

■ 論 文 ■

히스토리컬 프로파일 구축과 시·공간 자료합성에 의한 단속류 통행시간 예측

Travel Time Forecasting in an Interrupted Traffic Flow by adopting Historical Profile
and Time-Space Data Fusion

여 태 동

한 경 수

배 상 훈

(부경대학교 위성정보과학과 석사과정) (부경대학교 위성정보과학과 교수) (부경대학교 위성정보과학과 교수)

목 차

I. 서론	1. 히스토리컬 프로파일 구축
1. 연구의 배경 및 목적	2. 보정식 개발
2. 연구의 내용 및 방법	3. 적용 결과
II. 자료 전처리	IV. 예측모형 검증
1. 자료 특성 분석	1. 비교모형 선정
2. 이상치 제거	2. 검증결과
3. 결측치 보정	V. 결론 및 향후 연구과제
III. 통행시간 예측 모형	참고문헌

Key Words : 결측치 보정, 통행시간 예측, 히스토리컬 프로파일, 신경망 모형, 칼만필터 모형
Missing Data Adjustment, Travel Time Forecasting, Historical Profile, Neural Network Model, Kalman Filter Model

요 약

현재 국내에서는 지역간 교통의 이동성 및 안전성을 향상시키기 위해 국도를 대상으로 ITS사업을 추진중에 있다. 이러한 ITS 사업을 통해 교통정보를 이용자에게 실시간으로 제공해 줌으로써 기존의 교통시설의 이용을 극대화 하는데 목적을 두고 있다. 이러한 정보 제공시 운전자에게 보다 정확한 통행시간정보를 제공해 주는것이 가장 중요하므로 본 연구에서는 자료의 전처리를 통해 원시데이터의 이상치 제거 및 결측치처리를 실시하였다. 이를 통해 통행시간 예측의 기본이 되는 원시데이터의 정확성을 향상시켜 정보의 신뢰도를 높일 수 있는 방안을 모색하였다.

그리고 통행시간 예측을 위해 단속류 도로의 특성을 보다 정확히 반영할 수 있는 히스토리컬 프로파일 모형을 구축하였으며 실제 교통류의 특성을 적극적으로 반영하기 위해 보정식을 개발하였다. 따라서 제안된 모형과 히스토리컬 프로파일 모형과 보정식을 통해 통행시간을 예측한 후 기존의 방식인 신경망 모형, 칼만필터 모형과의 비교검증을 실시하였다.

결과적으로 일반적인 상황에서는 칼만필터 모형과 비슷한 예측력을 보였으나, 침두시나 유고상황에서는 개발모형이 실제 교통흐름을 상대적으로 정확히 반영하여 예측을 수행함을 확인하였다.

In Korea, the ITS project has been progressed to improve traffic mobility and safety. Further, it is to relieve traffic jam by supply real time travel information for drivers and to promote traffic convenience and safety.

It is important that the traffic information is provided accurately. This study was conducted outlier elimination and missing data adjustment to improve accuracy of raw data. A method for raise reliability of travel time prediction information was presented. We developed Historical Profile model and adjustment formula to reflect quality of interrupted flow. We predicted travel time by developed Historical Profile model and adjustment formula and verified by comparison between developed model and existing model such as Neural Network model and Kalman Filter model.

The results of comparative analysis clarified that developed model and Karlman Filter model similarity predicted in general situation but developed model was more accurate than other models in incident situation.

1. 서론

1. 연구의 배경 및 목적

현재 국내에서는 지역간 교통의 이동성 및 안전성을 향상시키기 위함과 동시에 고속도로의 대체 도로의 성격을 지니고 있는 국도를 대상으로 정보화를 추진하고 있으며 이를 관제하기 위한 국도ITS센터를 구축·운영중에 있다.

이는 국도를 이용하는 운전자들에게 실시간 교통정보를 제공하여 운전자들로 하여금 주행 중 경험하는 지체로 인한 비효율성을 최소화하며 교통이용편의와 교통안전을 제고하기 위한 것이다. 이러한 ATIS¹⁾ 사업의 일환으로 부산지방국도관리청에서도 부산권역의 국도를 대상으로 06년 9월부터 권역 단위의 교통정보를 통합·관리를 위해 국도 ITS센터를 운영중에 있다.

본 연구의 대상구간인 국도 14호선 일반국도의 경우 신호교차로를 포함한 단속류 성격의 지역간 도로로서 통행시간 예측정보의 가공에 있어 많은 문제점을 내포하고 있다. 구체적으로는 첫째, 국도 14호선의 경우 교차로를 통해 유출입이 많은 단속류 도로로서 교통데이터가 안정적이지 못하여 이상치를 많이 내포하고 있다. 둘째, 현재 통행시간 예측을 위해 사용중인 칼만필터 알고리즘의 경우 입력변수의 제약으로 인해 실시간 교통환경을 반영하기 어려운 것이 현실이며, 국도와 같은 단속류 도로상에서의 신호교차로와 같은 많은 변수를 반영하지 못하여 오차를 포함하게 된다. 셋째, 기존의 알고리즘은 현재의 자료에 의존하여 예측을 실시하므로 통행시간 예측 오차값이 발생하게 되면 오차값은 장래로 갈수록 점점 증가하게 되는 문제점을 내포하고 있다.

이로 인해 일반국도상의 VMS로 제공되는 정보는 통행시간 예측정보가 아닌 현재의 통행소요시간 정보를 제공하고 있다. 하지만 이러한 정보는 시시각각 변화하는 교통상황에 따라 국도 운전자가 제공받고자 하는 시점의 정보는 정확도와 신뢰성이 떨어지게 된다.

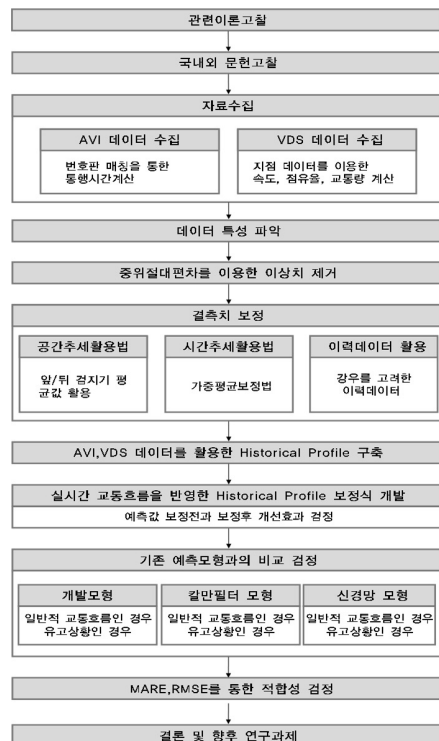
따라서 보다 정확한 예측을 위해서는 현재자료와 과거 패턴 자료를 함께 반영하여 오차를 최소화 시킬 수 있으며, VDS 데이터와 AVI데이터를 함께 사용하여 신뢰성 있는 예측정보의 생성이 가능해야 할 것이다.

따라서 본 연구에서는 기존 알고리즘의 문제점을 해

결하여 보다 신뢰성 있는 통행시간 예측정보를 생성하기 위해 이상치 및 결측치를 보정한 후, Historical Profile 구축하여 이력자료를 활용하였으며 현재 교통흐름과의 비교를 통해 실시간성을 부여하여 단속류 도로에서의 예측정보를 제공할 수 있는 예측 모형을 제안하였다. 또한 기 구축된 모형 및 기존에 널리 사용되고 있는 모형들과의 비교/검증을 위해 RMSE, MARE등의 평가지표를 이용해 예측 알고리즘의 성능을 평가하였다.

