

## 지방세 세수예측방법의 비교·평가: 서울시를 중심으로\*

이석환

### 논문 요약

본 연구는 서울시 시세와 자동차세를 대상으로 다양한 예측방법의 예측정확성을 평가하고, 본 연구의 예측결과와 서울시 예측실무의 예측결과를 비교하였다. 본 연구에서 사용한 예측방법은 이동평균, 지수평활, ARIMA의 시계열분석과 인과모형에 기초한 회귀분석이다. 세수예측모형은 1975~2010년의 시계열자료를 이용하여 설정하였고, 예측모형의 예측정확성은 2011~2015년의 실제 관측값과 예측값의 차이를 이용하여 평가하였다. 예측정확성의 평가기준으로는 MAPE와 RMSE를 사용하였다. 분석결과, 예측정확도, 연도별 예측정확도, 시간의 흐름에 따른 예측오차의 변화 양상, 과소 또는 과대예측의 경향, 예측모형과 실제 예측결과의 RMSE 간의 관계 등의 측면에서 다음과 같은 결과가 도출되었다. 첫째, 서울시 시세에서는 자수평활과 회귀모형 PW가 가장 우수하였으나, 자동차세에서는 단순한 시계열분석방법인 MA5와 MA3의 예측정확도가 높은 것으로 분석되었다. 둘째, 서울시 시세에서는 예측초기에는 시계열분석방법의 예측정확도가 높고 후기에는 회귀모형이 높은 것으로 나타났으나, 자동차세에서는 모든 연도에서 MA3와 MA5가 우수한 것으로 나타났다. 셋째, 시간의 흐름에 따른 예측오차의 변화양상은 예측방법과 예측대상에 따라 다른 것으로 나타났다. 넷째, 예측방법별로 과소 또는 과대예측의 경향도 다른 것으로 나타났다. 다섯째, 시세에서는 예측모형의 RMSE와 실제 예측결과의 RMSE 사이에 강한 정(+)의 상관이 있는 것으로 나타났으나, 자동차세에서는 관계가 없는 것으로 분석되었다.

**주제어:** 세수예측, 지수평활, ARIMA, 회귀분석

\* 이 논문은 이석환·정석균·박근화(2016)의 연구용역 보고서를 발췌·수정하여 학술대회에서 발표한 이석환·박근화(2016)의 발표논문을 다시 수정·보완한 것이다.

## I. 문제의 제기

지방자치단체는 중앙정부와 달리 먼저 지방세 수입을 예측한 후 이에 기초하여 예산을 편성하고 중기재정계획을 수립한다. 따라서 합리적이고 효율적인 예산의 편성과 중기재정계획의 수립을 위해서는 지방세 수입의 정확한 예측이 무엇보다 중요하다.<sup>1)</sup> 그러나 우리나라 지방세 세수예측의 오차는 매년 증가하고 있으며(조택희, 2005: 18; 지방행정연수원, 2012: 163), 특히 과소예측으로 인한 순세계잉여금의 발생은 지방정부가 일상적으로 추가경정예산을 편성하게 하는 유인으로 작용할 수 있다(김재영·전영준·김계원, 2004: 2; 지방행정연수원, 2012). 이러한 지방세 세수예측의 부정확성은 재원조달의 안정성과 재정운영의 계획성을 저해하고(김재영·전영준·김계원, 2004: 2), 합리적인 예산의 편성과 효율적인 예산의 운영에 장애요인으로 작용하고 있다(조택희, 2005: 18).

지방세 세수예측의 오차는 과소예측의 유인, 잦은 지방세제의 변화, 예측 실무자의 과학적 예측경험 부족, 예측하기 어려운 경기와 정부 정책의 변화 등 다양한 원인에 의해 발생할 수 있다(지방행정연수원, 2012). 지방세 예측오차의 다양한 원인 중 학술적 연구를 통해 개선방안을 제시할 수 있는 것은 실무자의 과학적 예측경험 부족과 관련된 지방세 세수예측 방법이다. 현재 우리나라 중앙정부와 지방자치단체에서 세수예측을 위해 가장 보편적으로 사용되고 있는 세수예측방법은 진도비모형이다(김재영·전영준·김계원, 2004; 여은정·이영한, 2008; 이현선·박태규, 2007). 진도비모형은 모형이 간단하여 실무자가 사용하기에 매우 간편하고, 자료가 일정한 추세를 보이고 예측 실무자가 오랜 경험에 의해 축적된 전문성을 지니고 있다면, 비교적 정확한 세수 예측이 가능하다. 그러나 진도비모형은 경제상황이 변하지 않는다는 가정에 기초하여 모형을 설정하기 때문에 모형의 엄밀성과 과학성이 결여되어 있다는 비판을 받고 있으며, 비합리적인 실무자의 주관적인 판단이 개입될 가능성이 상존하여 부정확한 예측치를 산출할 가능성이 높다.

