

# Predictive Analysis of Traffic Accidents caused by Negligence of Safe Driving in Elderly using Seasonal ARIMA

Jae-Moon Kim\* · Sung-Ho Chang\*\* · Sung-Soo Kim\*\*†

\*Graduate School of Consulting, Kumoh National Institute of Technology

\*\*School of Industrial Engineering, Kumoh National Institute of Technology

## 계절 ARIMA 모형을 이용한 고령운전자의 안전운전불이행에 의한 교통사고건수 예측분석

김재문\* · 장성호\*\* · 김성수\*\*†

\*금오공과대학교 컨설팅대학원

\*\*금오공과대학교 산업공학부

Even though cars have a good effect on modern society, traffic accidents do not. There are traffic laws that define the regulations and aim to reduce accidents from happening; nevertheless, it is hard to determine all accident causes such as road and traffic conditions, and human related factors. If a traffic accident occurs, the traffic law classifies it as 'Negligence of Safe Driving' for cases that are not defined by specific regulations. Meanwhile, as Korea is already growing rapidly elderly population with more than 65 years, so are the number of traffic accidents caused by this group. Therefore, we studied predictive and comparative analysis of the number of traffic accidents caused by 'Negligence of Safe Driving' by dividing it into two groups : All-ages and Elderly.

In this paper, we used empirical monthly data from 2007 to 2015 collected by TAAS (Traffic Accident Analysis System), identified the most suitable ARIMA forecasting model by using the four steps of the Box-Jenkins method : Identification, Estimation, Diagnostics, Forecasting. The results of this study indicate that ARIMA (1, 1, 0)(0, 1, 1)<sub>12</sub> is the most suitable forecasting model in the group of All-ages; and ARIMA (0, 1, 1)(0, 1, 1)<sub>12</sub> is the most suitable in the group of Elderly. Then, with this fitted model, we forecasted the number of traffic accidents for 2 years of both groups. There is no large fluctuation in the group of All-ages, but the group of Elderly shows a gradual increase trend. Finally, we compared two groups in terms of the forecast, suggested a countermeasure plan to reduce traffic accidents for both groups.

**Keywords** : Traffic Accidents, Elderly, Negligence of Safe Driving, ARIMA, Box-Jenkins Method

## 1. 서 론

### 1.1 연구배경 및 목적

자동차의 보급은 일상생활에 신속하고 편리함과 더불어

어 우리사회의 여러 측면에서 경제발전에 많은 영향을 미치고 있으나, 교통사고 발생으로 인한 많은 인명과 재산의 피해는 우리사회의 여러 측면에서 좋지 않은 방향으로 영향을 미치고 있다. 교통사고로 인한 피해는 사전의 충분한 준비와 예방을 위한 노력을 통해 줄일 수 있는 재해이기 때문에 이를 감소시키기 위해 지속적인 대책 및 해결방안을 마련해야 한다.

국내 도로교통법은 신호 또는 지시에 따를 의무, 통행

Received 8 November 2016; Finally Revised 7 March 2017;

Accepted 8 March 2017

† Corresponding Author : qodlftod@naver.com

의 금지 및 제한, 안전거리 확보, 진로 양보의 의무, 교차로 통행방법 등 도로를 통행하는 과정에서 교통사고 위험이 발생하는 상황에 대해 구체적으로 규율하고 있으나, 도로통행상 환경요소, 인적요소, 교통운영요소 등을 모두 법률로 규정하기에는 한계가 있다. 따라서 교통사고가 발생하는 경우 도로교통법상에 개별적이고 구체적인 조항으로 규정되지 않은 항목에 대해서는 ‘안전운전불이행’으로 적용하고 있다. 예를 들어 운전자 주의산만으로 인한 전방주시 태만, 운전미숙, 운전자 심리상태에 따른 불규칙한 차량운행방법, 전방교통상황 파악미흡 등 도로교통법 상에서 찾기 힘든 유형의 사고들이 여기에 포함된다[2].

한편, 우리나라는 이미 65세 이상의 고령인구 비율이 2010년 기준으로 11.3%에 이르고 있으며, 이러한 추세라면 2026년에는 21%를 초과하여 초고령사회에 진입할 것으로 전망된다. 이처럼 고령인구가 빠르게 증가함에 따라 고령화에 대한 우려와 대비의 목소리가 커지고 있으며, 그 중 고령운전자에 의한 교통사고 발생건수의 증가도 중요한 사회적 이슈로 떠오르고 있다. 경찰청 통계에 따르면 2007년에서 2015년 까지 지난 9년간 전체 교통사고건수의 연평균증가율은 1.16%로 증가율이 미미한 반면, 고령운전자 교통사고건수는 연평균 13.56%가 증가하여 고령운전자의 교통사고 비율이 급증하고 있음을 알 수 있다.

따라서 본 연구에서는 유형별 교통사고 발생건수를 고령자와 전체연령 운전자로 구분하여 발생 추이를 비교분석하고, 이에 따라 비교적 큰 비율을 차지하고 있는 항목인 ‘안전운전불이행’에 대한 교통사고 발생건수를 예측대상으로 선정한다.

현재까지 특정한 주제의 교통사고건수 예측과 관련된 연구를 살펴보면, Han and Kim[6]은 도로종류별 교통사고 추세분석과 시계열 분석모형 개발에 관한 연구를 실시하여 교통사고발생 추세를 도로종류별 교통사고건수, 사망자수, 부상자수로 나누어 단순건수, 도로연장 당 건수, km당 건수 등으로 비교하였으며, 도로종류별 교통사고사망자수에 대하여 시계열 분석기법 중 하나인 ARIMA 모형을 이용하여 시계열 분석모형을 추정하였다. Park and Kim[11]은 고속도로 터널구간을 대상으로 교통사고의 특성을 다각적으로 분석하여 다양한 독립변수를 선정하고 종속변수를 건, 건/km, 건/백만대 km로 다양화 하여 다중선형회귀모형을 개발하였다. 또한 개발된 모형들을 비교검토하여 최종적인 교통사고 영향요인으로 구성된 신뢰성 있는 교통사고 예측모형을 결정하였다.

대부분의 관련 연구에서는 사고에 영향을 미치는 외생변수를 설정하거나 사고 요인을 해석하는 것을 목적으로 특정 확률분포의 가정 하에 예측 모형을 개발하는 연구

가 진행되고 있다. 그러나 추세나 계절유형 혹은 순환변동을 띄우는 일반적인 유형의 자료에 대해서 과거의 관측 값을 기초로 시간의 경과에 따라 사고건수를 예측하여 정책적으로 활용할 수 있는 모형을 다루는 연구는 많이 이루어지지 않았다. 또한 단기예측에서는 예측변인을 고려할 필요가 없는 시계열 분석방법인 지수평활법이나 ARMA(Auto-Regressive Moving average) 모형을 활용하여 과거 값들의 패턴을 인식하여 미래 값을 예측하는 것이 활용성도 높고, 예측오차를 포함한 예측변인을 활용한 모형보다 적합하다고 할 수 있다[9].

따라서 본 연구에서는 시계열 분석기법으로 자료의 전반적인 추세를 이해하거나 단기간의 예측에 있어 유용한 분석방법 중 하나인 Box-Jenkins 예측기법을 적용하여 ‘안전운전불이행’에 의해 발생하는 교통사고건수에 대한 적합한 예측모형을 제시하고 예측 값을 도출하고자 하며, 선정된 유형에 대한 감소방안에는 어떠한 방법이 있는지 제시하고자 한다.

## 1.2 연구내용 및 방법

본 연구에서 사용된 자료로는 경찰에 공식적으로 보고되어 사고 처리가 이루어진 교통사고 중 가해운전자의 연령이 만 65세 이상인 고령운전자와 전체연령의 운전자 사고를 대상으로 TAAS(Traffic Accident Analysis System : 교통사고분석시스템)에 의해 집계된 최근 9년간의 고령운전자 및 전체연령 운전자의 월별 교통사고 발생건수, 고령운전자 및 전체연령 운전자의 법규위반별 교통사고 발생건수 등의 자료를 활용하였다.

시계열 예측분석에 활용한 모형은 Box-Jenkins의 통합 자기회귀이동평균모형(Auto-Regressive Integrated Moving Average : ARIMA)으로 어느 한 변수 자체의 현재 값과 과거의 값들만으로 구성되는 일변량 모형이며, 모형이 단순하고 비교적 간단한 통계자료를 통해 우수한 예측값을 도출할 수 있는 장점을 가지고 있어 본 연구에 활용하였다[13]. ARIMA 모형을 구축하기 위해서는 50개 이상의 시계열 자료가 필요한데, 본 연구에서는 100개 이상의 시계열 자료를 이용하였기 때문에 자료의 수는 충분하였으며, 예측분석에 사용한 통계 프로그램은 Minitab16, SPSS22와 Excel2013을 병행하여 활용하였다.

## 2. 이론적 배경

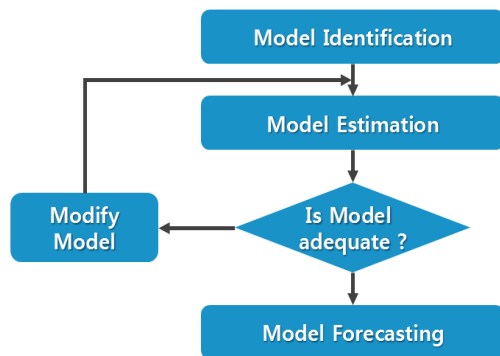
### 2.1 시계열의 정의

시계열(Time-series)이란 한 사상(Event) 또는 여러 중

류의 사상에 대하여 시간의 흐름에 따라 일정한 간격으로 관측하여 기록한 자료를 말하며, 시간적 변화를 나타내는 자료이므로 그 이전까지의 자료들은 앞으로 관측될 자료에 영향을 줄 것이라는 가정을 할 수 있다. 따라서 시계열분석은 일정한 간격의 시간의 흐름에 따라 변화되는 관측 자료를 분석하고, 법칙성을 발견하여 이를 모형화 하여 추정하고, 추정된 모형을 이용하여 미래에 관측될 값을 예측하는 분석기법이다.

