

## 이력자료 참조일수에 따른 고속도로 교통량 예측에 관한 연구

# A Study on the Prediction of Traffic Volume on Highway by the Reference Day of Archived Data

이소연<sup>a,1</sup>, 정소연<sup>a,\*</sup>

So-Yeon Lee<sup>a,1</sup>, So-Yeon Jung<sup>a,\*</sup>

<sup>a</sup>Dept. of Urban Eng., Incheon National Univ, Incheon 406-772, Republic of Korea

### ABSTRACT

**Purpose:** In Korea, traffic information is collected in real time as part of Intelligent Transportation System to enhance efficiency of road operation. However, traffic information based on real-time data is different from the traffic situation the driver will experience.

**Method:** In this study, forecasts were made for future highway traffic by day and time period by adjusting the Archived data reference days to 3, 5 and 10 days based on existing traffic Archived data.

**Results:** Fewer days of reference in the past showed smaller errors. The prediction of Monday based on five past histories showed greater errors than the 10 past histories, as the traffic flow on the sixth Monday of 2016 was somewhat different from the usual holiday.

**Conclusion:** This study shows that less of the reference days of the past history when estimating traffic volume, the more accurate the data of the traffic history of the event can be used on special days.

### KEYWORDS

ARIMA Models,  
Freeway,  
Traffic volume prediction,  
Short-term prediction,  
MAPE

**연구목적:** 현재 국내에서는 지능형 교통체계(Intelligent transport system)의 일환으로 실시간 교통정보를 수집하여 도로운영의 효율성을 높이고 있다. 하지만 실시간 자료를 기반으로 한 교통정보는 운전자에 경험하게 될 교통상황과는 차이가 존재한다.

**연구방법:** 본 연구에서는 기존 교통량 이력자료 바탕으로 이력자료의 과거참조일수를 3일, 5일, 10일로 조정하여 요일별, 시간대별로 장래의 고속도로 교통량 예측을 수행하였다.

**연구결과:** 과거 참조일수가 적을수록 예측오차가 작게 나타나는 것을 알 수 있었다. 5번의 과거이력을 참조하여 월요일을 예측한 결과는 10번의 과거이력을 참조했을 때보다 오차가 크게 나타났는데 이는 분석대상 기간인 2016년의 6번째 월요일이 명절이기 때문에 평소의 월요일 교통흐름과는 다소 차이가 있었기 때문으로 판단된다.

**결론:** 본 연구를 통해 교통량예측 시 과거이력의 참조일수가 적을수록 비교적 오차가 적은 것을 알 수 있었으며 특수한 날에는 해당 이벤트의 교통량이력의 자료를 사용하면 보다 정확도 높은 결과를 나타낼 수 있을 것으로 판단된다.