2. 연구의 내용 및 방법

본 연구는 과거의 교통패턴 Historical Profile을 활용하여 1차 예측을 실시한 후 현재의 교통흐름을 반영하기 위해 보정 후 최종 예측을 수행하는 2단계 접근방법을 채택하여 적용하였다. 이는 과거 Historical Profile을 활용한 예측이 과거의 값만을 사용함으로써 실시간 교통흐름의 반영이 어렵다는 단점과, 현재 데이터만을 활용함으로써 발생하는 오차 누적을 보완해주기 위한 방법이며, 구체적인 연구 수행과정은 다음과 같다.



〈그림 1〉 연구수행 흐름도

1)ATIS(Advanced Traveller Information System)

II. 자료 전처리

1. 자료특성 분석

본 연구에 사용된 자료는 부산권역 국도교통관리를 위해 일반국도 14호선 구간 중 교리삼거리~LG화학입구 총 23.7km 구간에 설치된 21개의 VDS 수집자료와 6기의 AVI 수집자료를 활용하였다. 위 구간은 부산기장군에서 울주군까지의 도로로서 다수의 신호등과 유출입 지점을 포함하는 전형적인 단속류 도로의 유형을 띤다.

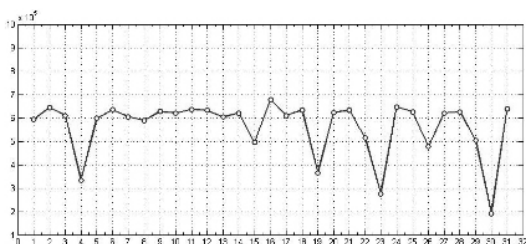
데이터 특성을 살펴보면, 본 연구의 시작시점인 2007년 01월 국도 14호선에서 수집되는 데이터는 평균 수집율 약 93%로 비교적 높은 결측치를 포함하고 있으며 이러한 결측값으로 인해 Historical Profile 구축 시 오차가 포함되게 되며 통행시간 예측에서도 신뢰성이 떨어지게 된다.

특히 <그림 2>와 같이 1월 한달동안의 일일 누적교통량을 나타낸다. 누적교통량의 경우 일평균 약 62,000대임에도 불구하고 누락된 값의 포함으로 인해 1월4일, 19일, 23일, 30일의 경우 현저히 낮은값을 나타낸다는 것을 알 수 있다.

이러한 이상치값 및 결측값은 검지기 고장, 통신장애, 기상상태, 센터 내 알고리즘의 부분적 결함으로 인해 발생하는 것이며 이를 보완하여 신뢰성 있는 원시데이터의 확보가 시급하다. 따라서 본 연구에 앞서 자료 전처리 과정에서 이러한 이상치값과 결측치값을 보정해주었다.

<표 1> 1월 원시데이터 수집율

날짜	데이터 개수 (전체:1554660)	퍼센트(%)
01. 1~5	1425280	91.68%
01. 6~10	1505756	96.85%
01. 11~15	1491052	95.91%
01. 16~20	1481816	95.31%
01. 21~25	1324296	85.18%
01. 26~31	1756136	94.13%



<그림 2> 현 데이터의 국도 14호선 일일 누적 교통량

2. 이상치 제거

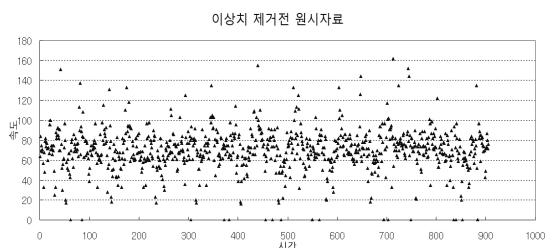
일반 국도를 주행하는 차량들의 통행속도, 교통량, 점유율, 통행시간 등은 일반적인 패턴과 다르게 나타나는 경우, 통행패턴을 반영하지 못하므로 이상치라 할 수 있다. <그림 3>과 같이 이상치 제거전 원시자료의 속도값을 살펴보면 동시간대 수집값이 0~162km/h로 산발적인 분포를 보이고 있다. 따라서 본 연구에서는 이러한 이상치를 제거하기 위해서 중위절대편차(MAD:Median Absolute Deviation)을 활용하였다. 중위절대편차는 이상치 제거를 위해 가장 보편적으로 사용하는 방법으로서 표준편차를 대신해 자주 고려되는 통계값 중 한 개의 이상치라도 x^2 의 영향으로 인하여 매우 큰 오차값을 산출할 수 있기 때문에 이상치가 포함된 자료에 적용하기 부적합하며 이를 통해 이상치를 제거하는 방법이다. 여기서 사용된 중위절대편차 방법 및 정상값 판단계수값은 참고문헌 (6)을 활용하였다.

중위절대편차(MAD)의 기본식을 살펴보면, 먼저 x_{med} 값을 산정해 주는데 이 값은 n 개의 데이터 중 median 값을 나타내며 만일 n 이 짝수이면 $\frac{n+1}{2} - 0.5$ 번째 값과 $\frac{n+1}{2} + 0.5$ 번째 값의 평균값이 된다. 그리고 이 값을 통해 MAD 값을 산정해주며 산정식은 다음과 같다.

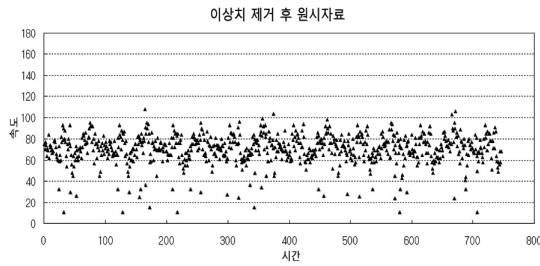
$$MAD = 1.4826 \times median(x_i - x_{med}) \quad (1)$$

여기서, x_i : 변수 x 의 관측값
 x_{med} : 변수 x 의 중위값
 1.4826 : 수정계수(Correction Factor)

위의 식을 통해 MAD를 산정하고, 이상치를 포함한 데이터에 대해 Z_i^{MAD} 를 계산한 후 그 값을 제거변수 z_{cut} 와 비교하여 이상치를 판별하게 되며 이상치 판별식은 다음과 같다.



<그림 3> 이상치 제거전 원시자료



(그림 4) 이상치 제거후 원시자료

$$z_i^{MAD} = \frac{x_i - x_{med}}{MAD} \quad (2)$$

여기서, $z_i^{MAD} > z_{cut}$ 이면 x_i 를 계산하며 z_{cut} 는 3.0값을 사용한다. 따라서 z_i^{MAD} 가 3.0 보다 크면 그 값들을 제거해주며 3.0보다 작을 경우는 정상값이라고 판단한다.

2. 결측치 보정

수집된 원시데이터의 이상치 제거가 끝난 후 속도, 교통량, 점유율, 통행시간 등의 데이터는 결측값을 포함하고 있다. 이로인해 Historical Profile 구축 및 통행시간 예측시 부적절한 값들을 포함하므로 예측의 정확성을 저하시키며 정보제공시 신뢰성이 떨어지게 된다. 따라서 본 연구에서는 3단계로 나누어 결측치처리를 시행하였다.

