

데이터융합기술을 활용한 다주기 통행시간예측에 관한 연구

Multi-step Ahead Travel Time Prediction using Data Fusion

윤지현

김성현

이영인

서울대학교 환경대학원 석사과정 한국건설기술연구원 선임연구원 서울대학교 환경대학원 교수

Key Words : 통행시간예측, 데이터융합, 다주기 통행시간예측, 칼만필터링

목 차

- I. 서론
- II. 기존연구 및 이론고찰
 - 1. 기존연구 고찰
 - 2. Kalman Filtering 이론
- III. 모형의 정립
 - 1. 데이터 융합 알고리즘 (Data Fusion Algorithm)
 - 2. 융합자료를 이용한 Kalman Filtering을 통한 통행시간 예측
- IV. 모형의 평가
 - 1. 자료수집
 - 2. 데이터 융합기법의 평가
 - 3. 단기에측 vs 다주기에측결과 비교 평가
- V. 결론 및 향후과제

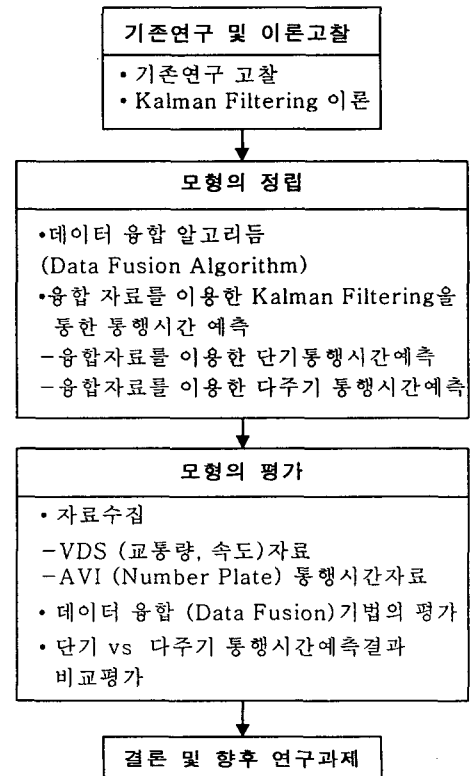
I. 서론

급속한 교통수요의 증가로 인해 기존 교통망의 이용효율을 극대화하는 통행수요관리에 대한 관심이 높아지고 있다. 이에, 교통정보제공에 관한 중요성이 증대되었으며, 특히 통행시간정보는 도로상에서 발생하는 다양한 교통상황을 종합적으로 반영하여 운전자의 최적경로 선택에 중요한 역할을 한다. 그러나, 본 연구대상과 같은 단속류에서는 신호제어에 의한 대기행렬발생, 교통류의 주기적 단절현상 및 과포화상태의 발생 등으로 인해 정확한 통행시간 추정에 어려움이 많다. 따라서 기존의 교통정보 수집체계로부터 얻을 수 있는 자료를 가공하여 운전자 및 교통정보 이용자에게 보다 신뢰성 있는 정보를 제공하여야 한다.

또한, 시간의 변화에 따른 장래의 최적경로는 개별구간에 대한 장래의 구간속도를 예측해야만 가능하므로, 과거의 원시자료만으로 나타나지 않는 교통류의 변동에 따른 도로의 소통상태가 반영되어야 한다.

따라서 본 연구에서는 동일한 시공간적 환경하에서 다양한 수집체계로부터 수집되는 통행시간정보를 효과적으로 통합하기 위한 데이터융합 (Data Fusion)기술을 적용하여 자료의 불확실성을 보완하였으며, 기존 단기에측의 가정은 실제 통행시간과 비교하여 불 때 상당한 시간차임 (Time-lag)을 가져오므로, 데이터 융합을 통해 얻어진 자료를 토대로 각 구간별 다주기 예측을 통해 구간속도 및 통행시간을 산출하였다.

본 연구의 수행과정은 다음과 같다.



<그림 1> 연구의 수행과정

II. 기존연구 및 이론고찰

1. 기존연구 고찰

데이터융합기법은 동일한 시공간적 환경하에서 다양한 수집 체계로부터 수집되는 통행시간정보를 어떻게 효과적으로 통합할것인가를 다루는 기술을 말한다(Hall, 1992). 최기주 외(1998)는 신뢰성있는 단일교통정보생성을 위한 퍼지선형회귀 모형을 통한 데이터 융합기법을 제시하였으나 자료수집의 어려움으로 인해 모의자료의 적용으로 알고리즘을 수행한 한계를 가지고 있다. 김영찬 외(1999)는 기존기법에 부재하였던 Adaptive learning 기능과 이식성기능을 부여한 Hybrid neuro-fuzzy 모형을 개발하였으나, 이 연구에서 수행한 probe 자료를 이용한 학습과정에서 긴 시간이 요구된다.