ARIMA 모형,  
고속도로,  
교통량 예측,  
단기예측,  
MAPE

© 2018 Society of Disaster Information All rights reserved

\* Corresponding author. Tel. 82-32-835-4343 Email. eg2000@inu.ac.kr

1. Tel. 82-10-9795-2053. Email. 201721127@inu.ac.kr

### ARTICLE HISTORY

**Received** Jun. 14, 2018

**Revised** Jun. 15, 2018

**Accepted** Jun. 25, 2018

## 1. 서론

### 1.1 연구의 배경 및 목적

현재 국내 고속도로는 교통 혼잡으로 인한 막대한 경제·사회적 비용과 손실이 발생되고 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 지능형 교통체계(Intelligent transport system, 이하 ITS)의 일환으로 실시간 교통정보를 수집하여 도로운영의 효율성을 높이고 있다. 운전자를 최적의 경로로 유도하여 기존 혼잡교통류의 혼잡가중을 방지하고 분산시키기 위해 교통류의 단기 예측정보는 매우 중요하다고 할 수 있다. 하지만 현재 제공되는 실시간 교통정보의 경우 현재 시점의 이전자료를 기반으로 정보를 제공하므로 운전 중에 달라지는 교통상황을 반영할 수 없어 운전자가 실제로 경험하게 될 교통상황과는 차이가 존재하게 된다. 이러한 실시간 정보기반의 예측한계로 인해 현재는 교통량 예측모형으로 주로 통계적 방법이 사용된다. 통계적 방법은 이력자료 및 단기 교통량자료를 이용하여 교통량을 예측하게 되는데 일반적으로 회귀모형, ARIMA(Auto-regressive Integrated Moving Average), 칼만필터, k-NN(k-Nearest Neighbors) 등이 사용된다. 회귀모형은 급격한 변화가 없는 일반적인 상황의 단기예측에는 적합하나 실시간으로 변화하는 교통상황 단기예측에 적용하기에는 다소 무리가 있다. 칼만필터는 반복적인(recursive) 연산을 통해 최적(optical)값을 추적하는 것이 기본개념으로 하며 링크통행시간과 같이 정상적이지만 불규칙성을 가지는 자료에서 우수한 예측력을 보인다. 하지만 현재시점의 자료를 활용하여 예측을 수행하므로 예측의 정확도 향상 시 어려움이 따른다. ARIMA모형은 시계열 분석기법의 한 종류로 과거의 관측값과 오차를 이용하여 현재의 시계열 값을 예측하므로 계절적인 변동이 있는 자료나 반복적인 변동이 존재할 때 적용이 용이하여 교통량 예측연구에 많이 사용된다. 기존에 ARIMA모형을 이용하여 수행되었던 대부분의 연구는 요일별, 시간대별로 교통류 특성이 다른 점을 고려하지 않아 보다 정확한 예측력을 나타낼 수 없었다. 따라서 본 연구에서는 기존 교통량 이력자료를 요일별로 구분하고 이력자료의 과거참조일수를 조정하여 요일별, 시간대별, 과거 참조일수별로 장래의 고속도로 교통량을 예측하고자 한다.

### 1.2 연구의 범위 및 방법

#### 1.2.1 연구의 시·공간적 범위

본 연구의 공간적 범위는 서울 외곽고속도로 영업소이며 시간적 범위는 2016년 1월 1일 부터 12월 31일까지의 1년 치 교통량 자료이다.

#### 1.2.2 연구의 방법

연구의 방법은 요일에 따른 교통류 변화를 고려하기 위해 기존 교통량 이력자료를 월요일부터 일요일까지 요일별로 구분하고 평일과 주말로 나누어 오차율을 분석한다. 또한 과거 이력자료 참조범위에 따른 ARIMA모형의 예측오차를 비교하고자 이력자료의 참조 범위를 3일, 5일, 10일로 구분하여 교통량을 예측하고자한다. 분석된 오차율을 여러 척도로 비교하여 교통류의 요일별 특성 및 과거 참조일수에 따른 예측력을 비교하고 분석하고자 한다.

## 2. 기존연구 고찰

본 연구는 ARIMA모형을 기반으로 교통량예측 및 보다 정확한 예측력을 나타내는 이력자료의 범위를 확인하고자 한다. 따라서 기존연구 고찰은 기존 예측모형을 기반으로 진행된 연구에 대하여 수행하였다.

박영환(2001)은 ARIMA모형을 이용하여 도로교통량 추정에 관한 연구를 진행하였다. 자동차 등록대수를 포함한 사회경제적 지표를 입력변수로 두고 도로교통량을 출력변수로 하는 두 모집단 사이의 상관관계를 분석하였다. ARIMA모형의 적합성을 검증하기 위해 정상성을 식별하고자 하였으며, 정상화를 위하여 계차변환을 실시하였다. 추정 결과 최종 선택된 ARIMA 모형은 이용하여 계산치와 실측치를 비교한 결과 매우 유사했으며, 일정한 경향과 주기를 나타내고 있는 것으로 나타났다.