### 2.2 Box-Jenkins 예측 방법

소위 ARIMA 모형으로 일컬어지는 Box-Jenkins 예측기법은 이산적 혹은 연속적 시계열을 모형화 하고 예측값을 구하는데 사용하며, 자기회귀모형과 이동평균모형을 일관성 있게 통합함으로써 모든 시계열을 모형화 할 수 있게 하며, 변수에 관한 정보가 부족하거나 너무 많은 변수가 영향을 미치고 있는 경우에도 과학적인 예측치를 구할 수 있는 예측방법이다[12]. 이 예측방법은 관찰된 시계열 자료가 어떤 시계열 모형으로 판단되는가를 식별하고, 시계열자료를 식별된 모형에 적용시켰을 때 모형의 모수 값들을 추정하여 식별된 모형이 적합한가를 진단하고, 적합한 경우 그 모형으로 예측하고 적합하지 않다면 다시 다른 모형으로 식별될 수 없는가를 판단하여 자료를 다른 모형에 적용시켜나가는 과정을 말한다. Box-Jenkins 모형 구축 절차는 아래의 <Figure 1>과 같다.



<Figure 1> Process of Box-Jenkins Approach

### 2.3 ARIMA 모형

과거 시계열의 형태가 미래에도 같은 형태로 반복된다는 가정 하에 과거 관측치를 가지고 모형을 구축하여 미래에 대한 예측을 하는 시계열 분석 과정에서 사용되는 대표적인 기법은 Box-Jenkins이며, 이에 사용되는 기본 모형은 ARIMA 모형이다. 이러한 모형은 불안정한 비정상 시계열을 차분(Difference)하여 평균을 안정화 시킨 후,

현재의 시계열이 과거의 관측 값들로 설명되는 자기회귀 모형(Autoregressive model : AR)과 과거 오차항에 영향을 받아 설명되는 이동평균모형(Moving Average model : MA)으로 표현할 수 있다. 여기서 자기회귀의 차수가 p이고, 이동평균의 차수가 q이며, 차분차수가 d일 때 시계열은 ARIMA(p, d, q) 모형을 따르며 모형화 과정은 다음과 같다.

평균이 일정하지 않은 비정상 시계열 관측치를  $Z_1, Z_2, \dots, Z_t$ 라고 하면, d차 차분을 통해 추세를 제거함으로써 정상시계열  $X_t$ 가 된다면 그 관계는 후진연산자(Backshift Operator)를 사용하여 다음 식 (1)로 표현된다.

$$\nabla Z_t = (1 - B)^d Z_t = X_t \tag{1}$$

여기에서  $Z_t$ 는 비정상 시계열 관측치, B는 후진연산자, d는 비정상 시계열 차분차수,  $X_t$ 는 정상 시계열 관측치를 의미한다. 이 때, 차분에 의하여 평균이 안정된 시계열  $X_t$ 는 식 (2)와 같이 정상 ARMA 과정으로 설명된다.

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p} + \epsilon_t - \theta_1 \epsilon_{t-1} - \theta_2 \epsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \epsilon_{t-q} \tag{2}$$

여기에서  $\phi_p$ 는 자기회귀계수,  $\theta_q$ 는 이동평균계수,  $X_t$ 는 차분된 시계열 관측치, p는 자기회귀차수, q는 이동평균차수,  $\epsilon_t$ 는 오차항 또는 백색잡음(White Noise)을 의미한다. 혹은 후진연산자를 사용하여 표현하면 다음 식 (3)과 같다.

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)\epsilon_t \tag{3}$$

여기에서  $\theta_0$ 는 추세모수(Trend Parameter)를 의미하며, 보통 0의 값을 갖는다.

### 2.4 계절 ARIMA 모형

시계열이 갖는 변동 중에서 계절, 분기 또는 년, 월, 주 등과 같이 동일한 시간적 구분 사이에서 존재하는 상관에 의하여 동일한 현상이 발생하는 변동을 계절적 변동(Seasonal Variation)이라 한다[7]. 이러한 계절모형을 설명하기 위하여, 계절적인 비정상 시계열인 경우 먼저 계절적 차분(Seasonal Differencing)으로 추세가 존재하는 계절적 비정상시계열을 정상시계열로 안정화 시킨 후 계절주기 s의 주기간의 종속성 및 주기내의 종속성을 모두 설명할 수 있는 계절적 자기회귀모형, 계절적 이동평균모형을 사용할 수 있다. 이 때 시계열은 ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)<sup>s</sup> 모형을 따르며, 후진연산자를 사용하여 표현하면 다음 식 (4)와 같다.

$$\Phi_p(B^s)\phi_p(B)(1-B^s)^D(1-B)^dZ_t \quad (4)$$

$$= \theta_0 + \Theta_Q(B^s)\theta_q(B)\epsilon_t$$

여기에서  $Z_t$ 는 계절적 비정상 시계열 관측치,  $\Phi_p$ 는 계절적 자기회귀 계수,  $\Theta_Q$ 는 계절적 이동평균계수,  $P$ 는 계절적 자기회귀시차,  $Q$ 는 계절적 이동평균시차,  $D$ 는 계절적 비정상 시계열 차분차수,  $B$ 는 후진연산자,  $\phi_p$ 는 자기회귀 계수,  $\theta_q$ 는 이동평균계수,  $p$ 는 자기회귀시차,  $q$ 는 이동평균시차,  $d$ 는 비정상 시계열 차분차수,  $\epsilon_t$ 는 오차항 또는 백색잡음(White Noise)을 의미한다.

### 2.5 안전운전불이행 개념 정의

도로에서 안전하고 원활한 교통을 확보하기 위해 법률로써 차량과 사람의 통행을 규율하고 있으며, 이를 따르지 않을 시 벌칙을 가하고 있다. 국내의 도로교통법으로 규정하고 있는 교통법규위반 항목을 살펴보면, 안전운전의무 불이행, 신호위반, 안전거리 미확보, 중앙선 침범, 과속, 교차로 운행방법 위반, 보행자 보호의무 위반, 직진 및 우회전차량의 통행방해, 앞지르기 위반, 기타 등으로 분류하고 있다. 교통안전 관련법령에서는 ‘안전운전의무 불이행’에 대해 명확히 규정된 법규는 없지만 도로교통법 제48조(안전운전 및 친환경 경제운전의 의무) 제1항에 다음과 같이 명시되어 있다.

“모든 차의 운전자는 차의 조향장치와 제동장치, 그 밖의 장치를 정확하게 조작하여야 하며, 도로의 교통상황과 차의 구조 및 성능에 따라 다른 사람에게 위협과 장애를 주는 속도나 방법으로 운전하여서는 아니 된다.”

따라서 ‘안전운전의무 불이행’은 도로 상에서 발생하는 모든 행위를 법률로써 규정하기 어렵기 때문에 행위에 대해 포괄적이고 추상적인 의무 규정으로 제시한 것으로, 다른 구체적인 법규위반 사항이 없을 때 적용하는 것이 일반적이다. 즉, 신호위반, 과속과 같은 의도적인 위반행위가 아닌 운전 집중하지 못해 나타나는 안전 불감증이나 전방주시태만의 결과로 일어나는 사고가 이에 해당한다[2].

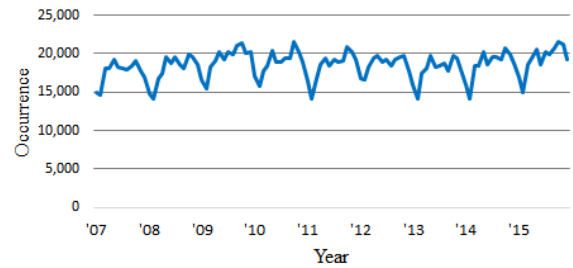
## 3. 실증분석

### 3.1 자료 수집 및 분석

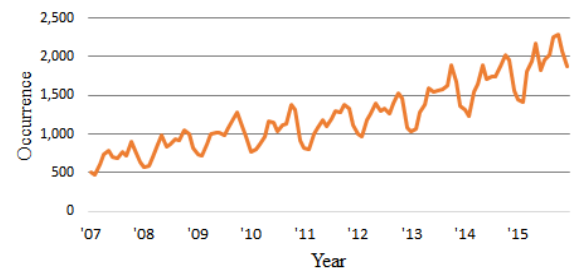
#### 3.1.1 전체 교통사고 발생건수

교통사고분석시스템(TAAS)의 경찰청DB에서 수집한 자료를 바탕으로 전체연령에서 발생하는 월별 교통사고 발생건수와 65세 이상의 고령층에서 발생하는 월별 교통사고 발생건수 관측 자료를 시계열 도표화 하여 비교하면 아래 <Figure 2>, <Figure 3>과 같다.

전체연령의 월별 교통사고 발생건수는 계절적인 변동이 존재하지만 연도에 따른 발생건수의 증감은 큰 차이가 없는 것으로 보였다. 반면, 고령층에서 발생하는 교통사고 발생건수는 해가 거듭할수록 증가하는 추세이고 계절적인 변동이 존재하는 것으로 확인되었다.



