



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

제126회 석사학위논문
지도교수 성 병 찬

그룹 시계열 분석을 이용한
지역별 교통사고 발생건수 예측

Grouped time series forecasting with an application
to regional traffic accident counts

중앙대학교 대학원

통계학과 통계학전공

이 주 은

2017년 2월

그룹 시계열 분석을 이용한 지역별 교통사고 발생건수 예측

Grouped time series forecasting with an application
to regional traffic accident counts

이 논문을 석사학위논문으로 제출함

2017년 2월

중앙대학교 대학원

통계학과 통계학전공

이 주 은

이주은의 석사학위논문으로 인정함

심사위원장 _____ (인)

심 사 위 원 _____ (인)

심 사 위 원 _____ (인)

중앙대학교 대학원

2017년 2월

목 차

제1장 서 론	1
제2장 계층적 예측 방법	3
제1절 표기법	3
제2절 상향식 방법	6
제3절 최적조합 방법	7
제3장 실증분석	10
제1절 자료	10
제2절 예측 결과	12
제3절 Friedman 검정에 의한 예측 성과 비교	19
제4절 Nemenyi 검정에 의한 예측 성과 비교	23
제4장 결 론	26
참고문헌	27
국문초록	30
ABSTRACT	31

표 목 차

Table 1. Hierarchy of Korean traffic accident counts	11
Table 2. MAPE for out-of-sample forecasts of the grouped time-series methods using ARIMA model applied to Korean traffic accident counts	14
Table 3. MAPE for out-of-sample forecasts of the grouped time-series methods using ETS model applied to Korean traffic accident counts	17
Table 4. Ranks of forecast errors by method and horizon using ARIMA model	20
Table 5. Ranks of forecast errors by method and horizon using ETS model	22
Table 6. p-values of the Nemenyi's test statistics to test statistical significance of the forecast accuracy among methods using ARIMA model	24
Table 7. p-values of the Nemenyi's test statistics to test statistical significance of the forecast accuracy among methods using ETS model.	25

그림목차

Figure 1. Two-level hierarchical structure	3
Figure 2. Plot of series at each level of hierarchy	11
Figure 3. Plot of MAPE for all hierarchical levels using ARIMA model	16
Figure 4. Plot of MAPE for all hierarchical levels using ETS model	19

제1장 서론

최근 데이터의 수집과 저장의 발전으로 구조적으로 계층화 또는 집단화 되어있는 다중시계열에 대한 관심이 대두되었다. 다중시계열이 성별, 지리, 또는 제품 종류와 같은 범위에 따라 계층적 구조를 가지고 있는 여러 연관된 시계열로 분해될 수 있다는 점은 계층적 시계열을 어떻게 모형화할 것이며 예측할 것인가에 대한 문제로 이어졌다.

예측 분야에서 계층화 또는 그룹화 시계열의 분석은 비교적 최근에 관심을 받게 된 주제로써 다양한 분야에서 응용되고 있다(Dunn et al., 1971, 1976; Fliedner 2001; Marcellino et al., 2003; Athanasopoulos et al., 2009). 거시 경제학의 예측에서는 Stone 등(1942)과 Weale(1988)이 국민경제계산(national economic account)을 생산, 수입과 지출, 자본 거래로 분해하였다. 생산은 다시 영국에서의 생산과 기타 나머지 세계 국가에 대한 생산으로 분류되며, 수입과 지출 및 자본 거래는 사람, 회사, 공기업, 정부기관과 기타로 분류된다. 이 예는 분해되는 순서가 유일하다는 점으로부터 계층적 시계열이다. 인구통계학의 예측에서는 호주의 사망자수가 성별, 그리고 더 나아가 호주의 주로 분류된다. 이는 그룹 시계열이라고 불리며 유일한 계층 구조를 가지고 있지 않는 계층적 시계열 모형이다. 다시 말해 호주의 사망자수가 먼저 호주의 주로 나누어지고 그 다음으로 성별로 나누어질 수도 있는 것처럼 분해되는 순서가 중요하지 않다.

그룹 시계열 예측에 대한 논의는 주로 상향식 방법과 최적조합 방법으로 진행된다(Shang et al., 2013). 상향식 방법은 최하위 계층의 시계열을 예측한 후 이를 위로 합치면서 높은 단계의 예측을 얻어내는 방법이다(Kahn, 1998). 또한 선형회귀모형의 보통최소제곱추정량을 사용하여 Hyndman 등(2011)은 최적조합 방법을

제안하였다. 이 두 방법을 사용하면 최하위 계층의 예측은 어떠한 조율 없이 상위 단계로 일정하게 더해진다. 따라서 잠재적으로 예측 정확도를 높일 수 있으며, 독립적인 기준 예측과 조정 없이 비교가 가능하다(Fair & Shiller, 1990; Zellner & Tobias, 2000; Marcellino et al., 2003; Hubrich, 2005).

본 논문에서는 그룹 시계열에 적합한 대표적인 두 가지 방법을 소개하고 실증 분석을 통하여 그 효율성을 비교한다. 본 논문은 총 4장으로 구성되어 있으며, 2장에서 상향식 방법과 최적조합 방법에 의한 예측을 설명하고 3장에서는 교통사고 발생건수를 활용하여 두 예측 방법을 비교하였다. 마지막 4장에서는 결과를 정리하였다.

제2장 계층적 예측 방법

제1절 표기법

최상위 단계(top level) (단계 0 (level 0))는 완전히 통합된 총계열을 나타내며, 단계 1(level 1)은 첫 분해 계열을 나타내는 것과 같은 다단계 계층을 고려하였다. 다음과 같은 예에서 볼 수 있듯이 A는 단계 1에서의 A계열을 나타내고, AB는 단계 1의 A계열에 속한 단계 2에서의 B계열을 나타낸다. Figure 1.에서 두 단계의 계층 구조를 도식화 하여 표현하였다.

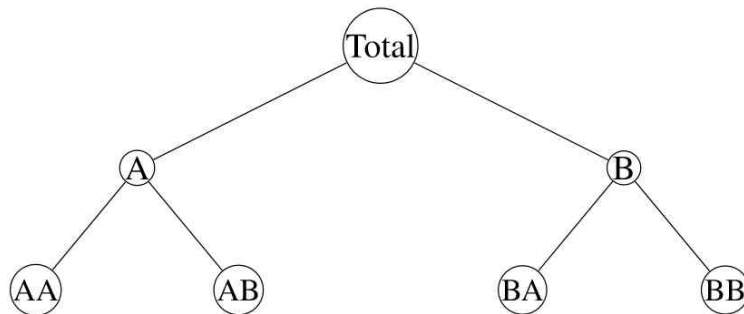


Figure 1. Two-level hierarchical structure

Y_t 는 시간 $t=1,2, \dots, n$ 에서 통합된 모든 계열을 나타내며, $Y_{s,t}$ 는 계층 나무의 s 번째 마디에 해당되는 t 시점에서의 시계열 관측 값이다.

