여 추정된 5분 단위 분할비 추정결과를 비교한 것이다. 그림의 범례에서 예측치(KF)는 칼만필터방법을, 예측치(LS)는 최소자승법을, 예측치(LS_N)는 정규화된 최소자승법 이용한 결과를 말한다.

전체적으로 최소자승법과 정규화된 최소자승법은 심한 진동(fluctuation)현상을 나타내고 있으며, 특히 12시간 간격부터 24시간 간격까지 분할비가 급작스럽게 변할 때 최소자승법은 과대, 과소 추정을 하는 것에 비해서 칼만필터는 비교적 그 패턴을 잘 찾아가는 것을

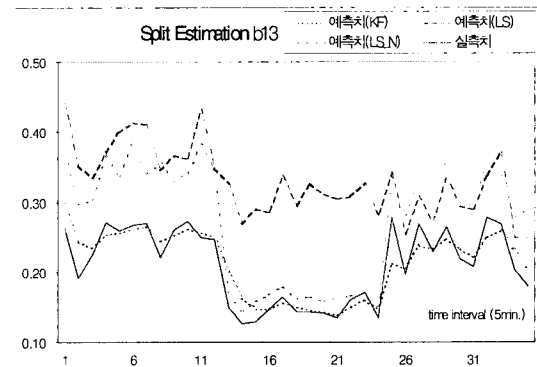
알 수 있으나 시간차집현상(time-lag)이 발생하는 것을 볼 수 있다. 또한 최소자승법의 결과(〈그림 3〉)에서는 자연제약조차도 만족하지 못하나 이 결과에서 정규화과정을 거침으로서 오차가 상당히 줄어드는 것을 볼 수 있다. 칼만필터의 경우, 초기치 예측에 대한 에러가 상당히 크나 약 3, 4회 순환적 알고리즘을 거치면서 에러가 정상화되는 것을 알 수 있다.



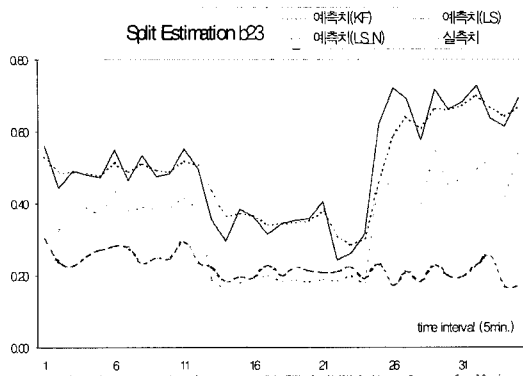
〈그림 3〉 분할비 추정 결과(b11)



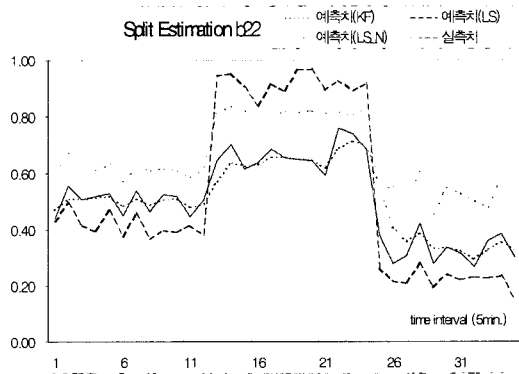
〈그림 4〉 분할비 추정 결과(b12)



〈그림 5〉 분할비 추정 결과 (b13)



〈그림 6〉 분할비 추정 결과 (b23)



〈그림 7〉 분할비 추정 결과 (b22)

4) 분할비를 이용한 교통량 추정에 대한 결과

동적 기준점을 예측하여 실제적으로 필요한 자료는 교통량이며 교통량에 대해서도 각 모형들의 신뢰성을 검증해보았다. 도출된 교통량은 직접적으로 검지된 것이 아니라 일차적으로 분할비가 추정된 후 다음과 같은 과정을 거쳐 도출된 값이다.

$$y_i(k) = \sum_{j=1}^m a_{ij}(k) \cdot b_{ij}(k) = a'(k) \cdot b_j(k) \quad (48)$$

여기서,

$y(k)$: 시간간격 k 동안 진출 교통량 행렬로 여기서 비교하고자 하는 값이다.