김형주(2016)는 실시간 자료를 기반으로 k-NN을 활용하여 단기 교통상황 예측 시 각 단계별 세부절차 및 변수결정,

입력자료 구축 등을 통하여 각 단계별 잠재적 예측오차에 대한 원인을 분석하였다. 교통자료의 정확한 패턴매칭을 위해 이력 자료의 평활화를 실시하였으며 이력자료 패턴DB는 일반 및 이벤트 상황으로 구분하여 활용하였다. k-NN을 기반으로 5~25 분까지의 예측시간 간격에 따른 오차율(MAPE)을 분석한 결과 t+1의 경우 7.45%의 오차율로 우수한 예측력을 보였지만 예측시간 간격이 증가할수록 예측오차가 증가하는 경향을 나타냈으며, 교통상황이 급변하는 시점에서 예측오차가 증가하는 경향을 나타냈다. 예측시간 간격이 증가함에 따라 향후 교통정체가 발생하는 정보를 사전에 취득하지 못해 발생하는 time-lag가 원인으로 작용하므로 근접 상하류부의 교통정보를 단기예측 시 추가적으로 활용하는 방법에 대한 연구의 필요성에 대해 언급하였다.

이승재(2004)는 실질적인 경로통행시간을 제시하기 위해 실시간 정보가 아닌 예측된 교통정보를 제공할 수 있는 모형을 개발하였다. 통행시간 예측모형을 특정 링크에 적용시켜 모형들의 예측치와 실제 통행시간을 비교하여 교통량 흐름패턴에 따른 모형의 적합도를 검증하였다. 분석 결과 예측시간에 따라 기존 모형들의 적합도가 다르게 나타났다. 단기통행시간 예측에 있어서는 칼만필터링모형이 적합도가 높았고 장기 통행시간 예측에 있어서는 확률과정 모형이 우수한 예측력을 나타냈다.

장석철(2005)은 신경망, 시계열 분석 및 판단보정 기법을 이용하여 교통량 예측연구를 진행하였다. 6개의 예측모형을 제안하여 각각의 모델별로 교통량을 예측하였고 평균절대값오차(MAE)를 이용하여 성능을 비교하였다. ARIMA모형과 ANN모형의 성능 비교 결과 일반적으로 훈련데이터가 많은 경우에는 ARIMA모형이 더 정확한 예측력을 보였고 ARIMA와 ANN혼합모델은 기존 단일모델보다 우수한 예측을 나타냈다.

Chang H.(2009)는 기존 단일 시간대 예측기법의 한계를 극복하고자 다중시간대 교통량 예측기법을 개발하였다. 개발된 모형은 실시간 교통량 자료와 이력자료를 이용하도록 설계되었고 자료 적용이 용이한 NPR를 기반으로 개발되었다. 개발된 모형의 적용 결과 예측 값은 관측 값의 시계열적인 변화와 추세를 잘 반영하였으며 오차는 기존의 단일 교통량 예측연구 오차들보다 적은 6.17~11.27로 나타났다.

유상록(2013)은 시계열분석을 이용하여 주요항만의 해상교통량을 예측하였다. 신뢰성있는 해상교통량 추정을 위해 시계열 모델의 지수평활법과 ARIMA모형을 이용하여 모형의 식별 및 진단방안을 제시하였다. 항만별 분석결과 항만별로 적합한 모형이 다른 것을 확인하였고, 항만별 계절에 따라 월별 교통량의 차이를 보이는 것으로 분석되었다.

백승걸(2003)은 고속도로 시뮬레이션의 장래 입력교통량을 설정하기 위해 과거 교통량 이력자료를 이용하여 패턴기반 예측기법을 구축하였다. 예측결과 교통량 보정기법, 가중평균, 단순평균 순으로 예측오차가 적었으며 비모수식에 의한 결과는 smoothing 기법 및 교통량 보정기법보다 예측오차가 크게 나타났다.

### 3. 분석방법

#### 3.1 ARIMA모형

ARIMA(Auto-regressive Integrated Moving Average)모형은 시계열 분석의 한 종류로 시계열이라 함은 일정 시간의 흐름에 따라 순서대로 배치된 데이터들의 수열을 말한다. 시계열자료(Time series data)들은 시간의 경과에 따라 관측된 자료이므로 시간에 영향을 받으므로 시계열자료를 분석할 때 관측시점들 간의 시차(time lag)가 중요한 역할을 한다. 즉 가까운 관측시점 일수록 현재 상태에 더 많은 영향을 미치고 관측 자료들 간에 상관관계는 커지게 된다는 것이다.