- 1단계 공간적추세 활용법
- 2단계 시간적추세 활용법
- 3단계 이력데이터 활용법

이러한 결측치 처리 방법은 참고문헌 (1)의 국토 ITS인 프라 구축사업 알고리즘 검토/시스템 조정 및 튜닝 보고서를 참조 하였으며 각각의 방법 및 순서는 가장효율적인 결측치처리가 가능하도록 수정하였다.

1) 공간적추세 활용법

공간적 추세란 한 지점에서의 교통상황은 그 지점의 상류부 교통상황의 추세선상에 존재한다는 가정하에 상류검지기, 누락된 자료의 해당검지기, 하류검지기의 공간적 교통상황의 변화를 활용하는 방법이다. 본 연구에서는 결측치처리의 정확성을 높이기 위해 상류부 검지기와 하류부 검지기의 정보가 모두 수집되는 경우에만 결측치처리를 시행해 주었으며 보정식은 다음과 같다.

$$C_{range} = \frac{1}{2} [Det_{ra-1}(V, Q, K) + Det_{ra+1}(V, Q, K)] \quad (3)$$

C_{range} : 공간적추세를 활용한 결측치리값
 $Det_{ra+1}(V, Q, K)$: 상류부 검지기의 속도, 점유율, 교통량
 $Det_{ra-1}(V, Q, K)$: 하류부 검지기의 속도, 점유율, 교통량

2) 시간적추세 활용법

시간적추세 활용법은 한 지점에서의 교통상황 변화는 과거의 추세에 따라 변화한다는 가정하에 누락된 검지기의 과거 데이터를 활용하여 누락값을 처리하는 방법이다. 이러한 시간적추세 활용법은 가중치값에 따라 이동평균 보정법과 가중평균 보정법으로 나뉘게 되며, 본 연구에서는 α, β, γ 의 보정비율을 달리하여 검증해본 결과 $\alpha=0.7, \beta=0.2, \gamma=0.1$ 인 경우 결측치리 정확성이 가장 높았으므로 이를 적용하였다. 이때 α, β, γ 의 값은 참고 문헌 (11)과 같이 0~1까지의 보정비율을 달리 적용하여 임의의 누락시킨 데이터에 적용하여 누락된 데이터와 가장 일치하는 보정비율을 선택하였다.

$$C_t^{wei} = \frac{1}{3} \{ \alpha \cdot Det_{t-1}(V, Q, K) + \beta \cdot Det_{t-2}(V, Q, K) + \gamma \cdot Det_{t-3}(V, Q, K) \} \quad (4)$$

C_t^{wei} : 가중평균보정법을 활용한 결측치리값
 $Det_{ra-n}(V, Q, K)$: n번째 상류부 검지기자료
 n : n번째 상류부 검지기
 α, β, γ : 보정비율(α, β, γ 의 합은 1)

3) 이력데이터 활용법

이력데이터 활용법은 누락데이터가 시·공간적으로 연속적으로 발생하여 공간적추세 및 시간적추세의 적용 주기를 넘어선 경우 DB에 저장된 과거의 요일별, 시간대별 이력데이터를 활용하여 보정하는 방법으로 일반적으로 직전 5개주 동일한 요일, 동일한 시간대의 5분 자료를 이용한다. 하지만 교통흐름은 기상상태, 특히 강우에 많은 영향을 받지만 동일요일 평균자료로는 이를 반영하지 못한다. 따라서 국토 14호선에 설치되어 있는 RWIS(Road Weather Information System)장비를 통해 수집된 기상데이터를 이력데이터의 구축시 반영하

여 결측치 정확성 향상을 모색하였다. 따라서 본 연구에서는 RWIS 장비에서 수집되는 요소 중 가장 교통흐름에 가장 많은 영향을 미치는 강수 자료를 활용하여 강수가 0인 경우와 0 이상인 경우로 나누어 이력데이터를 구축하여 이를 통해 결측치처리를 시행하였으며 이에 대한 보정식은 다음과 같다.

$$\text{if } \text{rain}=0; \\ H_t = \frac{\{Det_{t-1}^{ra=0} + Det_{t-2}^{ra=0} + \dots + Det_{t-n}^{ra=0}\}}{N^{ra=0}} \quad (5)$$

$$\text{if } \text{rain} \geq 0; \\ H_t = \frac{\{Det_{t-1}^{ra \geq 0} + Det_{t-2}^{ra \geq 0} + \dots + Det_{t-n}^{ra \geq 0}\}}{N^{ra \geq 0}} \quad (6)$$

- $H_t^{ra=0}$: 이력데이터 구축시 강수가 0인 경우
- $H_t^{ra \geq 0}$: 이력데이터 구축시 강수가 0 이상인 경우
- $N^{ra=0}$: 강수가 0인 데이터 개수
- $N^{ra \geq 0}$: 강수가 0 이상인 데이터 개수

III. 통행시간 예측모형

1. Historical Profile 구축

본 연구에서의 통행시간 Historical Profile 구축시 근간은 AVI 데이터로 설정하였다. AVI 데이터는 시간 처짐현상은 존재하지만 VDS 데이터에서 수집되는 속도와 거리값을 통해 계산되는 통행시간값에 비해서는 정확성이 높기 때문이다. 또한 국도 14호선의 경우 신호교차로가 존재하는 단속류 도로이므로 이를 보정해 주기 위한 신호교차로 보정식을 활용하더라도 정확한 통행시간의 추출은 어렵기 때문이다.

따라서 AVI 데이터의 통행시간을 기준으로 하여 VDS 데이터를 활용한 보정을 통해 보다 정확한 Historical Profile을 구축하도록 하며, AVI 데이터를 활용한 통행시간값 산정은 다음의 식을 적용해 수행하였다.

$$T_{AB(k)}^{AVI} = T_{Bk} - T_{Ak} \quad (7)$$

$$TT_{AB(k)}^{AVI} = \frac{\sum_1^{nk} (T_{Bk} - T_{Ak})}{nk} \quad (8)$$

- $T_{AB(k)}^{AVI}$: AVI검지기 k시간대 A지점과 B지점에서 관측된 통행시간
- $TT_{AB(k)}^{AVI}$: AVI 검지기 k시간대 A지점과 B지점에서 관측된 평균 통행시간
- T_{Ak} : A 지점 검지시간
- T_{Bk} : B 지점 검지시간
- nk : k 시간대에 관측된 통행시간 수

이 때 AVI데이터의 $T_{AB(k)}^{AVI}$ 값의 경우 선행차량이 T_{Bk} 를 지났을 때 수집되는 도착시간데이터로 일정 범위의 오차를 포함할 수 있다. 따라서 이러한 현상을 보완하기 위해 VDS 데이터의 속도, 교통량자료와 현장조사를 통한 신호주기, g/C 를 반영하여 통행시간을 산정하였다.

이렇게 VDS 지점검지기를 통해 수집되는 속도, 교통량 자료를 통해 통행속도를 계산시 신호에 의한 지체를 고려해 주어야 한다. 따라서 신호의 영향이 없는 상태와 모든 신호에 영향을 받는 경우로 나누어 통행시간을 산정하였다. 왜냐하면 검지기와 검지기 사이에 신호교차로가 다수 존재하는 경우 모든 신호교차로에 영향을 받을수도 있지만 교차로와 관계없이 주행하는 경우도 발생하기 때문이다. 여기서 교차로 지체산정식을 도로용량편람의 지체식을 사용하였으며, 신호교차로의 영향을 전혀 받지 않고 자유주행 하는 경우 $TT_{AB(k)}^{\min}$ 로 설정하였으며, 모든 신호교차로에 영향을 받는 경우를 $TT_{AB(k)}^{\max}$ 라 설정하였다.

