

## □ 論 文 □

# 칼만필터를 이용한 都市高速道路 交通量豫測 및 實時間O-D 推定

(Prediction of Volumes and Estimation of Real-time Origin-Destination Parameters on Urban Freeways via The Kalman Filtering Approach)

姜 貞 奎

(도로교통안전협회 교통과학연구원 수석연구원)

---

目 次

---

- |                                       |                     |
|---------------------------------------|---------------------|
| I. 서론                                 | 1. 마코프 연속교통류 모의실험모형 |
| 1. 연구의 배경 및 목적                        | 2. 칼만필터모형의 정립       |
| 2. 연구의 내용 및 방법                        | IV. 제안된 필터모형의 평가    |
| II. 관련문헌 연구                           | 1. 몬테카를로 모형에 의한 평가  |
| 1. 연속교통류 모의실험모형                       | 2. 현장 관측자료에 의한 평가   |
| 2. O-D 추정 방법론                         | V. 결론 및 제언          |
| III. 교통량예측과 실시간 O-D추정을<br>위한 필터모형의 제안 | 참고문헌                |
- 

---

ABSTRACT

---

The estimation of real-time Origin-Destination(O-D) parameters, which gives travel demand between combinations of origin and destination points on a urban freeway network, from on-line surveillance traffic data is essential in developing an efficient ATMS strategy. On this need a real-time O-D parameter estimation model is formulated as a parameter adaptive filtering model based on the extended Kalman Filter. A Monte Carlo test have shown that the estimation of time-varying O-D parameter is possible using only traffic counts. Tests with field data produced the interesting finding that off-ramp volume predictions generated using a constant freeway O-D matrix was replaced by real-time estimates generated using the parameter adaptive filter.

---

## I. 서론

### 1. 연구의 배경 및 목적

도시고속도로는 도시내 주요지역을 연결하는 도로로서 대도시 도로망체계의 핵심적인 요소이며, 우리나라 대도시에서도 적극적인 건설계획으로 인해 가까운 장래 수송분담률이 크게 증가할 전망이다. 도시고속도로는 그 기능상 도시부에 위치하므로 높은 통행수요, 빈번한 진·출입램프, 제약된 기하구조로 인하여 반복적 혼잡발생비율이 높다는 점에서 지역간 고속도로와 구분된다. 따라서 외국의 대도시에서는 도시고속도로 교통관리시스템(FTMS)을 구축하여 도로의 이용효율을 높이고 있으며 이를 요소기술들은 첨단교통체계(ITS), 특히 첨단교통관리체계(Advanced Traffic Management System: ATMS) 구축에 중추적인 역할을 담당할 전망이다. 효율적인 ATMS전략을 구축하기 위해서는 첫째, 실시간 교통상황 및 광역체계에 바탕을 두어야 하며 둘째, 혼잡대응방식보다는 혼잡을 예측하여 이를 방지하는 방식이 되어야 한다(Euler, 1992). 이러한 조건을 만족시키는 ATMS전략을 개발하기 위해서 최근 제안된 계층적 제어방식(hierarchical control; Stephanedes and Chang, 1993)이 좋은 평가를 받고 있으며 각 계층은 다음과 같은 기능을 갖는다.

- (1) 적응계층(adaptation layer)에서는 5분-30분 후의 차량이동수요(도착교통량, 기종점자료(O-D) 등)를 예측한다.
- (2) 최적화계층(optimization layer)에서는 적응계층에서 주어진 수요와 대상시스템 전체를 고려한 최적제어안을 계산해내며 이를 위해서는 정교한 예측모형과 최적화모형이 필요하다.
- (3) 현장제어계층(local control layer)에서는

최적화계층에서 도출된 결과를 목적함수나 제약조건으로 설정하여 현장상황에 적응된 최적제어를 실행한다.

따라서 성공적인 ATMS전략의 구성에는 실시간으로 교통상황을 예측해낼 수 있는 모형의 확보가 필수적으로 다음과 같은 문제점들이 먼저 해결되어야 한다. 첫째, ATMS전략에서는 매우 짧은 시간간격의 교통상황예측이 요구되기 때문에 여기에 필요한 예측모형은 정적인 교통계획모형이나 비 실시간(off-line) 연속교통류 모의실험모형보다 추가적인 조건이 필요하다. 예를 들어 10분 후에 고속도로의 본선이나 진출램프(종점)에 도착할 교통량은 향후 10분내에 진입램프(기점)에서 진입할 차량뿐 아니라 현재 본선에서 목적지로 운행하고 있는 차량도 고려되어야 하는 것이다. 즉 각 시간간격의 초기에 목적지별 링크차량대수가 실시간으로 주어져야 한다는 것이다. 둘째, 실시간 기종점(O-D)자료의 추정문제이다. 차량의 이동수요는 O-D자료에 요약되는데 고속도로의 O-D비율은 시간에 따라 변화하기 때문에 실시간으로 추정되어야 하며 최근 실시간교통정보를 기준 검지기 자료에서 추출해내는 기법에 대한 활발한 노력이 이루어지고 있다. 그러나 링크교통량에서 신뢰성있는 실시간정보를 얻어내는 것은 상태변수와 관측교통량간의 동적 관계를 기술할 수 있는 모형의 미비 및 추정방법의 한계로 인하여 아직 실용적인 단계에 이르지 못하고 있다. 따라서 기점통행수요와 링크관측교통량간의 동적 인과관계를 명확히 기술할 수 있는 교통류모형을 예측방정식으로 채택하여 실시간 교통량자료로부터 O-D를 역으로 추출해낼 수 있는 필터모형의 개발이 필요하다.

그러므로 본 논문의 목적은 첫째, 도시고속도로의 본선과 진출램프의 도착교통량을 예측할 수 있고 둘째, O-D자료를 링크교통량 자료에서

실시간으로 추정해낼 수 있는 필터모형을 개발하는 것이다.

## 2. 연구의 내용 및 방법

여기에서 제시될 교통량 예측모형은 거시적 연속교통류 모형에 바탕을 둔 것이며, O-D 추정은 교통량 예측모형을 체계방정식으로 채택하여 최소분산오차값을 추정하는 체계규명(system identification)의 범주에 속한다. 따라서 연속교통류 모형과 O-D추정에 관한 문헌을 먼저 검토하여 기존 연구의 현황을 파악하고 문제점을 파악한다. 그리고 연속교통류의 상태변수를 예측하는 마코프구획모형(Markov compartment model)이 제안되며 제안된 모형을 체계방정식으로 채택하여 확장칼만필터(Extended Kalman filter)가 정립된다. 제안된 실시간 O-D추정방법의 통계적 특성을 몬테카를로방법에 의해 평가하며 마지막으로 미국 도시고속도로에서 수집한 현장자료를 바탕으로 제안된 필터모형의 정산 및 유효성을 검토한다.

## II. 기본개념 및 기존 연구방법론

### 1. 연속교통류 모의실험모형

고속도로 교통류분석에 활용되는 연속류 모의실험모형은 미시적(microscopic) 모의실험모형과 거시적(macrosopic) 모의실험모형으로 대별된다. 미시적 모의실험모형은 개별차량의 이동을 차량추종(car-following) 관계식(예: FRESTIM)이나 여행시간 관계식(예: INTEGRATION)을 활용하여 추적하는 방식을 채택한다. 그러나 미시적 모의실험모형은 정산이 어렵고 컴퓨터 메모리가 과다하게 요구되는 등의 이유

로 기하구조설계, 안전도분석, 교통류제어전략 평가 등의 특수목적에 활용되어 왔다. 반면에 교통류의 일반적인 분석이나 교통류제어전략 도출에 활용되는 거시적 모의실험모형은 유체 보전의 법칙에 기반을 두고 교통류의 특성을 교통량, 속도, 밀도와 같은 거시적 변수로 표현한다. 거시적 모의실험모형은 속도를 기술하는 관성방정식의 유무에 따라 high-order continuum 모형과 (예: FREFLO) simple continuum 모형(예: KRONOS)으로 구분된다. 기존 거시적 모의실험모형은 링크간 교통류 이동상황을 비교적 충실히 기술하고 있으나 ATMS전략에 활용하기 위해서는 운전자 의사결정과정이 보강되어야 한다. 대부분의 거시적 모의실험모형은 운전자의 주행목적지에 대한 정보가 결여되어 있기 때문에 노선선정이 요구되는 진출램프 지점에서 본선교통량중 정해진 비율(예: FREFLO)이나 정해진 양의 교통량(예: KRONOS)을 진출시킨다. 따라서 램프하류에서 발생하는 혼잡으로 인한 고속도로 본선으로의 역류(Spillback)현상을 기술하거나 동적 노선배정문제에 응용하는데는 한계가 따른다. 이를 개선하기 위해서는 각 링크상의 주행목적지 분포를 추적할 수 있는 통행수요이론과 링크간 교통류 이동상황을 기술할 수 있는 교통류이론이 통합된 모형개발이 필수적이다. 이러한 모형이야말로 관측교통량과 통행수요간의 인과관계를 보다 명확히 설정할 수 있으며 수요변동이나 목적지변경에 따른 도착교통량의 변화를 예측할 수 있기 때문이다.