<Figure 2> The Number of Traffic Accident in All Ages

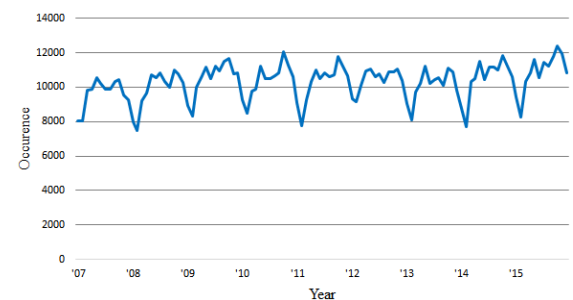


<Figure 3> The Number of Traffic Accident in Elderly

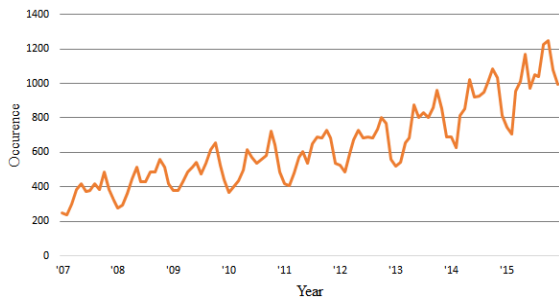
#### 3.1.2 안전운전불이행에 의한 교통사고 발생건수

전체연령에서 발생하는 안전운전불이행에 의한 월별 교통사고 발생건수와 65세 이상의 고령층에서 발생하는 안전운전불이행에 의한 월별 교통사고 발생건수 관측 자료를 시계열 도표화 하여 비교하면 아래 <Figure 4>, <Figure 5>와 같다.

안전운전불이행에 의한 교통사고 발생건수의 시계열 도표는 월별 전체 교통사고 발생건수와 비슷한 추세를 보이며, 전체연령과 고령층 간의 차이도 월별 전체 교통사고 발생건수와 비교했을 때 큰 차이가 없는 것으로 보인다.



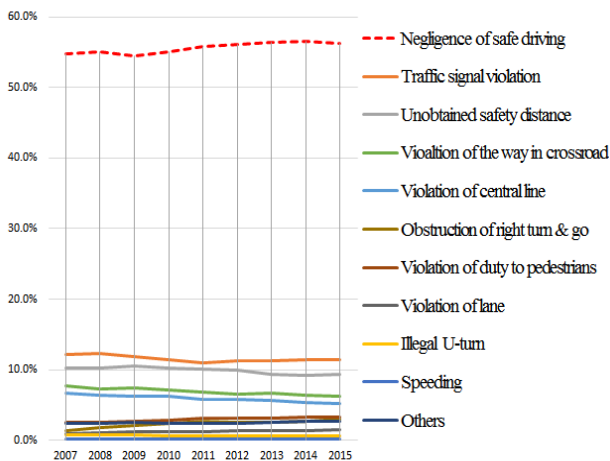
<Figure 4> The Number of Negligence of Safe Driving in All ages



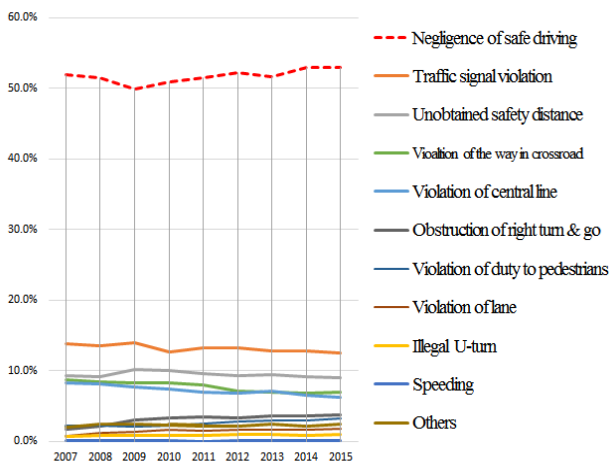
<Figure 5> The Number of Negligence of Safe Driving in Elderly

### 3.1.3 법규위반별 교통사고 발생비율

법규위반별 교통사고 발생비율을 전체연령과 65세 이상 고령층으로 구분하여 비교하면 아래 <Figure 6>, <Figure 7>과 같다.



<Figure 6> Rate of Traffic Accidents Caused by Violation of Regulations in All Ages



<Figure 7> Rate of Traffic Accidents caused by Violation of Regulations in Elderly

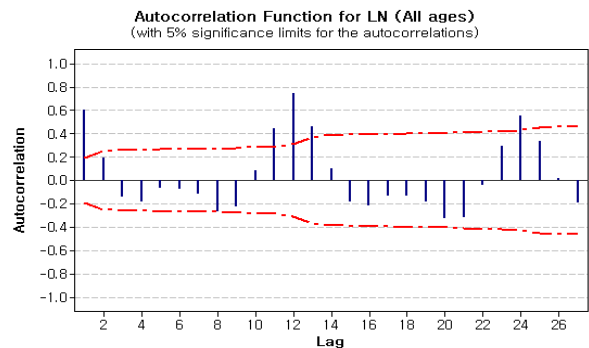
법규위반 중 안전운전불이행에 의한 교통사고 발생비율이 전체연령층과 고령층에서 모두 50% 이상을 차지하였으며, 나머지 요인들은 10% 내외의 수치를 나타내었다.

따라서 안전운전불이행에 의한 교통사고 발생건수가 가장 큰 비중을 차지하고 있으며, 도로통행상 법률로 규정하기 힘든 인적요소에 의한 사고이기 때문에 예측 대상으로 안전운전불이행 항목을 선정함으로써 전체연령과 고령층의 ‘안전운전불이행’에 의한 교통사고 발생건수를 예측하고자 한다.

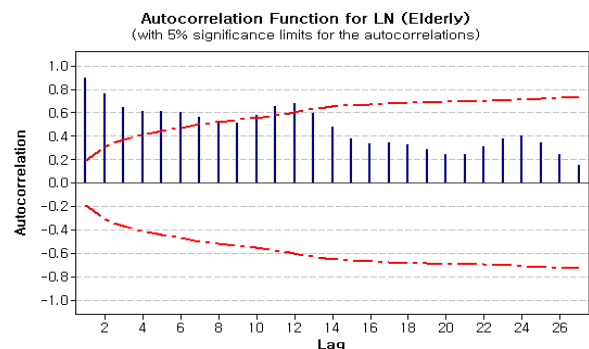
### 3.2 정상성 확인

ARIMA 모형은 정상적인 시계열 자료에만 적용하기 때문에 모형을 식별하기 전에 시계열 도표와 자기상관함수를 이용하여 추세 및 계절성 존재여부를 확인하여 정상성을 확인한다.

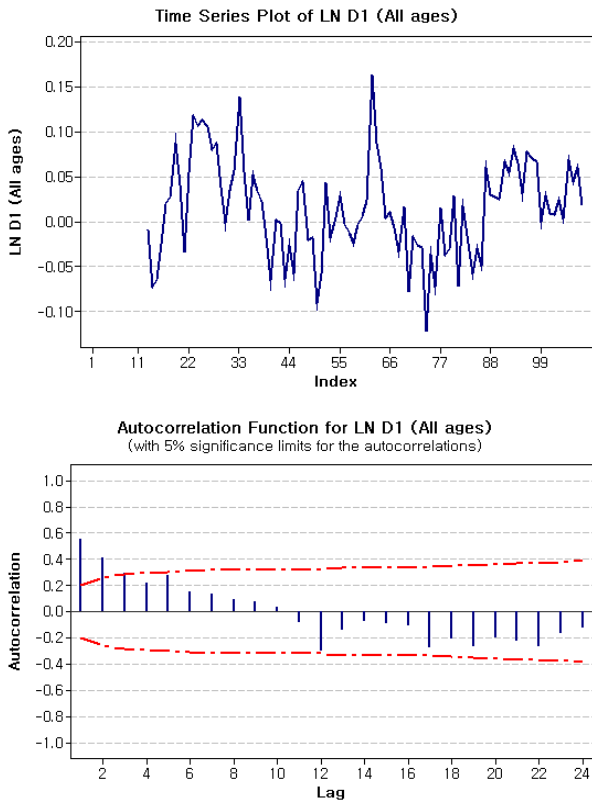
우선 시계열 자료에 자연로그를 취함으로써 변수변환을 통해 분산을 일정하게 만든다. 자연로그로 변수 변환된 전체연령 교통사고건수와 고령층 교통사고건수 시계열의 자기상관함수를 살펴보면 아래 <Figure 8>, <Figure 9>와 같다.



<Figure 8> ACF for Traffic Accidents Transformed by Natural Logarithm in All ages



<Figure 9> ACF for Traffic Accidents Transformed by Natural Logarithm in Elderly



<Figure 10> Time Series Plot of Traffic Accidents in All ages and ACF for Traffic Accidents with 1 Order of Seasonal Difference in All ages

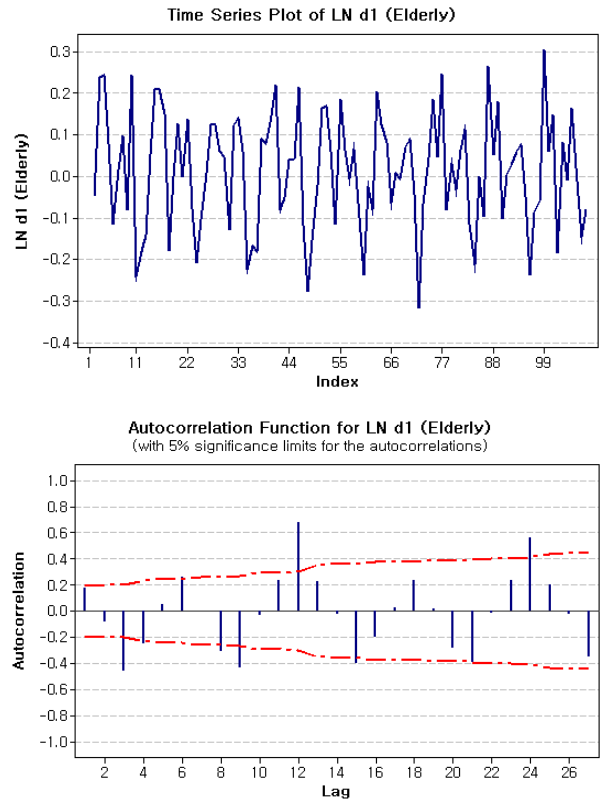
전체연령에 대한 자기상관함수를 보면, 시차 1에서 신뢰한계를 벗어난 스파이크(Spike)가 있으나 시차 12, 시차 24에서 동시에 뚜렷한 스파이크가 발견된다. 따라서 계절적으로 일정한 주기간의 추세가 존재하는 계절적 비정상 시계열로 간주할 수 있으므로, 주기가 12인 계절적 차분이 필요하다.