다음은 신호교차로의 영향에 따른 통행시간 산정식을 나타낸다.

$$TT_{AB(k)}^{\min} = \frac{L}{V_l^k} \quad (9)$$

$$TT_{AB(k)}^{\max} = \frac{L}{V_l^i} + [S_l \times \frac{0.38C(1-C_g)^2}{1-C_v C_g}] \quad (10)$$

- L : 구간거리
- V_l^k : l구간의 k시간대 지점속도
- S_l : l구간의 교차로 개수
- C : 신호주기 (초)
- C_g : 유효녹색시간 비(= g/C)
- C_v : 포화도 (교통량/용량)

이 때 $TT_{AB(k)}^{\max}$ 은 모든 교차로의 영향을 받은 경우를

나타내기 위해 S_i 값은 검지기 사이의 모든 교차로로 두었으며, C , C_g 의 경우 현장조사를 통해 신호주기 및 유효녹색시간 비를 산정하였다. 이때 국도 14호선의 모든 신호기를 고려할 수 없으므로 대표값을 사용하였다. C 값은 국도 14호선 대부분의 신호교차로가 2분 33초 주기를 가짐으로 153으로 설정하였고, C_g 값은 주기 150초에 녹색시간 평균 115초이므로 0.76으로 설정하였다.

이러한 과정을 통해 $TT_{AB(k)}^{\min}$, $TT_{AB(k)}^{\max}$ 즉, 모든 신호의 영향을 받는 경우와 신호의 영향을 받지 않는 경우를 설정하였으므로 AVI 데이터를 통해 산정된 통행시간은 다음의 $TT_{AB(k)}^{\min}$, $TT_{AB(k)}^{\max}$ 사이의 값으로 나타나야 한다. 따라서 AVI 데이터를 통해 수집된 평균 통행시간은 아래와 같이 검증 가능하다.

$$TT_{AB(k)}^{\min} \leq TT_{AB(k)}^{AVI} \leq TT_{AB(k)}^{\max} \quad (11)$$

모든 $TT_{AB(k)}^{AVI}$ 는 위 범위에 모두 포함하여야 하지만 시간 처짐 현상과 기타 교통흐름에 따라 포함되지 않는 경우가 발생한다. 따라서 이러한 경우 VDS 데이터를 활용한 통행시간과의 평균값을 이용하여 보정이 가능하다. 첫 번째로, 모든 AVI 데이터가 $TT_{AB(k)}^{\min}$, $TT_{AB(k)}^{\max}$ 사이에 존재하는 경우는 AVI자료가 정상적이라 판단하고 이를 사용하도록 한다. 그리고 두 번째로, $TT_{AB(k)}^{\min}$, $TT_{AB(k)}^{\max}$ 사이에 존재하지 않는 경우는 두 검지기를 통해 산정된 통행시간값을 평균하여 사용하였으며, 마지막으로 AVI 수집데이터가 3개 이하일 경우 대표성을 가진다고 볼 수 없으므로 VDS 수집데이터를 통해 산정된 통행시간값을 Historical Profile 구축시 활용하였다. 이를 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$\text{if } TT_{AB(k)} \in [TT_{AB(k)}^{\min} \sim TT_{AB(k)}^{\max}],$$

$$\text{then } TT_{AB(k)}^{AVI}$$

$$\therefore TT_{AB(k)} = \frac{\sum_1^{nk} (T_{Bk} - T_{Ak})}{nk} \quad (12)$$

$$\text{if } TT_{AB(k)} \notin [TT_{AB(k)}^{\min} \sim TT_{AB(k)}^{\max}],$$

$$\text{then } \frac{1}{2} [TT_{AB(k)}^{AVI} + TT_{AB(k)}^{VDS}]$$

$$\therefore TT_{AB(k)} = \frac{1}{2} \left\{ \frac{\sum_1^{nk} (T_{Bk} - T_{Ak})}{nk} \right\} \quad (13)$$

$$+ \frac{1}{2} \left\{ \frac{L}{V_i} + (S_i \times \frac{0.38C(1-C_g)^2}{1-C_v C_g}) \right\}$$

$$\text{if } TT_{AB(k)}^{AVI} \leq \text{case 3,} \quad (14)$$

$$\text{then } TT_{AB(k)} = \frac{L}{V_i} + (S_i \times \frac{0.38C(1-C_g)^2}{1-C_v C_g})$$

이러한 과정을 통해 AVI 데이터와 VDS데이터의 통행시간 산정식의 합성을 통해 기존 발생가능한 오차발생 요소를 감소시킬 수 있다.

따라서 이러한 과정을 거쳐 산정된 $TT_{AB(k)}$ 값을 Historical Profile 구축시 통행시간 산정값으로 설정하였다. 그리고 교통류 흐름을 반영하기 위해 Historical Profile 구축시 VDS데이터를 통해 수집된 속도, 점유율, 교통량 자료는 다음과 같이 설정하였다. 이는 현재의 교통흐름 변화와 구축된 Historical Profile의 교통류 흐름의 비교를 통해 유고발생시 혹은 교통류 변화가 많을시 보다 정확한 통행시간 예측을 위해 활용 가능하다.

$$[Q_{AB(k)}^{VDS}, V_{AB(k)}^{VDS}, K_{AB(k)}^{VDS}] = \left[\frac{\sum_1^{nk} Q_{Ai}}{nk}, \frac{\sum_1^{nk} V_{Ai}}{nk}, \frac{\sum_1^{nk} K_{Ai}}{nk} \right] \quad (15)$$

$Q_{AB(k)}^{VDS}$: VDS 데이터를 통해 수집된 k 시간대 $A \sim B$ 구간의 교통량

$V_{AB(k)}^{VDS}$: VDS 데이터를 통해 수집된 k 시간대 $A \sim B$ 구간의 속도

$K_{AB(k)}^{VDS}$: VDS 데이터를 통해 수집된 k 시간대 $A \sim B$ 구간의 점유율

이러한 과정을 거쳐 통행시간, 교통량, 속도, 점유율의 Historical Profile을 구축하였다.

2. 보정식 개발

구축된 Historical Profile을 보정하기 위해 모든 이력데이터의 관계를 파악할 필요가 있다. 따라서 2007년 3월~2007년 6월의 총 4개월 데이터를 수집하여 같은

요일, 같은 시간대 데이터로 분류하였다. 이러한 과정이 끝난 후 모든 데이터에 대한 T'_{ij} 를 추출하였다. 4개월의 동일구간에 대한 동일시간대 데이터는 15개에서 18개인 것으로 파악되었다. T'_{ij} 는 같은 시간대 데이터 중 현재 시간대의 데이터와 이력데이터의 통행시간, 속도, 점유율, 교통량의 오차±10%인 데이터를 선택하였으며, 이러한 과정을 수식화 하면 다음과 같다.

$$T'_{ij} = select(\forall Data(T, V, Q, K, \approx \pm 0.9(T', V', Q', K')) \quad (16)$$

- T'_{ij} : 선택 데이터
- T, V, Q, K : 현재의 통행시간, 속도, 교통량, 점유율
- T', V', Q', K' : 이력데이터의 통행시간, 속도, 교통량, 점유율

추출된 현재 시각의 데이터와 임의의 통행시간 T'_{ij} 는 <그림 4>와 같이 매우 유사한 통행시간을 나타내는 것으로 파악되었다. 따라서 이 값들의 30분 후 데이터를 임의의 예측값(TP_{ij}^{fc})으로 설정하였으며 현재시각의 30분 후 실제값(TP)으로 설정하였다. 이로 인해 현재의 교통상황이 비슷한 데이터를 추출하여 30분 후의 교통흐름을 비교해 보았다.