### 2. O-D추정 방법론

고속도로망에서 기점은 진입램프를 지칭하며, 종점은 진출램프를 지칭하는데 기점 i에서 차량이 이동수요는 도착교통량중 종점 j로 향하는 O-D

비율  $b_{ij}$ 에 요약된다. 실시간O-D자료는 진입램프미터링, 최적노선유도, 유고관리, 동적통행배정 등과 같은 최적화기법에 필수적인 입력자료이다. 종래에는 이들 O-D 추정이 많은 시간과 비용을 요하는 수작업에 의해서 이루어졌지만 발달된 교통제어시스템, ATMS, ATIS에 필수적인 검지기 자료를 이용하여 추출해내는 방법에 대한 활발한 노력이 최근 이루어지고 있다. 이 방법의 기본원리는 직접관측이 불가능한 O-D자료와 링크관측교통량과 인과관계를 설정하여 링크교통량으로부터 O-D자료를 역으로 추정해내는 것이다. 통행배정의 목표는 주어진 기종점(O-D)수요를 도로망에 배분하여 링크교통량을 구하는 것이라고 하자. 그렇다면 이 문제의 역은 관측된 링크교통량에서 기종점수요를 추정해내는 것으로 이해할 수 있다. 링크교통량이 확률변수라면 O-D 추정문제는 통계적 문제일 것이며 따라서 다른 통계적 추정방법론과 마찬가지로 O-D 추정치의 특성은 활용하는 자료의 질과 양에 의존한다.

O-D 추정방법은 활용 가능한 관측교통량의 분량이 O-D를 유일해로 풀어낼 수 있느냐의 유무에 따라서 under-determined 방법과 over-determined 방법으로 분류할 수 있다. 먼저 under-determined 방법은 유일해가 존재하지 않으며 동일한 링크교통량을 구현해 낼 수 있는 수많은 O-D조합이 존재한다. 따라서 이들중 하나를 사전추정치(prior-estimates)로 선정한 후 새로운 관측치와 사전추정치에 가장 가까운 값을 새로운 O-D값으로 선정해낸다. 이 방법은 최근 15년동안 활발한 연구가 이루어지고 있으며 초기의 연구결과는 Nguyen(1984)의 연구에 잘 요약되어 있다. under-determined 방법은 비교적 모형구조가 간단하고 계산이 용이하기 때문에 FREQ, The Highway Emulator(THE), FRESIM 및 INTEGRATION과 같은 교통관련

프로그램에 채택되어 왔으나 기본적으로 정적이며 事前O-D자료에 의존하는데 따른 偏倚의 한계를 보이고 있다.

최근 급속한 관심을 보이고 있는 over-determined 방법의 기본개념은 5분단위와 같은 단기간의 시계열 링크 관측교통량은 시계열 유입램프 교통량과 동적함수로 표현될 수 있는 인과관계가 성립한다고 보는 것이다. 따라서 over-determined 방법은 사전 O-D정보가 없이도 유출입램프교통량에서 偏倚가 없는 유일해를 구해낼 수 있는 것이다(Zijpp and Hammerslag, 1994; Chang and Wu, 1993; Cremer and Keller, 1987; Nihan and Davis, 1987).

현존하는 대부분의 O-D 추정방법론은 예측에러최소화(Prediction Error Minimization: PEM) 기법을 채택하고 있다. 이 방법을 적용하기 위해서는 첫째, 유입램프에서 도착교통량과 O-D값이 주어졌을 경우에 본선과 유출램프에서의 링크교통량을 예측할 수 있는 모형이 필요하며, 둘째, 예측교통량과 관측교통량간의 차이를 최소화시키는 O-D값을 찾아내는 최적화방법이 필요하다. Cremer와 Keller (1983)가 독립교차로의 회전비율(turning movement proportions, 일종의 O-D라 할 수 있다)을 추정하기 위해 선형최소자승법(Ordinary Least Squares, OLS)을 적용한 아래 수많은 변형-OLS기법이 제시되어 왔다(Cremer and Keller, 1987; Nihan and Davis, 1987, 1989; Bell, 1991). Nihan과 Davis(1989)는 독립교차로의 경우 OLS 推定量은 不偏性과 一致性을 가지며 또한 逐次的 OLS 기법도 일치성과 접근불편성을 갖는다고 증명하고 있다. 그러나 일반적으로 OLS 기법에 근거를 둔 O-D추정방법들은 기·종점간 통행시간을 무시할 수 있는 독립교차로나 혼잡이 없는 짧은 고속도로구간에만 신뢰할 수 있는 O-D 추정이 가능하다는 한계를 갖는다.

고속도로 교통류는 독립교차로 교통류와는 달리 기점과 종점간의 통행시간이 거리뿐 아니라 통행환경, 즉 구간혼잡도에 의해 큰 영향을 받는다. 또한 차량군집산(platoon dispersion) 현상 때문에 일정시간대에 종점에 도달하는 차량들 중에는 다른 시간대에 기점을 출발한 차량들이 혼재되어 있다. 그러므로 복잡한 고속도로의 교통상황을 기술하는데 있어서 선형 교통류 모형은 한계를 내포하고 있으며 이러한 예측모형을 채택하여 O-D를 추정할 경우推定精確度는 매우 떨어진다. 이러한 단점을 개선하기 위해서 비선형 교통류모형을 예측모형으로 채택하여 최적화알고리즘에 의해 O-D를 추정하려는 시도가 있어 왔다. Davis (1993)는 혼잡한 도시 고속도로구간을 대상으로 선형 교통류모형과 비선형 교통류모형 (Payne의 higher order continuum 모형, 1979)을 예측모형으로 채택하여 OLS와 NLS에 의한 비 실시간 O-D 추정결과를 비교하였는데, 계산시간이 길어지는 약점은 있으나 비선형모형을 이용한 O-D 추정결과가 우수한 것으로 보고하고 있다.

끝으로 O-D자료를 실시간으로 추정하기 위한逐次的 알고리즘으로 최소자승법, 제약된 최적화방법(constrained optimization), Kalman Filter 등이 제안되고 있으나 최근의 평가결과에 의하면 상태변수의 분산값을 고려하는 칼만필터가 최적의 결과를 나타내는 것으로 보고되고 있다 (Davis and Nihan, 1987; Zijpp and Hammerslag; 1994). 칼만필터나 유사한 축차적 방법 (Okutani, 1987; Davis, 1987; Chang and Wu, 1994; Zijpp and Hammerslag, 1994; Akiva, 1994)을 이용한 최근의 동적 O-D추정기법들에서는 보다 정교한 교통류모형을 채택하고 있으나 본질적으로 선형모형이란 한계를 갖는다.

이상을 종합하면 혼잡한 고속도로상의 동적 O-D를 추정하기 위해서는 기점에서 출발하는

차량이 종점까지 도착하는 경로를 연결하는 기능과 교통상황에 따른 링크지체시간을 산정할 수 있는 비선형 연속교통류모형을 체계방정식으로 채택하여 칼만필터 알고리즘을 적용하는 접근방법이 유용할 것으로 분석된다.

### III. 교통량예측과 실시간O-D추정을 위한 필터모형의 제안

#### 1. 마코프(Markov) 연속교통류 모형

일반적으로 필터링이란 잡음이 섞인 정보에서 원하는 자료(신호)를 추출해내는 것을 말한다. 필터모형은 초기값을 바탕으로 상태변수값을 예측하는 단계와 관측자료를 바탕으로 상태변수값을 수정하는 단계로 구분된다. 결정적 모형을 이용하면 미래값을 확정적으로 예측하는 것이 가능하지만, 확률적 모형의 경우라면 확정된 미래값을 예측하는 것이 불가능하므로 예측치에 대한 예측오차분산을 최소화하는데 목표를 둔다. 따라서 최적예측자는 최적필터의 특별한 경우라 할 수 있으며 칼만이 최적필터를 제시한 이후 다양한 동적시스템 분석에 응용되어 왔다. 교통부문에서의 칼만필터링은 주로 도시 간선도로망에서의 교통량이나 대기길이의 예측, 통행밀도나 O-D행렬의 추정 등에 응용되어 왔다. 본 논문에서는 칼만필터의 적용에 필요한 확률적 시스템모형이 마코프 연속교통류모형에 의해 정립되며 이를 바탕으로 확장칼만필터(Extended Kalman filter)가 제안된다.

마코프 연속교통류모형을 설명하기 위하여 먼저 대상 고속도로시스템이 다음과 같이 m개의 기점, s개의 종점, n개의 링크로 구성되어 있다고 가정하자.

$$i=1, \dots, m;$$

j=1,...,s;

k=1,...,n.