따라서 Figure 1.은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$Y_{Total,t} = Y_{A,t} + Y_{B,t}, \quad Y_{A,t} = Y_{AA,t} + Y_{AB,t}$$

이로부터 상위 단계의 관측 값들은 아래 단계의 계열의 합으로 얻어진다는 것을 확인할 수 있다. 또한, 계층 구조를 행렬 표기를 이용하여 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$Y_t = [Y_t, Y'_{1,t}, \dots, Y'_{K,t}]'$$

여기서 $Y_{s,t}$ 는 시간 t , 단계 s 에서의 모든 벡터 관측 값들을 나타내며, '는 행렬 전치를 나타낸다. 모든 시간 t 에서 하위 수준 계열의 관측 값들은 상위 계층의 관측 값들과 합해지고, 이를 Summing matrix로 불리는 $m \times m_K$ 행렬로 나타내면 다음과 같다.

$$Y_t = SY_{K,t}$$

S 는 $m \times m_K$ 행렬의 Summing matrix이고, $m = 1 + m_1 + \dots + m_K$ 은 총 계열 수 (Figure 1.에서의 계층 구조에서는 $2^2 + 2^1 + 2^0 = 7$)를 나타내며, m_K 는 최하위 단계(bottom-level)에서의 총 계열 수($2^2 = 4$)를 나타낸다. 최하위 단계의 계열이 어떻게 통합되었는지를 설명해주는 Summing matrix S 는 계층 구조 내에서 항상 일정하다. Summing matrix S 를 이용하여 Figure 1.에서의 계층을 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} Y_t \\ Y_{A,t} \\ Y_{B,t} \\ Y_{AA,t} \\ Y_{AB,t} \\ Y_{BA,t} \\ Y_{BB,t} \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}}_S \begin{bmatrix} Y_{AA,t} \\ Y_{AB,t} \\ Y_{BA,t} \\ Y_{BB,t} \end{bmatrix}$$

시간 n 까지의 주어진 정보를 바탕으로 m 개의 독립적인 예측을 예측 시점 $n+h, \dots, n+w$ (단, h 는 예측 범위를 의미하며 $w \geq h$ 는 예측 시점의 마지막 연도를 나타낸다.)에서 각 단계의 각 계열에 대해 예측을 하였다. 예측 표기법으로 $\hat{Y}_{0,h}$ 는 예측 시점 내의 총계열에 대한 h 시점 후(h -step-ahead) 예측을, $\hat{Y}_{A,h}$ 는 A계열에 대한 h 시점 후 예측을, $\hat{Y}_{AA,h}$ 는 AA계열에 대한 h 시점 후 예측을 나타낸다. 이와 같은 기준 예측은 일정한 계층 구조를 갖추어, 모든 계층에 대한 최종 예측으로 합쳐진다. 이를 수정 예측(revised forecast)이라고 하며 단계 $s=1, \dots, K$ 에 대해 $\bar{Y}_{0,h}$ 와 $\bar{Y}_{s,h}$ 같이 표현한다. 데이터가 그룹화 되어 있을 경우에는 각 그룹의 예측은 반드시 그룹을 형성하는 각 계열의 예측과 동일해야 한다.

수정 예측을 얻기 위한 계층적 시계열 예측은 top-down 방법, 상향식 방법, 그리고 이들의 합인 middle-out 방법 등 여러가지 기준 예측의 통합 방법이 존재한다. 하지만 이들 방법은 각 단계에서의 계열의 상관관계를 고려하지 않는다. 이를 해결하기 위해 Hyndman 등(2011)은 최적 계층 예측(optimal hierarchical forecasting)을 제안하였다. 본 논문에서는 상향식 방법과 최적조합 방법의 두 가지 접근법을 제시한다.

제2절 상향식 방법

가장 일반적으로 계층적 예측에 사용되는 방법은 상향식 방법이다(Kinney, 1971; Dangerfield & Morris, 1992; Zellner & Tobias, 2000). 이 방법은 먼저 독립적으로 계층 내 최하위 단계의 각 시계열에 대해 예측을 생성한 후, 전체 계층에 대한 수정 예측을 얻기 위해 위로 합쳐진다. Figure 1.을 고려하여 먼저 최하위 단계의 계열에 대해 독립적인 h 시점 후 예측을 생성한 후, 이를 각각 $\hat{Y}_{AA,h}$, $\hat{Y}_{AB,h}$, $\hat{Y}_{BA,h}$, $\hat{Y}_{BB,h}$ 라고 한다. 이를 위 단계의 계층으로 통합함으로써 나머지 계열에 대한 h 시점 후 예측을 얻을 수 있다.

$$\bar{Y}_{A,h} = \bar{Y}_{AA,h} + \bar{Y}_{AB,h},$$

$$\bar{Y}_{B,h} = \bar{Y}_{BA,h} + \bar{Y}_{BB,h},$$

$$\bar{Y}_h = \bar{Y}_{A,h} + \bar{Y}_{B,h}$$

상향식 방법에서 최하위 단계 계열에 대한 수정 예측은 기준 예측과 동일하다.

상향식 방법을 summing matrix를 이용하여 다음과 같이 나타낼 수도 있다.

$$\bar{Y}_h = S\hat{Y}_{K,h}$$

단, $\bar{Y}_h = [\bar{Y}_{0,h}, \bar{Y}'_{1,h}, \dots, \bar{Y}'_{K,h}]'$ 는 총 계층에 대한 수정 예측이며, $\hat{Y}_{K,h}$ 는 최하위 단계의 예측을 의미한다.

상향식 방법의 장점은 통합 과정에서 어떤 정보의 손실도 발생하지 않는다는 점이다. 하지만, 최하위 단계에서 결측 값이나 잡음이 존재하는 경우, 최상위 계열의 잘못된 예측 값을 이끌어낼 수도 있다(Shlifer & Wolff, 1979; Schwarzkopf et al., 1988).

제3절 최적조합 방법

최적조합 방법은 먼저 각 계열에 대해 기준 예측을 생성한다. 기준 예측은 독립적으로 생성되기 때문에 이들은 계층 구조에 따라 일정하게 더해지지 않는다. Hyndman 등(2011)에 의한 최적조합 방법에 의하면 각 기준 예측을 최적으로 통합하고 단변량 예측과 최대한 가깝고 계층 구조에 따라 일정하게 통합되는 수정 예측 세트를 생성한다.

다른 방법과 달리 계층 내 모든 가능한 정보를 사용하며, 각 단계의 계열 간 상관관계와 상호작용을 허용한다. 또한 각 단계에서 예측의 임의 조정을 할 수 있으며, 불편 기준 예측이 주어졌을 때 불편 수정 예측을 제공한다.

최적조합 방법은 선형 회귀를 통해 최적으로 기준 예측을 통합하여 수정 예측의 세트를 생성한다. 이 방법은 모든 계층에 대한 h 시점 후 기준 예측을 선형 회귀로 표현한다는 접근에 의한 것이며, 일반적으로 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{Y}_h = S\beta_h + \varepsilon_h$$

여기서 \hat{Y}_h 는 모든 계열에 대한 h 시점 후 기준 예측 벡터이다. 또한, $\beta_h = E[Y_{K,n+h} | Y_1, \dots, Y_n]$ 는 최하위 단계 K 의 기준 예측에 대한 미지의 평균이다. ε_h 는 평균 0과 미지의 공분산 행렬 Σ_h 을 갖는 선형 회귀에 대한 오차이다.

일반적으로 Σ_h 는 알려져 있지 않지만 예측을 계산할 때, 계열 간 상관관계가 중요하지 않다는 것을 보일 수가 있다.

주어진 기준 예측은 근사적으로 그룹 통합 구조를 만족하고, 오차 또한 근사적으로 같은 통합 구조를 만족한다. 즉, $\varepsilon_h \approx S \varepsilon_{K,h}$ 이며, $\varepsilon_{K,h}$ 는 최하위 단계의 예측 오차를 나타낸다. 이러한 가정하에서 Hyndman 등(2011)은 β_h 의 선형 불편 추정량으로 다음을 제시하였다.

$$\hat{\beta}_h = (S' S)^{-1} S' \hat{Y}_h$$

이를 바탕으로 한 수정 예측은 다음과 같으며 Σ_h 에 의존하지 않는다.

$$\bar{Y}_h = S(S' S)^{-1} S' \hat{Y}_h$$

하지만 예측에 대한 예측 구간(prediction interval)은 아래와 같이 Σ_h 에 의존한다.

$$Var(\bar{Y}_h) = S \left(S' \Sigma_h^{-1} S \right)^{-1} S$$

최적조합 방법의 최고 장점은 불편 수정 예측을 제공한다는 것이다. 하지만 오차가 같은 통합 구조를 근사적으로 만족한다는 가정은 단점으로 제시된다.