$a(k)$: 시간간격 k 동안 진입 교통량 행렬

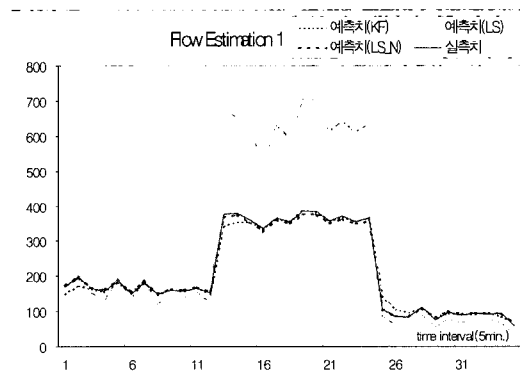
$b_{ij}(t)$: 최소자승법을 이용하여 도출된 분할비

〈그림 8~10〉은 각 link(또는 section)별로 단위 시간당 통과하는 차량에 대해서 실제의 관측된 값과 예측된 값을 비교하여 결과를 나타낸 것이다. 범례로

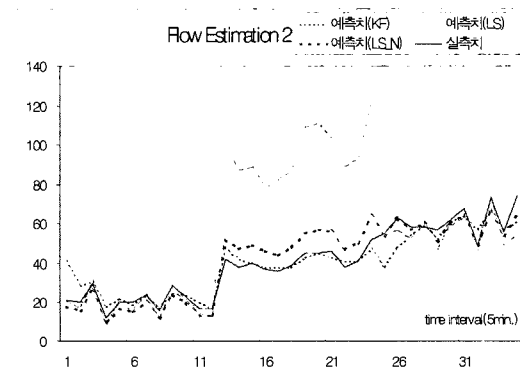
서 예측치(KF)는 칼만필터방법을, 예측치(LS)는 최소자승법을, 예측치(LS_N)는 정규화된 최소자승법을 각각 나타낸다. 위의 그림에서 나타난 결과에서 볼 수 있듯이 전반적으로는 칼만필터가 우수한 결과를 내지만, 분할비가 급작스럽게 변동하는 부분(시간대 12, 24)에서는 칼만필터의 추정오차가 정규화 최소자승법의 그것보다 조금 크다. 정규화를 통한 최소자승법에 의한 결과의 오차는 칼만필터보다는 전반적으로 크지만 변동함이 없는 안정적인 결과를 나타내고 있다.

이는 최소자승법이 교통량의 오차를 최소로 하는 분할비를 선택하도록 목적식이 구성된 것에 비해서 칼만필터는 목적식(상태식)이 시계열적으로 선형 시스템을 가정하기 때문이다.

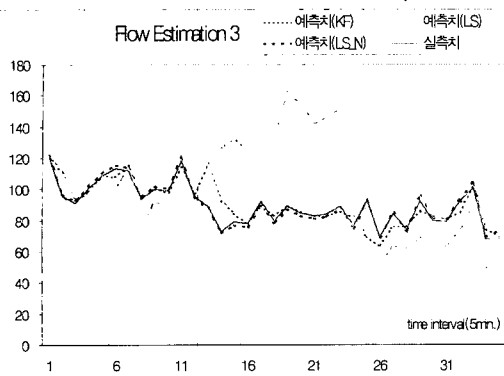
위에서 언급했듯이 〈그림 8〉에서 12 또는 13시간대와 24, 25 시간대에서 정규화된 최소자승법이 칼만필터보다 교통량에 대해 적은 오차를 보인 것을 제외하고 전반적으로 칼만필터가 더 정확하게 예측하는 것을 알 수 있다.



〈그림 8〉 분할비를 통한 교통량 추정 결과 (link_4)



〈그림 9〉 분할비를 통한 교통량 추정 결과 (link_5)



〈그림 10〉 분할비를 통한 교통량 추정 결과 (link_7)

5) 결과종합

제안된 세 가지 모형을 통하여 분할비와 교통량을 추정값과 관측치와 비교하여 RMSE를 계산한 것이 〈표 3〉과 〈표 4〉에 종합되어 있다.