반면, 고령층에 대한 자기상관함수를 보면, 시차 5 또는 6에 걸쳐 신뢰한계선을 벗어나는 스파이크가 있으므로 평균을 정상화하기 위한 비계절적 차분이 필요하다.

따라서 전체연령에 대한 계절적인 1차 차분(D = 1)을 실시한 시계열 도표와 자기상관함수는 <Figure 10>과 같으며, 고령층에 대한 비계절적인 1차 차분(d = 1)을 실시한 시계열 도표와 자기상관함수는 <Figure 11>과 같다.

<Figure 10>의 시계열 도표를 보면, 평균이 정상적이지 않음을 의심할 수 있으며, 자기상관함수의 t-통계량 절대값이 시차 5 또는 6에 걸쳐 '1.6'까지 유지되기 때문에 평균이 비정상적이라 판단된다. 따라서 비계절적인 1차 차분(d = 1)을 통해 평균을 정상화 한다.

<Figure 11>의 시계열 도표를 보면, 평균은 정상적으로 안정화가 되었음을 알 수 있으며, 자기상관함수의 시



<Figure 11> Time Series Plot of Traffic Accidents in Elderly and ACF for Traffic Accidents with 1 Order of Difference in Elderly

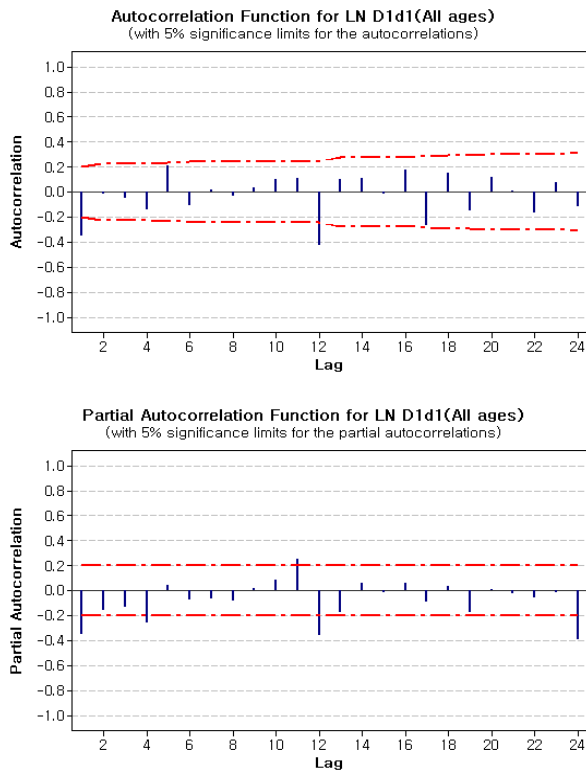
차 12, 시차 24에서 동시에 뚜렷한 스파이크가 발견되기 때문에 계절적인 변동이 존재한다고 할 수 있다. 따라서 주기가 12인 계절적 1차 차분(D = 1)을 통해 계절적인 변동을 제거한다.

### 3.3 모형의 식별

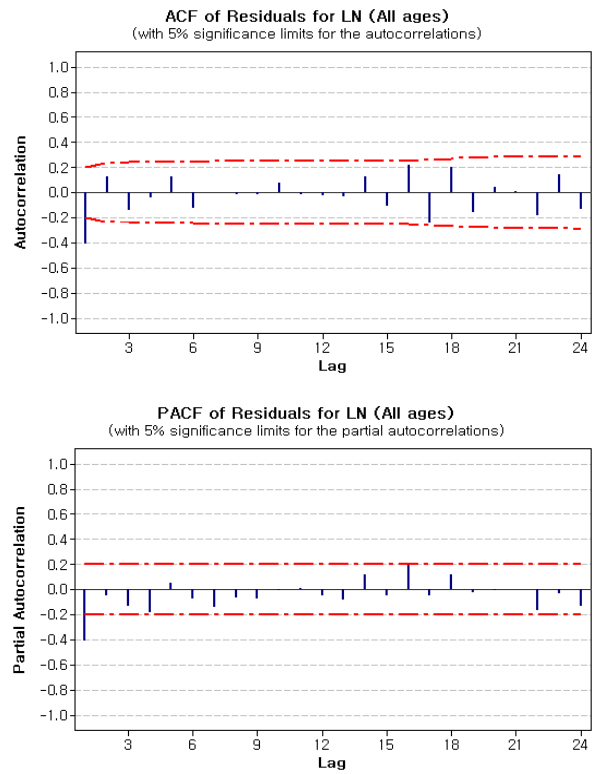
전체연령에 대한 계절 및 비계절적인 1차 차분을 실시한 자기상관함수와 부분자기상관함수를 살펴보면 아래 <Figure 12>와 같으며, 고령층에 대한 계절 및 비계절적인 1차 차분을 실시한 자기상관함수와 부분자기상관함수는 <Figure 13>과 같다.

<Figure 12>를 보면, 자기상관함수는 시차 12 이후 시차 24에서 절단형태를 보이며 부분자기상관함수에서는 시차 12와 시차 24에서 여전히 신뢰한계선을 넘어있음을 알 수 있다.

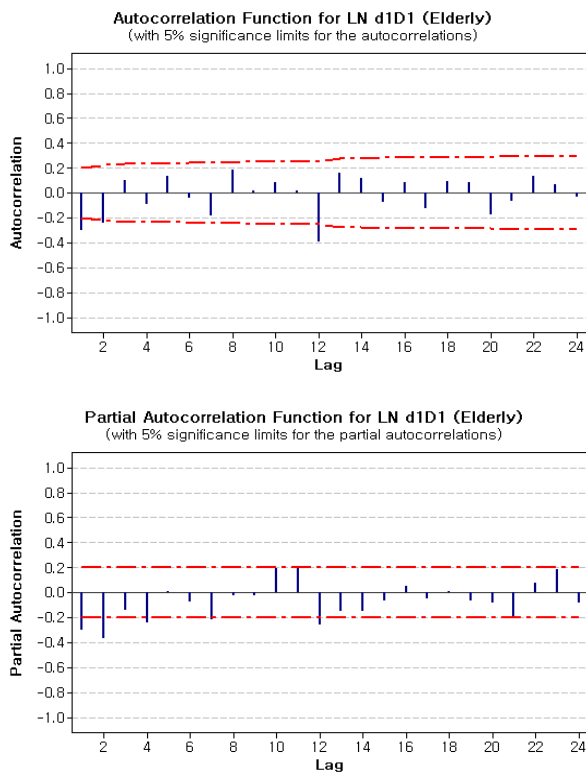
따라서 차수가 1인 계절적 이동평균항(Q = 1)을 포함한  $ARIMA(0,1,0)(0,1,1)_{12}$  모형을 식별할 수 있으며, 모형 추정 후 남아있는 잔차에 대한 자기상관함수와 부분 자기상관함수를 이용하여 비계절적 요소인 자기회귀항 혹은 이동평균항(p 또는 q)을 재식별한다.



<Figure 12> ACF & PACF for Traffic Accidents with 1 Order of Seasonal Difference and Difference in All ages



<Figure 14> ACF & PACF of Residuals for ARIMA(0,1,0)(0,1,1)<sub>12</sub> in All ages



<Figure 13> ACF & PACF for Traffic Accidents with 1 Order of Seasonal Difference and Difference in Elderly

<Figure 13>을 보면, 자기상관함수와 부분자기상관함수 모두 시차 12이후 시차 24에서 절단형태를 보이고 있으나, 자기상관함수에서 좀 더 뚜렷한 절단형태를 보인다.

따라서 차수가 1인 계절적 이동평균함수(Q = 1)을 포함한  $ARMA(0,1,0)(0,1,1)_{12}$  모형을 식별할 수 있으며, 모형 추정 후 남아있는 잔차에 대한 자기상관함수와 부분자기상관함수를 이용하여 비계절적 요소인 자기회귀항 혹은 이동평균함수(p 또는 q)를 재식별한다.

모형 추정 후 전체연령의 잔차에 대한 자기상관함수와 부분자기상관함수는 아래 <Figure 14>와 같으며, 고령층의 잔차에 대한 자기상관함수와 부분자기상관함수는 <Figure 15>와 같다.

<Figure 14>를 보면, 전체연령의 잔차에 대한 자기상관함수와 부분자기상관함수 모두 시차 1이후 시차 2에서 절단형태를 보인다. 또한 두 함수 모두 시차 12, 시차 24에서는 모두 신뢰한계선을 벗어나는 스파이크가 발견되지 않았기 때문에 추가적으로 고려할 계절적인 요소는 없다고 할 수 있다.

따라서 차수가 1인 비계절적 자기회귀항(p = 1)을 포함하는  $ARMA(1,1,0)(0,1,1)_{12}$  모형 혹은 차수가 1인 비계절적 이동평균함수(q = 1)을 포함하는  $ARMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$  모형을 식별할 수 있다.