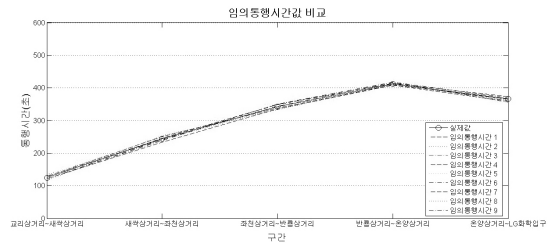
$$TP_{ij}^{fc} = T'_{ij} + Tw$$

$$TP_{ij} = T_{ij} + Tw \quad (17)$$

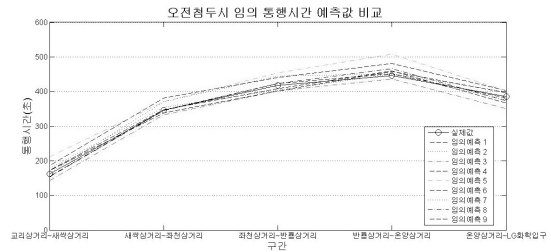
- T'_{ij} : 선택 데이터
- T_{ij} : 현재 데이터
- TP_{ij} : 예측시간대의 통행시간, 속도, 교통량, 점유율 데이터
- Tw : 원하는 예측 시간대 (1800초)

비교 결과 오전첨두시 절대차 260.1초, 비첨두시 절대차 217.8초, 오후첨두 252.0초로 나타났으며 정확도 측면에서는 77.1에서 78.4로 임의예측값과 실제값과는 일정 시간의 차이가 났다. 이는 전체구간 통행시간이 약 23에서 35분인 도로에서 오차가 약 4에서 7분 정도의 차이가 나는 것으로 판단된다.

따라서, 동일 구간에 대해 현재의 시간대별 통행시간과, 속도, 교통량, 점유율이 비슷함에도 불구하고 30분



<그림 5> 임의의 통행시간값 비교



<그림 6> 오전첨두시 임의의 통행시간 예측값 비교

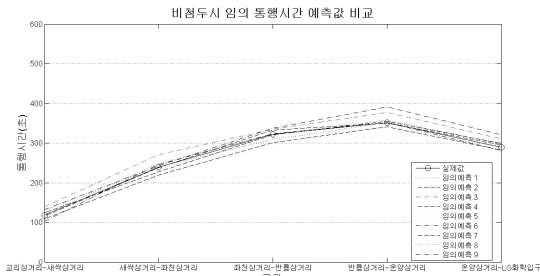
후의 값은 차이를 보이는데 이는 다음의 2가지 요인에 의한 것으로 볼 수 있다.

첫째, 시간의 변화에 따른 교통류 특성의 변화에 기인하는 것이다. 즉, 같은 검지기에서 수집되는 데이터의 5분전, 10분전 데이터와의 속도, 교통량, 점유율 변화로 볼 수 있다. 안정류의 상태에서 시간에 따라 차량증가로 인해 속도가 줄어들며, 점유율이 높아질 경우, 혹은 차량감소로 인해 속도가 증가하며 점유율이 낮아지는 경우 등으로 볼 수 있다. 이는 지점검지기를 통해 구간검지기에 비해 약 5배의 많은 지점에서 자료를 수집하고 있다. 따라서 같은 구간 내에서의 약 5개 지점의 속도, 점유율, 교통량의 변화와 구간의 통행시간과의 관계를 활용한 것이다.

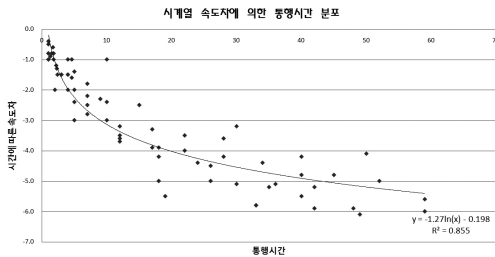
따라서 시간의 변화에 따른 통행시간의 차이와 속도, 점유율 교통량 차의 관계에 의해 교통흐름의 반영이 가능하므로 차이값의 변동 추이를 살펴보면 <그림 7, 8, 9>와 같다.

교통류 증감율은 회귀분석의 추세선에 의해 상관관계의 도출이 가능하며, 이 때 R^2 값이 0.8 이상인 경우 일정한 추세를 따른다고 판단할 수 있으므로 V, Q, K 의 증감율 비교 결과 속도 증감율은 $R^2=0.855$, 점유율 증감율은 $R^2=0.322$, 교통량 증감율은 $R^2=0.273$ 으로 속도 증감율만이 일정 추세로 증감율을 나타내는 것을 알 수 있다.

두 번째로 이전 구간과의 교통특성 차이이다.

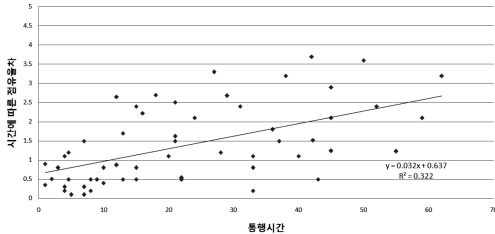


〈그림 7〉 비첨두시 임의 통행시간 예측값 비교



〈그림 8〉 시계열 속도차에 의한 통행시간 차 분포

구간 교통특성 차이란, 인접구간과의 교통류 특성에 의

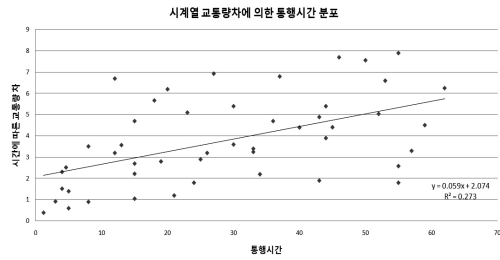


〈그림 9〉 시간변화에 따른 점유율 차에 의한 통행시간 차 분포

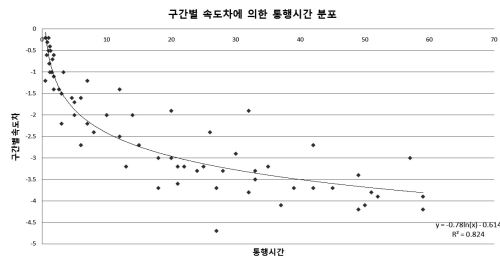
한 차이로 인해 교통흐름이 달라지게 된다. 안정류 상태에서 이전 구간에서 점점 차량이 많아져 속도가 줄어들고 점유율이 높아지는 경우, 혹은 이전구간에서 점점 차량이 줄어 속도가 높아지며 점유율이 낮아지는 경우라 볼 수 있다.

이러한 교통특성도 시간의 변화와 마찬가지로 속도 증감율, 교통량 증감율, 점유율 증감율과 통행시간의 증감율을 통해 교통흐름 변동 추이를 살펴볼 필요가 있다. 따라서 이러한 통행시간 차, 시간에 따른 속도, 점유율, 교통량 차이값을 그래프화 하면 〈그림 10, 11, 12〉와 같다.