노선안내를 위한 교통정보 제공이나 제어에 따른 운전자의 반응을 예측하기 위해서는 대상 시스템 내에서의 통행수요 분포를 아는 것이 필요하다. 먼저 특정 링크상에 운행중인 운전자 가 예정목적지에 도착하기 위한 노선결정은 지나온 경로에 관계없이 현재 위치에서 목적지까지의 노선대안에 따라 결정된다는 마코프(Markov) 노선선정 원칙을 따른다고 가정하자. 이 경우 시스템상태를 기술하는 최소한의 상태 변수 단위는 각 링크의 목적지별 차량대수로서 총  $n \times s$ 개의 변수가 요구된다(Davis, 1992; Papageorgiou and Messmer, 1991). 반면 기존 노선선정모형을 적용하기 위해서는 총  $m \times n \times s$ 개의 변수가 필요하므로 마코프 노선선정 원칙을 적용할 경우 필요변수의 수가  $1/m$ 로 줄어드는 것이다. 링크의 목적지별 차량대수는 교통류모형 구성에 요구되는 최소한의 상태변수 벡터로 간주될 수 있다. 이상과 같은 개념을 바탕으로 도시고속도로 연속교통류를 확률적으로 기술하는 기능을 가진 모의실험모형이 제안되는데, 기본 상태변수의 단위가 링크내 목적지별로 구분되는 가상의 구획(compartment)내의 차량대수이기 때문에 제안된 모형을 마코프구획(MARkov COMpartment: MARCOM) 모형이라 칭한다.

먼저 상태변수를 다음과 같이 정의한다

$x_{oi}(t)$  = 시간 t 현재 기점 i에 남아있는 차량수,

$x_{dj}(t)$  = 시간 t까지 종점 j를 통과한 차량수,

$x_{kj}(t)$  = 시간 t 현재 링크 k에서 목적지 j로 통행하려는 차량수,

$y_d(t)$  = 시간 t까지 검지기 d를 통과한 차량수.

다음 모형을 기술하는데 필요한 벡터와 행렬을 다음과 같이 정의한다

(1) 각 링크내 목적지별 차량대수를 나타내는 열벡터  $x(t)$

$$x(t) = [x_{o1}(t), \dots, x_{os}(t), x_{11}(t), \dots, x_{ns}(t), x_{d1}(t), \dots, x_{ds}(t)]^T,$$

(2) 링크끝에 설치된 검지기 통과차량대수를 나타내는 열벡터  $y(t)$ 를 다음과 같이 정의한다

$$y(t) = [y_1(t), \dots, y_p(t)]^T,$$

(3) e는 단위 열벡터로서  $e_g$ 는 g행이 1이고 나머지 행은 0,

(4) H는 행렬로서 요소  $H_{dg}$ 는 g에서 출발한 차량이 검지기 d를 통과할 경우에는 1이며 그렇지 않은 경우는 0.

먼저  $x(t+\Delta) - x(t) = e_h - e_g$  는 임의의 구획 g에서 인접한 구획 h로 차량이 이동하는 상태이며,  $y(t+\Delta) - y(t) = He_g$  는 구획 g에서 출발한 차량이 검지기에 기록되는 상태라고 정의하자. 그러면 매우 짧은 시간  $\Delta$ 동안에 구획 g에서 구획 h로 차량이 이동할 확률은  $x_g q_{gh}(x(t)) \Delta + o(\Delta)$ 이며 다음과 같은 식으로 표현된다

$$\begin{bmatrix} x(t+\Delta) \\ y(t+\Delta) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} x(t) \\ y(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e_h - e_g \\ He_g \end{bmatrix}$$

그리고  $\Delta$ 동안에 차량이동이 없을 확률은  $1 - \sum_h \neq g x_g q_{gh}(x(t)) \Delta + o(\Delta)$ 이며 다음과 같이 표현할 수 있다

$$\begin{bmatrix} x(t+\Delta) \\ y(t+\Delta) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} x(t) \\ y(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

이상에서 제안된 MARCOM 모형은 대상 링크의 목적지별 차량대수뿐만 아니라 도로에 설치된 검지기에서 관측되는 차량대수까지 상태

방정식에 포함시켜 차량의 이동상태를 추적하는 연속시간, 이산사건, Birth-Death 모형이다. 개념적인 차량이동 과정을 설명하면 먼저 유입램프(기점) i에 도달한 차량은 O-D 비율  $b_{ij}(t)$ 에 의해 도달하는 목적지 j가 부여되어 유입램프에 연결된 본선링크의 구획에 배정된다. 각 구획에 있는 차량은 인접 구획으로 연결구조 및 이전집중도에 따라 이동한다. 구획간에 차량이 이동하는 경로에 검지기가 설치되어 있는 경우 통과차량대수를 누적 계측한다. 이상의 과정은 다음과 같이 간단한 컴퓨터 알고리즘으로 요약될 수 있다:

[제0단계] O-D값  $b_{ij}(0)$ 와 각 구획의 초기 목적지별 차량대수  $x_{kj}(0)$ 가 주어진다. 시뮬레이션 시간  $t=0$ .

[제1단계] 기점 i에서 종점 j로 향하는 차량의 도착시간간격  $\Delta_{ij}$ 를 모수  $\lambda_{ij}b_{ij}$ 를 갖는 지수분포함수로부터 구한다. 여기서  $\lambda$ 는 진입램프에서의 도착교통률(arrival rate)을 나타낸다.

[제2단계] 본선 구획에서의 이전율(transition rates)  $x_{kj}q_{k,h}(x(t))$ 를 계산한다. 여기에서  $q_{k,h}(x(t))$ 는 이전집중도(transition intensity)이다.

[제3단계] 본선 구획에서의 이전시간간격(next transition time)  $\Delta_{kj}$ 를 모수  $x_{kj}(t)q_{k,h}(x(t))$ 를 갖는 지수분포함수로부터 구한다.

[제4단계] 제1단계와 제3단계에서 구한  $\Delta_{ij}$ 와  $\Delta_{kj}$  중에서 최소이전시간간격(minimum next arrival time)  $\Delta_{\min}$ 을 구한다.

[제5단계] 시뮬레이션 시간  $t=t+\Delta_{\min}$ 으로 개신하고 상태변수  $x_{kj}(t)$ 를 다음

과 같이 개신한다

(5-1)  $x_{kj}(t+\Delta_{\min}) = x_{kj}(t)-1$ , 해당 구획이 death 구획일 때, 즉 최소 이전시간간격이 발생하는 구획으로서 인접한 birth 구획으로 1대의 차량을 이전시킨다,

(5-2)  $x_{kj}(t+\Delta_{\min}) = x_{kj}(t)+1$ , 해당구획이 birth구획일 때,

(5-3)  $y_{dg}(t+\Delta_{\min}) = y_{dg}(t)+1$ , 검지기 d 가 구획 g를 떠나는 차량의 경로에 설치되어 있을 때.

[제6단계] if  $t < T$  goto [제1단계], else stop simulation.

일반적으로 [제2단계]에서 요구되는 이전집중도를 계산하는데 노선배정 모형에서는 BPR(Bureau of Public Road)함수 같은 간략한 식이 쓰이고 교통류 모형에서는 보다 정밀한 교통량-밀도 관계식이 활용된다. 본 연구에서는 링크 상하류의 교통밀도상황을 고려하여 감속과 가속상태의 교통류를 동적으로 표현할 수 있는 2차원 교통량-밀도 관계식이 개발되었다(Davis and Kang, 1994).

$$q(d_k, d_{k+1}) = d_k u e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{d_k}{d_c}\right)^2} \left[1 - \left(\frac{d_{k+1}}{d_{jam}}\right)\right], \quad d_k \leq d_c \\ = q_c \left[1 - \left(\frac{d_{k+1}}{d_{jam}}\right)\right], \quad d_k > d_c$$

여기에서

$d_k$  = 링크 k의 밀도,

$q(d_k, d_{k+1})$  = 링크 k와 k+1 경계부의 교통류율,

$q_c$  = 링크 k와 k+1 경계부의 용량(capacity),

$d_c$  = 링크 k의 임계밀도(critical density),  
 $d_{jam}$  = 링크 k+1의 최대밀도(jam density)

이상과 같이 개발된 MARCOM은 고속도로 교통류를 신뢰성 있게 모의실험할 수 있으며 자세한 유도과정과 평가결과는 Davis and Kang(1994)을 참조하기 바란다.