다주기 통행시간 예측이란 실제 차량은 시·공간적인 이동을 하기 때문에 동시간대의 링크통행시간을 이용한 정보는 실제 통행시간과 비교해 볼 때 상당한 시간차집 (Time-lag) 현상을 가져오므로, 시간주기별로 변화하는 차량의 시·공간적 이동을 고려한 예측의 개념을 말한다. 최찬영(1999)은 검지기 시계열 자료를 이용한 기존의 예측기법고찰을 통해 도시고속도로(연속류)의 검지기에서 수집되는 교통제어변수들을 이용하여 구간속도 및 구간통행시간을 예측하였다. 칼만필터 모형의 다주기 예측을 실시하여 기존의 구간속도 산출방법보다 나은 예측력을 보임을 증명하였고, 예측값에 대한 통계적 검정결과에서도 신뢰성이 있는것으로 나타났다. 홍은주(2003)는 구간검지체계의 시간차집현상과 동시간대의 지점검지자료가 차량의 시공간적 이동을 반영하지 못하는 점을 고려하여 검지기 값에 따른 통행시간을 학습시킴으로써 통행시간을 추정할 수 있는 신경망모형을 제안하였다. 그러나 지체발생시에는 과소추정으로 지체해소시에는 과대추정을 하는 경향을 보여 이때의 동일 데이터에 대한 상이한 통행시간자료의 관계에 대한 연구의 필요성을 제시하였다. 전정규(2003)는 최적경로 탐색에 의한 교통정보제공은 실제운전자의 노선이용시 통행시간 경과에 따라 변화하는 교통상황을 반영하지 못하는 문제를 해결하기 위하여 칼만필터링에 의한 링크별 다주기 예측을 실시하여 우수성을 검증하였다. 김윤기(2003)는 차량 검지기 수집자료로 산출, 추정되는 통행시간특성을 알아보고 지점검지자료와 구간통행시간의 상호관련성을 고려하여 현실적 통행시간 추정의 방법론을 제시하였다. 링크에 교통혼잡이 발생하는 경우 영상검지기를 통해 수집된 속도자료를 이용한 구간통행시간 추정시, 주행 중 운전자의 시공간적 이동과 교통상황 변화로 인한 시간차집(Time-lag) 현상으로 통행시간이 과소 추정되는 경향이 있으며, 특히 지점검지체계의 특성으로 인해 교통류의 속도가 상대적으로 낮은 저속부에서는 통행시간 오차가 크게 발생하는 것으로 분석되었다. 이에, 운전자의 시공간적인 이동 및 교통상황 변화에 따른 시간차집(Time-lag)현상의 해소를 위한 추정력 높은 예측모형 도입의 필요성을 제시하였다.

2. Kalman Filtering 이론

칼만 필터링은 제어이론에서 최근까지 개발된 가장 탁월한 시계열 접근방법의 하나이다. 무작위 변동을 발생시키는 동적 체계에 적용되는 최적 상태 예측과정으로 이산적 실시간에서 얻어진 정보로부터 자료의 선형성과 불편성을 가정하고 가우시안 백색잡음(white noise)에 의해 교란되는 선형 동적체계의 일시적인 상태를 추정하는 반복적인 기법¹⁾이다. 칼만 필터법은 링크통행시간과 같이 정상적이지만 불규칙성을 가지는 자료를 토대로 한 장래통행시간 예측에 좋은 효과를 보이게 된다. 기본형태는 다중회귀모형이나 다항의 자기회귀모형의 형태를 띠고 있으나 시스템에 관계하고 있는 상태변수를 사전에 추정된 값을 계속적으로 사용하는 것이 아니고 항상 최신의 값으로 상태변수를 개선한다.

칼만필터기법의 모형화에 필요한 것으로는 초기조건에 대한 정보와 시스템이나 센서로부터 들어가는 잡음을 정의하기 위한 시스템과 잡음 추정모형, 시스템의 동적상태에 대한 모형이 있으며, 필터는 신호의 초기추정치와 오차의 공분산을 시작으로 하여 실시간에 얻을 수 있는 각 측정치를 이용하여 필터의 이전 추정치를 새로운 추정치로 갱신한다.

즉 실시간으로 측정된 새로운 측정자료는 칼만필터의 추정치를 개선하는데 사용된다. 칼만필터모형은 상태평균과 공분산을 계산하기 위한 알고리즘으로써 특정되어진다. 이러한 알고리즘을 구성하기 위해서는 먼저 다음과 같은 상태방정식(State Equation)과 관측방정식(Observation Equation)이 구성된다.