두 모형의 적합성을 비교하기 위해 모형의 적합성과 관련된 통계량을 알아보면 베이시안 정보 기준(Bayesian Information Criterion : BIC)과 정상 R-제곱 등을 고려할 수 있다. 모형의 차수를 결정하기 위해 차수가 높은 ARIMA 모형에 시계열을 적합 시키면 평균제곱오차는 작아지지만 모수절약의 원칙에 위배가 될 수 있기 때문에 베이시안 정보 기준을 이용하여 높은 차수를 택하는 것에 대한 위험성을 고려하여 객관적으로 모형 후보군을 비교하는 것이 필요하다. 정상 R-제곱의 경우 모형의 정상부분과 단순 평균모형을 비교하는 측도로써, 계절 패턴이 있는 경우 보통 R-제곱 보다 이 측도를 사용하는 것이 정확하다. 정상 R-제곱의 범위는 음의 무한대에서 1까지이며, 음수 값은 고려중인 모형이 기준보다 나쁠 의미하며, 양수 값은 고려중인 모형이 기준보다 좋음을 의미한다.

따라서 베이시안 정보 기준과 정상 R-제곱을 이용하여 비교해보면 아래 <Table 1>과 같다.

<Table 1> BIC of Models in All ages

Model	BIC	R-Square
ARIMA(1,1,0)(0,1,1) <sub>12</sub>	12,114	0.835
ARIMA(0,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	12,075	0.841

\*BIC : Bayesian Information Criteria.

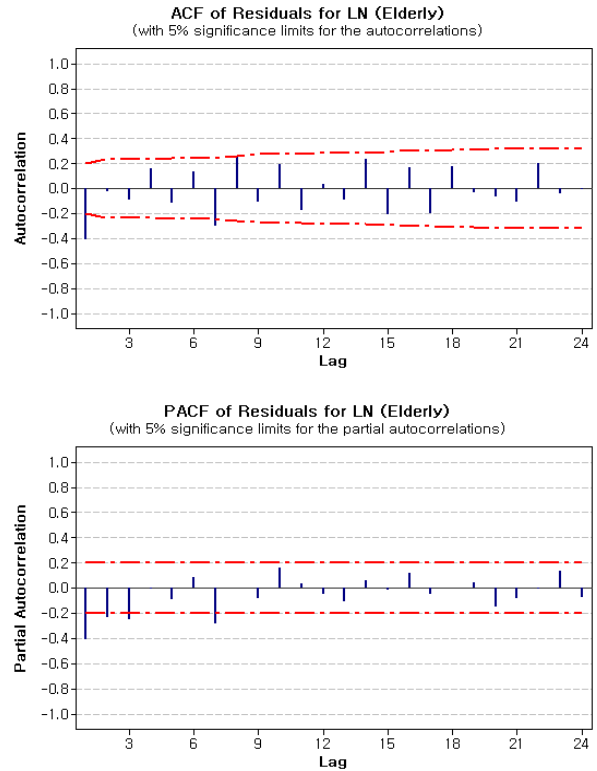
<Table 1>의 결과를 보면, 두 모형의 BIC와 모델의 설명력을 표현하는 R-제곱 값은 큰 차이가 없는 것으로 확인되었고, 상대적으로 BIC 값이 낮은 ARIMA(0,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> 모형을 선택할 수 있으나, Box-Jenkins 모형 구축 절차의 모형 검진단계에서 ARIMA(0,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> 모형의 잔차가 정규성을 따르지 않는다는 결과(P = 0.047)를 확인하였다. 따라서 전체연령의 안전운전불이행에 의한 교통사고 발생건수에 대해서는 ARIMA(1,1,0)(0,1,1)<sub>12</sub> 모형을 최종 모형으로 고려하여 추정한다.

<Figure 15>를 보면, 고령층의 잔차에 대한 자기상관함수는 시차 1이후 시차 2에서 절단형태를 보이며, 부분 자기상관함수는 시차 3이후 시차 4에서 절단형태를 보인다. 또한 두 함수 모두 시차 12, 시차 24에서는 모두 신뢰한계선을 벗어나는 스파이크가 발견되지 않았기 때문에 추가적으로 고려할 계절적인 요소는 없다고 할 수 있다.

따라서 차수가 3인 비계절적 자기회귀항(p = 3)을 포함한 ARIMA(3,1,0)(0,1,1)<sub>12</sub> 모형 혹은 차수가 1인 비계절적 이동평균항(q = 1)을 포함한 ARIMA(0,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> 모형을 식별할 수 있다.

두 모형의 적합성을 비교하기 위해 BIC를 이용하여 비교해보면 <Table 2>와 같다.

<Table 2>의 결과를 보면, 두 모형의 R-제곱 값은 큰 차이가 없으나 ARIMA(0,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> 모형의 BIC 값이



<Figure 15> ACF & PACF of Residuals for ARIMA(0,1,0)(0,1,1)<sub>12</sub> in Elderly

<Table 2> BIC of Models in Elderly

Model	BIC	R-Square
ARIMA(3,1,0)(0,1,1) <sub>12</sub>	7,771	0.961
ARIMA(0,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	7,627	0.962

\*BIC : Bayesian Information Criteria.

비교적 낮은 것으로 확인되었다.

따라서 고령층의 안전운전불이행에 의한 교통사고 발생건수에 대해서는 ARIMA(0,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> 모형을 최종 모형으로 고려하여 추정한다.

### 3.4 모형의 추정

ARIMA 모형의 추정을 위해 일반적으로 사용되는 방법은 세 가지로 나타낼 수 있다. 첫째, 조건부 최소제곱(Conditional Least Squares) 추정법으로 초기의 관측값을 조건화하여 잔차제곱합을 최소화하는 방법이다. 둘째, 비조건부 최소제곱(Unconditional Least Squares) 추정법은 조건부 최소제곱 추정법의 조건 없이 잔차제곱합을 최소화 하는 방법이다. 셋째, 최우추정법(Maximum Likelihood)은 오차항의 분포를 이용하여 우도함수를 최대로 하는 계수를 찾는 방법이다[4].



본 연구에서는 식별단계에서 선정된 모형을 통계 소프트웨어인 Minitab16을 이용하여 최소제곱법으로 모수를 추정하였고, 전체연령에 대한  $ARIMA(1,1,0)(0,1,1)_{12}$  모형의 추정 결과는 아래의 <Table 3>과 같으며, 고령층에 대한  $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$  모형의 추정 결과는 <Table 4>와 같다.

<Table 3> Result of Model Estimation in All ages

Type	Order	Coefficient	SE	T	P
AR	1	-0.4196	0.0952	-4.41	0.000
SMA	12	0.8532	0.0801	10.66	0.000

\*SMA : Seasonal Moving-Average.

<Table 3>을 보면, 전체연령에 대한 추정된 모수의 정상성, 가역성 조건의 만족여부를 점검한 결과  $|\hat{\theta}_1| < 1$ ,  $|\hat{\theta}_{12}| < 1$ 이므로 정상성, 가역성 조건을 모두 만족한다. 또한 추정된 모수의 통계적 유의성을 점검하면, t-검정통계량의 절대값 T가 2보다 크고 P값의 유의확률이 0.05보다 작기 때문에 추정된 계수 모두가 통계적으로 '0'이라는 귀무가설을 기각하게 되므로 통계적으로 유의하다고 할 수 있다.

<Table 4> Result of Model Estimation in Elderly

Type	Order	Coefficient	SE	T	P
MA	1	0.7574	0.0644	11.76	0.000
SMA	12	0.8518	0.0826	10.32	0.000

\*SMA : Seasonal Moving-Average.

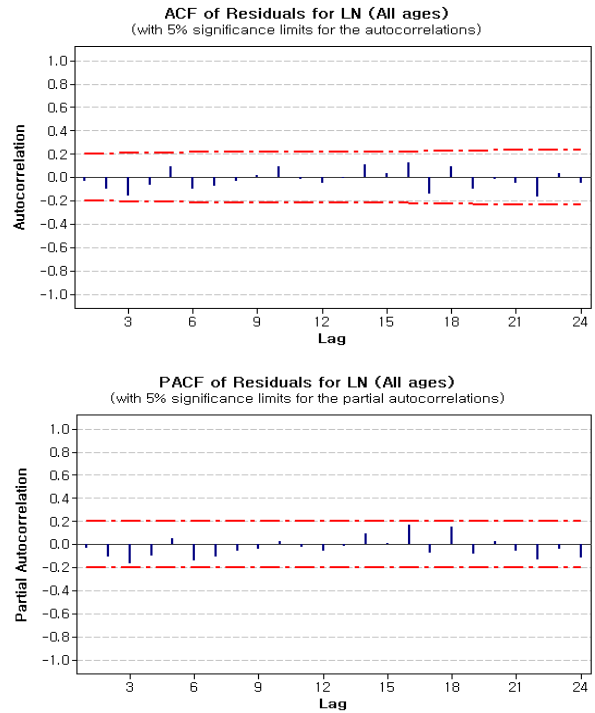
<Table 4>를 보면, 고령층에 대한 추정된 모수의 가역성 조건의 만족여부를 점검한 결과  $|\hat{\theta}_1| < 1$ ,  $|\hat{\theta}_{12}| < 1$ 이므로 가역성 조건을 만족한다. 또한 추정된 모수의 통계적 유의성을 점검하면, t-검정통계량의 절대값 T가 2보다 크고 P값의 유의확률이 0.05보다 작기 때문에 추정된 계수 모두가 통계적으로 '0'이라는 귀무가설을 기각하게 되므로 통계적으로 유의하다고 할 수 있다.