제3장 실증분석

본 장에서는 그룹 시계열을 2장에서 설명된 상향식 방법과 최적조합 방법으로 예측하며 예측 정확성을 비교한다. R의 hts 패키지를 사용하였다(Hyndman et al., 2016).

제1절 자료

실증분석에 사용된 데이터는 시도별 성별 교통사고 발생 건수이며, 각 계열에 대해 2005년부터 2015년까지의 월별 관측 값이 존재한다. 2005년 1월부터 2015년 12월까지 총 108시점에 대해 총 4,356개의 관측 값을 이용하였다. 이 중에서 2013년 12월까지의 자료는 모형적합을 위하여 사용하였고 이후의 자료는 2014년과 2015년의 교통사고 발생 건수를 예측하기 위하여 사용되었다. 자료는 교통사고분석시스템(TAAS)(<http://taas.koroad.or.kr/>) 을 통해서 얻을 수 있다.

계층 구조는 Table 1.과 동일하다. 최상위 단계에서는 국내에서의 총 교통사고 발생 건수를 통합하였다. 단계 1에서는 총 건수를 국내 시도별로 분해하였으며, 마지막 단계에서는 총 건수를 성별로 분해하였다.

(1) 시도: 강원, 경기, 경북, 경남, 광주, 대구, 대전, 부산, 서울, 울산, 인천, 전북, 전남, 제주, 충북, 충남

(2) 성별: 남성, 여성

최하위 단계의 총 건수는 각 시도에 대한 성별로 분해된다. 아래와 같이 최하위 단계에 32 계열이 있으며, 전체 총 51 계열이 존재한다.

Table 1. Hierarchy of Korean traffic accident counts

Level	Number of series
Korea	1
City	16
Gender	2
City \times Gender	32
Total	51

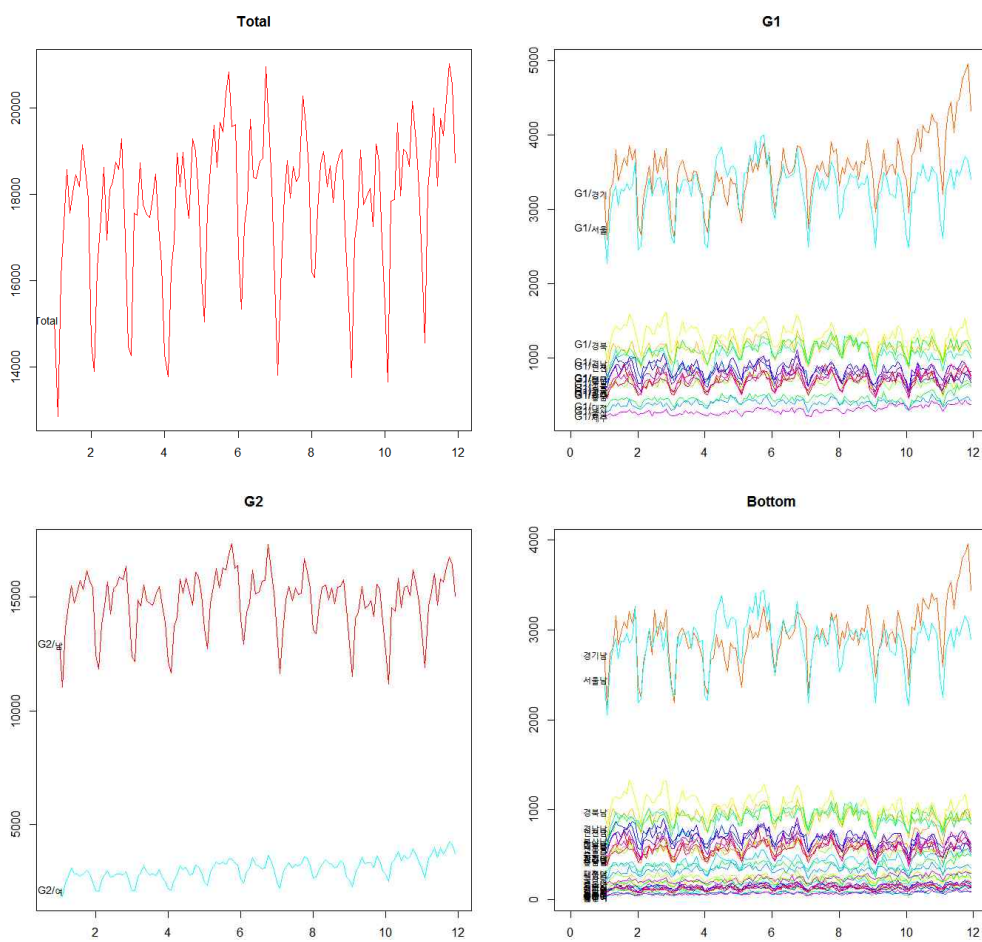


Figure 2. Plot of series at each level of hierarchy

Figure 2.는 교통사고 발생 건수 자료 전체 계층에 대해 각 단계에 해당되는 시계열 그림이다. 전반적으로 1년 마다 계절성을 가진 패턴을 보여준다.

제2절 예측 결과

Table 1.에서 주어진 각 시계열에 대해 ARIMA 모형과 Akaike Information Criterion(1974)을 기준으로 한 최적 지수평활 모형을 선택하여 이에 대한 ETS 모형(Hyndman, 2016), 두 가지를 적합하였다. 또한, 처음 108개의 관측 값으로 모형의 모수를 rolling window 방법을 사용해 재추정(re-estimate)하였다. 적합 모형으로부터 24 시점 후(24-steps-ahead)의 예측을 생성하였고, 이 과정을 자료 마지막 시점인 2015년 12월까지 표본 크기를 한달 씩 증가시키면서 반복하였다. 이를 통해 표본 외 예측 정확도를 평가하였다.

두 가지 시계열 예측 방법에 대한 예측 정확성 비교를 위해 MAPE(mean absolute percentage error)를 사용하였다. MAPE는 예측 기간 내의 퍼센트 오차의 평균으로 각 계열 j 에서 다음과 같이 정의된다.

$$MAPE_{j,h} = \frac{1}{(25-h)} \sum_{t=n}^{n+(24-h)} \left| \frac{Y_{t+h,j} - \hat{Y}_{t+h,j}}{Y_{t+h,j}} \right| \times 100 \quad h = 1, \dots, 24$$

마지막으로 51 계열에 대한 $MAPE_{j,h}$ 을 평균 내어 전체적인 예측 정확도 평가도 수행하였다.

Table 2.는 ARIMA 모형을 적합한 각 단계에서 상향식, 최적조합의 두 가지 시계열 예측 방법과 예측의 통합 없이 독립적인 기준(base) 예측을 사용하였을 때의

$MAPE_h$ 결과를 나타낸다.

각 단계와 예측 기간에서 가장 작은 MAPE 값을 가져 최적 예측 방법으로 생각할 수 있는 값에 밑줄을 긋고 진하게 처리하였다. 마지막 열(Mean)은 전체 예측 기간에 걸친 MAPE를 평균한 값이다.