$$x_{k+1} = \Phi_k x_k + w_k \quad (\text{상태방정식})$$

$$z_k = H_k x_k + v_k \quad (\text{관측방정식})$$

여기서,

x_k : 시점 t_k 에서의 $(n \times 1)$ 상태벡터

ϕ_k : 시점 k 에서 $k+1$ 로의 $(n \times n)$ 전이행렬

w_k : 알려진 공분산을 가진 $(n \times 1)$ 백색순서(White Sequence)로 구성인자의 평균이 0이고 다른 변수와 상관관계가 없는 벡터

z_k : 시점 t_k 의 $(m \times 1)$ 벡터

H_k : 시점 t_k 에서 관측벡터와 상태벡터를 연결시켜주는 $(m \times n)$ 벡터

v_k : 알려진 공분산을 가지고 w_k 와 상관관계가 없는 $(m \times 1)$ 관측오차

또한, w_k, v_k 에 대한 공분산을 다음과 같다

$$[w_k w_i^T] = \begin{cases} Q_k, & i = k \\ 0, & i \neq k \end{cases}$$

$$[v_k v_i^T] = \begin{cases} R_k, & i = k \\ 0, & i \neq k \end{cases}$$

$$[w_k v_i^T] = 0 \quad \forall i, k$$

1) Grewal, M.S. , & Andrews, A. P. (1993), 「 Kalman Filtering Theory and Practice」, Prentice Hall

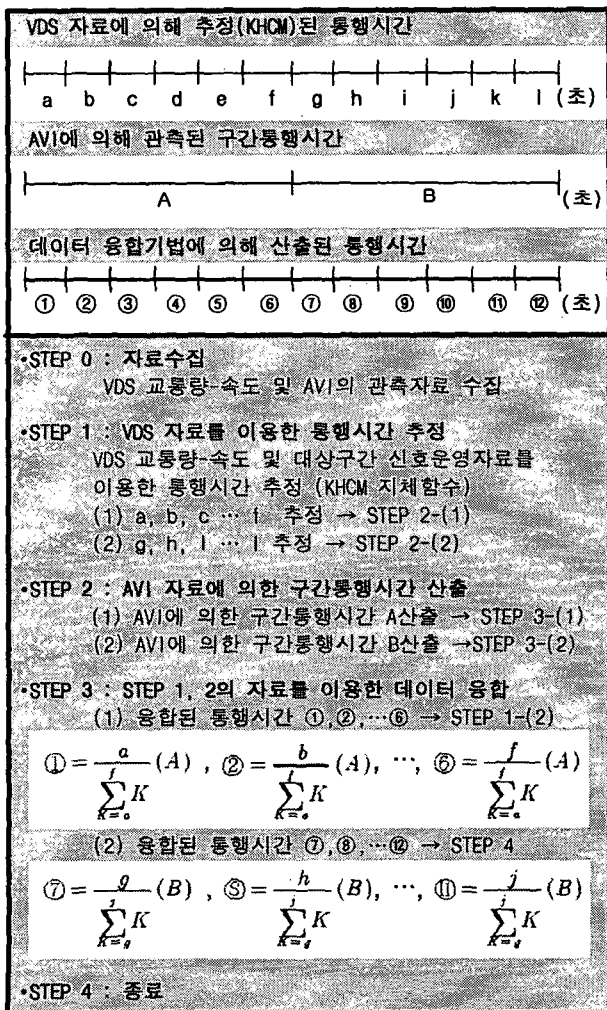
III. 모형의 정립

본 연구에서는 데이터융합 알고리즘과 융합된 자료를 이용한 다주기 예측의 두 모형을 제시하였다.

1. 데이터 융합 알고리즘 (Data Fusion Algorithm)

영상검지기 자료는 시간처짐 현상이 적으나 지점자료를 구간자료로 변환하는데 있어 추정오차가 커지며, AVI 자료는 시간처짐 현상이 큰 반면 추정오차가 적은 이점이 있다. 따라서 본 연구에서는 동일한 시공간적 환경하에서 다양한 수집 체계로부터 수집되는 통행시간정보를 효과적으로 통합하기 위해 데이터융합 (Data Fusion)기술을 적용하여 자료의 불확실성을 보완하였다.

본 연구에서 적용한 데이터 융합 기법은 수집된 구간통행시간정보를 통해 보다 정확한 링크별 통행시간을 구하고자 도출해낸 기법으로서, 영상검지기에서 수집된 교통량-속도자료 및 대상구간 신호운영자료를 통해 추정된 (KHCM) 통행시간이 a, b, c ... j 라 하고, AVI에서 관측된 구간시간을 A, B, 데이터 융합에 의해 산출된 통행시간은 ①, ②, ..., ⑫라 하였을 때 모형의 알고리즘은 다음과 같다.



<그림 2> 데이터융합 알고리즘

이때 STEP2의 KHCM에 의한 통행시간 추정과정에서 산출된 지체시간을 분리하여 융합한 링크통행시간과 합산하는 방안도 고려해 보았으나, 지체를 합산한 총 추정통행시간에 대하여 데이터 융합을 실시하는 것이 보다 단속류 특성을 잘 반영하는 것으로 나타났다.

이 기법을 통해 구축된 링크별 통행시간정보는 운전자가 이동하고자 하는 구간이 AVI의 제공범위에 미치지 못하거나 넘어서는 경우, 원하는 총 통행구간의 시간정보를 예측할 수 있다는 의의를 지닌다.