### 3.5 모형의 검진

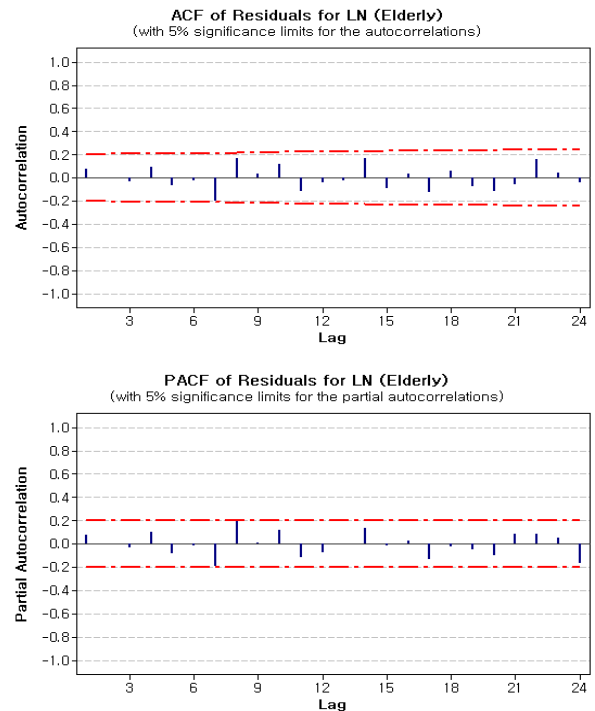
모형의 검진을 통해서 추정된 모형이 관측된 시계열을 잘 반영하고 있는지에 대한 검토가 필요하다. 추정된 모형에서의 잔차는 ARIMA 모형의 백색잡음항을 만족해야하므로 백색잡음이 갖는 세 가지 통계적인 성질(정규성, 독립성, 등분산성)을 가져야 한다[3].

따라서 먼저 잔차의 자기상관함수와 부분자기상관함수를 통하여 추정된 모형의 잔차가 백색잡음항의 독립성을 가지고 있는지 확인하기 위해 전체연령에 대한 잔차의 자기상관함수와 부분자기상관함수를 살펴보면 다음 <Figure

16>과 같으며, 고령층에 대한 잔차의 자기상관함수와 부분자기상관함수를 살펴보면 아래 <Figure 17>과 같다.



<Figure 16> ACF & PACF of Residuals for ARIMA(1,1,0)(0,1,1)<sub>12</sub> in All ages



<Figure 17> ACF & PACF of Residuals for ARIMA(0,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> in Elderly

<Table 5> Q-Statistics of Residuals in All ages

Lag	ACF	Ljung-Box Q-Test	
		LBQ	P
1	-0.0326	0.10	0.752
2	-0.1039	1.17	0.557
3	-0.1554	3.59	0.309
4	-0.0684	4.07	0.397
5	0.0956	5.00	0.416
6	-0.0981	6.00	0.423
7	-0.0747	6.58	0.474
8	-0.0296	6.68	0.572
9	0.0150	6.70	0.668
10	0.0891	7.56	0.672
11	-0.0137	7.58	0.750
12	-0.0529	7.89	0.794
13	-0.0054	7.89	0.851
14	0.1089	9.24	0.815
15	0.0314	9.36	0.858
16	0.1236	11.14	0.801
17	-0.1380	13.39	0.710
18	0.0883	14.32	0.708
19	-0.0984	15.5	0.690
20	-0.0154	15.53	0.745
21	-0.0472	15.8	0.781
22	-0.1657	19.27	0.629
23	0.0333	19.41	0.677

<Table 6> Q-Statistics of Residuals in Elderly

Lag	ACF	Ljung-Box Q-Test	
		LBQ	P
1	0.0730	0.522	0.399
2	0.0023	0.523	0.770
3	-0.0327	0.630	0.890
4	0.0924	1.494	0.828
5	-0.0664	1.945	0.857
6	-0.0277	2.025	0.917
7	-0.1991	6.175	0.519
8	0.1689	9.195	0.326
9	0.0349	9.326	0.408
10	0.1192	10.868	0.368
11	-0.1208	12.470	0.329
12	-0.0397	12.644	0.395
13	-0.0211	12.695	0.472
14	0.1636	15.740	0.330
15	-0.0915	16.704	0.337
16	0.0328	16.830	0.397
17	-0.1219	18.587	0.353
18	0.0621	19.048	0.389
19	-0.0729	19.691	0.413
20	-0.1191	21.433	0.372
21	-0.0558	21.821	0.410
22	0.1584	24.988	0.298
23	0.0426	25.221	0.339

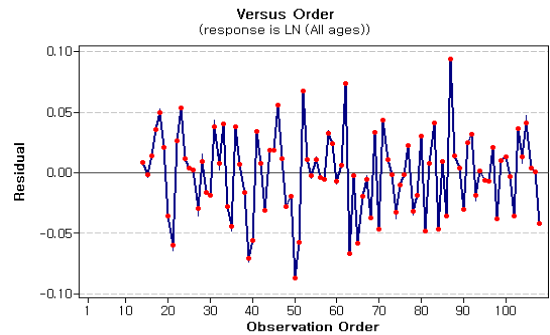
<Figure 16>과 <Figure 17>을 보면, 전체연령과 고령층의 잔차에 대한 자기상관함수와 부분자기상관함수가 모두 단기시차에서 신뢰한계선 밖으로 튀어나오는 스파이크가 발견되지 않았고, 계절주기인 시차 12, 시차 24에서도 스파이크가 발견되지 않았다. 따라서 추정된 모형의 잔차가 백색잡음의 성질을 만족한다고 할 수 있다.

잔차에 대한 Box-Ljung 카이제곱 검정(Ljung-Box Q-Test)을 통하여 모든 시차에 대한 잔차의 자기상관함수가 '0'이라는 귀무가설 하에서 검정통계량을 고려하면 전체연령에 대한 검정통계량은 <Table 5>와 같으며, 고령층에 대한 검정통계량은 <Table 6>과 같다.

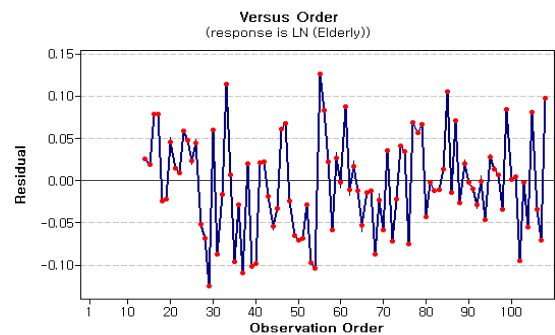
전체연령과 고령층에 대한 LBQ 통계량 값의 p값이 모든 시차에서 유의수준 0.05보다 훨씬 큰 것을 확인할 수 있으므로 잔차들의 자기상관함수는 모든 시차에서 '0'이라는 귀무가설이 채택되었고, 시계열을 잘 설명하고 있는 적합한 모형이라고 볼 수 있다.

다음으로 추정된 모형의 잔차가 백색잡음항의 독립성과 등분산성을 만족시키는지 시간적으로 확인하면 전체연령에 대한 잔차의 순서 그래프는 <Figure 18>과 같으며, 고령층에 대한 잔차의 순서 그래프는 <Figure 19>와 같다.

전체연령과 고령층에 대한 잔차의 순서 그래프는 시간적으로 확인했을 때 모두 백색잡음의 형태를 보이고 있기 때문에 백색잡음이라고 판단된다.

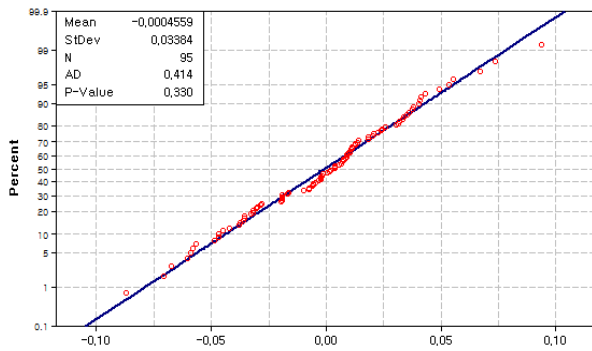


<Figure 18> Versus Order Plot of Residuals for ARIMA(1,1,0) (0,1,1)<sub>12</sub> in All ages



<Figure 19> Versus Order Plot of Residuals for ARIMA(0,1,1) (0,1,1)<sub>12</sub> in Elderly

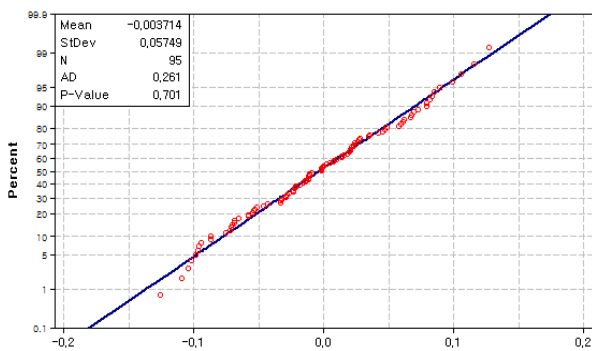
마지막으로 추정된 모형의 잔차가 백색잡음항의 정규성을 가지고 있는지 확인하기 위해 정규확률도를 살펴보면 전체연령에 대한 잔차의 정규확률도는 아래 <Figure 20>과 같으며, 고령층에 대한 잔차의 정규확률도는 <Figure 21>과 같다.



<Figure 20> Normal Probability Plot of Residuals for ARIMA (1,1,0)(0,1,1)<sub>12</sub> in All ages

<Figure 20>을 보면, 전체연령에 대한 AD 검정통계량의 p값이 0.330으로 유의수준 0.05보다 훨씬 크기 때문에 “백색잡음이 정규모집단에서 추출되었다”라는 귀무가설을 채택하게 되므로 추정된 모형의 잔차가 백색잡음의 성질인 정규성을 만족한다고 할 수 있다.

따라서 시계열 자료인 ‘전체연령의 안전운전불이행에 의한 교통사고 발생건수’에 대한 적절한 예측 모형으로 ARIMA(1,1,0)(0,1,1)<sub>12</sub> 모형을 고려할 수 있다.