## 2. 칼만필터 모형의 정립

### 1) 비선형 마코프과정의 정규화

수요추정목적에서 볼 때 목적지별 링크차량 대수를 나타내는 벡터  $x(t)$ 는 교통체계구성의 기본이 되는 상태벡터로 간주될 수 있다. 그러나 기존 루프검지기에서 제공되는 자료는 시스템의 기점에서 종점으로 이동하는 차량이 특정 지점에서 시간간격별로 누적된 교통량이나 점유율정보이다. 따라서 상태벡터는 직접 관측하는 것이 아니라 관측자료에서 걸러내어야 하는 추정대상인 것이다. 이것은 필터문제이며 상태 변수와 관측자료간의 관계를 명확히 기술하는 확률적모형이 있으면 체계분석이론을 적용하여 해결이 가능한 것이다. 이론적으로는 비선형 확률적모형인 MARCOM을 상태방정식으로 채택하는 비선형필터모형(nonlinear filtering model)을 정립할 수 있으나 대규모 시스템에 대한 실질적인 해는 연산이 불가능하다. 이러한 경우 시스템식을 선형화시키는 방법이 적용될 수 있는데(Lehoczky, 1980) MARCOM과 같은 비선형 마코프과정은 시스템내 차량수가 많고 이전 집중도  $q_{kh}(x(t))$ 가 연속함수인 경우에 정규과정으로 근사시킬 수 있다. 즉, 임의의 시간 t에 링크의 목적지별 밀도와 교통량을 나타내는 마코프과정 벡터  $[x(t)^T, y(t)^T]^T$ 는 평균치를 나타내는 결정적 비선형과정과 분산을 나타내는 확

률적 선형과정의 합으로 정규화될 수 있다.

$$\begin{bmatrix} \bar{x}(t) \\ y(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{x}(t) \\ \bar{y}(t) \end{bmatrix} + v(t) \quad (1)$$

여기서 평균값은 다음과 같이 상미분방정식의 해이며,

$$\begin{aligned} \frac{d\bar{x}_g(t)}{dt} &= \sum_k \bar{x}_k(t) q_{kg}(\bar{x}(t)) \\ \frac{d\bar{y}_d(t)}{dt} &= \sum_k H_{dg} \bar{x}_g(t) \sum_{u \neq g} q_{g,u}(\bar{x}(t)) \end{aligned} \quad (2)$$

$v(t)$ 는 Gaussian random vector로서 평균이 0이며 분산-공분산행렬  $P(t)$ 를 갖는다.  $P(t)$ 는 다음과 같은 Riccati 방정식의 해이다.

$$\begin{aligned} \frac{dP(t)}{dt} &= \\ F(\bar{x})P(t) + P(t)F(\bar{x}(t))^T + G(\bar{x}(t)) \end{aligned} \quad (3)$$

여기에서  $F(\bar{x}(t))$ 는 상미분방정식 우측식의 상태변수  $\bar{x}(t)$ 에 대한 야코비안 매트릭스이며,  $G(\bar{x}(t))$ 는 다음과 같이 노이스의 분산을 나타내는 매트릭스이다.

$$G(\bar{x}(t)) = \begin{bmatrix} G_1(\bar{x}(t)) & G_2(\bar{x}(t)) \\ G_2^T(\bar{x}(t)) & G_3(\bar{x}(t)) \end{bmatrix} \quad (4)$$

요약하면 마코프과정  $[x(t)^T, y(t)^T]^T$ 는 정규분포로 간략화 되며 평균 및 분산은 식 (2)와 식 (3)에 의해 주어진다. 마코프과정을 정규과정으로 간략화 시킴으로써 비선형, 시간변동(time-varying) 확률과정에 대한 분포(평균과 분산)를 구할 수 있기 때문에 상태변수나 모두

등의 最尤(maximum likelihood) 추정과정에 있어서 중요한 의미를 가진다.

## 2) 확장칼만필터(Extended Kalman filter) 모형의 정립

$b(t)$ 를 미지의 O-D 벡터로 정의하자. 기본적으로 逐次的 O-D 추정방법은 1단계 먼저 추정된 O-D비율  $b(t_{k-1})$ 를 바탕으로 다음 시간간격 동안 관측된 정보를 이용하여  $b(t_k)$ 를 추정하는 것이다. 여기에서 제안될 축차적 모수추정방식은 기존 상태변수벡터  $[x(t)^T, y(t)^T]^T$ 에 본질적으로 상수인 O-D벡터  $b(t)$ 가 보강된 복합상태 변수를 추정해내는 상태추정방식이므로 확장칼만필터(Extended Kalman Filter: EKF)가 응용된다. EKF 방법을 적용하기 위해서는 대상시스템의 상태변화를 기술하는데 필수적인 체계방정식과 관측방정식이 정립되어야 한다. 먼저 미지의 O-D 모수벡터는 다음과 같이 Random-walk 과정에 의해 표현된다고 가정한다.

$$b(t) = w_3(t) \quad (5)$$

그러면 확장된 상태방정식은 다음과 같다

$$\begin{bmatrix} \frac{d\tilde{x}}{dt} \\ \frac{d\tilde{y}}{dt} \\ \frac{db}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F(\bar{x}(t), b(t)) \tilde{x} \\ F(\bar{x}(t), b(t)) \tilde{y} \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_1(t) \\ w_2(t) \\ w_3(t) \end{bmatrix} \quad (6)$$

여기에서

$$\bar{x} = x(t) - \bar{x}(t)$$

$x(t) =$  시간  $t$ 에 고속도로구간의 목적지별 차량대수를 나타내는 상태변수벡터

$y(t) =$  시간  $t$ 까지 검지기를 통과한 차량 수를 나타내는 벡터

$$[w_1(t)^T, w_2(t)^T]^T = v(t)$$

다음 시간  $t_k$ 에 요구되는 관측방정식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} z(t_k) &= H_b \begin{bmatrix} \bar{x}(t_k) \\ y(t_k) \\ b(t_k) \end{bmatrix} = [0, I, 0] \begin{bmatrix} \bar{x}(t_k) \\ y(t_k) \\ b(t_k) \end{bmatrix} \\ &+ \mu(t_k), \mu(t_k) \sim N(0, R(t_k)) \end{aligned} \quad (7)$$

$P(t)$ 는 예리공분산 행렬이며 다음과 같은 Riccati 방정식의 해에 의해서 구해진다.

$$\begin{aligned} \frac{dP(t)}{dt} &= F(\bar{x}(t), b(t)) P(t) + P(t) F(\bar{x}(t), b(t))^T \\ &+ \begin{bmatrix} G_1(\bar{x}(t)) & G_2(\bar{x}(t)) & 0 \\ G_2^T(\bar{x}(t)) & G_3(\bar{x}(t)) & 0 \\ 0 & 0 & Q \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (8)$$

여기에서  $F(\bar{x}(t), b(t))$ 는 상미분방정식 우측식의 확장된 상태변수  $[\bar{x}(t), b(t)]$ 에 대한 악코비안 행렬이며,  $G(\bar{x}(t))$ 는 확산(diffusion) 과정의 분산을 설명하는 공분산 행렬이다. 여기에서 행렬식  $Q$ 는 대각선 행렬이며 노이즈크기는 O-D벡터의 변동범위에 비례한다. 따라서 제안된 필터모형은 상태방정식 (6), 관측방정식 (7), 그리고 상태공분산방정식 (8)로 구성되며 연산순서는 다음과 같다.

[초기화단계] 시간  $t=0$ 에  $\hat{x}(0 | 0) = \bar{x}(0)$ ,  $\bar{y}(0) = 0$ ,  $P(0 | 0) = P(0)$ 의 초기조건이 주어진다. 관측시간 간격은 편의상 5분이라 가정한다.

[예측단계] 미분방정식 (6)와 (8)의 해를 구

하여 5분후의 링크의 목적지별 차량수  $\bar{x}(t_k | t_{k-1})$ , 검지기예측교통량  $\bar{y}(t_k | t_{k-1})$ , 공분산행렬  $P(t_k | t_{k-1})$ 를 예측한다.

[추정단계] 시간  $t_k$ 에 관측교통량  $y(t_k)$ 가 제공되면

$$(1) e(t_k) = y(t_k) - \bar{y}(t_k | t_{k-1}) \text{에 의해 innovation이 결정되며,}$$

(2) 다음 식에 의해 칼만계인행렬을 결정한다

$$K(t_k) = P(t_k | t_{k-1}) H^T [H P(t_k | t_{k-1}) H^T + R(t_k)]^{-1}$$

(3) 상태변수 벡터에 대해 measurement update를 실시한다

$$\begin{aligned} \hat{x}(t_k | t_k) &= \hat{x}(t_k | t_{k-1}) + K(t_k) e(t_k) \\ \hat{b}(t_k | t_k) &= \hat{b}(t_k | t_{k-1}) + K(t_k) e(t_k) \end{aligned}$$

(4) 공분산행렬에 대해 measurement update를 실시한다

$$P(t_k | t_k) = [I - K(t_k) H] P(t_k | t_{k-1})$$

이상과 같이 predictor-corrector형식으로 구성된 확장 칼만필터 알고리즘을 반복적으로 실행한다.

## IV. 제안된 필터모형의 평가

### 1. 몬테카를로 방법에 의한 평가

지금까지 제시한 실시간 O-D 추정방법은 확장 칼만필터에 바탕을 둔 것으로서 이는 비선형 시스템 식을 처리하기 위한 유사최적필터(suboptimal filter)이다. 본 절의 목적은 확장칼만필터를 적용한 동적 O-D 추정방법의 유효성을 몬테카를로방법에 의해서 평가하는 것이다.

몬테카를로 평가는 제안된 O-D추정자의 통계적 특성을 분석적 방법으로 알 수 없기 때문에 실행하는 것으로서 동일한 확률적과정에 의해 발생된 다수의 자료군에 대한 O-D추정치의 통계량을 평가하는 것이다.

### 1) 대상구간 선정 및 데이터 발생

평가에 필요한 자료를 수집하기 위하여 미국 미네소타주에 소재한 州間 고속도로(Interstate highway) I-35W의 1.3km 구간을 대상구간으로 선정하였다(<그림 1> 참조). 이 구간은 2개의 진입램프와 1개의 진출램프가 배치되어 있고 램프뿐 아니라 본선 3개지점에 루프검지기가 설치되어 있다. 미네소타주 교통관제센터 (Traffic Management Center: TMC)에서 1993년 3월 3일 오전첨두 3시간(6:00-9:00 a.m.)동안 5분 단위의 교통량 및 점유율 자료를 수집하였다. 관측시간 간격은 30초, 1분, 5분 등 임의로 설정할 수 있으나 현재 TMC의 교통량과 점유율자료가 5분단위로 수집되고 있고 고속도로의 O-D비율이 급격히 변화하지 않으므로 5분으로 설정하였다. <그림 1>에 예시된 바와 같이 대상구간은 3개의 소구간으로 나뉘어졌고 다음과 같이 총 3개의 기점과 2개의 종점번호가 배정되었다.