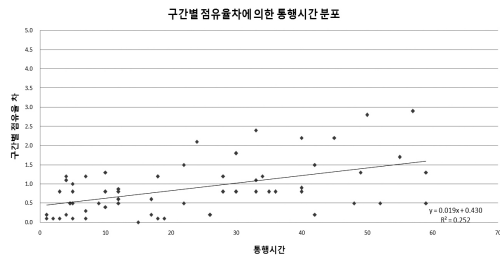
이전 구간과의 교통류 증감율도 시간의 변화에 따른 그것과 마찬가지로 상관관계의 도출이 가능하다. 이 때 R^2 값이 0.8 이상인 경우 일정한 추세를 따른다고 판단할 수 있으므로 V, Q, K 의 증감율 비교 결과 속도 증감율은 $R^2 = 0.824$, 점유율 증감율은 $R^2 = 0.252$, 교통량 증감율은 $R^2 = 0.340$ 으로 속도 증감율만이 일정 추세로 증감율을



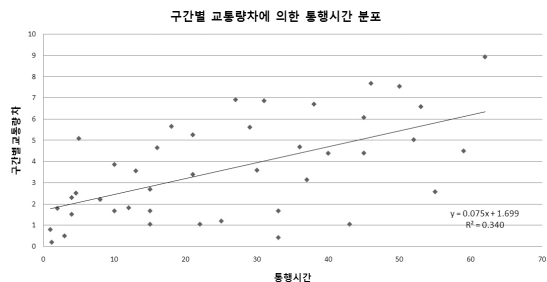
〈그림 10〉 시간 변화에 따른 교통량 차에 의한 통행시간 차 분포



〈그림 11〉 구간별 속도차에 의한 통행시간 차 분포



〈그림 12〉 구간별 점유율차에 의한 통행시간 차 분포



〈그림 13〉 구간별 교통량차에 의한 통행시간 차 분포

나타내는 것을 알 수 있다. 따라서 R^2 값이 높은 속도 증감을 관계식을 통해서 구간별 교통류 변동 특성을 반영하도록 한다. 결론적으로 이러한 시간의 변화에 따른 속도 증감율과 통행시간 증감율, 구간별 속도 증감율과 통행시간의 증감율을 통해 다음의 관계식을 도출할 수 있다.

$$T_r = -0.78 \ln(V_{i,j} - V_{i-2,j}) - 0.614 \quad (18)$$

$$T_t = -1.27 \ln(V'_{i,j} - V'_{i-2,j}) - 0.198 \quad (19)$$

- T_r : 구간별 속도자료에 의한 통행시간 예측 보정값
- T_t : 시간의 변화에 따른 속도자료에 의한 통행시간 예측 보정값
- $V_{i,j}$: i 시점의 속도 j
- $V_{i-2,j}$: $i-2$ 시점 속도 j
- $V'_{i,j}$: i 구간의 속도 j
- $V'_{i-2,j}$: $i-2$ 구간 속도 j

이러한 시간의 변화에 따른 속도 증감율과 통행시간 증감율, 구간별 속도 증감율과 통행시간의 증감율을 통해 다음의 관계식을 도출할 수 있다. 다음의 식에서는 구간 및 시간의 변화 변화에 의해 속도가 점점 증가하면 통행시간 값은 일정 추세로 낮아지며 속도가 점점 감소하게되면 통행시간 값은 일정 추세로 길어지게 된다는 것을 보여준다.

$$T_p = -0.5 \left[\begin{matrix} \{0.78 \ln D_{i-2}(V) + 0.614\} \\ + \{1.27 \ln F_{i-2}(V) + 0.198\} \end{matrix} \right] \quad (20)$$

- T_p : 통행시간 예측 보정값
- $F_{i-2}(V)$: $i-2$ 주기의 시계열속도 증감율
- $D_{i-2}(V)$: $i-2$ 구간과의 속도 증감율

따라서 앞서 구축된 Historical Profile의 통행시간 예측 항에 예측 보정식인 T_p 값을 추가하여 통행시간 예측값을 보정하도록 한다. 그리고 $T_r + T_t \leq 0$ 이거나 이전 구간과의 속도 차이값이 40km/h 이상인 경우에는 T_p 를 대신해 T_t 를 사용하도록 한다. 이는 일반적인 경우 교통흐름에 따라 시간변화에 따른 값과 구간변화에 대한 변화값이 비슷한 추세로 변화하지만 $T_r + T_t \leq 0$ 는 그렇지 않은 경우이며, 속도값이 40km/h 이상의 값이 지속적으로 발생하는 경우는 이전 지점과의 구간과의 차이값이 계속적으로 발생하게 되므로 이를 보완하기 위해 T_t

<표 2> 보정식에 의한 개선도

		절대차	정확도(%)
오전첨두	보정전	260.112	81.04
	보정후	151.521	90.86
비첨두	보정전	217.800	86.316
	보정후	129.654	94.87
오후첨두	보정전	252.024	80.845
	보정후	144.984	91.391

만을 사용하도록 하였다.

이렇게 완성된 통행시간 예측값과 보정하기전 Historical Profile을 활용한 예측값의 절대차와 정확도(%)를 통해 개선효과 비교 결과 정확도 평균 약 9%정도 높아졌다.

이는 과거의 패턴만이 아닌 현재의 교통특성도 함께 반영되어 정보의 신뢰성이 더욱 높아진 것을 알 수 있다.

IV. 통행시간 예측모형의 검증

1. 비교모형 선정

통행시간 예측 모형을 비교하기 위해 본 연구에서는 칼만필터 모형과 신경망 모형을 선정하였다. 현재 부산 ITS 센터에서는 통행시간 예측을 위해 칼만필터 모형을 활용하고 있으며 또한 국내의 많은 연구에서 시계열 모형으로 칼만필터 모형을, 인공지능 모형으로 신경망 모형을 활용하고 있다. 따라서 본연구의 검증을 위해 칼만필터 모형과 신경망 모형을 선정하여 비교분석을 실시하였다.

1) 칼만필터 모형

칼만필터 모형(Kalman Filter Model)은 1960년 R.E. Kalman에 의하여 제안된 알고리즘으로, 시간의 흐름에 따라 모형식이 변화하는 동적모형으로 선형과 비선형의 중간 형태를 통해 과거의 Data(Measurement)를 이용하여 현재 혹은 미래를 추정하며, 이는 이전의 추정 값과 새로운 데이터로부터 계산을 통해 각 단계에서 상태 추정을 갱신 하는 모형이다. 칼만필터 모형의 구축은 Matlab 6.5의 Kalman Filter Function (adaptkalman.m)을 활용하여 초기예측데이터(X)를 초기치 생성 시 예측하고자 시간대와 현재의 전체 데이터를 활용하므로 본 연구에서의 입력 자료로는 4개월치의 자료 중 같은 요일의 데이터를 사용하였으며 예측 시간대는 30분 후로 설정하였다.

2) 신경망 모형

신경망 이론은 1943년 수학자인 맥컬릭(Mcculloch)과 피츠(Pitts)에 의한 최초의 뉴런모델로 시작되어 인간 두뇌와 같이 생각하고 판단하며, 인식할 수 있는 능력을 구현하기 위해서 뇌의 정보처리 과정을 수학적 측면에서 관찰하여 컴퓨터로 실현시킨 것이다. 본 연구에서는 역전파 알고리즘을 이용하였으며, 이 과정은 크게 전향단계와 후향단계로 나뉜다. 여기서, 전향단계는 신경망에 학습패

턴을 제시하고 뉴런에 대하여 네트워크 입력함수와 전이 함수를 이용하여 출력하는 초기의 절차이며, 후향단계는 기대되는 목표값과 실제 신경망을 통해 출력된 값 사이의 오차를 계산하여 연결강도를 조절하는 절차이다. 이러한 과정을 통해 목표값의 허용 오차범위에 도달할 때까지 반복수행하는 과정을 거치게 된다.