Table 2.의 결과를 통해 최상위 단계에서 독립적인 기준 예측이 두 가지 방법에 비해 단기 예측과 장기 예측 모두에서 가장 좋은 결과를 내고 있다는 것을 확인할 수가 있다. 단계 1에서는 최적조합 방법이 기준 예측과 상향식 방법 보다 단기 예측과 장기 예측 모두에서 정확하다. 하지만 단계 2에서는 기준 예측에서 작은 MAPE 값을 갖는 것이 가장 많아 보이지만 전체적인 평균 MAPE 값은 최적조합 방법에서 가장 작다. 이하 최하위 단계에서는 최적조합 방법이 단기, 장기 예측에서 정확성이 높고 그 다음으로 상향식 방법이 장기 예측에서 좋은 결과를 나타낸다. 총 단계에 대한 평균 MAPE 값을 통해 상향식 방법과 최적조합 방법이 기존의 기준 예측보다 예측 정확성이 높다는 것을 확인할 수 있다. 또한 최하위 단계에서 최상위 단계로 올라갈수록 두 예측 방법보다 기준 예측이 높은 정확성을 보이는데, 이는 최하위 단계의 시계열에 강한 추세와 같은 잡음(noise)이 존재할 경우 시그널을 제거하는 것이 어렵고 이것이 상위 단계로 합쳐질수록 누적이 되기 때문이다.

Table 2. MAPE for out-of-sample forecasts of the grouped time-series methods using ARIMA model applied to Korean traffic accident counts

	Forecast horizon (h)												
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	Mean
	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	
Top level: Korea (1 series)													
Base	1.85	<u>1.63</u>	8.49	<u>0.85</u>	<u>4.24</u>	0.46	<u>3.38</u>	<u>4.66</u>	<u>2.71</u>	<u>2.74</u>	<u>0.25</u>	<u>2.60</u>	
	3.88	<u>0.90</u>	3.25	<u>4.13</u>	<u>3.70</u>	0.46	<u>5.98</u>	5.58	<u>10.3</u>	<u>7.74</u>	<u>6.68</u>	6.48	<u>3.87</u>
Bottom-up	2.52	9.89	<u>5.73</u>	0.92	5.59	<u>0.41</u>	4.69	4.99	3.63	6.26	1.97	3.97	
	<u>1.10</u>	2.94	<u>3.05</u>	5.28	4.52	<u>0.23</u>	6.82	<u>4.48</u>	10.5	8.36	7.64	<u>4.58</u>	4.59
Combination	<u>0.22</u>	5.83	6.95	1.30	4.92	0.55	4.45	5.00	3.65	4.61	1.11	3.62	
	2.76	1.60	3.24	4.90	4.13	0.47	6.41	5.07	10.5	8.09	7.31	5.52	4.26
Level 1: City (16 series)													
Base	4.17	11.2	6.67	5.57	7.63	5.62	7.66	6.29	7.18	9.24	6.09	5.95	
	5.89	8.77	5.61	6.54	<u>5.16</u>	5.65	8.30	7.66	9.59	9.28	9.40	7.25	7.18
Bottom-up	4.65	11.5	<u>6.51</u>	4.81	6.46	<u>5.02</u>	7.36	<u>5.59</u>	6.71	7.83	6.47	5.91	
	<u>5.49</u>	7.89	5.42	6.48	5.51	5.51	8.02	<u>7.46</u>	<u>9.02</u>	8.93	9.13	<u>6.67</u>	6.85
Combination	<u>4.12</u>	<u>7.48</u>	7.21	<u>4.76</u>	<u>6.06</u>	5.07	<u>7.28</u>	5.63	<u>6.52</u>	<u>6.94</u>	<u>5.93</u>	<u>5.59</u>	
	6.35	<u>7.61</u>	<u>5.31</u>	<u>6.03</u>	5.20	<u>5.42</u>	<u>7.84</u>	7.70	9.14	<u>8.52</u>	<u>8.79</u>	7.16	<u>6.57</u>
Level 2: Gender (2 series)													
Base	7.19	<u>2.57</u>	7.81	4.17	<u>5.44</u>	0.97	5.81	<u>3.84</u>	6.11	<u>5.35</u>	1.96	5.63	
	4.64	<u>0.09</u>	<u>4.87</u>	5.67	<u>3.97</u>	<u>0.38</u>	<u>7.85</u>	4.80	12.1	<u>8.95</u>	9.69	9.69	5.40
Bottom-up	<u>2.49</u>	9.03	<u>7.27</u>	4.34	7.73	1.58	6.46	4.85	5.45	7.94	3.31	5.04	
	<u>1.50</u>	3.26	5.17	5.75	5.60	0.55	8.55	<u>4.79</u>	<u>11.2</u>	10.1	9.58	<u>6.51</u>	5.75
Combination	5.64	3.66	8.10	<u>3.49</u>	5.81	<u>0.90</u>	<u>5.29</u>	4.34	<u>5.02</u>	5.43	<u>1.92</u>	<u>4.81</u>	
	4.06	1.03	5.57	<u>5.30</u>	4.60	0.51	8.12	5.50	11.5	9.44	<u>9.25</u>	8.66	<u>5.33</u>
Bottom level: City×Gender (32 series)													
Base	7.34	11.6	9.33	8.35	10.1	7.86	10.6	<u>8.24</u>	9.44	12.3	8.84	9.08	
	7.69	10.1	<u>8.84</u>	8.59	7.89	7.19	11.4	8.92	11.7	12.4	11.6	9.06	9.55
Bottom-up	7.17	11.8	<u>8.82</u>	<u>7.46</u>	9.18	7.49	9.49	8.34	9.01	11.3	8.66	8.61	
	<u>7.01</u>	8.73	8.92	8.26	7.68	<u>7.04</u>	10.5	<u>8.53</u>	<u>11.1</u>	12.6	11.2	<u>8.96</u>	9.08
Combination	<u>6.98</u>	<u>8.23</u>	10.1	7.55	<u>8.53</u>	<u>7.37</u>	<u>9.29</u>	8.37	<u>8.98</u>	<u>10.1</u>	<u>8.12</u>	<u>8.31</u>	
	7.90	<u>8.61</u>	9.01	<u>7.93</u>	<u>7.59</u>	7.07	<u>10.2</u>	8.68	11.3	<u>12.2</u>	<u>10.9</u>	9.83	<u>8.88</u>

Average across all levels: (51 series)													
Base	5.14	6.74	<u>8.08</u>	4.74	6.85	3.73	6.85	<u>5.76</u>	6.36	7.41	4.28	5.82	
	5.53	5.96	5.64	6.23	<u>5.18</u>	3.42	8.39	6.74	10.9	9.59	9.34	8.34	6.50
Bottom-up	<u>4.21</u>	10.6	7.08	4.38	7.24	3.63	7.00	5.94	6.20	8.32	5.10	5.88	
	<u>3.77</u>	5.71	<u>5.64</u>	6.44	5.83	<u>3.33</u>	8.47	<u>6.32</u>	<u>10.5</u>	10.0	9.39	<u>6.68</u>	6.57
Combination	4.24	<u>6.30</u>	8.09	4.27	<u>6.33</u>	<u>3.47</u>	<u>6.58</u>	5.83	<u>6.04</u>	<u>6.78</u>	<u>4.27</u>	<u>5.58</u>	
	5.27	<u>4.71</u>	5.78	<u>6.04</u>	5.38	3.37	<u>8.14</u>	6.74	10.6	<u>9.57</u>	<u>9.06</u>	7.79	<u>6.26</u>

Figure 3.는 각 단계에 있어서 Table 2.에서 제시된 MAPE 결과에 대한 각 방법 별 그림이다.