2. 융합자료를 이용한 Kalman Filtering을 통한 통행시간 예측

1) 융합자료를 이용한 단기 통행시간예측

초기의 입력변수는 이전시간의 예측된 통행시간을 이용하며, k시간에서 예측된 통행시간과 실제 관측된 통행시간을 통해 k+1 시간의 통행시간을 예측하고, 통행시간자료를 이용하여 나타낸 상태방정식은 다음과 같다.

$$x_{k+1} = \Phi_k x_k + Q_k$$

- x_{k+1} : k+1시간에서의 통행시간 상태벡터
- x_k : k 시간에서의 통행시간 상태벡터
- Φ_k : k 시간에서 k+1 시간으로의 상태전이행렬
- Q_k : k 시간에서 상태오차 공분산 행렬

또한 k 시간에서의 상태값 x_k 와 실제 관측된 통행시간 z_k 사이에는 다음과 같은 관측방정식이 성립한다.

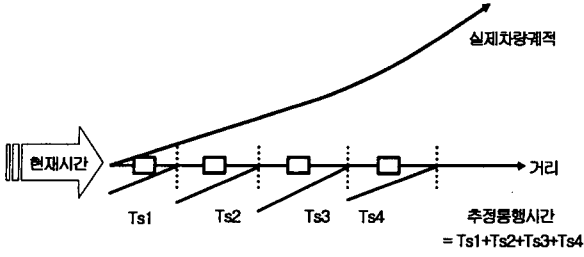
$$z_k = H_k x_k + R_k$$

- z_k : k 시간에서의 통행시간 관측벡터
- x_k : k 시간에서의 통행시간 상태벡터
- H_k : k 시간에서 k+1 시간으로의 상태전이행렬
- R_k : k 시간에서 관측오차 공분산 행렬

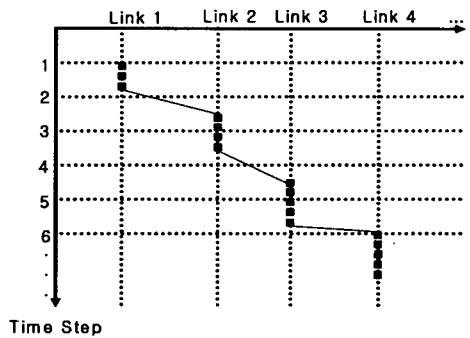
위의 상태방정식과 관측방정식을 이용한 칼만필터링을 통해 단기 통행시간을 예측하였다.

2) 융합자료를 이용한 다주기 통행시간예측

이전 통행시간이 현재의 통행에도 동일하게 구현될 것이라는 기존 단기예측의 가정은 실제 통행시간과 비교하여 불 때 상당한 시간처짐 (Time-lag)을 가져오므로 <그림3>, 데이터 융합을 통해 얻어진 자료를 토대로 시간주기별로 변화하는 차량의 시·공간적 이동을 고려한 각 구간별 다주기 예측을 통해 구간속도 및 통행시간을 산출하였다.



<그림 3> 실제 차량계적과 추정통행시간



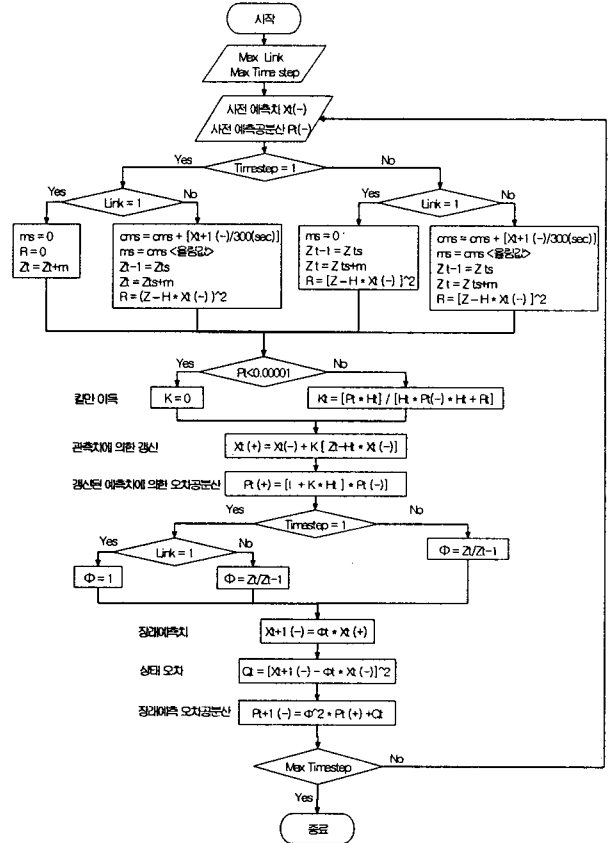
<그림 4> 다주기 예측의 시·공도

다주기 통행속도예측을 위한 상대방정식과 관측방정식을 단기 통행속도 예측과 동일하며, 다주기 예측값은 구축된 칼만 필터의 상대방정식에서 전이행렬 Φ 에 의해 산정되므로 교통 변화상황을 파악함으로써 링크특성을 반영하는 전이값 Φ 를 산출한다. 일반적으로 도로의 Traffic-condition은 계절, 월, 시간, 요일별로 패턴을 지니며 시간별로는 오전첨두, 비첨두, 오후첨두의 세시간대를 가지고 있으며 매일 반복된다. 따라서 각 링크의 통행시간 자료를 이용하여 시간대별 패턴을 가정하고 전이값을 구한다.