시계열 자료는 크게 정상적(Stationary) 시계열과 비정상적(Nonstationary) 시계열로 나누어진다. ARIMA모형은 정상적 시계열에 대해 모형의 식별, 추정 등의 과정을 거쳐 예측을 하게 되므로, 비정상적시계열인 경우 정상적시계열로 바꾸어 놓고 분석을 진행시켜 나가야 한다. ARIMA는 ARMA모형이 과거의 데이터들을 사용하는 것에 반해 ARIMA는 이것을 넘어서서 과거의 데이터가 지니고 있던 추세(Momentum)까지 반영하게 된다. 즉 Correlation뿐만 아니라 Cointegration까지 고려한 모델이라 할 수 있다. 또한 ARMA 모델이 안정적 시계열(Stationary Series)에만 적용 가능한 것에 비해, 분석 대상이 다소 비안정적 시계열(Non Stationary Series)의 특징을 보여도 차분, 데이터 변환 등의 처리만 하면 적용이 가능하다는 장점이 있다. ARIMA는 여러 반복적인 패턴을 가정하고 시계열 자료를 분석하기 때문에, 과거이력자료를 여러 패턴으로 나눠 분석한 뒤 최종적으로 남은 미세한 변동은 백색잡음으로 간주하여 정규분포를 따른다고 가정한다.

### 3.2 예측모형의 평가척도

MAPE(Mean Absolute Percentage Error, 절대평균백분율오차)는 예측 값과 실측값의 차이를 실제 값으로 나눈 값을 모두 더한 후  $n$ 으로 나누고 백분율로 나타내기 위해 100을 곱한 값이다. 따라서 MAPE는 실제 값이 1보다 작거나 0이라면 무한대에 가까워지거나 계산할 수 없게 되는 단점을 가진다. 하지만 교통량은 1보다 작은 수는 존재하기 어려우므로 이러한 단점을 고려하지 않아도 되나, 교통량의 크기가 작은 새벽시간대 같은 경우에는 오차의 크기가 다른 시간대에 비해 상대적으로 크게 나타날 수 있으므로 다른 평가척도와 비교할 필요가 있다.

MAE(Mean Absolute Error, 평균절대값오차)는 예측 값과 실측값의 차이를 모두 더해  $n$ 으로 나눈 값이다. 따라서 이 예측오차의 크기가 작을수록 모형의 우수함을 의미한다. 보다 정확한 정확도 예측평가를 위해서 예측 값이 치우쳐져 있는 정도를 확인할 수 있는 상대백분율오차(Relative Percentage Error)의 평균(MRPE)을 산정함으로써 예측 값의 편중 정도를 확인해야 한다. 일반적으로는 예측의 평가는 주로 MAE, MAPE 등이 사용된다. 그런데 이러한 척도들이 관측 기간 내에서 계산되는 경우에는 사전 평가방법으로도 사용할 수 있다. 실제로 여러 가지 예측방법들을 비교하여 한 가지 방법을 선택할 때는 관측 기간 내에서의 이와 같은 척도들의 값을 비교하거나, 관측 가능한 기간을 모형의 추정 기간과 사전 평가 기간으로 나누어 예측력을 비교·평가 할 수 있다.