기점 1: 본선 상류경계(검지기번호 63N)

기점 2: 진입램프 1(검지기번호 62EM)

기점 3: 진입램프 2(검지기번호 62NM)

종점 1: 진출램프 1(검지기번호 61NX)

종점 2: 본선 하류경계(검지기번호 61N)

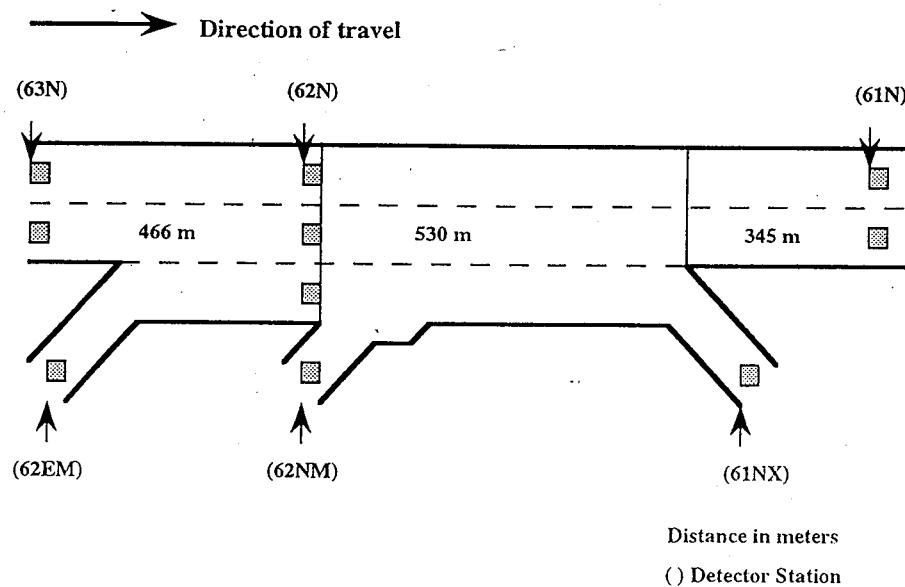
따라서 추정되어야 할 상태변수 벡터는 다음과 같이 총 16개의 요소로 구성된다

(1) 5개의 각 링크에서 목적지로 향하는 차량

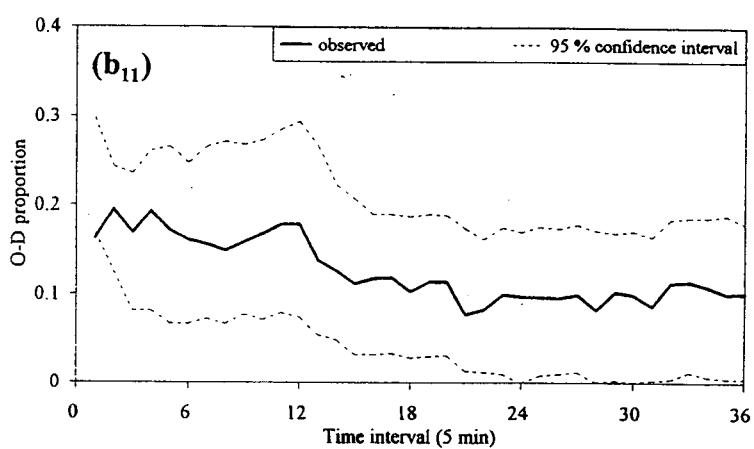
수  $x(t) : [x_{11}(t), x_{12}(t), x_{21}(t), x_{22}(t), x_{31}(t)]$

(2) 6개의 기점, 종점, 본선 검지기교통량

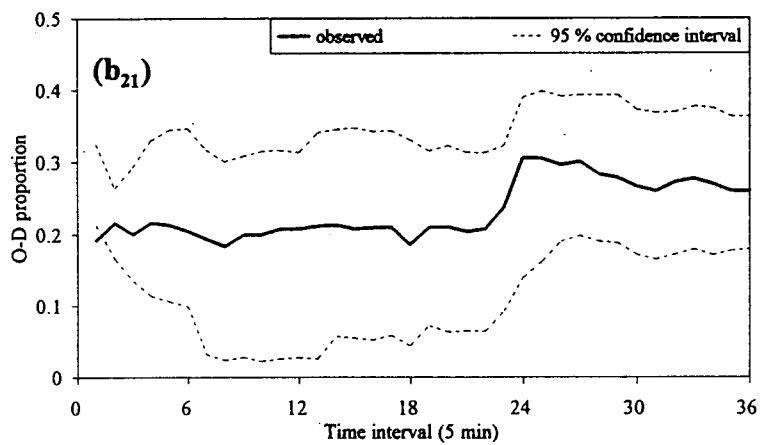
$y(t) : [y_{01}(t), y_{02}(t), y_{03}(t), y_{11}(t), y_{12}(t), y_{21}(t), y_{22}(t), y_{31}(t)]$



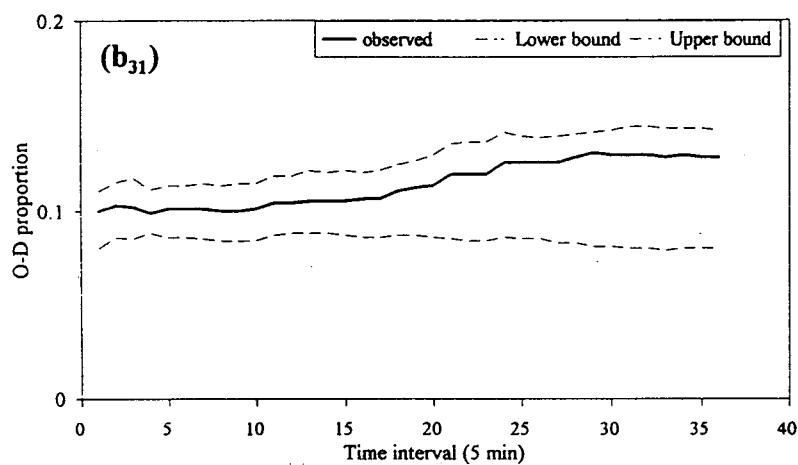
〈그림 1〉 3개의 기점과 2개의 종점을 가진 분석구간 ( I -35W, 미네아폴리스)



〈그림 2〉 관측 O-D값과 추정O-D의 신뢰구간 ( $b_{11}$ )



〈그림 3〉 관측O-D값과 추정O-D의 신뢰구간 (b<sub>21</sub>)



〈그림 4〉 관측O-D값과 추정O-D의 신뢰구간 (b<sub>31</sub>)

$y_{ml}(t)$ ]

- (3) 6개의 O-D 비율  $b(t)$ :  $[b_{11}(t), b_{12}(t), b_{21}(t), b_{22}(t), b_{31}(t), b_{32}(t)]$

## 2) 모의실험 자료발생

몬테카를로방법에 의한 모수추정모형 평가를 위해 먼저 실제 모수값에 근거한 관측자료를 발생시킨다. 다음 모의실험된 관측자료를 이용하여 모수를 추정한 뒤 이를 비교·평가하는 것이며 다음과 같은 순서로 평가를 하였다.

[1단계]: 교통량이 3시간동안 5분 간격으로 관측되므로 관측된 교통량벡터  $y(t)$ 는 총 36개의 시간간격을 갖는다. 먼저 본선검지기 63N과 62N에서 관측된 교통량과 점유율자료를 이용하여 비선형최소자승법에 의해 자유주행속도  $u_f = 105\text{kph}$ 와 임계밀도  $k_{max} = 36\text{대}/\text{km}/\text{차선}$ 이 얻어졌다. 아침첨두 3시간 동안 교통류모형 관련변수는 주변상황의 급격한 변동이 없기 때문에 시간에 따라 변화하는 값이 아닌 고정값으로 취급하였다. 다음 제안된 동적 O-D 추정 방법(포트란 프로그램 TVODEST로서 SUN Sparcstation 1+에서 실행)에 의하여 5분단위의 O-D 비율  $b(t)$ 를 추정한다. 이상과 같이 얻어진 교통류모형 관련변수  $\theta$ 와 동적O-D  $b(t)$ 는 비록 참값은 아니지만 최소한 근사치에는 해당된다고 보아 몬테카를로평가에서 참값으로 간주한다.

[2단계]: 확률적 고속도로 시뮬레이션모형 MARCOM에 의해 5분간격으로 3시간동안 시뮬레이션자료를 발생시킨다. MARCOM은 진입램프에서의 실제관측교통량 [ $y_{01}(t), y_{02}(t), y_{03}(t)$ ]과 1단계에서 얻어진 교통류모형관련변수  $\theta$  및 동적O-D  $b(t)$ 를 입력자료로 하여 진입·진출램프에서의 교통량, 본선검지기에서의 교통량 및 평균밀도 등을 원하는 시간간격(여기서는 5분)으로 요약해 낸다. 같은 초기값이

주어진 상태에서 2단계과정을 반복하여 50개의 관측자료群을 얻는다.