$$\begin{aligned}
 x_{k+1} &= \Phi_{1k}x_k + Q_k \\
 x_{k+2} &= \Phi_{2k}x_k + Q_k \\
 &\dots \\
 x_{k+n} &= \Phi_{nk}x_k + Q_k
 \end{aligned}$$

- x_{k+1} : k+1시간에서의 통행시간 상태벡터
- x_k : k 시간에서의 통행시간 상태벡터
- Φ_{nk} : k 시간에서 n 주기 후 통행시간 예측시, k+1 시간으로의 상태전이행렬, (1x1) 차원

- Q_k : k 시간에서 상태오차 공분산 행렬, (1x1) 차원
 - n : 예측주기 수
- 상태벡터 x_k 와 실제 관측된 z_k 사이에는 단기 통행시간 예측과 동일한 관측방정식이 성립한다. (전정규, 2003)

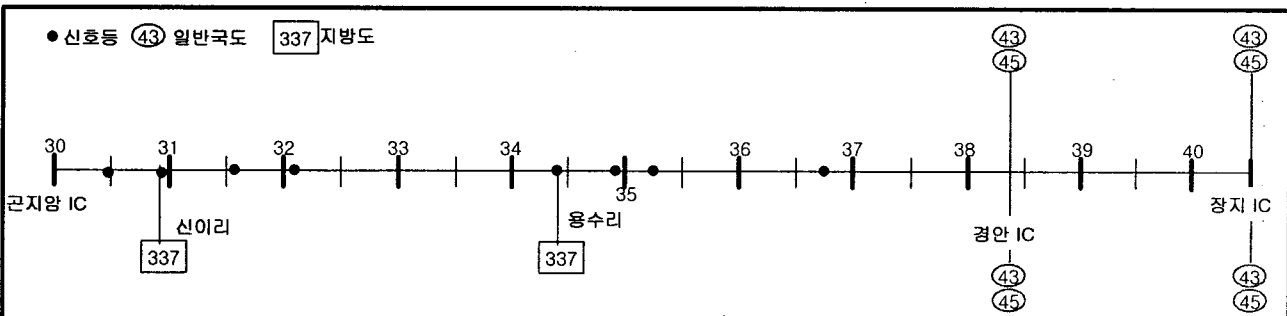


<그림 6> Kalman Filtering을 통한 다주기예측 수행과정

IV. 모형의 평가

1. 자료수집

연구의 공간적 범위<그림5>는 국도 3호선 곤지암 IC~장지 IC 11km 로서 2004년 7월 20일~22일 오전첨두, 전이(비첨두)시간, 오후첨두 5분단위 번호판 조사자료, 검지기 자료를 선정하였다.



<그림 5> 연구의 공간적 범위

영상검지기에서 수집된 교통량-속도자료 및 대상구간 신호운 영자료를 이용하여 KHCM의 지체합수를 통한 링크별 통행시간을 추정하였다. 또한 동일시간 AVI (Number Plate)에서 수집된 자료의 번호판 매칭을 통하여 구간통행시간을 산출하였다. VDS 교통량-속도자료 및 지체, AVI자료를 구축함으로써 단속류구간의 링크별 특성을 파악하고 이에 따른 구간통행정보를 구축한다.

2. 데이터 융합기법의 평가

일반적으로 예측기법의 수행결과를 평가하는 척도는 다양하나 절대적인 평가기준은 없다. 따라서 MARE²⁾, MAE³⁾, RMSE⁴⁾, EC⁵⁾ 세 가지 지표를 토대로 상대적인 평가를 수행하였다.

[표 1] 데이터 융합기법의 평가

지표	MARE		MAE		RMSE		EC	
	VDS-E	D-F	VDS-E	D-F	VDS-E	D-F	VDS-E	D-F
1	0.15	0.24	7.00	7.31	9.74	9.68	0.95	0.96
2	0.27	0.31	20.43	16.03	24.33	18.84	0.91	0.96
3	0.75	1.14	12.41	15.81	13.9	19.13	0.84	0.78
4	0.23	0.25	12.08	9.34	15.9	11.90	0.89	0.95
5	0.25	0.41	13.01	14.93	17.33	17.98	0.90	0.92
6	0.19	0.20	9.04	6.39	11.37	7.94	0.93	0.97
7	0.32	0.21	64.59	38.03	74.24	47.40	0.86	0.95
8	0.18	0.20	13.77	11.09	18.78	14.34	0.92	0.96
9	0.31	0.34	23.70	22.09	29.75	28.63	0.82	0.83
10	0.17	0.20	24.24	20.83	33.67	25.78	0.95	0.97
11	0.19	0.22	17.94	14.88	24.60	20.27	0.95	0.97
12	0.31	0.32	40.18	33.34	50.47	41.19	0.92	0.95

조사원에 의한 실측자료를 참값으로 하여, 영상검지기 자료를 통해 추정된 통행시간(VDS-E)과 데이터 융합후의 통행시간(D-F)을 비교 평가한 결과는 다음과 같다.