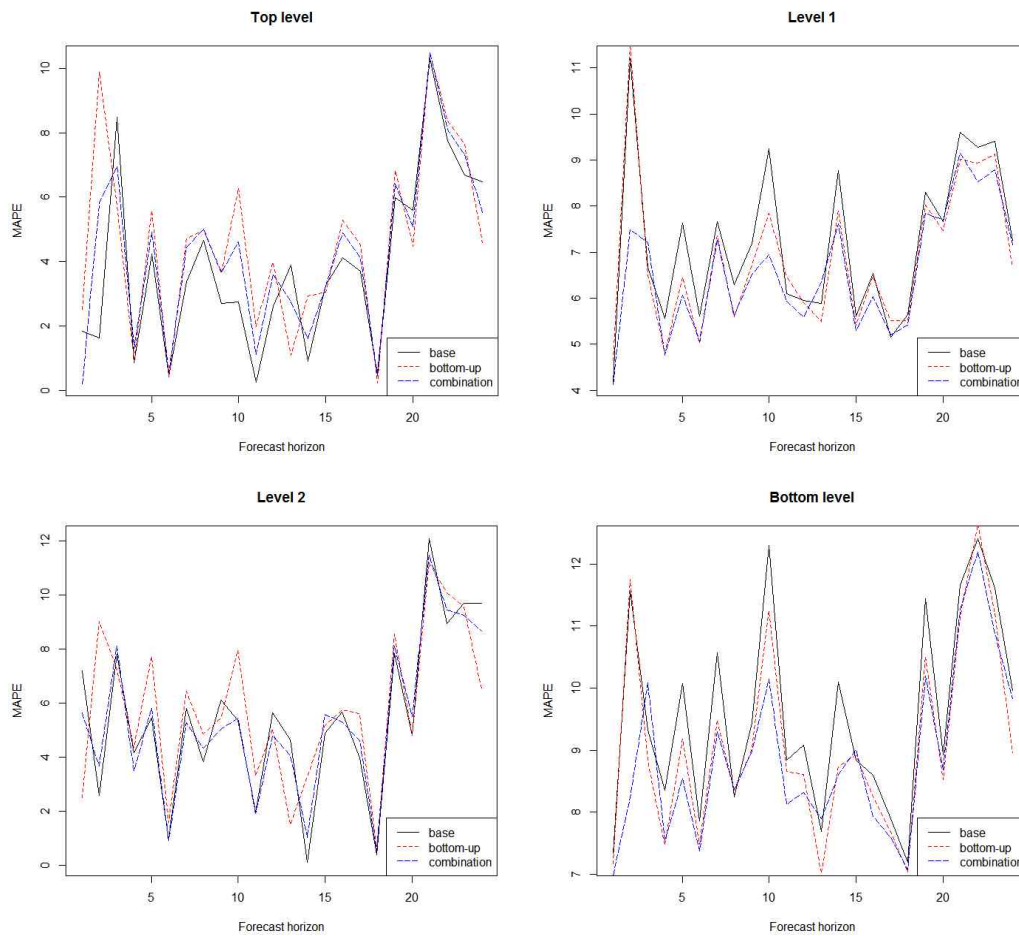


Figure 3. Plot of MAPE for all hierarchical levels using ARIMA model

Table 3.는 ETS 모형을 적합한 각 단계에서 두 가지 시계열 예측 방법과 독립적인 기준 예측 방법을 사용한 $MAPE_h$ 결과를 나타낸다. 각 단계와 예측 기간에서 가장 작은 MAPE 값을 가져 최적 예측 방법으로 생각되는 값에 밑줄을 긋고 진하게 처리하였다. 마지막 열(Mean)은 전체 예측 기간에 걸친 MAPE를 평균한 값이다.

Table 3. MAPE for out-of-sample forecasts of the grouped time-series methods using ETS model applied to Korean traffic accident counts

	Forecast horizon (h)												
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	Mean
	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	
Top level: Korea (1 series)													
Base	4.55	<u>2.20</u>	8.74	2.56	<u>4.70</u>	<u>1.03</u>	<u>3.77</u>	<u>4.00</u>	<u>0.94</u>	<u>3.01</u>	<u>1.02</u>	<u>1.59</u>	
	<u>5.68</u>	<u>0.04</u>	<u>5.43</u>	<u>4.96</u>	<u>3.55</u>	0.24	<u>5.15</u>	<u>3.70</u>	<u>7.41</u>	<u>5.44</u>	<u>5.77</u>	<u>2.65</u>	
Bottom-up	<u>3.69</u>	2.33	<u>8.12</u>	<u>2.54</u>	4.81	1.30	4.27	4.42	1.62	3.53	1.52	2.21	
	6.34	0.67	5.88	5.42	3.96	0.16	5.63	4.15	7.95	5.88	6.26	3.20	
Combination	4.15	2.30	8.44	2.57	4.73	1.13	3.97	4.17	1.24	3.24	1.24	1.86	
	5.99	0.27	5.63	5.17	3.71	<u>0.08</u>	5.33	3.87	7.62	5.60	5.96	2.86	
Level 1: City (16 series)													
Base	<u>5.00</u>	4.80	7.34	<u>3.86</u>	6.51	5.17	6.95	6.17	5.22	<u>5.85</u>	5.39	4.32	
	8.61	5.88	6.04	6.59	<u>5.31</u>	<u>5.64</u>	6.81	6.23	7.74	<u>6.92</u>	<u>8.09</u>	<u>5.10</u>	
Bottom-up	5.13	<u>4.58</u>	<u>7.15</u>	3.93	6.48	<u>4.87</u>	<u>6.76</u>	6.21	<u>5.09</u>	5.99	5.48	<u>4.16</u>	
	8.71	<u>5.37</u>	5.93	6.55	5.53	5.70	6.94	6.33	7.87	7.09	8.34	5.19	
Combination	5.25	4.60	7.43	3.88	<u>6.48</u>	5.03	6.83	<u>6.13</u>	5.12	5.86	<u>5.36</u>	4.17	
	<u>8.41</u>	5.67	<u>5.87</u>	<u>6.48</u>	5.37	5.65	<u>6.75</u>	<u>6.22</u>	<u>7.69</u>	6.93	8.14	5.11	
Level 2: Gender (2 series)													
Base	6.71	2.03	<u>8.35</u>	<u>3.94</u>	<u>5.16</u>	<u>0.71</u>	<u>4.69</u>	<u>3.41</u>	<u>2.55</u>	<u>4.54</u>	<u>2.12</u>	<u>2.37</u>	
	<u>6.60</u>	0.81	<u>6.68</u>	<u>5.19</u>	<u>4.10</u>	0.29	<u>7.30</u>	<u>4.43</u>	<u>8.78</u>	<u>7.84</u>	<u>8.26</u>	<u>5.75</u>	
Bottom-up	<u>6.28</u>	<u>1.44</u>	8.55	4.33	5.50	1.38	5.40	4.31	3.54	5.37	2.93	3.39	
	7.82	0.84	7.53	5.96	4.69	0.36	7.99	5.18	9.55	8.48	8.96	6.72	
Combination	6.56	1.91	8.54	4.06	5.22	0.92	4.85	3.70	2.81	4.78	2.35	2.64	
	6.96	<u>0.50</u>	6.93	5.41	4.26	<u>0.10</u>	7.48	4.64	8.97	8.01	8.42	5.99	
Bottom level: City×Gender (32 series)													
Base	<u>8.23</u>	<u>7.13</u>	<u>9.37</u>	<u>6.45</u>	<u>7.57</u>	<u>7.37</u>	8.58	8.60	7.75	8.98	7.85	7.51	
	10.4	6.77	8.55	8.58	7.35	<u>6.48</u>	9.47	7.72	10.8	10.5	10.6	8.91	
Bottom-up	<u>8.23</u>	<u>7.13</u>	<u>9.37</u>	<u>6.45</u>	<u>7.57</u>	<u>7.37</u>	8.58	8.60	7.75	8.98	7.85	7.51	
	10.4	6.77	8.55	8.58	7.35	<u>6.48</u>	9.47	7.72	10.8	10.5	10.6	8.91	
Combination	8.52	7.27	9.61	6.50	7.58	7.50	<u>8.58</u>	<u>8.43</u>	<u>7.71</u>	<u>8.84</u>	<u>7.75</u>	<u>7.51</u>	
	<u>9.99</u>	<u>6.71</u>	<u>8.51</u>	<u>8.50</u>	<u>7.22</u>	6.47	<u>9.26</u>	<u>7.58</u>	<u>10.4</u>	<u>10.3</u>	<u>10.4</u>	<u>8.66</u>	