각각의 예측오차는 다음과 같은 식으로 나타낼 수 있다.

$$MAE(veh) = \sum_{i=1}^n \frac{|x_i - y_i|}{n} \quad (1)$$

$$MAPE(\%) = \sum_{i=1}^n \frac{|x_i - y_i|}{n \times x_i} \times 100.0 \quad (2)$$

$$RPE(\%) = \sum_{i=1}^n \frac{x_i - y_i}{x_i} \times 100.0 \quad (3)$$

$$MRPE(\%) = \sum_{i=1}^n \frac{x_i - y_i}{n \times x_i} \times 100.0 \quad (4)$$

## 4. 분석결과

### 4.1 과거이력 참조범위 별 예측오차

과거 교통량 이력자료의 참조범위에 따른 평일과 주말의 교통량을 예측한 결과는 다음과 같다. 10개의 과거이력을 참조한 결과 평일과 주말 모두 전체시간대로 예측했을 경우 시간대별로 세분화 하여 예측했을 때 보다 예측오차가 크게 나타났고, 시간대별로 과거자료를 참조하여 예측한 결과 월요일(평일)에서는 오전첨두시(07:00~09:00) MAPE값이 약 7.3%로 전체 시간 대비 약 8%의 예측오차 감소비율을 보였다. 오후첨두시(18:00~20:00)의 MAPE값은 약 6.6%로 나타났으며 전체시간대비 9%의 예측오차 감소비율을 보였다.

주말의 경우에도 평일과 마찬가지로 전체시간대를 대상으로 예측하는 것 보다 시간대별로 구분하여 예측하였을 때 MAPE 값이 더 작게 나왔다. 주말 오전첨두시의 경우 전체시간대를 대상으로 예측하는 것과 거의 비슷한 예측오차 값을 나타냈다.

Table 1. Weekdays predicted error using 10 historical data (Monday)

시간대	MAPE(%)	MAE(veh)	MRPE(%)	SERPE(%)
전체	15.40354	20.60069	10.15333	87.01959
06:00 이후	9.117687	23.64352	2.316736	93.74314
07:00~09:00	7.298996	22.17391	5.569033	87.71831
18:00~20:00	6.607667	27.08333	4.82876	88.3907

Table 2. Weekdays predicted error using 10 historical data (Saturday)

시간대	MAPE(%)	MAE(veh)	MRPE(%)	SERPE(%)
전체	21.8646	39.72917	21.39678	79.33561
06:00 이후	15.67115	45.83333	15.04739	84.60644
07:00~09:00	21.13708	41.08696	20.96986	78.66754
18:00~20:00	11.12539	45.54167	11.12539	88.07343

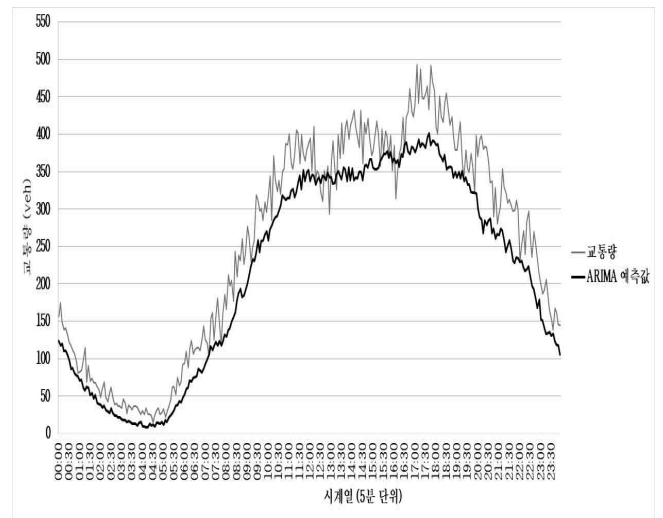
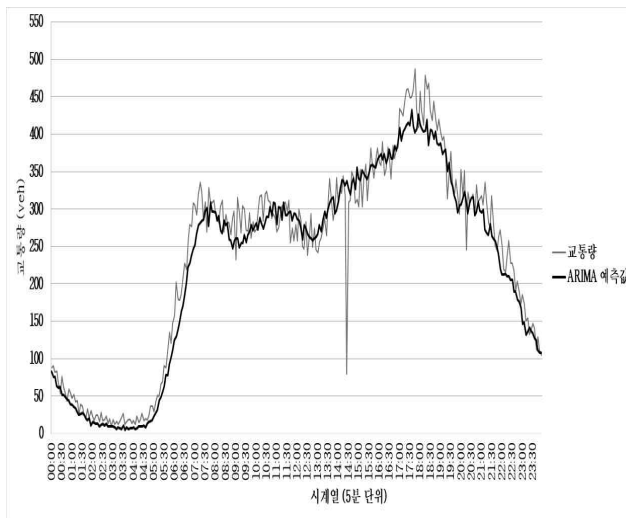