<Figure 21> Normal Probability Plot of Residuals for ARIMA (0,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> in Elderly

<Figure 21>을 보면, 고령층에 대한 AD 검정통계량의 p값이 0.701로 유의수준 0.05보다 훨씬 크기 때문에 “백색잡음이 정규모집단에서 추출되었다”라는 귀무가설을 채택하게 되므로 추정된 모형의 잔차가 백색잡음의 성질인 정규성을 만족한다고 할 수 있다.

따라서 시계열 자료인 ‘전체연령의 안전운전불이행에

의한 교통사고 발생건수’에 대한 적절한 예측 모형으로 ARIMA(0,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> 모형을 고려할 수 있다.

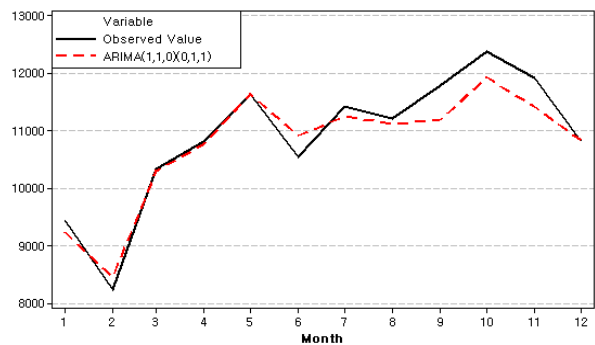
### 3.6 최적모형 선정 및 예측

Box-Jenkins의 모형구축절차를 거쳐 모수절약의 원칙, 자기상관함수와 부분자기상관함수, BIC 등을 고려하고, 추가적으로 고려해볼만한 모형을 추가하여 전체연령에 대한 교통사고 발생건수의 예측모형 3가지와 고령층에 대한 교통사고 발생건수 예측모형 4가지를 선정하였다. 선정된 모형에 대해서는 각 모형의 예측력을 비교하여 최종적인 모형을 선택해야 한다. 따라서 최근 10% 자료에 해당하는 2015년 교통사고 발생건수 관측치를 제거하여 예측한 뒤, 실제 관측치와 비교하여 MAE(Mean Absolute Error)와 MAPE(Mean Absolute Percentage Error)를 통해 모형의 예측력을 판단할 수 있는데, MAPE가 10% 이하일 때 정확한 예측이라 할 수 있으며 최종 모형으로 고려할 수 있다[5].

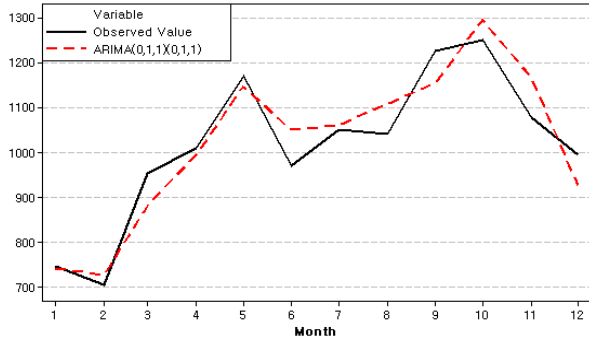
전체연령과 고령층에 대한 최근 10% 예측치와 실제 관측치에 대한 MAPE 값은 <Table 7>과 같으며, 이를 그래프로 나타내면 전체연령에 대한 최근 10% 예측 그래프는 아래 <Figure 22>와 같고, 고령층에 대한 최근 10% 예측 그래프는 <Figure 23>과 같다.

<Table 7> Model MAPE of both Two Groups

Group	Model	MAE	MAPE
All ages	ARIMA(2,0,0)(1,1,0) <sub>12</sub>	455.60	3.96%
	<b>ARIMA(1,1,0)(0,1,1)<sub>12</sub></b>	<b>227.95</b>	<b>2.03%</b>
	ARIMA(0,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	236.46	2.10%
Elderly	ARIMA(2,1,0)(1,1,0) <sub>12</sub>	61.78	6.00%
	ARIMA(0,1,2)(1,1,0) <sub>12</sub>	56.68	5.52%
	<b>ARIMA(0,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub></b>	<b>51.40</b>	<b>4.96%</b>



<Figure 22> Forecast Plot of 2015's Traffic Accidents in All ages



<Figure 23> Forecast Plot of 2015's Traffic Accidents in Elderly

<Table 7>에서 전체연령에 대한 예측모형으로 모수가 가장 적으며 예측치의 정확도인 MAPE가 가장 낮은  $ARIMA(1,1,0)(0,1,1)_{12}$  모형을 최종 모형으로 선정하고, 고령층에 대한 예측모형으로는 MAPE는 가장 낮은 값과 비교했을 때 다소 크지만 모수절약의 원칙에 따라 보다 적은 모수를 포함하고 있는  $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$  모형을 최종 모형으로 선정한다.

따라서 전체연령과 고령층에 대한 계절 ARIMA 예측모형을 정리하면 전체연령에 대한 모형의 추정 값과 고령층에 대한 모형 추정 값은 <Table 8>과 같다.

<Table 8> Summary Results

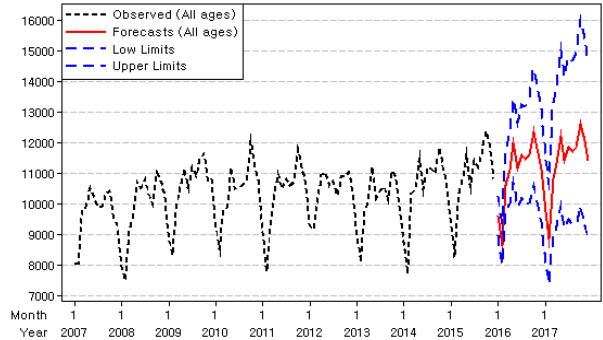
Group	Model	Parameters
All ages	$\phi_1(B)(1-B^{12})(1-B)Z_t = \theta_1(B^{12})\epsilon_t$	$\phi_1 = -0.4196$ $\theta_1 = 0.8532$
Elderly	$(1-B^{12})(1-B)Z_t = \theta_1(B^{12})\theta_1(B)\epsilon_t$	$\theta_1 = 0.7574$ $\theta_1 = 0.8518$

따라서 선정된 두 모형을 이용하여 2016, 2017년의 안전운전불이행에 의한 교통사고 발생건수를 예측한다.

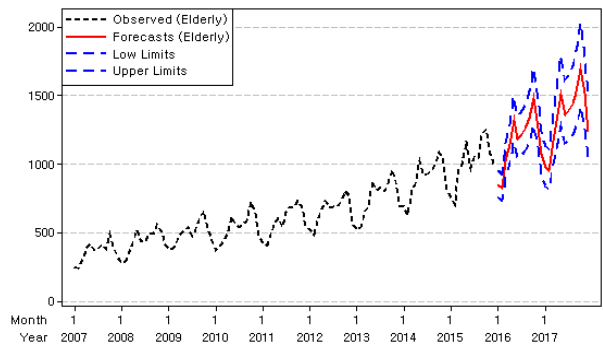
전체연령의 안전운전불이행에 의한 교통사고 발생건수 예측값의 시계열 도표는 아래의 <Figure 24>와 같으며, 고령층의 안전운전불이행에 의한 교통사고 발생건수 예측값의 시계열 도표는 <Figure 25>와 같다.

<Figure 24>를 보면, 전체연령의 안전운전불이행에 의한 교통사고 발생건수는 소폭으로 증가하는 추세임을 알 수 있다. 2016년 9월까지의 교통사고 발생건수 자료는 명확하게 집계되지 않았지만 앞서 2015년 자료의 예측력을 검증하였고 가장 적합한 모형인  $ARIMA(1,1,0)(0,1,1)_{12}$  모형으로 예측하였기 때문에 충분한 신뢰성을 가진다고 볼 수 있다.

<Figure 25>를 보면, 고령층의 안전운전불이행에 의한 교통사고 발생건수는 점진적으로 증가폭이 커지는 추세임을 알 수 있다. 전체연령의 교통사고 발생건수와 마찬가지로 2016년 9월까지의 교통사고 발생건수 자료는 명확하게



<Figure 24> Forecast Plot of Two-Years Traffic Accidents in All ages



<Figure 25> Forecast Plot of Two-Years Traffic Accidents in Elderly

집계되지 않았지만 앞서 2015년 자료의 예측력을 검증하였고 가장 적합한 모형인  $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$  모형으로 예측하였기 때문에 충분히 신뢰성을 가진다고 볼 수 있다. 전체연령과 고령층의 안전운전불이행에 의한 교통사고 발생건수의 2017년 예측치는 아래의 <Table 9>와 같다.

<Table 9> Forecast Table of 2017's Traffic Accidents both All ages and Elderly

Date	All ages			Elderly		
	Lower Limits	Fore-casts	Upper Limits	Lower Limits	Fore-casts	Upper Limits
01	8168	9754	11648	837	975	1136
02	7361	8859	10660	813	950	1110
03	8939	10841	13148	1000	1172	1374
04	9276	11333	13847	1113	1309	1539
05	9946	12238	15059	1282	1511	1783
06	9222	11426	14156	1152	1363	1612
07	9508	11859	14792	1173	1392	1651
08	9327	11709	14700	1212	1442	1716
09	9387	11859	14982	1283	1530	1826
10	9923	12614	16033	1415	1693	2026
11	9448	12081	15449	1264	1517	1820
12	8855	11389	14649	1021	1229	1479

## 4. 결 론

### 4.1 분석결과

본 연구에서는 안전운전불이행에 의한 교통사고에 대하여 두 가지 관점인 전체연령 측면과 고령층 측면에서 발생건수의 적합한 예측모형과 예측치를 제시함으로써 향후 정책수립에 도움을 줄 수 있는 시사점을 제공하기 위해 분석연구를 수행하였다.