〈표 3〉 분할비 추정에 대한 전체 결과

구분	b11	b12	b13	b22	b23	평균	비고
LS	0.344	0.163	0.128	0.172	0.325	0.226	RMSE (split/5 min)
N_LS	0.063	0.084	0.096	0.156	0.156	0.111	
KF	0.049	0.171	0.022	0.059	0.139	0.088	

〈표 4〉 교통량 추정에 대한 전체 결과

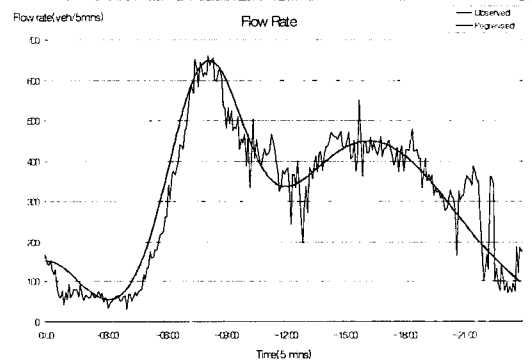
구분	LINK 5	LINK 6	LINK 8	평균	비고
LS	156	32	37	75	RMSE (대/5min)
N_LS	5	7	2	5	
KF	12	7	8	9	

〈표 3, 4〉의 결과에서 보면 분할비 추정의 경우에는 최소자승법에 정규화과정을 도입함으로써 상당한 에러의 감소를 가져왔으며, 칼만필터를 사용한 결과의 경우에는 정규화된 최소자승법 결과보다 약 15% 정도 오차가 더 개선되었다. 그러나 분할비 b12의 경우, 교통량을 급속하게 많이 변화시킨 연유로 분할비가 갑자기 변화되는 부분에서 오차가 발생했고, 이로 인해서 낮은 개선율을 보여주고 있다. 특히, 종합적인 결과로는 분할비 추정한 결과로 교통량을 추정했을 때 정규화된 최소자승법과 칼만필터가 거의 비슷한 정확도를 나타냈다.

3. 모형의 평가-2 : 24시간 동적 O-D에 대한 추정

1) 24시간 동적패턴 설정

각 모형의 교통상태 변화에 대한 추정능력 검증을 위하여 실제 24시간 자료와 유사한 패턴을 가지는 시뮬레이션자료를 이용하였다. 24시간 동적 O-D를 추정하기 위한 검증 자료는 서울의 대표적인 도시고속도로인 올림픽대로에서 24시간 통과교통량에 대한 패턴을 가지고 통행발생분포함수를 사용하여 최대한 실제 패턴(오전 오후 침두시간, O-D량, 침두분포시간 등)을 모사해서 사용했다. 아래의 그래프는 98년 6월 11일의 17번 올림픽대로의 검지기에서 얻은 자료를 5분단위로 나타낸 것이다.



〈그림 11〉 하루 통과교통량 패턴 분석 (5분단위)

〈그림 11〉의 그래프에서 볼 수 있듯이 교통량 발생 패턴은 총 3가지 피크시(peak-hour)로 나타난다. 첫 번째는 아침 침두 시간인 8시와 두 번째는 오후 침두 시간인 17시, 세 번째는 자정 등을 중심으로 하여 3번의 굴곡이 나타난다. 따라서 기존의 일 중 (within day) 통행발생분포모형은 2번의 피크만을 고려하였으나 본 연구에서는 자정 부근에 대해서 고려하여 사용하였다. 그 결과, 위의 그림에서 굵은 선으로 나타내졌으며 이는 아래와 같이 수정된 식을 이용한 결과이다.

$$q_{ij}(t) = \alpha \exp\left(-\frac{(t-t_{p1})^2}{\sigma_1}\right) + \beta \exp\left(-\frac{(t-t_{p2})^2}{\sigma_2}\right) + \gamma \exp\left(-\frac{(t-t_{p3})^2}{\sigma_3}\right) \quad (49)$$