Fig. 1. Weekdays predicted error using 10 historical data (Monday) Fig. 2. Weekdays predicted error using 10 historical data (Saturday)

5개의 과거이력을 참조한 결과는 Table 3.과 Table 4와 같다. 월요일의 MAPE는 시간대별로 대체적으로 비슷한 예측오차를 보였으나 오후 침두시간대에서 낮은 예측오차를 나타냈다. 주말의 경우에는 오전침두시를 비교적 잘 예측하였으나 오후침두시의 예측오차가 크게 나타났다. 10개의 이력자료를 참조하여 예측했을 때보다 상대적으로 예측오차가 크게 분석되었는데 이는 분석 대상기간인 2016년의 6번째 월요일이 설날으로 특수한 이벤트에 해당되어 이전 5개의 일반적인 월요일 이력자료와는 다른 교통류 패턴을 보였기 때문으로 판단된다.

Table 3. Weekdays predicted error using 5 historical data (Monday)

시간대	MAPE(%)	MAE(veh)	MRPE(%)	SERPE(%)
전체	29.08286	72.57292	7.141106	93.59735
06:00 이후	25.98975	93.08796	20.84849	75.40589
07:00~09:00	26.05947	101.913	26.05947	67.33646
18:00~20:00	13.41857	57.33333	9.745109	84.6151

Table 4. Weekdays predicted error using 5 historical data (Saturday)

시간대	MAPE(%)	MAE(veh)	MRPE(%)	SERPE(%)
전체	23.47412	44.03125	-19.8522	120.944
06:00 이후	26.33569	56.26852	-26.0466	126.6582
07:00~09:00	9.398634	12.26087	-6.94257	106.5411
18:00~20:00	53.05726	130.8333	-53.0573	152.8815

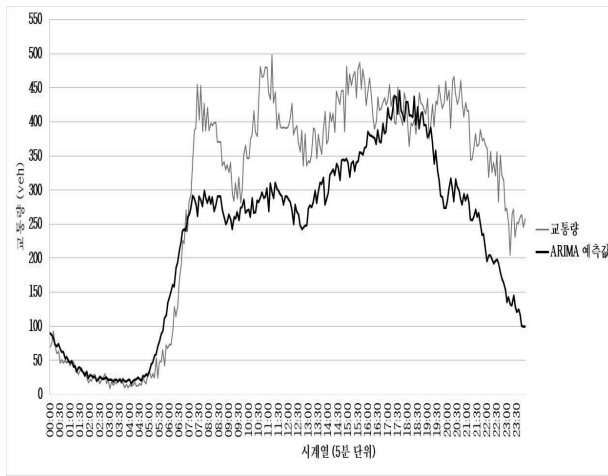


Fig. 3. Weekdays predicted error using 5 historical data (Monday)

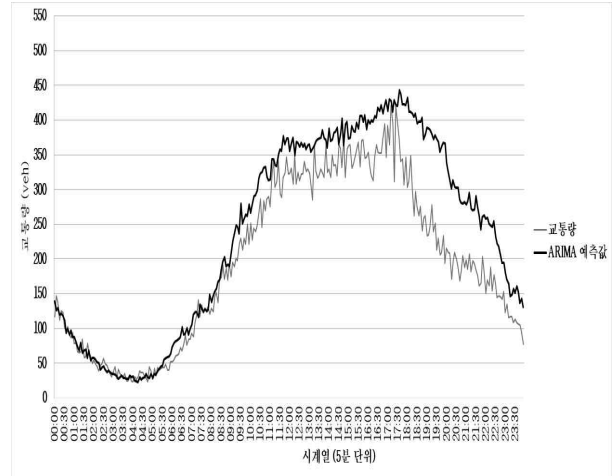


Fig. 4. Weekdays predicted error using 5 historical data (Saturday)