전체연령의 안전운전 불이행에 의한 교통사고 발생건수는 2017년 총 135962건으로 2015년에 비해 약 4% 증가하였으나, 고령층 사고건수의 경우 2017년 총 16083건으로 2015년에 비해 약 32%가 증가할 것으로 예상된다. 하지만 월별 교통사고건수 자료가 2007년 이전에는 집계되지 않았기 때문에 예측을 위한 자료량에는 한계가 있었으나, 최소 50개의 관측자료를 필요로 하는 ARIMA 모형의 조건에는 만족하였으므로 예측에 있어서 문제가 되는 사항은 발견되지 않았다. 따라서 이러한 고령층의 안전운전불이행에 따른 사고건수가 매년 큰 폭으로 증가함에 따라 사고를 줄이기 위한 해결방안에 대한 연구가 필요하며, 안전운전불이행에 의한 교통사고 발생이 전체적인 연령대에서 모두 높은 비율을 차지하고 있기 때문에 사고 요인에 대한 분석 연구 또한 필요하다.

### 4.2 정책 제언

일반적으로 안전운전불이행은 도로교통상에서 발생하는 모든 행위를 법률로써 규정하기 어렵기 때문에 만든 추상적인 의무 규정으로 신호위반과 같은 구체적인 개별적인 항목으로 정의되지 않고, 운전이 집중하지 못하는 전방주시태만이나 안전 불감증 등으로 분류되고 있

다. 이러한 불분명한 안전운전불이행을 세부적인 유형과 원인에 대한 기초연구를 국내에서 실시하였으며, 교통안전공단에서 제시한 안전운전불이행의 유형별 분류내용은 <Table 10>과 같다.

안전운전불이행의 세부 유형을 보면, 크게 운전자의 운전습관 및 성향, 운전 중 운전자의 행동, 운전미숙 등으로 구분할 수 있으며, 구분된 유형을 심리적, 생리적, 행태적 요소로 나누어 각 요소에 해당하는 심도 있는 후속연구와 맞춤형 안전관리 대책을 수립할 필요가 있다[2].

한편, 고령자의 특성을 보면 나이가 들어감에 따라 근육의 근력도 비고령자에 비해 최소 9%에서 최대 59% 정도 저하된 근력을 보이며, 근육을 구성하는 세포의 수는 그대로 유지되지만 근육의 크기와 신축성이 떨어져 브레이크 페달을 밟는 동작과 같이 민첩성이 요구되는 운전 기능이 떨어지게 된다[14]. 즉, 고령운전자 사고 발생의 주요요인은 노화에 따른 심신기능의 퇴화와 조작능력 저하, 청력이나 시각 능력저하 등에서 발생하는 문제에 따른 것이라고 할 수 있다.

따라서 고령운전자 사고 감소를 위해서 차량의 경우 주변운전자들에게 고령운전자임을 알리는 스티커를 부착하게 함으로써 주변 운전자들의 배려를 유도하는 방안과 고령운전자의 신체적 정신적 노화를 고려한 교통안전 시설물의 크기 및 가시성 강화 등의 시설물 개선 및 보완 등을 들 수 있다[1].

구체적으로 각종 도로교통시설물에 대하여 글씨의 위치, 크기, 휘도 등을 보다 높게 적용하는 도로교통법 개정이 필요하며, 도로이정표, 노면표지, 안전표지 등과 같은 시설물에 대한 시인성을 확보하고, 신호등, 발광형 횡단보도, 야광 차선표시, 야간 조명시설 등의 기능적인 확대도 필요하다.

또한, 교통안전의식의 부족으로 인한 사고를 줄이기 위한 대책으로는 외국의 사례와 같이 고령운전자의 운전면허 갱신주기 단축 및 적성검사 내용을 강화하여 고령층의 좁아진 시야, 감소된 반응속도 등의 신체노화를 대비한 제도 개선방안을 들 수 있다[10].

추가적으로, 이동복지서비스 및 대체교통수단도 좋은 개선방안으로 생각할 수 있다. 고령층의 자율적인 이동을 위한 차량운전은 위험한 행동이 될 수 있다는 것이 문제이다. 따라서 고령자의 자가운전 보다는 이동복지서비스 및 교통수단 확보를 통해서 자연스럽게 대체교통수단 이용을 통하여 편리함을 제공하고, 고령층의 이동성을 유지함으로써 운전수요 자체를 감소하는 방안을 고려할 수 있다[8].

본 연구에서는 전체연령과 고령층의 안전운전불이행에 의한 교통사고 발생건수에 대한 적합한 예측모형을 찾고, 2017년까지의 교통사고 발생건수를 예측함으로써 전체연령과 고령층의 사고 발생 추이를 비교할 수 있었

<Table 10> Types of Negligence of Safe Driving[2]

Type	Contents	Details
Psychological Factor	- Driver's Attitude - Abnormal Decision - Driver's Tendency - Personal Stress	- Unskilled Driving - Defective Control in Brake or Wheel - Wild Driving - Distracting Thoughts
Physiological Factor	- Defect of Sight - Defect of Hearing - Decline of Kinesthetic caused by Ageing	- Decline of Cognitive Response - Tiredness, Sleepiness - Convulsion, Pain
Behavioral Factor	- Neglect Focusing the Front - Unnecessary Driving Habit or Behavior - Operating Devices	- Using Cell Phone - Watching DMB - Operating Radio or Navigation - Joke in Vehicle - Smoking, Eating

고, 법규위반별 교통사고 발생건수 중 절반이상의 비율을 차지하는 안전운전불이행 항목을 다룸으로써 안전운전불이행이 초래하는 교통사고의 위험성, 지속적으로 높아지는 고령운전자의 교통사고의 심각성 등을 되짚어 볼 수 있는 시사점을 제공하였다. 그러나 다양한 법규위반의 모든 종류를 포함하지는 않았으며, 고령층과 전체연령 두 그룹에서만 예측을 수행하였기 때문에 좀 더 세부적으로 나눈 연령층에 대한 예측분석이 필요할 것이고, 안전운전불이행 이외의 다른 법규위반에 의한 교통사고 발생건수에 대한 예측 또한 필요할 것이다. 더 나아가 법규위반별 교통사고 이외에도 시간대별, 요일별, 도로형태별, 사고유형별, 차량종류별, 도로종류별 교통사고 발생건수에 대한 예측 또한 필요할 것으로 판단된다. 따라서 앞서 언급한 다른 유형에 대한 예측분석을 통해 연구의 범위를 넓힘으로써 좀 더 자세하고 명확한 교통사고 감소에 대한 대책방안을 마련한다면 미래의 고령층 및 각 연령대에서 발생하는 교통사고 발생건수를 효과적으로 감소시킬 수 있을 것 이라고 판단된다.

## Acknowledgement

This study has been partially supported by a Research Fund of the Brain Korea 21 Plus Project(Kumoh National Institute of Technology), Korea.

## References

- [1] Chang et al., Traffic Accident Analysis of Older Drivers, *Journal of Korean Society of Transportation*, 2007, pp. 249-258.
- [2] Cho, J.H., A Study on types and causes of distracted driving, Korea Transportation Safety Authority, 2012.
- [3] Chung, D.B. and Yoon, J.S., The Analysis of Demand Forecasting using Minitab, Gunpo-si, Gyeong gi-do, Korea : Eraetech, 2007, pp. 57-70.
- [4] Chung, D.J., Forecasting Manpower Demand on Aged-Friendly Industry in Busan : Using ARIMA Model, *Journal of Social Science Review*, 2012, Vol. 43, No. 2, pp. 1-19.
- [5] Han, G.J., SPSS Application-Forecasting and Time-series Analysis, 1st ed, Seoul, Korea : Baeksan Publication, 2015, pp. 287-302.
- [6] Han, S.J. and Kim, K.J., Road Accident Trends Analysis with Time Series Models for Various Road Types, *International Journal of Highway Engineering*, 2012, Vol. 9, No. 3, pp. 1-12.
- [7] Kim, H.K. and Kim, T.S., Time-Series Analysis and Prediction Theory, 1st ed, Seoul, Korea : Kyungmoonsa, 2003, pp. 92-100.
- [8] Kim, K.B., The Characteristics of Traffic Accidents and Reduction Methods by Elderly Drivers to Prepare for the Aging Society-Focused on Jeju, *Journal of The Korea Contents Association*, 2014, Vol. 14, No. 7, pp. 151-160.
- [9] Kwon, S.H. and Oh, H.S., Short-term Forecasting of Power Demand based on AREA, *Journal of Society of Korea Industrial and Systems Engineering*, 2016, Vol. 39, No. 1, pp. 25-30.
- [10] Lee, H.J., Traffic Safety Measure Establishment on Cause for Elderly People Traffic Accident, Ministry of Land, Infrastructure and Transport, 2011.
- [11] Park, J.H. and Kim, S.G., Development of Accident Forecasting Models in Freeway Tunnels using Multiple Linear Regression Analysis, *The Journal of the Korea Institute of Intelligent Transport Systems*, 2012, Vol. 11, No. 6, pp. 145-154.
- [12] Park, S.J. and Jeon, T.J., A study on Introduction of Box-Jenkins Prediction Method, *Journal of The Korea Management Science Review*, 1984, Vol. 1, No. 1, pp. 68-80.
- [13] Sun, I.S., An ARIMA model based Prediction study on Storage and Warehousing business, *Journal of Korean Review of Management Consulting*, 2015, Vol. 6, No. 1, pp. 77-91.
- [14] Yoo, J.H. and Choi, K.I., A Comparative Analysis on Characteristics between Elder Drivers and Younger Drivers by Accident Types : With Commercial Vehicles, *Journal of Transportation Technology and Policy*, 2013, Vol. 10, No. 5, pp. 11-25.

## ORCID

- Jae-Moon Kim | <http://orcid.org/0000-0001-7224-9399>  
 Sung-Ho Chang | <http://orcid.org/0000-0002-9758-2902>  
 Sung-Soo Kim | <http://orcid.org/0000-0002-6613-8454>