본 연구에서는 이러한 과정들을 Matlab 6.5의 NN (Neural Network) toolbox를 사용하여 목적함수, 입력변수, 은닉층, 은닉층 노드수, 학습계수(η), 전환함수를 설정하였다.

이중 관측값과 예측값을 최소화하기 위한 목적함수는 다음과 같이 설정하였다.

$$Min Z = \frac{1}{N} \sqrt{\sum (t_i - o_i)^2} \quad (21)$$

여기서, t_i : 참값(통행시간 데이터)
 o_i : 예측값

또한 입력변수로는 5개 구간의 통행시간, 교통량, 속도, 점유율로 설정하였으며 은닉층 1개, 은닉층 노드수는 3개, 5개, 10개로 설정하였으며 목표오차를 0.005, 0.01, 0.05, 0.1로 학습계수를 0.05, 0.07, 0.1로 두어 총 36개 모형을 지수 시그모이드 전환함수를 적용하여 반복횟수 10,000번으로 하여 학습을 진행하였다. 입력 자료는 통행시간, 교통량, 속도, 점유율은 4개월간의 같은 요일의 데이터를 활용하였다.

위의 입력값과 총 36개의 각 모형별 신경망의 학습결과를 비교분석을 통해 오차율이 가장 낮은 목표오차, 은닉층 노드수, 학습계수를 선정결과 학습계수 0.07, 은닉층 노드수는 10개로, 목표오차는 0.05일때의 모형을 선정하였다. 이는 목표오차의 값은 적을수록, 노드수는 많을수록, 학습계수는 작을수록 예측값의 정확도는 높아지지만 학습시간 등을 고려하여 최적의 모형을 선정하였다.

2. 검증결과

Historical Profile을 활용한 예측값의 신뢰도를 검증하기 위해 칼만필터 모형과 인경신경망 모형과의 비교/검증을 실시하였다. 검증시에는 일반적인 상황 즉 유고가 존재하지 않은 평일과 유고상황이 존재하여 교통의 흐름이 변하게 되는 각각의 경우를 대상으로 모형에 따른 예측값의 정확도 평가를 실시하였다.

이렇게 각 모형별 통행시간 예측값의 정확도 평가시 평가지표는 평균절대상대오차인 MARE(Mean Absolute Relative Error), 루트 평균제곱오차인 RMSE(Root Mean Square Error)를 사용하였으며, 관계식은 다음과 같다.

$$SE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N |X(i) - \hat{X}(i)|^2}{N}} \quad (22)$$

$$MARE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|X(i) - \hat{X}(i)|}{X^2(i)} \quad (23)$$

여기서, $X(i)$: 실측값
 $\hat{X}(i)$: 예측값

1) 비유고 상황

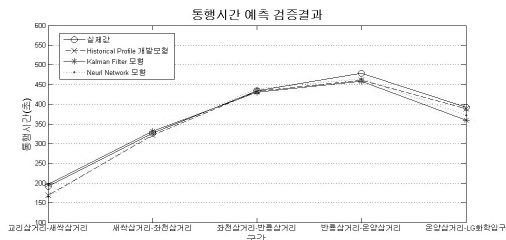
통행시간 예측의 정확도 검증을 위한 일반적인 상황은 2007년 7월 2일의 침두시, 비침두시, 오후침두시로 나누어 Historical Profile 개발모형과 신경망 모형, 칼만필터 모형을 활용하여 예측을 실시하였다.

예측결과를 살펴보면 오전침두, 오후침두, 비침두 모두 신경망 모형의 RMSE 평균 48.472로 정확성이 가장 낮았으며 칼만필터 모형은 비침두시 RMSE 36.332로 Historical Profile 모형에 비해 정확성이 근소한 차이로 높게 나타났지만 오전침두시, 오후침두시에는 Historical Profile 개발 모형의 정확성이 가장 높게 나타났다.

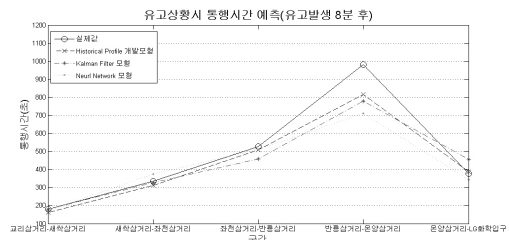
Historical Profile 개발모형의 경우 VDS데이터, AVI데이터를 활용한 통행시간 데이터, 속도, 점유율, 교통량, 그리고 속도변화량 등 많은 변수를 통해 더욱 실시간적인 교통흐름의 반영이 가능하기 때문에 판단된다.

〈표 3〉 비유고 상황시 통행시간 예측결과

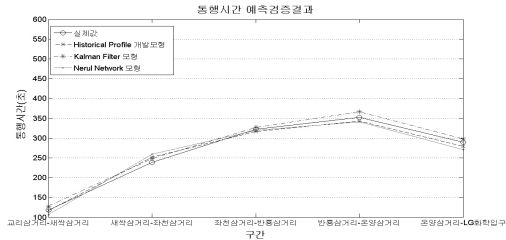
		RMSE	MARE
오전침두	Historical Profile 개발모형	46.191	0.3229
	칼만필터 모형	48.725	0.3811
	신경망 모형	51.494	0.4112
비침두	Historical Profile 개발모형	37.441	0.2895
	칼만필터 모형	36.332	0.2819
	신경망 모형	44.575	0.3984
오후침두	Historical Profile 개발모형	41.351	0.3651
	칼만필터 모형	42.547	0.3776
	신경망 모형	49.348	0.4414



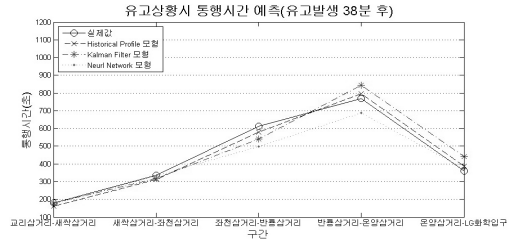
〈그림 14〉 통행시간 예측 검증결과(첨두시)



〈그림 16〉 통행시간 예측 검증결과(유고발생 8분 후)



〈그림 15〉 통행시간 예측 검증결과(비첨두시)



〈그림 17〉 통행시간 예측 검증결과(유고발생 38분 후)

2) 유고 상황

유고상황이 발생하게 되면 교통흐름에 급격한 변화가 발생하여 예측력이 떨어지게 된다. 이러한 상황에서의 검증을 위해 각각의 알고리즘을 통해 예측값의 비교를 실시하였다. 유고 데이터는 07년 9월 19일 국도 14호선 데이터를 활용하였으며 이를 잠값으로 설정하고 예측값 비교/검증을 실시하였다. 07년 9월 19일 의 경우 14시 22분 온양삼거리 부근(42014AVI11502) 차량 사고로 인한 유고상황이 발생하여 약 25분간 정체가 발생하였다. 따라서 유고 8분 후인 14시 30분, 유고 38분 후인 15시00분의 예측을 실시하여 통행시간 예측값이 유고상황을 얼마나 잘 반영하는지를 알아보았다. 예측결과 일반적 상황에 비해 Historical Profile 모형과 기타 알고리즘과의 차이가 명확히 나타났다. 이는 두 검지기(AVI, VDS)를 통한 통행시간, 그리고 속도 변화 반영 등 실제 교통상태를 반영할 수 있는 요소들을 적절히 잘 접목시켰기 때문이라 할 수 있다.