Average across all levels: (51 series)													
Base	6.12	4.04	8.45	<u>4.20</u>	<u>5.99</u>	<u>3.57</u>	<u>6.00</u>	<u>5.55</u>	<u>4.12</u>	<u>5.60</u>	<u>4.09</u>	<u>3.95</u>	
	<u>7.83</u>	3.37	8.87	6.33	<u>5.08</u>	3.16	<u>7.18</u>	<u>5.52</u>	<u>8.67</u>	<u>7.68</u>	<u>8.17</u>	<u>5.60</u>	<u>5.71</u>
Bottom-up	<u>5.83</u>	<u>3.87</u>	<u>8.30</u>	4.31	6.09	3.73	6.25	5.88	4.50	5.97	4.44	4.32	
	8.33	3.41	6.97	<u>6.63</u>	5.38	3.17	7.51	5.84	9.03	7.99	8.53	6.01	5.93
Combination	6.12	4.02	8.50	4.25	6.00	3.64	6.05	5.61	4.22	5.68	4.18	4.04	
	7.84	3.29	<u>6.73</u>	6.39	5.14	<u>3.08</u>	7.21	5.58	8.67	7.71	8.23	5.66	5.74

이를 통해 최상위 단계에서 독립적인 기준 예측이 두 가지 방법에 비해 단기 예측과 장기 예측 모두에서 가장 좋은 결과를 내고 있다는 것을 확인할 수가 있다. 단계 1에서는 최적조합 방법이 기준 예측과 상향식 방법 보다 장기 예측에서 정확하며, 단기 예측에서는 상향식 방법의 정확도가 가장 높다. 하지만 단계 2에서는 기준 예측이 작은 MAPE 값을 갖는 것이 압도적으로 많으나, 평균 MAPE 값은 세 가지 방법에서 큰 차이가 없다. 이하 최하위 단계에서는 최적조합 방법이 장기 예측에서 정확성이 높으며, 단기 예측에서는 기준 예측과 상향식 방법의 정확성이 높다. 하지만 총 단계에 대한 평균 MAPE 값을 보면 ARIMA 모형을 사용한 것과 달리 기준 예측에서 예측 정확도가 가장 높았다. 이는 최상위 단계에서 기준 예측의 MAPE 값이 압도적으로 작아 발생한 결과로 추정 된다.

한편, ARIMA 모형을 적합한 결과와 비교해보면 전체적인 MAPE 값이 ETS 모형을 사용했을 때 전반적으로 더 작아진다. 따라서 ETS 모형이 ARIMA 모형보다 주어진 데이터를 잘 설명할 수 있다고 할 수 있다. 하지만 최상위 계층을 제외하고 최적조합 방법의 예측 정확도가 가장 높았던 ARIMA 모형에 비해 ETS 모형을 적합하면 기준 예측과 최적조합 방법의 예측 정확도가 높았다.

Figure 4.는 각 단계에 있어서 Table 3. 에서 제시된 MAPE 결과에 대한 각 방법 별 그림이다.

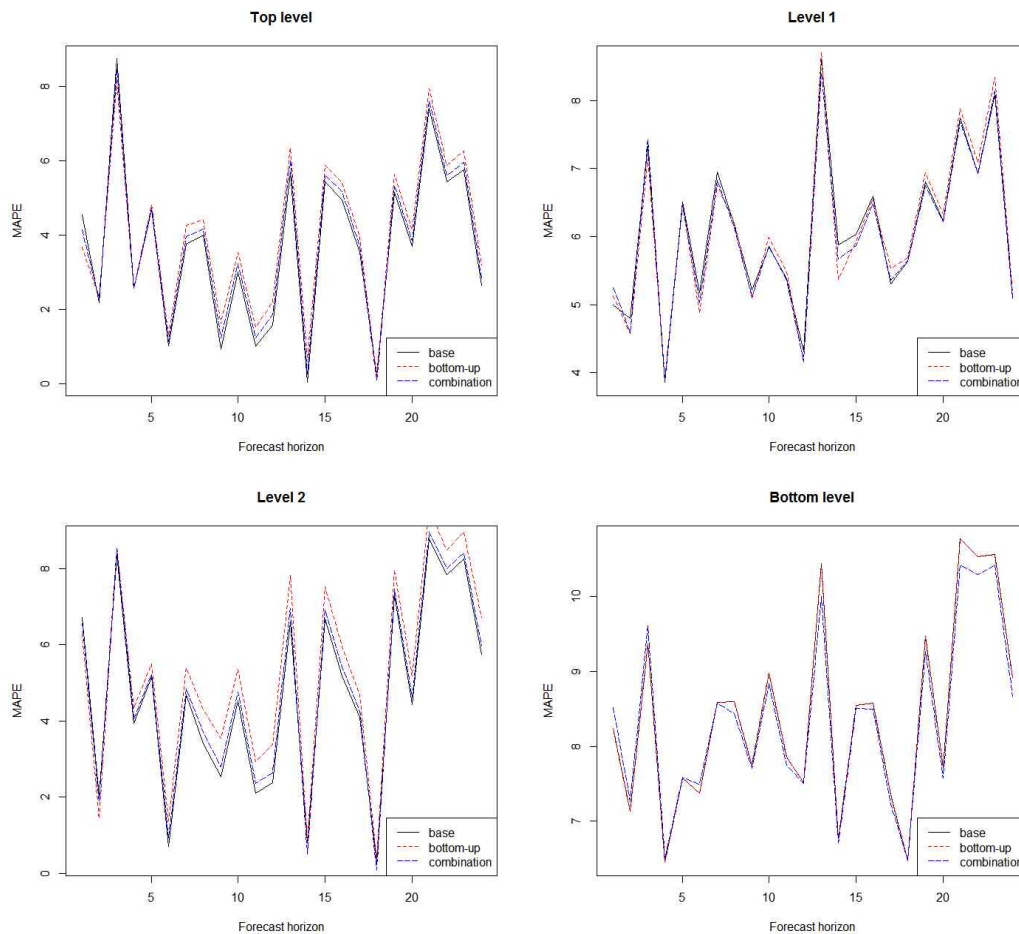


Figure 4. Plot of MAPE for all hierarchical levels using ETS model

제3절 Friedman 검정에 의한 예측 성과 비교

예측 방법 간의 예측 정확성 차이의 유의성을 검정하기 위해 Friedman의 검정 (1937)을 수행하였다. Friedman의 검정은 비모수적 랜덤화 블록 설계로써 반복 관측 된 일원분산분석의 비모수적 방법이다. MAPE는 계열에 걸쳐 작은 값부터 큰

값까지 순서가 매겨지며, Table 4.과 Table 5.에서 ARIMA 모형과 ETS 모형 각각에 대하여 제시된 각 방법의 순위 합(R_j)을 비교한다. 두 MAPE가 같을 경우 평균 순위 값을 매긴다. 만약 예측 정확성이 각 방법에 대해 다를 경우, 적어도 한 방법에서 순위 합에 유의한 차이가 생기게 될 것이다.

Friedman 검정 통계량은 다음과 같다.

$$\frac{12}{HK(K+1)} \sum R_j^2 - 3H(K+1)$$

$K=3$ 으로 고려한 방법의 수이며, $H=24$ 는 예측 기간의 수이다. Friedman 검정 통계량은 귀무가설이 참일 때, 근사적으로 자유도가 $K-1$ 인 χ^2_{K-1} 분포를 따른다. Friedman 검정 통계량을 기각값 (critical value)과 비교하여, 각 단계에서 방법 간 유의한 차이가 있는지 확인할 수가 있다. 또한 R의 기본 stats 패키지에서 `friedman.test ()` 함수를 사용하면 동일한 결과를 얻을 수 있다.