[3단계]: 제안된 동적O-D 추정방법에 의하여 각 관측자료군의 교통량자료를 이용하여 동적 O-D 비율추정치  $\hat{b}(t)$ 를 구한다. 50개의 관측자료군에서 추정된 값으로부터 각 5분 단위별로  $\hat{b}(t)$ 의 평균값  $\bar{b}(t)$ 와 표준편차  $s_{\hat{b}(t)}$ 를 구한다. 추정치의 95% 신뢰구간은  $\bar{b}(t) \pm 1.96 \cdot s_{\hat{b}(t)}$ 에서 구해진다.

<그림 2>부터 <그림 4>는 3시간동안 5분단위로 변화하는 동적 O-D비율  $b_{11}(t), b_{21}(t)$ 의 실제값과 추정값의 95% 신뢰구간을 시간대별로 비교한 것이다. 본 예제에서는 목적지가 2개 이므로  $b_{12}(t) = 1.0 - b_{11}(t)$ 가 성립한다 따라서  $b_{12}(t), b_{22}(t), b_{32}(t)$ 에 대한 비교는 생략하였다. 50회에 걸친 O-D추정치의 평균값은 신뢰구간의 중앙값에 해당한다. 그림에서 보듯이 O-D추정치의 신뢰구간은 실제값을 비교적 잘 추적하고 있다. <그림 4>는 기점 3에서 종점 1로 가는 O-D비율  $b_{31}(t)$ 을 추정하는 것인데 평균값은 잘 추적하지만 분산이 점점 증가하는 경향을 보이고 있다. 그 원인은 평균기종점교통량  $q_{31}(t) = y_{03}(t) \cdot b_{31}(t) \approx 1.2\text{대}/5\text{분}$ 으로 매우 낮은데 기인하는 것이다.

## 2. 현장 관측자료에 의한 평가

### 1) 3개의 기점과 2개의 종점을 가진 짧은 구간

실제 O-D값을 알고있는 모의실험의 경우와 달리, 현장자료를 이용하여 O-D추정능력을 평가할 경우에 고속도로의 실제시간별 O-D값을 모르기 때문에 관측된 O-D값과 추정된 O-D값의 직접비교가 불가능하다. 따라서 본선과 진출램프에 설치된 검지기에서 관측된 교통량과 칼만필터모형에서 예측된 교통량을 비교하는 간접평가방법을 택한다. 왜냐하면 실시간O-D추정

이 제대로 되지 않으면 링크상에서 교통량의 변동을 제대로 예측해낼 수 없기 때문이다. 본 평가를 위하여 <그림 1>에 제시된 1.3km 구간을 대상으로 1993년 3월 3일 오전첨두 3시간(6:00-9:00 a.m.)동안 5분단위의 교통량 및 점유율 자료를 취득하였다. 대상구간은 3개의 소구간으로 나뉘어졌고 총 3개의 기점과 2개의 종점으로 구성되어 있다. 먼저 비선형 최소자승법(Nonlinear Least Squares; NLS)에 의하여  $b_{11} = 0.16$ ,  $b_{21} = 0.19$ ,  $b_{31} = 0.1$ ,  $u_f = 104.6 \text{ kph}$ ,  $k_{\max} = 37.8 \text{ 대/km/차선1}$ ,  $k_{\text{jam}} = 160 \text{ 대/km/차선}$ ,  $r = 3$  이 얻어졌다. 본절의 평가에서는 교통류모형 관련변수는 고정값으로 설정하여 다음과 같이 2가지의 모형이 비교된다.

모형A: Offline NLS에 의해 추정된 O-D비율  
 $b_{11} = 0.16$ ,  $b_{21} = 0.19$ ,  $b_{31} = 0.1$ 을 3시간 동안 고정시키고 필터모형에 의해 교통량예측

모형B: 동적O-D비율을 매 5분마다 실시간으로 추정하면서 필터모형에 의해 교통량예측

이상과 같은 비교를 통해서 동적 O-D비율을 추정방법을 도입하는데 따른 효율평가가 가능하다. <그림 5>는 모형A와 모형B에 의해 예측된 5분 단위 교통량을 본선하류부에 설치된 검지기(61N)에서 관측된 실제 교통량과 비교한

것이며 <그림 6>은 진출램프에 설치된 검지기(61NX)에서의 비교 값이다. 교통량의 시간대별 변동이 심하지 않은 본선검지기에서는 두 모형간에 특정한 차이를 보이지 않으나 변동이 심한 진출램프의 경우 모형B가 우수한 결과를 보이고 있다. <표 1>에는 두 모형의 통계적분석결과가 요약되어 있다. 제안된 칼만필터모형의 적합성은 관측교통량과 예측교통량간의 차이를 나타내는 innovation sequences에 대한 시계열분석에 의하여 평가된다(Candy, 1986). 즉 칼만필터의 최적성을 보장하기 위한 필요충분조건은 innovation sequences가 zero-mean이어야 하며 serial correlation을 보이지 않아야 한다. <표 1>에서 볼 수 있듯이 모형A와 B 모두 관측 innovation의 평균값은 통계적으로 0(zero)이다. <표 2>의 경우 innovation의 정규화된 분산계수를 통하여 serial correlation 유무를 평가하고 있는데 모형A의 경우 진출램프 검지기(61NX)와 본선하류부 검지기(61N)가 계열상관(serial correlation)을 보이고 있어서 필터가 최적이 아님을 알 수 있다. 따라서 통행패턴의 변동이 심한 도시고속도로의 교통량예측 정확도를 높이기 위해서는 신뢰성 있는 교통류모형뿐 아니라 동적O-D비율의 추정 알고리즘이 필수적이라고 결론지어진다.

<표 1> 칼만필터 모형의 평가 및 zero-mean Test (3기점, 2종점 경우)

모형 구분	검지기 번호	절대평균오차 <sup>(1)</sup>	$m_e(i)^{(2)}$	$T(i)^{(3)}$	$H_0$
모형A (고정O-D비율)	62N	8.6	1.1	3.7	accept
	61N	8.1	0.1	3.2	accept
	61NX	12.7	1.6	5.6	accept
모형B (동적O-D비율)	62N	8.6	1.1	3.7	accept
	61N	4.3	0.6	1.8	accept
	61NX	10.9	1.2	4.4	accept

주: (1) 절대평균오차 =  $\sum_{t=1,36} |y(t) - \hat{y}(t)| / 36$

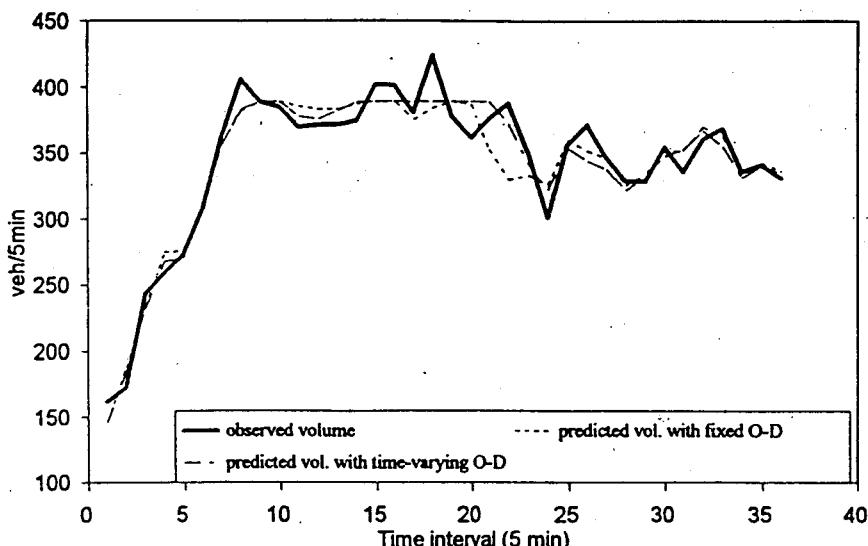
(2) 표본평균오차

(3) 95% 검정통계량

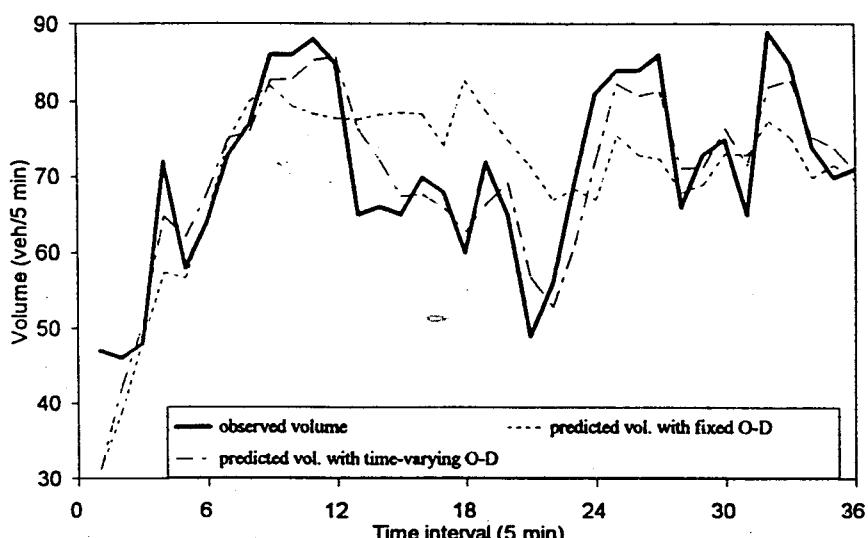
〈표 2〉 Innovation의 정규화된 분산계수 (3기점, 2종점 경우)