2) MARE (Mean Absolute Relation Error)

$$MARE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|x(i) - \hat{x}(i)|}{x(i)}$$

3) MAE (Mean Absolute Error)

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x(i) - \hat{x}(i)|$$

4) RMSE (Root Mean Square Error)

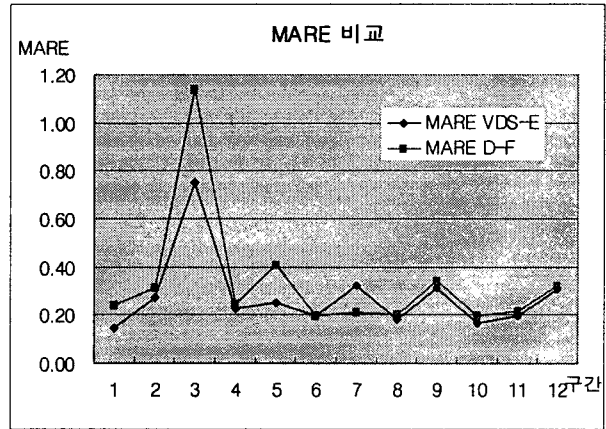
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x(i) - \hat{x}(i)|^2}$$

5) EC (Equality Coefficient)

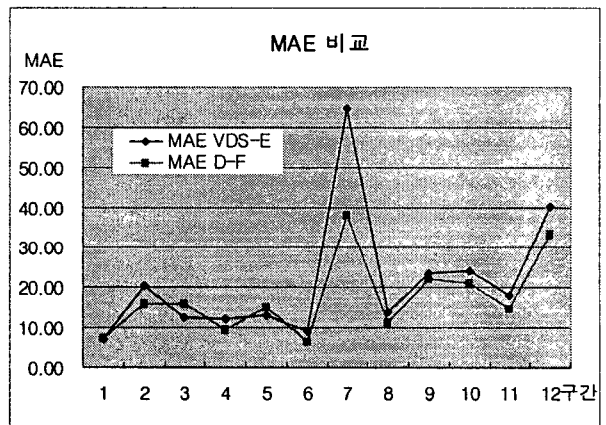
$$EC = 1 - \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N |x(i) - \hat{x}(i)|^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^N x(i)^2} + \sqrt{\sum_{i=1}^N \hat{x}(i)^2}}$$

여기서, $x(t)$ 는 관측통행시간, $\hat{x}(t)$ 는 예측통행시간, N은 표본수를 나타내며 EC는 0~1의 값을 갖게 되는데 이는 1에 가까울수록 예측력이 좋음을 의미한다.

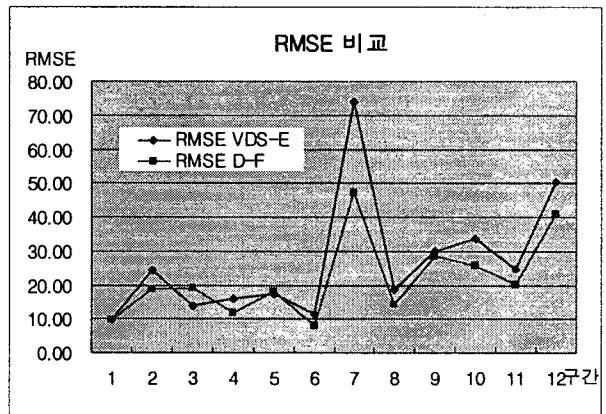
MARE의 비교결과 특히 3구간에서의 오차가 크게 나타났으나 다른 두 지표 MAE, RMSE의 평가결과 데이터 융합후의 자료가 VDS에 의한 추정시간보다 실측값과 유사한 경향을 보였고, 본 연구에서 제시한 데이터 융합기법 EC가 1에 가장 가깝게 나타나 예측력의 우수성을 증명하였다.