여기서,

$q_{ij}(t)$: 시간 t 에서 출발지 i 에서 도착지 j 로 향하는 교통량

α, β, γ : 피크별 최대 통행발생량

t_{p1}, t_{p2}, t_{p3} : 피크별 최대 통행발생량 첨두(기준)시간

$\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3$: 피크별 최대 통행발생량 기준시간 집중도

이것은 시뮬레이션 자료를 최대한 실제적으로 얻기 위해서 통행발생 패턴을 설명할 수 있는 교통량 발생 분포함수를 수정하여 사용한 것인데, 위의 함수를 이용하여 하루동안의 교통 발생량을 구하여 이 결과를 INTEGRATION의 모형에 각 O-D별로 그대로 입력하고, 통행발생단위는 30분으로 합산하여 입력하고, INTEGRATION에서 무작위 출발분포를 사용하였다. 검지된 교통량을 본선교통량으로 가정하여 사용하였으므로 INTEGRATION에서 입력된 각 O-D 수요의 합과 같으며 적용된 네트워크는 및 평가기준은 앞에

서 제시된 그것들과 동일하다.

2) 분할비 추정결과 (24시간 패턴)

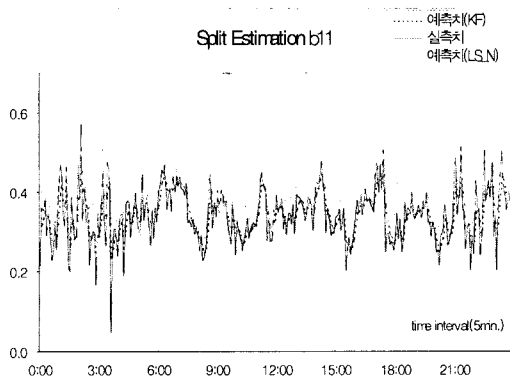
여기서도 3가지의 모형을 다 사용하였으나, 명확한 구분을 위하여 예측력이 명확히 떨어지는 최소자승법은 제외하고 칼만필터와 정규화된 최소자승법만을 그래프에 나타냈다.

〈그림 12~15〉를 보면 하루중의 O-D 분할비의 변화량이 크개는 0.5에서 0.3정도이며, 정규화된 최소자승법은 교통량이 많은 분할비 b11에서는 과대추정을 교통량이 적은 b12에서는 과소추정을 하여 관측치에 따라서 결과가 좌우되는 것을 알 수 있다.

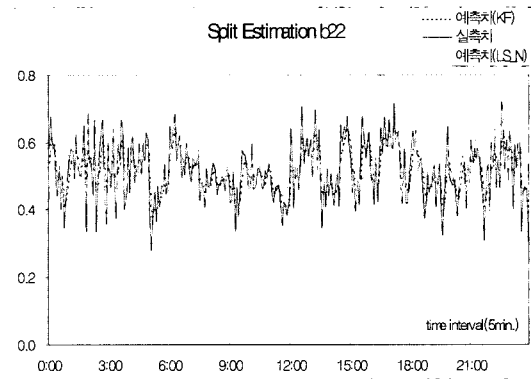
정규화된 최소자승법을 이용한 결과가 일반적으로 과대 추정을 했으나 칼만필터는 전반적으로 최소자승법보다 적은 오차를 내면서 추정했다.

3) 교통량 추정결과 (24시간 패턴)