모형구분	점지기번호	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
(고정O-D비율)	62N	-0.25	0.26	-0.26	0.15	-0.08	0.04	0.03	-0.19	0.14	-0.10
	61N	0.52*	0.30	0.27	0.01	0.03	-0.05	0.02	0.00	-0.19	-0.18
	61NX	0.14	-0.34*	-0.14	0.18	0.07	-0.13	0.11	0.04	-0.17	0.07
(동적O-D비율)	62N	-0.24	0.25	-0.25	0.14	-0.09	0.03	0.04	-0.18	0.14	-0.09
	61N	0.16	-0.12	0.03	-0.24	-0.01	-0.06	0.20	0.20	-0.08	-0.02
	61NX	-0.04	-0.27	-0.07	0.03	-0.17	-0.32	0.24	0.16	-0.14	0.22

주: (1) covariance lag

(2) 임계값 =  $\pm 1.96/\sqrt{N}$  ( $N=36$ )  $\approx 0.33$ 

〈그림 5〉 관측교통량과 예측교통량의 비교(본선검지기 : 61N)



〈그림 6〉 관측교통량과 예측교통량의 비교 (진출램프검지기 : 61NX)

## 2) 11개의 기점과 13개의 종점을 가진 긴 구간

본 연구에서 제시된 칼만필터모형을 종합적으로 평가하기 위하여 미국 미네소타주 미네apolis시를 통과하는 I-35W의 12.4 km 구간을 대상구간으로 선정하였다(〈그림 7〉 참조). 대상 구간은 10 개의 진입램프와 12개의 진출램프가 배치되어 있고 램프 본선링크 16개 지점에 루프 검지기가 설치되어 있다. 미네소타주 교통관제 센터(Traffic Management Center)에서 1993년 3 월 2일 오후첨두 3시간(4:00-7:00 p.m.)동안 5분 단위의 교통량 및 점유율자료를 수집하였다. 이 구간은 높은 통행수요, 조밀한 진·출입램프로 인한 잦은 차선변경, 짧은회전반경 등 전형적인 도시고속도로의 특성을 나타내고 있으나 집중적인 램프미터링이 실시되어 첨두시 차선당 2,400대/시의 교통량을 보이고 있다. 〈그림 7〉에 예시된 바와 같이 대상구간은 25개의 소구간으로 나뉘어졌고 다음과 같이 본선 상류경계부를 기점 1, 본선 최하류부를 마지막 종점으로 배정하여 총 11개의 기점과 13개의 종점으로 구성된다. 추정되어야 할 상태변수벡터는 목적지별 소구간 차량대수  $x_{ki}(t)$  189개, 검지기교통량 34개, 동적O-D비율  $b_{ij}(t)$  84개 등 총 307개의 요소로 구성되어 있다. 각 기점에서 관측된 교통량을 입력자료로 하여 5분간 예측과정(prediction)을 수행하여 각 검지기에서의 5분단위 교통량과 밀도를 예측한다. 다음 검지기에서 실제관측자료가 들어오면 measurement update를 실시하여 상태변수들을 update한다. 〈그림 8〉은 진출램프에 설치된 검지기번호 46SX에서의 관측교통량과 5분단위 예측교통량을 비교한 것이며 〈그림 9〉는 본선하류부에 설치된 검지기번호 86S에서의 비교값이다. 진출램프 및 본선검지기 모두 교통량의 변동이 심하지만 필터모형은 이를 잘 추적하고 있다. 한편 모든 검지기 innovation 평

균값은 통계적으로 영(0)이고 계열상관(serial correlation)을 보이지 않고 있어서 필터모형이 적절하게 수행된다고 결론지어진다. SUN Sparcstation 1+에서 연산시간은 130,700초(36.6 시간)이 소요되었다. 연산시간은 추정요소수의 자승에 비례하는데 이는 대부분 Riccati행렬 미분방정식(식(8)) (본 예제의 경우  $307 \times 307$  크기)을 수치해석적 방법으로 푸는데 소요되기 때문이다.

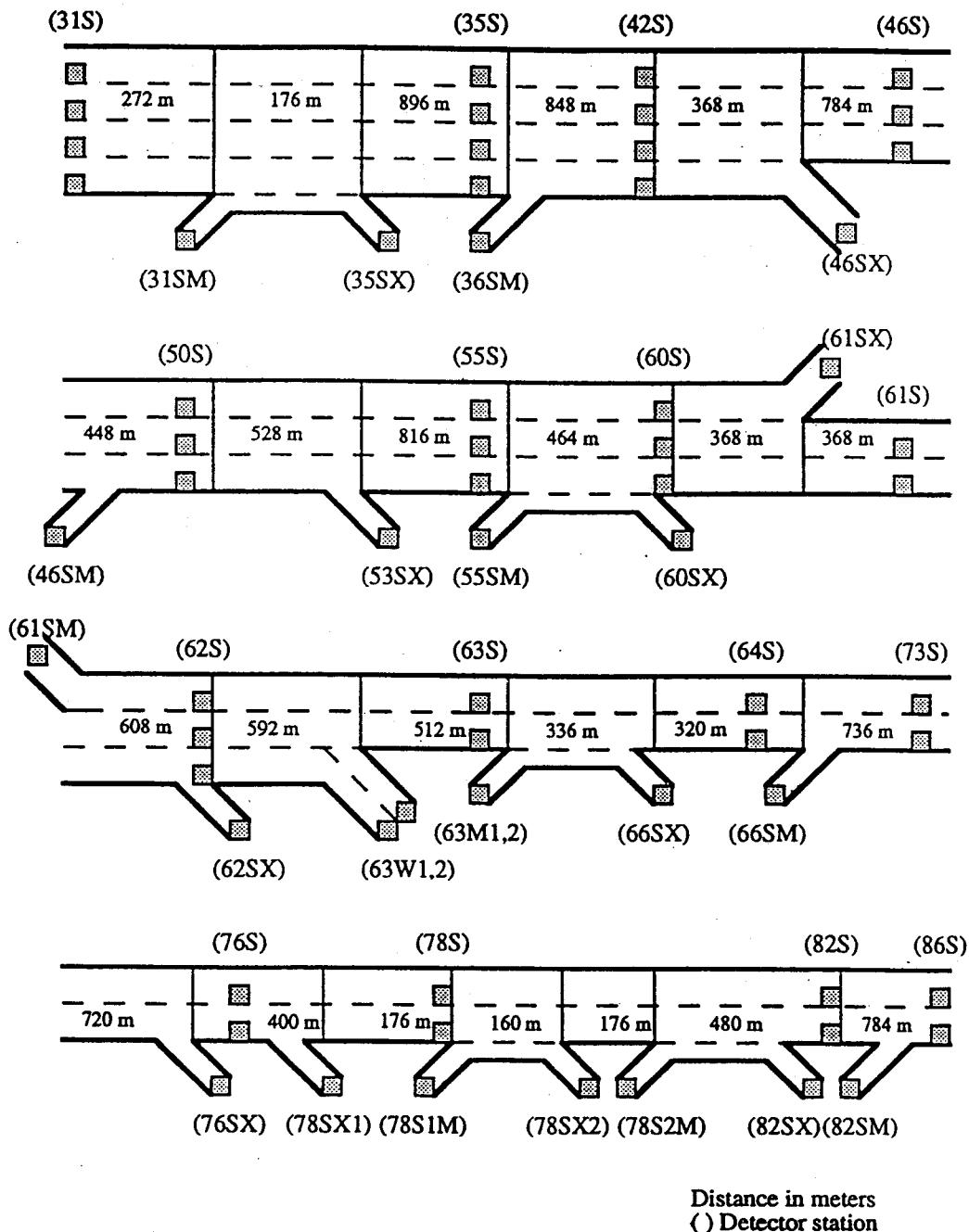
## V. 결론 및 제언

이 논문의 목적은 그 비중이 제고되고 있는 도시고속도로의 교통량을 예측하고 동적O-D패턴을 실시간으로 추정해내는 방법을 제안하는 데 있다. 본 논문의 결과를 정리하면 다음과 같다.