〈표 4〉 유고상황시 통행시간 예측 결과

		RMSE	MARE
14시 30분 통행시간 예측	Historical Profile 개발모형	73.394	0.6254
	칼만필터 모형	77.871	0.6456
	신경망 모형	84.373	0.7806
15시 00분 통행시간 예측	Historical Profile 개발모형	68.321	0.5978
	칼만필터 모형	71.437	0.6223
	신경망 모형	83.049	0.7601

V. 결론 및 향후연구과제

국도 교통관리센터를 통한 서비스 제공에 있어 핵심 사항중 하나는 통행시간을 정확히 예측하여 이용자에게 제공하는데 있다. 하지만 단속류의 경우 신호교차로 등 많은 변수에 따라 교통흐름이 수시로 변하게 되는데 이를 적절히 반영하는데 있어 많은 어려움이 있으므로 예측의 정확성 측면에서 문제점을 내포하고 있다.

이러한 예측의 정확성을 개선하기 위해 본 연구에서는 Historical Profile을 구축·활용하였다. 본 연구에서 사용된 Historical Profile은 구조가 단순하여 정보제공의 실시간성이 뛰어나다는 점과 안정된 구축이 가능하다는 장점이 있다. 그러나 Historical Profile 모형의 단점인 교통흐름의 반영이 미흡하다는 점을 보완하기 위해 시·공간 자료를 합성하여 반영한 보정식을 개발하여 추가적하였다.

그 결과 정상적인 교통상황에서는 개발된 모형이 신경망 모형에 비해 예측이 높은 것으로 나타났다. 그리고 칼만필터 모형과의 비교에서는 근소한 차이로 정확성이 높은 것으로 나타났다. 또한 유고상황에서는 기타 모형에 비해 예측의 정확도 측면에서 더욱 탁월한 결과를 보였다. 이는 개발모형이 시간의 변화에 따른 속도차, 구간별 속도차 등 교통흐름의 적절한 반영에 의한 것으로 판단된다.

하지만 칼만필터 모형은 입력변수의 제한으로 인해 통행시간 값의 관측방정식과 오차공분산만으로 계속적으로 갱신하여 오차를 줄여나가므로 일반적 상황에서의 예측력은 우수했지만 교통흐름이 급변하는 경우 예측력이 낮아지

는 단점을 보였다. 그리고 신경망 모형의 경우 학습 데이터에 의존하므로 교통흐름의 변화에 민감하게 대처하지 못했다. 이는 학습과정에서 교통흐름을 반영할 수 있는 적절한 변수를 입력값으로 할 경우 개선될 수 있을 것으로 판단된다.

따라서 본 연구는 이력데이터를 기초로 예측을 실시하며, 실시간 교통흐름과 이력자료와의 비교를 통해 2차 예측을 실시하는 방법으로서 칼만필터모형이 실시간 값과 파라메타 값에만 의존하는 반면, 본 모형은 과거의 이력자료와 현재 자료와의 관계를 통해 더욱 정확한 예측을 수행할 수 있으며 신경망 모형에 비해 예측을 수행하기 위해 필요한 시간을 줄일 수 있다는 장점을 가지고 있다.

향후 연구과제로는, 첫째, 칼만필터 모형의 매개수값 변화를 통해 더욱 신뢰성 있는 비교가 필요하며, 둘째, 본 연구의 Historical Profile 구축을 더욱 현실화 하기 위해 1가지 Case가 아닌 상황별 Historical Profile을 다양하게 마련할 필요성이 있을 것으로 판단된다. 또한 보정식의 개발에 있어 본 연구에서는 시간의 변화에 따른 속도변화, 점유율 변화, 교통량 변화, 그리고 구간별 속도변화, 점유율 변화, 교통량 변화만을 고려하였다. 하지만 교통흐름에 영향을 미칠 수 있는 더 많은 요소들을 고려하여야 할 것이다. 예를 들어 속도/점유율 변화, 속도/교통량 변화, 신호교차로의 대기차량에 의한 통행시간 증감율 등 많은 요소들을 반영하여 현실성 있는 예측정보를 제공하여야 할 것이다.

참고문헌

1. 박은미 외 5인(2006), "2005년도 국토 ITS인프라 구축사업 알고리즘 검토/시스템 조정 및 튜닝 보고서".
2. 삼성 SDS(2005), "2005년도 국토 ITS기반 인프라 구축사업 기술제안서".
3. 이의은·김정현(2002), "시간차집현상을 고려한 장거리구간 통행시간 예측 모형 개발", 대한교통학회지, 대한교통학회, 제20권 제4호, pp.51~61.
4. 강태구(2003), "신호교차로를 감안한 실시간 버스 도착시간 예측기법 개발에 관한 연구", 경기대학교 대학원, 석사학위논문.
5. 장진환·백남철·김성현·변상철(2004), "AVI 자료를 이용한 동적 통행시간 예측", 대한교통학회지, 제 22권 제7호, 대한교통학회, pp.169~175.
6. 김종룡(2004), "고속도로 통행시간 예측을 위한 Historical Profile 구축에 관한 연구" 공주대학교 대학원, 석사학위논문.
7. 이영인·김성현·윤지현(2005), "데이터융합기술을 활용한 다중기 통행시간예측에 관한 연구", 대한교통

- 학회지, 제23권 제4호, 대한교통학회, pp.71~79.
8. 변상철(2006), "통행특성을 반영한 일반국도 단기 통행시간 추정기법 연구", 서울시립대학교 대학원, 박사학위논문.
9. 이승재·김범일·권혁(2004), "단기 통행시간예측 모형 개발에 관한 연구", 한국ITS학회논문지, 제3권 제1호.
10. 이희중(2005), "첨단 버스 도착안내 시스템 기능 고도화 연구", 부경대학교 대학원, 석사학위논문.
11. 여태동·배상훈(2008), "VDS 검지데이터 결측처리 기법에 관한 연구", 대한교통학회 부산·울산경남지회 춘계학술대회 발표집, 대한교통학회.
12. Bekir Bartin, Kaan Ozbay and Cem Iyigun(2006), "A Clustering Based Methodology for Determining the Optimal Roadway Configuration of Detectors for Travel Time Estimation", IEEE Intelligent Transportation Systems Conference, 17-20, 2006.
13. Stephane Hess, Michel Bierlaire, John W.Polak(2005), "Estimation of value of travel-time savings using mixed logit models", Transportation Research Part A 39.
14. Li Weigang, Marlon W(2002), "Algorithm for Estimating Bus Arrival Times using GPS Data", IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems.
15. N. Messai, P. Thomas, D. Lefebvre, A. El Moudni(2002), "A Neural Network Approach for Freeway Traffic Flow Prediction", IEEE International Conference on Control Applications.
16. Hongbin. Yin, S.C. Wong, Jianmin Xu, C.K. Wong(2002), "Urban traffic flow prediction using a fuzzy-neural approach", Transportation Research Part C 10.

- ♣ 주 작 성 자 : 여태동
- ♣ 교 신 저 자 : 배상훈
- ♣ 논문투고일 : 2008. 9. 1
- ♣ 논문심사일 : 2008. 11. 3 (1차)
2008. 11. 24 (2차)
- ♣ 심사판정일 : 2008. 11. 24
- ♣ 반론접수기한 : 2009. 6. 3
- ♣ 3인 익명 심사필
- ♣ 1인 abstract 교정필