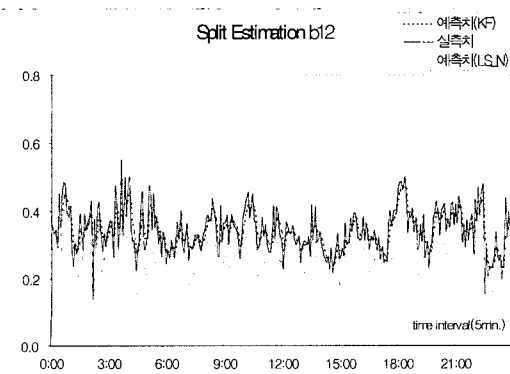
다음은 추정된 분할비를 사용하여 교통량을 추정한



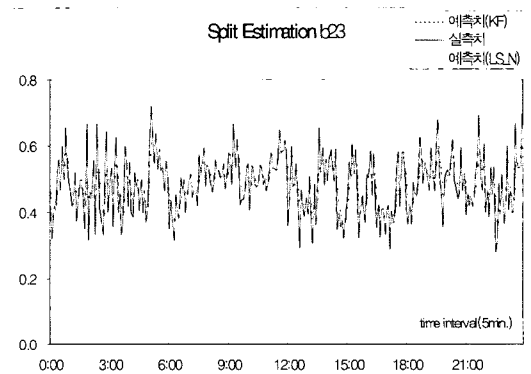
〈그림 12〉 분할비 추정 결과(b11):24시간자료



〈그림 14〉 분할비 추정 결과(b22):24시간자료



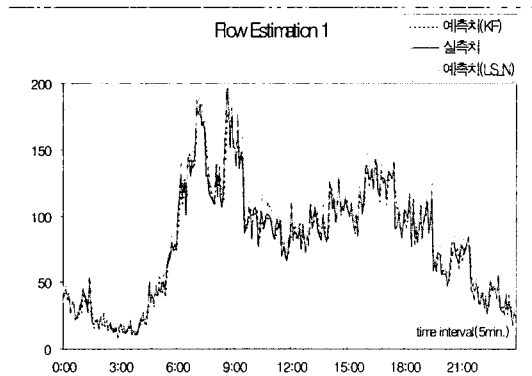
〈그림 13〉 분할비 추정 결과(b12):24시간자료



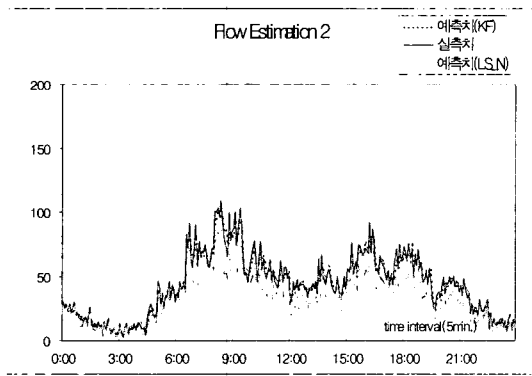
〈그림 15〉 분할비 추정 결과(b23):24시간자료

결과를 나타낸 그래프이다. 칼만필터와 정규화된 최소자승법의 추정 패턴은 거의 비슷한 정도로 추정을 하고 있음을 알 수 있다.

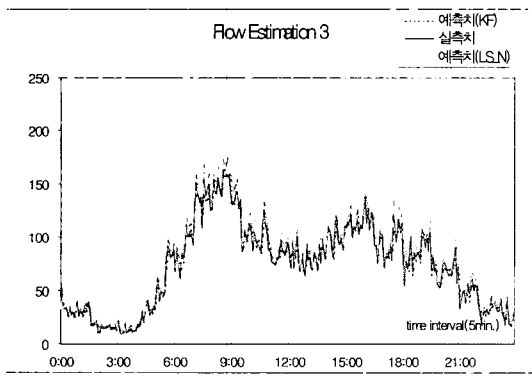
교통량이 많은 경로(<그림 16>)에서는 최소자승법이 과대추정을 교통량이 적은 경로(<그림 17>)에서는 과소추정을 하였고 칼만필터가 24시간 교통패턴에 대해서도 적응성 있게 추정함을 볼 수 있다.



<그림 16> 교통량 추정결과(link4):24시간자료



<그림 17> 교통량 추정결과(link5):24시간자료



<그림 18> 교통량 추정결과(link7):24시간자료

4) 추정결과 종합(24시간 패턴)

교통량을 추정하는 데에는 전반적으로 칼만필터가 정규화된 최소자승법의 결과보다 전반적으로 더 우수했음을 알 수 있다. 특히 정규화된 최소자승법의 경우에는 피크 시에 적응성 있게 잘 예측해 주지 못하는데 비해서 칼만필터는 피크 시에도 적응성 있게 추정하고 있다.