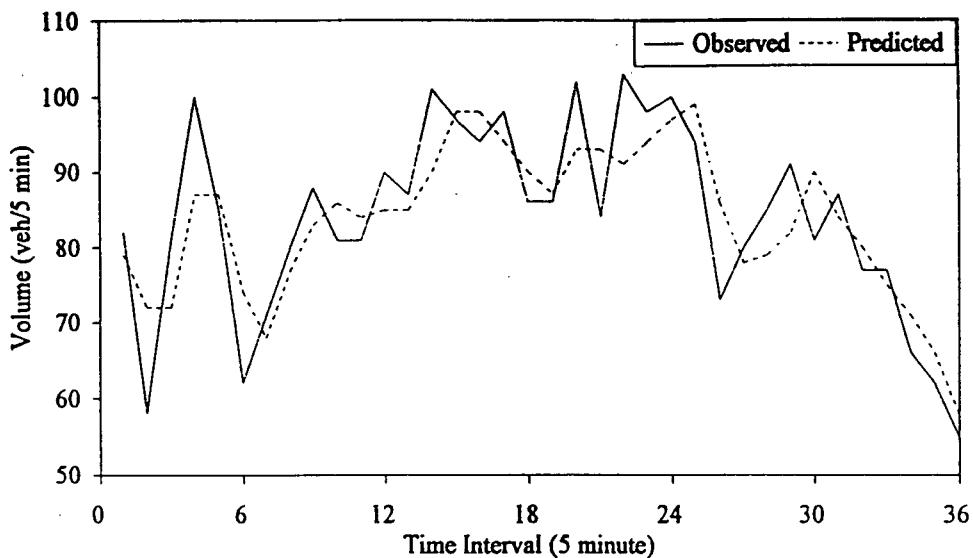
첫째, 제안된 확률적 도시고속도로 모의실험 모형은 마코프교통류모형에 기반을 둔 것으로서 각 구간에서 통행목적지별 차량수를 추적할 수 있는 교통수요모형 기능에 구간내 이동을 동적으로 기술할 수 있는 거시적교통류모형을 결합한 것이다.

둘째, 본 논문에서 제안된 칼만필터모형은 각 링크의 목적지별 차량대수  $x_{ki}(t)$ 를 기본 상태변수로 설정하고 검지기교통량  $y_{di}(t)$ 와 동적O-D 비율  $b_{ij}(t)$ 를 추가상태변수로 도입한데 그 특징이 있다.

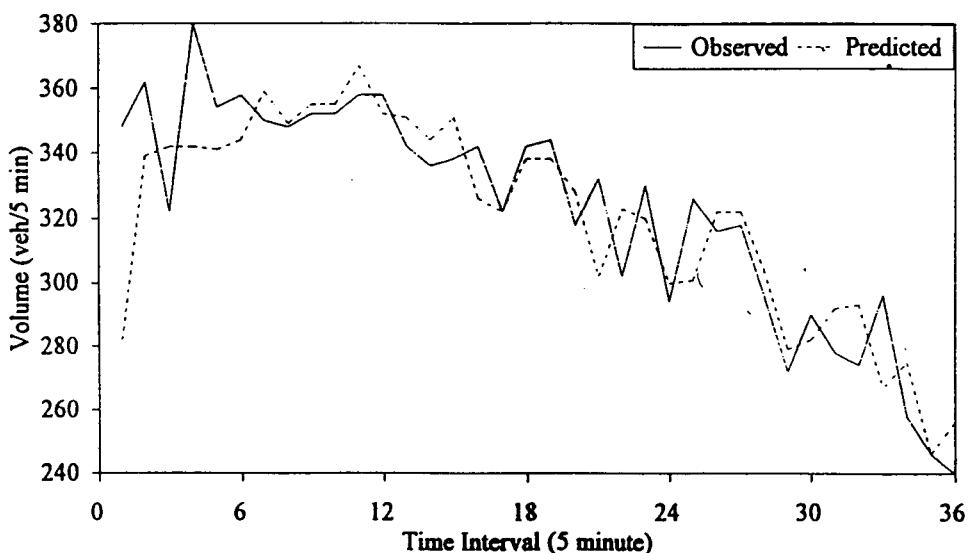
셋째, predictor-corrector형태의 확장된 칼만필터방식을 채용하여 prediction단계에서는 예측교통량이 얻어지고 correction단계에서는 동적O-D 가 추정되도록 설계되어 있다. 모형평가 결과 링크교통량만으로 신뢰성 있는 실시간 O-D추정이 가능하였다. 현장자료실험 결과 고속도로 본선과 진출램프의 교통량을 신뢰성있게 예측하



〈그림 7〉 11개의 기점과 13개의 종점을 가진 분석구간(I-35W, 미네아폴리스)



〈그림 8〉 관측교통량과 예측교통량의 비교 (진출램프검지기 : 46SX)



〈그림 9〉 관측교통량과 예측교통량의 비교 (본선검지기 : 86S)

기 위해서는 동적O-D추정기능이 예측모형에 필수적으로 포함되어야 할 것이다.

그러나 본 연구에서 제안된 방법을 적용하는데는 현실적으로 다음과 같은 제약이 따른다.

첫째, 본 연구에서 제시된 확률적 연속류모의 실험모형 MARCOM은 차선변경, 진입, 진출에 따른 간섭, spillback현상, 진입램프제어, 유고반응 등 보다 복잡한 교통류현상을 기술할 수 있도록 기능의 추가가 필요하다.

둘째, 검지기의 위치와 개수에 따른 모형의 민감도분석이 필요하다. 이론적으로 진입램프와 진출램프에서의 교통량만 제공되면 실시간O-D 추정이 가능하지만, 본선링크 교통량을 추가이용할 경우 추정능력이 높아지기 때문이다. 특히 본 연구에서는 지적되지 않았으나 자유주행속도나 최적밀도 등 교통류모형에 필요한 모수를 정산하는데는 본선링크 관측자료가 필수적이기 때문이다.

셋째, 대규모의 고속도로망을 대상으로 제안된 필터모형을 적용시키는데에는 연산시간의 제약이 따른다. 이 문제는 소요연산시간은 추정 변수의 자승에 비례하므로 병렬처리 방식으로 해결될 수 있으리라 사료된다. 특히 장래 영상검지기가 도입되어 링크밀도를 직접 관측할 경우 필터모형은 상당히 간략화될 수 있을 것이며, 교차로를 포함한 일반네트워크으로의 확장도 가능할 것이다.

## 참고문헌

Candy, J. V. (1986) Signal Processing: The Model Based Approach. New York, McGraw-Hill Book Company.

Cascetta, E. and Nguyen, S. (1988) A unified

framework for estimating or updating origin/destination matrices from traffic counts. Transpn. Res., 22B, 437-455.

Chang, G. L. and Wu, J. (1993) Recursive estimation of time-varying O-D Flows from traffic counts in freeway corridors. Presented to Transpn. Rec.

Cremer, M. and Keller, H. (1987) A new class of dynamic methods for the identification of origin-destination flows. Transpn. Res., 32B, 117-132.

Davis, G. (1992) Integrated traffic assignment and flow models via Markovian networks. Paper Presented at 33rd ORSA/TIMS Joint National Conference, Orlando, FL.

Davis, G. (1993) Estimating freeway origin-destination parameters and impact of uncertainty on ramp control. ASCE J. of Transportation Engineering. Vol. 119, No. 4, Jul./Aug., 489-503.

Davis, G. and Kang, J. G. (1994) Estimating destination-specific traffic densities on urban freeways for advanced traffic management. Transpn. Res. Rec., 1457, 143-148.

Euler, G. (1992) Intelligent Vehicle Highway System in Traffic Engineering Handbook (4th edition), Institute of Traffic Engineers, 448-463.

Lehoczky, J. (1980) Approximations for interactive Markov chains in discrete and continuous time. Journal of Mathematical Sociology, 7, 139-

157.

Nihan, N. and Davis, G. (1987) Recursive estimation of origin-destination matrices from input/output counts. *Transpn. Res.*, 21B, 149-163.

Nihan, N and Davis, G. (1989) Application of prediction-error minimization and maximum likelihood to estimate intersection O-D matrices from traffic counts. *Transpn. Science*, 23, 77-90.

Nguyen, S. (1984) Estimating origin-destination matrices from observed flows. In M. Florian (Ed.) *Transportation Planning Models*. Elsevier Publishers. 363-380.

Numerical Algorithms Group (1986) NAG workstation library, Version I. Oxford, UK.

Okutani, I. (1987) The Kalman filtering approaches in transportation and traffic problems, *Transpn. and Traffic Flow Theory* (Gartner, N.H. and Wilson, N.H.M., Editors), Elsvier Science Publishing Co., Inc.

Papageorgiou, M. and Messmer, A. (1991) Dynamic network traffic assignment and route guidance via feedback regulation. *Transpn. Res.* kec., 1306, TRB, National Research Council, Washington, D.C., 49-58.

Payne, H. J. (1979) FREFLO: A macroscopic simulation model of freeway traffic. *Transpn. Res. Rec.*, 722, 68-77.

Stephanedes, Y. and Chang, K. (1993) Optimal control of freeway corridors, ASCE Journal of Transpn. Engineering. Vol. 119, No. 4, Jul./Aug., 504-514.

Van Aerde, M., Voss, J. (1988) Integration-1 User's Manual. Dept. of Civil Eng., Queen's Univ. for Ministry of Transportation, Ontario.

Zijpp, N. and Hammerslag, R. (1994) An improved Kalman filtering approach to estimate origin-destination matrices for freeway corridors. *Transpn. Res. Rec.* 1443, 54-64.