3개의 과거이력을 참조한 결과는 Table 3.과 Table 4와 같다. 월요일의 전체 시간대 MAPE는 14%로 5일과 10일의 과거참조 이력을 이용한 분석결과보다 예측오차율이 작게 나왔다. 시간대별 예측결과는 전체시간대의 예측오차보다 적게 나왔으며 특히 오전·오후침두시간대의 예측오차가 각각 3.9%, 4.5%로 나타났다. MAE도 전체시간대의 예측오차보다 오전·오후 침두시간대의 예측오차가 더 적은 것으로 나타났다. 주말의 경우에도 평일과 마찬가지로 전체시간대를 대상으로 예측한 결과보다 시간대별로 예측한 오차가 대체적으로 적게 나왔으며, 과거 이력자료를 많이 참조했을 때보다 오차가 적게 나온 것을 확인하였다.

Table 5. Weekdays predicted error using 3 historical data (Monday)

시간대	MAPE(%)	MAE(veh)	MRPE(%)	SERPE(%)
전체	14.76784	17.5625	-11.0109	105.9984
06:00 이후	8.089583	20.28704	-3.3877	96.94096
07:00~09:00	3.917781	10.56522	-0.17983	93.29862
18:00~20:00	4.477924	16	-0.85696	94.07573

Table 6. Weekdays predicted error using 3 historical data (Saturday)

시간대	MAPE(%)	MAE(veh)	MRPE(%)	SERPE(%)
전체	11.01142	19.99306	3.468352	96.48639
06:00 이후	8.819118	23.2963	0.427387	99.19576
07:00~09:00	11.98722	19.17391	11.38752	87.91532
18:00~20:00	6.833227	27.25	2.301103	97.01681

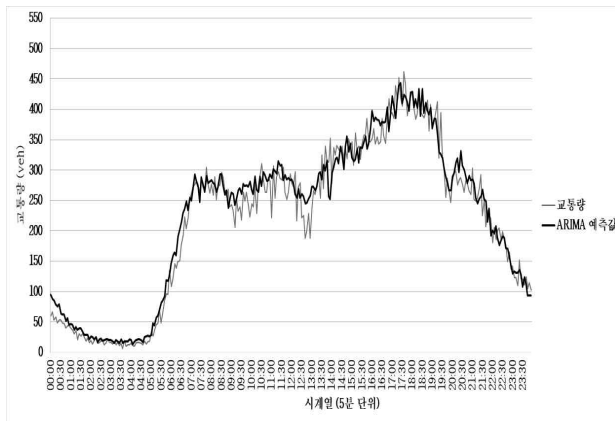


Fig. 5. Weekdays predicted error using 3 historical data (Monday)

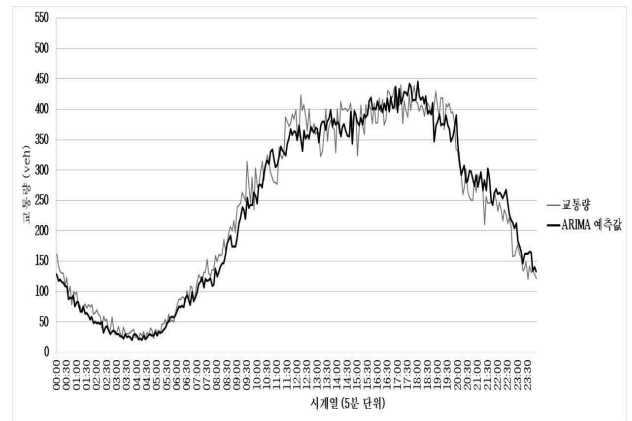


Fig. 6. Weekdays predicted error using 3 historical data (Saturday)