<표 5>, <표 6>은 사용한 3가지 방법론에 대하여 결과를 종합한 것으로써 다양한 교통상태를 포함하고 있는 24시간에 대한 예측 또한 칼만필터가 더 우수하다고 하겠다. 그러나 유고상황 또는 갑작스러운 혼잡이 없는 24시간 자료를 이용하였으므로 추후에는 이러한 부분도 포함되어야 할 것이다.

<표 5> 분할비 추정에 대한 전체 결과

구분	b11	b12	b13	b22	b23	평균	비고
LS	0.622	0.329	0.581	0.261	0.244	0.407	RMSE (split /5min)
N_LS	0.061	0.097	0.060	0.073	0.073	0.073	
KF	0.038	0.041	0.035	0.053	0.053	0.044	

<표 6> 교통량 추정에 대한 전체 결과

구분	Link 5	Link 6	Link 8	평균	비고
LS	16309	4521	13944	11591	RMSE (대/5min)
N_LS	46	167	41	85	
KF	25	15	21	20	

V. 결론

본 연구에서 비통행배정기반 모형으로서 고속도로 네트워크에서 실시간적으로 동적 O-D를 추정하기 위해서 베이저안 갱신(Bayesian Update)의 개념에 기초한 칼만 필터 기법과 최소자승법과 최소자승법 결과를 정규화하는 정규화된 최소자승법 등의 모형을 적용하여 모형의 결과를 평가하였다. 또한 두 번의 첨두를 가진 24시간 패턴을 만들어서 동적 기중점 추정에 대한 실제적인 검증을 분할비와 교통량의 두 가지 기준을 가지고 실시하였다. 전반적인 결과로서 칼만필터가 최소자승법은 물론이고, 정규화 최소자승법보다 더 정확한 값을 도출했다. 모형은 다른 시뮬레이터나 분할비의 시계열자료 등의 사전정보 없이도 링크교통량만을 가지고도 해당 네트워크에 가능한 모든 O-D조합에 대한 분할비를 동시에 실시간적으로

계산하여 풀 수 있는 장점을 가지고 있다.

본 논문에서는 동적으로 O-D 분할비를 추정하기 위해서 칼만 필터를 적용한 결과 어느 정도 신뢰성 있는 추정치를 도출했다고 사료된다. 그러나 대규모 네트워크에 대한 적용과 그에 따르는 현실적인 차량군 분산모형에 대한 적용문제가 향후 중요한 연구과제로 판단된다.

참고문헌

1. 김동선(1994), "고속도로의 동적 O-D 통행패턴 예측모형에 관한 연구", 서울대, 박사학위논문.
2. 강정규(1996), "칼만필터를 이용한 도시고속도로 교통량 예측 및 실시간 O-D추정", 대한교통학회지, 제14권 제3호, pp.7~26.
3. Ashok K. and Ben-Akiva M.(1993), "Dynamic O-D Matrix Estimation and Prediction for Real-Time Traffic Management Systems", ISTTT, pp.465~484.
4. Brown R. G., Hwang P. Y.C.(1992), "Introduction to random signals and applied Kalman filtering." John Wiley & Sons, INC.
5. Chang G. L. and Jifeng Wu,(1994), "Recursive Estimation of Time-varying Origin-Destination flow from traffic counts in freeway corridors", Transpn. Res. 28B, pp.141~160.
6. Cremer M, Keller H,(1987), "A new class of dynamic methods for the identification of O-D flows", Transpn. Res. 21B, pp.117~132.
7. MathWorks,(1995), "Matlab User Guide", Prentice Hall.
8. Okutani I.,(1987), "The Kalman filtering approach in some transportation and traffic problem", ISTTT, pp.397~416.
9. van der Zijpp N. J,(1997), "A comparison of methods for dynamic O-D matrices estimation", IFAC Con. on Transportation. Sys. China, Greece, pp.1445~1450.
10. Yang H,(1991), "Estimating O-D Matrices from traffic counts in congested networks", Doctoral Dissertation, Kyoto Univ.

✉ 주 작 성 자 : 조범철

✉ 논문투고일 : 2000. 6. 30

논문심사일 : 2000. 8. 28 (1차)

2000. 9. 22 (2차)

심사완료일 : 2000. 9. 22