Table 4. Ranks of forecast errors by method and horizon using ARIMA model

	Forecast horizon (h)												R_j	R_j^2	$\sum R_j^2$	F	
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12					
	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24					
Top level: Korea (1 series)																	
Base	2	1	3	1	1	2	1	1	1	1	1	1					
	3	1	3	1	1	2	1	3	1	1	1	3	37	1369			
Bottom-up	3	3	1	2	3	1	3	2	2	3	3	3					
	1	3	1	3	3	1	3	1	2	3	3	1	54	2916			
Combination	1	2	2	3	2	3	2	3	3	2	2	2					
	2	2	2	2	2	3	2	2	3	2	2	2	53	2809			
Test statistics														7094	7.58		

Level 1: City (16 series)													
Base	2	2	2	3	3	3	3	3	3	3	2	3	
	2	3	3	3	1	3	3	2	3	3	3	3	64 4096
Bottom-up	3	3	1	2	2	1	2	1	2	2	3	2	
	1	2	2	2	3	2	2	1	1	2	2	1	45 2025
Combination	1	1	3	1	1	2	1	2	1	1	1	1	
	3	1	1	1	2	1	1	3	2	1	1	2	35 1225
Test statistics												7346	18.1
Level 2: Gender (2 series)													
Base	3	1	2	2	1	2	2	1	3	1	2	3	
	3	1	1	2	1	1	1	2	3	1	3	3	45 2025
Bottom-up	1	3	1	3	3	3	3	3	2	3	3	2	
	1	3	2	3	3	3	3	1	1	3	2	1	56 3136
Combination	2	2	3	1	2	1	1	2	1	2	1	1	
	2	2	3	1	2	2	2	3	2	2	1	2	43 1849
Test statistics												7010	4.08
Bottom level: City×Gender (32 series)													
Base	3	2	2	3	3	3	3	1	3	3	3	3	
	2	3	1	3	3	3	3	3	3	2	3	3	64 4096
Bottom-up	2	3	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	
	1	2	2	2	2	1	2	1	1	3	2	1	43 1849
Combination	1	1	3	2	1	1	1	3	1	1	1	1	
	3	1	3	1	1	2	1	2	2	1	1	2	37 1369
Test statistics												7314	16.75

Friedman 검정통계량을 기각값 $\chi^2_{0.95,2} = 5.99$ 과 비교하여, 최상위 단계, 단계 1, 최하위 단계에서 예측 방법 간 유의한 차이가 있다는 것을 확인할 수가 있다.

Table 5. Ranks of forecast errors by method and horizon using ETS model

	Forecast horizon (h)												R_j	R_j^2	$\sum R_j^2$	F
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12				
	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24				
Top level: Korea (1 series)																
Base	3	1	3	2	1	1	1	1	1	1	1	1				
	1	1	1	1	1	3	1	1	1	1	1	1	31	961		
Bottom-up	1	3	1	1	3	3	3	3	3	3	3	3				
	3	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3	3	65	4225		
Combination	2	2	2	3	2	2	2	2	2	2	2	2				
	2	2	2	2	2	1	2	2	2	2	2	2	48	2304		
Test statistics															7490	24.1
Level 1: City (16 series)																
Base	1	3	2	1	3	3	3	2	3	1	2	3				
	2	3	3	3	1	1	2	2	2	1	1	1	49	2401		
Bottom-up	2	1	1	3	2	1	1	3	1	3	3	1				
	3	1	2	2	3	3	3	3	3	3	3	3	54	2916		
Combination	3	2	3	2	1	2	2	1	2	2	1	2				
	1	2	1	1	2	2	1	1	1	2	2	2	41	1681		
Test statistics															6998	3.58
Level 2: Gender (2 series)																
Base	3	3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1				
	1	2	1	1	1	2	1	1	1	1	1	1	30	900		
Bottom-up	1	1	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3				
	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	68	4624		
Combination	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2				
	2	1	2	2	2	1	2	2	2	2	2	2	46	2116		
Test statistics															7640	30.3
Bottom level: City×Gender (32 series)																
Base	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5				
	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	1,5	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	53	2809		
Bottom-up	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5				
	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	1,5	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	53	2809		
Combination	3	3	3	3	3	3	1	1	1	1	1	1				
	1	1	1	1	1	3	1	1	1	1	1	1	38	1444		
Test statistics															7062	6.25

Friedman 검정통계량을 기각값 $\chi^2_{0.95,2} = 5.99$ 과 비교하여, 최상위 단계, 단계 2, 최하위 단계에서 예측 방법 간 유의한 차이가 있다는 것을 확인할 수가 있다.

제4절 Nemenyi 검정에 의한 예측 성과 비교

세 가지 예측 방법 중 어느 방법이 다른 것과 유의한 차이가 존재하는지를 파악하기 위해 사후 쌍별 검정인 Nemenyi의 검정(1963)을 수행하였다. Nemenyi의 검정은 어떤 두 가지 방법이 비슷한 예측 정확성을 갖는다는 귀무가설을 가진 양측 검정이다. 두 방법의 예측 정확성은 해당 평균 순위가 최소한 기각 차이만큼의 차가 있을 경우 유의한 차이가 존재한다고 판단을 한다. Nemenyi 검정 통계량은 다음과 같으며, 기각값 q_α 은 Demsar(2006)이 제안한 값을 사용하였다.

$$q_\alpha \sqrt{\frac{K(K+1)}{6H}}$$

3.3. 절의 Friedman 검정 결과 유의한 차이가 나타난 단계에 대해 Nemenyi 검정을 실행하였다. 또한, R의 PMCMR 패키지(Pohlert, 2016)에서 `posthoc.friedman`, `nemenyi.test` () 함수를 사용하면 동일한 결과를 얻을 수 있다. Table 6.과 Table 7.은 각각 ARIMA 모형, ETS 모형을 적합한 예측에 대해 Friedman 검정을 실행하여 유의한 차이가 발생한 단계에 대해 Nemenyi 검정을 실행한 p 값이다.

Table 6. p-values of the Nemenyi's test statistics to test statistical significance of the forecast accuracy among methods using ARIMA model

	Base	Bottom-up
Top level: Korea		
Bottom-up	<u>0.038</u>	-
Optimal Combination	0.055	0.989
Level 1: City		
Bottom-up	<u>0.017</u>	-
Optimal Combination	<u>0.000084</u>	0.319
Bottom level: City×Gender		
Bottom-up	<u>0.00688</u>	-
Optimal Combination	<u>0.00029</u>	0.66176

Table 6.을 통하여 다음과 같은 결론을 내릴 수 있다.

- (1) 최상위 계층에서 상향식 방법과 기준 예측 방법 간에는 유의한 차이가 존재한다.
- (2) 단계 1과 최하위 계층에서 상향식 방법과 최적조합 방법은 기준 예측 방법과 유의한 차이가 있다.

Table 7. p-values of the Nemenyi's test statistics to test statistical significance of the forecast accuracy among methods using ETS model.

	Base	Bottom-up
Top level: Korea		
Bottom-up	<u>0.00000028</u>	-
Optimal Combination	<u>0.038</u>	<u>0.038</u>
Level 2: Gender		
Bottom-up	<u>0.000000012</u>	-
Optimal Combination	0.0545	<u>0.0043</u>
Bottom level: City×Gender		
Bottom-up	1.00	-
Optimal Combination	0.077	0.077

Table 7.을 통하여 다음과 같은 결론을 내릴 수 있다.