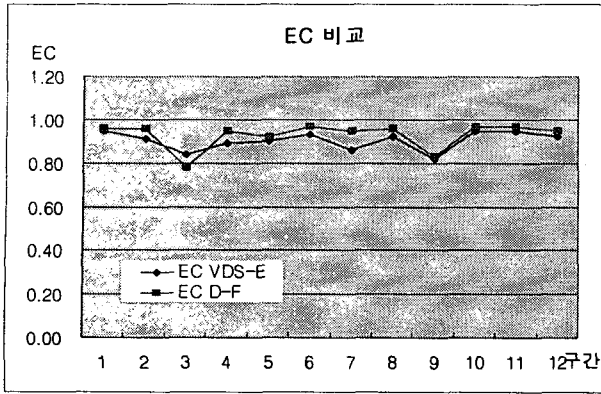
<그림 7> VDS 추정 vs 데이터 융합 MARE 비교



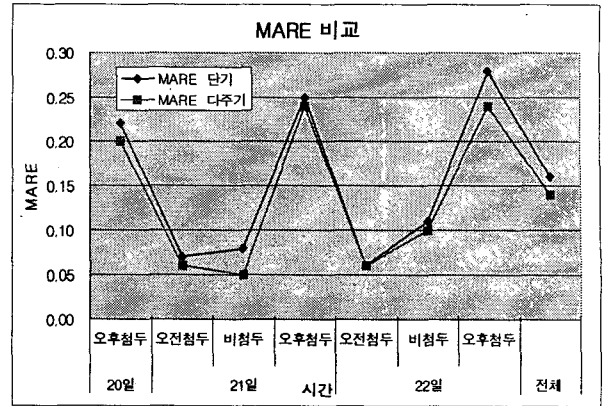
<그림 8> VDS 추정 vs 데이터 융합 MAE 비교



<그림 9> VDS 추정 vs 데이터 융합 RMSE 비교



<그림 10> VDS 추정 vs 데이터 융합 EC 비교



<그림 11> 단기 vs 다주기에측 MARE 비교

3. 단기예측 vs 다주기에측 결과 비교

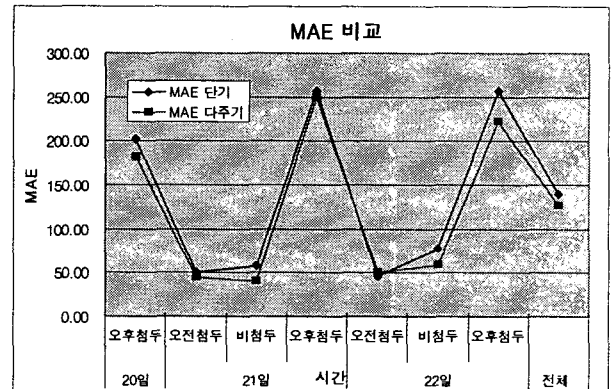
Kalman Filtering를 이용한 다주기에측모형을 평가하기 위하여 아래와 같은 MARE, MAE, RMSE, EC의 네 가지 척도를 이용하여 단기예측의 결과와 비교하였다.

조사원에 의한 실측자료를 참값으로 하여 Kalman Filtering을 통한 단기 및 다주기 예측통행시간을 비교 평가하여 나타난 결과는 다음과 같다.

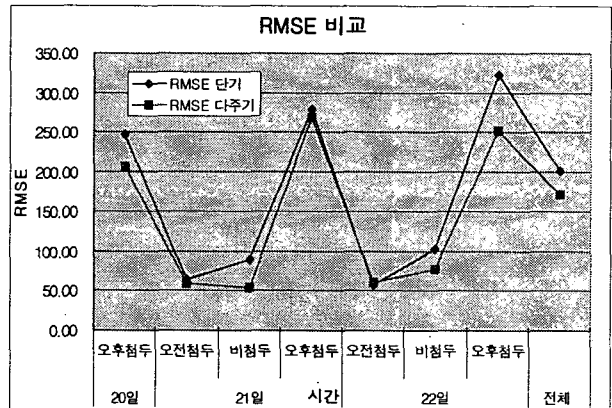
[표 2] 단기 및 다주기 예측모형 비교

시간	지표	MARE		MAE		RMSE		EC	
		단기	다주기	단기	다주기	단기	다주기	단기	다주기
20일	오후첨두	0.22	0.20	201.72	181.09	246.92	207.27	0.958	0.971
	오전첨두	0.07	0.06	50.64	44.30	63.59	59.04	0.996	0.997
21일	비첨두	0.08	0.05	57.26	40.83	89.29	53.38	0.993	0.997
	오후첨두	0.25	0.24	256.48	249.73	279.75	269.54	0.953	0.956
22일	오전첨두	0.06	0.06	46.78	49.90	57.25	60.35	0.997	0.997
	비첨두	0.11	0.10	77.68	58.67	102.26	77.81	0.989	0.994
전체	오후첨두	0.28	0.24	257.32	221.93	322.82	252.10	0.932	0.957
	전체	0.16	0.14	140.59	126.56	201.62	170.88	0.968	0.977

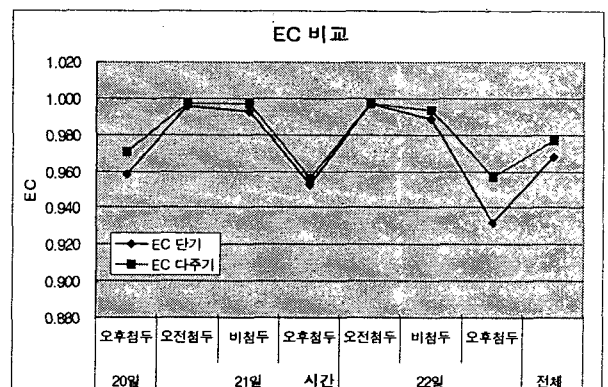
MARE, MAE, RMSE의 평가결과 단기예측보다 다주기에측모형이 우수하며, EC 평가결과 또한 단기예측모형에 비해 다주기에측모형의 예측력이 높은 것으로 나타나, 시간주기별 차량의 시공간적 이동을 고려한 다주기에측모형이 보다 현실을 잘 반영하는 것으로 나타났다.