## 4.2 결론

고속도로 교통량 이력자료를 이용한 현재 교통류 단기예측결과 과거 참조일수에 따라 예측오차 값이 달라지는 것을 확인하였다. 단기예측의 경우 과거 참조일수가 적을수록 예측오차가 작아지는 경향을 보였다. 이는 보다 최신의 교통정보는 최근 교통정보 흐름을 더 잘 반영하기 때문인 것으로 판단된다. 5개의 이력자료를 이용하여 2016년의 여섯 번째 월요일을 예측한 결과 예측오차가 과거 10개를 참조하였을 때 보다 다소 크게 나온 것을 확인할 수 있다. 특히 MAE가 다른 분석결과보다 크게 나타났는데 이는 2016년의 여섯 번째 월요일이 설날이라는 특수한 상황으로써 일반적인 이전 5개의 월요일의 교통량 패턴을 벗어났기 때문으로 판단된다. 이를 통해 명절이나 특정한 이벤트가 있는 날의 교통류 예측은 과거의 해당 이벤트의 이력자료를 활용함으로써 예측오차를 낮추고 정확도를 높일 수 있을 것이라 판단된다.

또한 요일별 전체시간대를 대상으로 예측한 결과보다 세부적인 시간대(교통량이 적은 시간대를 제외한 06시 이후, 오전첨두시, 오후첨두시)에 대해서 예측한 결과, 예측오차가 대체로 작게 나타났다. 이는 교통류가 요일별·시간대별로 달라지는 특성을 반영하였기 때문인 것으로 판단된다.

이렇듯 교통류는 불규칙성이 존재하지만 다소 시간대별·요일별 등으로 비교적 동일한 경향이 존재하는 특성 상 현재의 교통류를 예측하기 위해서는 과거 이력자료를 통한 예측이 불가피하다. 하지만 시간이 많이 경과한 이력자료를 활용하여 현행 상태를 예측할 경우 현행 상태의 특수성을 고려하지 못할 뿐만 아니라 예측오차가 커질 수 있다, 따라서 현행상태를 적은오차율로 예측하기 위한 이력자료 활용 방법 및 다양한 모델들이 많이 연구되어야 할 것으로 판단된다.

## References

- [1] Park, Y.H. (2001). A Study on Forecasting of road Traffic Volume by ARIMA Model. Journal of Korean Society of Transportation, 40, 303-308.
- [2] Kim, H.J. Park, S.H. Jang, K.T.(2016). Short-term Traffic States Prediction Using k-Nearest Neighbor Algorithm: Focused on Urban Expressway in S eoul. Journal of Korean Society of Transportation, 34(2), 158-167.
- [3] Lee, S.J. Kim, B.I. Kwon, H. (2004). The study of Estimation model for the short-term travel time prediction. Journal of Korea Institute of Intelligent Transport Systems, 3(1), 31-44.
- [4] Lim, S.H. Lee, H.M. Park S.L. Heo, T.Y. (2013). A Study of Travel Time Prediction using K-Nearest Neighborhood Method, The Korean Journal of Applied Statistics, 26(5), 835-845.
- [5] Byeon, S.C. (2006). A study on forecasting short-term travel time considering the traffic characteristics. University of

Seoul.

- [6] Jang, S.C. et al.(2005). Traffic-Flow Forecasting using ARIMA, Neural Network and Judgment Adjustment. The Korean Operations Research and Management Science Society, 773-777.
- [7] Chang, H.H. et al.. (2009). Development and Application of multi-Interval Volume Prediction Technique using Historical Data. Journal of Korean Society of Transportation, 61, 749-754.
- [8] Yoo, S.L. Kim, J.S. Jeong, J.S. Jeong, J.Y. (2014). A Prediction of Marine Traffic Volume using Artificial Neural Network and Time Series Analysis. Journal of the Korean Society of Marine Environment & Safety, 133-134.
- [9] Jang J.H. et al.(2004), Dynamic Travel Time Prediction Using AVI Data, Journal of Korean Society of Transportation. 22(7). pp.169-175
- [10] Beak, S.K. Park, J.B. Chang, H.H. (2003). Multiple-interval freeway traffic flow forecasting with non-parametric regression considering seasonal traffic patterns. Journal of Korean Society of Transportation, 44, 1-6.