- (1) 최상위 계층에서 상향식 방법과 최적조합 방법은 기준 예측 방법과 유의한 차이가 있으며, 최적조합 방법과 상향식 방법 간에도 유의한 차이가 존재한다. 즉, 세 방법 간에는 서로 유의한 차이가 존재한다고 할 수 있다.
- (2) 단계 2에서는 상향식 방법과 기준 예측 방법 간, 그리고 최적조합 방법과 상향식 방법 간의 차이가 유의하다.
- (3) 최하위 단계에서는 Nemenyi 검정으로 방법 간 유의한 차이가 존재하지 않았다.

제4장 결 론

그룹 시계열에 대해 모형화하고 예측하는 두 가지 방법에 대해 고려하였다. 먼저 상향식 방법은 최하위 단계 시계열에 대해 모형화하고 예측하며, 최상위 단계로 통합해 나간다. 또한 최적조합 방법은 그룹 예측을 회귀 관점에서 바라보며, 어떤 예측이 얻어지는가에 기준하여 보통최소제곱추정량(ordinary least squares)으로 회귀 계수를 찾는다.

대한민국의 교통사고 발생건수에 자료를 ARIMA 모형, ETS 모형에 적합했으며, 각각 기준 예측 방법, 상향식 방법, 최적조합 방법을 사용하여 2014년 1월부터 2015년 12월까지의 예측을 수행하였다. 또한 각 그룹 시계열 예측 방법으로 1 시점 후(one-step-ahead) 부터 24 시점 후(24-step-ahead)까지의 예측 정확도를 비교하였으며, 이를 통해 전반적으로 최적조합 방법이 가장 작은 MAPE 값을 가지는 것을 확인할 수 있었다. 이 후, 방법 간에 통계적으로 유의한 차이가 존재하는지 확인하기 위해 계층 내 각 단계마다 Friedman 검정과 Nemenyi 검정을 수행하였다.

참고문헌

- Akaike, H. (1974). A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19(6), 716-723.
- Athanasopoulos, G., Ahmed, R. A., & Hyndman, R. J. (2009). Hierarchical forecasts for Australian domestic tourism. *International Journal of Forecasting*, 25(1), 146-166.
- Dangerfield, B. J., & Morris, J. S. (1992). Top-down or Bottom up: Aggregate versus disaggregate extrapolations. *International Journal of Forecasting*, 8(2), 233-241.
- Demsar, J. (2006). Statistical comparisons of classifiers over multiple data sets. *Journal of Machine Learning Research*, 7, 1-30.
- Dunn, D. M., William, W. H., & DeChaine, T. L. (1976). Aggregate versus subaggregate models in local area forecasting. *Journal of the American Statistical Association*, 71(353), 68-71.
- Dunn, D. M., William, W. H., & Spiney, W. A. (1971). Analysis and prediction of telephone demand in local geographic areas. *Bell Journal of Economics and Management Science*, 2(2), 561-576.
- Fair, R. C., & Shiller, R. J. (1990). Comparing information in forecasts from econometric models. *The American Economic Review*, 80(3), 375-389.
- Fliedner, G. (2001). Hierarchical forecasting: Issues and use guidelines. *Industrial Management and Data Systems*, 101(1), 5-12.
- Friedman, M. (1937). The use of ranks to avoid the assumption of normality

- implicit in the analysis of variance. *Journal of the American Statistical Association*, 32(200), 675-701.
- Hubrich, K. (2005). Forecasting euro area inflation: Does aggregating forecasts by HICP component improve forecast accuracy? *International Journal of Forecasting*, 21(1), 119-136.
- Hyndman, R. J. (2016). *forecast: Forecasting functions for time series and linear models*. R package version 7.3.
URL: <http://CRAN.R-project.org/package=forecast>
- Hyndman, R. J., Ahmed, R. A., Athanasopoulos, G., & Shang, H. L. (2011). Optimal combination forecasts for hierarchical time series. *Computational Statistics and Data Analysis*, 55(9), 2579-2589.
- Hyndman, R. J., Wang, E., Lee, W., & Wichramasuriya, S. (2016). *hts: Hierarchical and grouped time series*. R package version 5.0.
URL: <http://CRAN.R-project.org/package=hts>
- Kahn, K. B. (1998). *Revisiting top-down versus bottom up forecasting. Journal of Business Smoothing: the State-Space Approach*. Springer, New York.
- Kinney, W. R. (1971). Predicting earnings: Entity versus subentity data. *Journal of Accounting Research*, 9(1), 127-136.
- Marcellino, M., Stock, J. H., & Watson, M. W. (2003). Macroeconomic forecasting in the Euro area: Country specific versus area-wide information. *European Economic Review*, 47(1), 1-18.
- Nemenyi, P. B. (1963). *Distribution-free Multiple Comparisons*. PhD thesis, Princeton University.
- Pohlert T. (2016). *PMCMR: Calculate pairwise multiple comparisons of mean rank*

sums. R package version 4.1.

URL: <http://CRAN.R-project.org/package=PMCMR>

- Schwarzkopf, A. B., Tersine, R. J., & Morris, J. S. (1988). Top-down versus bottom up forecasting strategies. *International Journal of Production Research*, 26(11), 1833-1843.
- Shang, H. L, & Smith, P. W. F. (2013). *Grouped time-series forecasting with an application to regional infant mortality counts*. Southampton, GB, ESRC Centre for Population Change 40.
- Shlifer, E., & Wolff, R. W. (1979). Aggregation and proration in forecasting. *Management Science*, 25(6), 594-603.
- Stone, R., Champernowne, D. G., & Meade, J. E. (1942). The precision of national income estimates. *The review of Economic Studies*, 9(2), 111-125.
- Weale, M. (1988). The reconciliation of values, volumes and prices in the national accounts. *Journal of the Royal Statistical Society, Series A*, 151(1), 211-221.
- Zellner, A., & Tobias, J. (2000). A note on aggregation, disaggregation and forecasting performance. *Journal of Forecasting*, 19(5), 457-469.

국문초록

그룹 시계열 분석을 이용한 지역별 교통사고 발생건수 예측

이 주 은

통계학과 통계학전공

중앙대학교 대학원

본 논문은 계층적 시계열 자료 분석을 위한 대표적인 두 가지의 방법인 상향식과 최적조합 예측법을 소개한다. 독립적 예측이 계층적 시계열을 구성하는 모든 계열을 예측해야 하는 반면 이러한 예측법은 임의의 조정 과정 없이 하위 계층 계열의 예측값의 합이 항상 상위 계층의 예측값과 일치하게 된다. 더 나아가 독립적 예측과 비교하여 예측력이 향상됨을 볼 수 있다. 본 논문은 국내 16개 시도별 남녀 교통사고 발생건수 시계열 자료를 토대로 계층적 예측법의 효율성을 살펴보았다. 이를 통하여 교통사고 발생건수에 대한 각 계층의 예측에서 계층적 방법과 독립적 방법의 차이점 및 우수성을 비교하였다.

핵심어: 계층적 시계열 모형, 그룹 시계열 모형, 상향식 예측, 최적조합 예측,

Friedman 검정, Nemenyi 검정

ABSTRACT

Grouped time series forecasting with an application to regional traffic accident counts

Lee Joo Eun

Major in Statistics

Department of Statistics

The Graduate School

Chung-Ang University

The paper introduces the bottom-up and optimal combination methods which are the two best tools that can analyze and forecast a hierarchical time series. These methods are well-known for allowing the forecasts at the lower level to be summed consistently to the upper level without any ad-hoc adjustment. Furthermore, they may even potentially enhance forecast performance when compared to the independent forecasts. In order to present efficiencies from the hierarchical forecasting, we forecast domestic regional traffic accident counts time series data. We observe that the bottom-up or optimal combination method is far more accurate than the independent methods in terms of its forecasting ability.

Key words: hierarchical time series model, grouped time series model, bottom-up forecast, optimal combination forecast, Friedman's test, Nemenyi's test