<그림 12> 단기 vs 다주기에측 MAE 비교



<그림 13> 단기 vs 다주기에측 RMSE 비교



<그림 14> 단기 vs 다주기에측 EC 비교

V. 결론 및 향후연구과제

본 연구에서는 영상검지기자료를 이용한 KHCM 방식의 추정법을 통해 링크별 통행특성을 파악하고, 이러한 특성비율을 AVI에서 수집된 구간통행시간정보에 반영함으로써 보다 정확한 링크별 통행시간을 산출하는 데이터 융합기법을 도출하였다. MARE 비교결과 3구간에서의 오차가 크게 나타났으나 MAE, RMSE, EC 평가 결과로서 우수함이 증명되었다. 이 기법을 이용한 링크별 통행시간정보는 운전자가 이동하고자 하는 구간이 AVI의 제공범위에 미치지 못하거나 넘어서는 경우, 원하는 총 통행구간의 시간정보를 예측할 수 있다는 의의를 지닌다.

또한 실제 차량은 시·공간적인 이동을 하기 때문에 동시간대의 링크통행시간을 이용한 정보는 실제 통행시간과 비교해 볼 때 상당한 시간차집 (Time-lag)현상을 가져온다. 따라서, 시간주기별로 변화하는 차량의 시·공간적 이동을 고려한 다주기 예측의 개념을 도입하여, 칼만필터링을 활용한 단기예측 모형과 다주기 예측모형의 비교결과(MARE, MAE, RMSE) 다주기 예측모형이 우수하며, EC를 통한 예측력 또한 뛰어나 보다 현실을 잘 반영하는 모형임이 증명되었다.

한편, 본 연구결과에 제시하지는 않았으나 총 구간통행시간 예측시, AVI 통행시간자료를 이용한 예측값과 다주기 예측결과를 비교한 결과 AVI를 통한 예측력이 우수하게 나타났다. 그러나 AVI 자료로 예측될 수 없는 링크별 혹은 소구간 통행시간예측에는 단기예측보다 우수한 다주기 예측알고리즘의 의의가 크다 하겠다. 이에, AVI가 설치된 구간통행시간 예측 시에도 AVI를 통한 예측값 보다 우수한 결과를 도출하는 모형개발이 필요하다.

본 연구에서는 링크통행시간과 같이 정상적이지만 불규칙성을 가지는 자료를 토대로 한 장래통행시간 예측에 좋은 효과를 보이는 칼만필터링에 의한 다주기 통행시간예측을 실시하였으나, 이는 장기적으로 교통상황변화가 심한 경우 장기예측에 있어 신뢰성이 떨어지는 단점이 존재한다. 따라서 칼만 필터 이외의 기법을 활용한 연구수행이 필요하다.

참고문헌

1. Chi Xie. et al, Improving Arterial Link Travel Time Estimation By Data Fusion, TRB, 2004
2. Young-Ihn LEE & Chan-Young CHOI, Multi-step Ahead Prediction of Link Travel Time Using Kalman Filter, Journal of EAST, 1999
3. Seungjae LEE & Young-Ihn LEE (2004), Short-term Speed Prediction Models for Time Dependent Shortest Path Algorithms in Car Navigation Systems, BINS, 2004
4. Young-Ihn LEE & Seungjae LEE & Shinhae LEE & Jeunggyu CHON, Development of a Dynamic Route Guidance Algorithm Using Multi-step Ahead Link Travel Time Prediction, BINS, 2004
5. Creg Welch & Gary Bishop, A Introduction to the

Kalman Filter, 1997

6. 최기주 & 정연식, 링크통행시간추정을 위한 데이터퓨전알고리즘개발, 1998
7. 김영찬 & 선요섭, Hybrid Neuro-Fuzzy System을 응용한 교통정보 자료합성모형의 개발, 1999
8. 최찬영, Kalman Filter를 이용한 도시고속도로의 구간속도 예측에 관한 연구, 서울시립대학교, 1999
9. 이영우, ATIS를 위한 경로통행시간 추정에 관한 연구 [대구대학교 토목공학과, 2002
10. 홍은주, 지점검지체계를 이용한 남산1호터널 구간통행시간 추정, 서울시립대학교, 2003
11. 전정규, 다주기 통행속도 예측을 통한 최적경로 탐색에 관한 연구, 서울시립대학교, 2003
12. 김윤기, 지점검지체계 기반 통행시간 추정방식의 평가 및 개선 (내부순환로 교통관리 시스템을 중심으로), 서울시립대학교, 2003