본 연구의 목적은 지방자치단체의 지방세 세수예측방법을 개선하여 보다 정확한 세수예측치를 산출하고, 이후 이에 기초하여 보다 합리적이고 효율적인 예산의 편성과 중기재정계획을 수립하는데 필요한 정보를 제공하는데 있다. 이를 위해 본 연구는 서울시 지방세 징수액 총계(이하 시세)와 자동차세 징수액(이하 자동차세)을 대상으로 다양한 예측방법을 적용하여 세수를 예측하고, 예측정확성 평가기준을 활용하여 예측방법들의 예측정확성을 비교·평가하고자 한다. 본 연구에서 사용한 예측방법은 단순이동평균, 지수평활(exponential

1) 본 논문에서는 '추계' 대신 '예측'이라는 용어를 사용하고자 한다. 세수예측에 관한 문헌에서 주로 사용되는 추계는 '일부를 가지고 전체를 미루어 계산하는 것'을 의미한다. 따라서 진도비모형을 이용하여 3분기까지의 세수를 기초로 해당 연도의 총세수를 추산하는 예측실무에는 적합한 용어이다. 그러나 시계열자료를 이용하여 미래 일정시점의 값을 예측하는 경우에는 추계보다는 예측이라는 용어가 보다 적절하다.

smoothing), 통합자기회귀이동평균(autoressive integrated moving average-이하 ARIMA) 등의 시계열분석과 인과모형에 기초한 회귀분석이다. 세수예측모형은 1975~2010년의 시계열자료를 이용하여 설정하였고, 각 예측방법의 예측정확성은 2011~2015년의 실제 관측값과 예측값의 차이를 이용하여 평가하였다. 예측정확성의 평가기준으로는 절대백분비오차의 평균(mean absolute percentage error-이하 MAPE)과 오차제곱평균의 제곱근(root mean square error-이하 RMSE)을 사용하였다.

본 연구는 다음과 같이 구성된다. 제2장에서는 실제 지방세를 대상으로 세수예측을 수행한 세수예측 연구와 지방세 세수예측체제의 개선방안을 검토하거나 세수 예측방법을 평가한 예측방법 연구를 검토하여 본 연구에서 고려해야할 시사점을 도출하였다. 제3장에서는 연구를 수행하기 위한 분석대상 자료, 예측정확성 평가 기준, 본 연구에서 활용한 단순이동평균, 지수평활, ARIMA, 회귀분석에 대해 살펴보았다. 제4장에서는 서울시 시세와 자동차세를 대상으로 시계열분석과 회귀분석을 적용하여 세수예측을 수행하고, 본 연구의 예측결과와 2011~2015 서울시 중기재정계획의 예측결과를 비교·평가하였으며, 예측모형의 예측정확도와 실제 예측결과의 예측정확도 간의 관계를 분석하였다. 마지막으로 지방세수 예측의 정확성을 제고하기 위한 시사점을 제시하며 마무리하였다.

## II. 세수예측의 이론과 실제

지방세수 예측에 대한 기존연구는 세수예측에 대한 평가와 제안을 다룬 이론적 세수예측 연구와 본 연구의 분석대상인 서울시의 세수예측 실제로 분류하여 검토하였다.

### 1. 세수예측 연구

#### 1) 해외 선행연구

해외 지방세 예측 연구는 실제 지방세를 대상으로 예측을 수행한 세수예측 연구와 지방세 세수추계체제의 개선방안을 검토하거나 세수예측방법을 평가한 예측방법 연구로 분류하여 검토하였다. 본 연구에서 검토한 해외 연구는 기존 국내연구(예로, 김재영·전영준·김계원, 2004; 이상훈·김진하·이지연, 2012; 이현선·박태규, 2007 등)에서 검토한 연구를 중심으로 하였다. 본 연구에서 검토한 해외 기존연구를 요약하여 아래의 <표 1>에 제시하였다.

#### (1) 실제 세수예측 연구

실제 지방세를 대상으로 세수를 예측한 연구로는 주로 미국의 주(州,) 카운티(county), 기초

지방정부(municipality)를 대상으로 한 Glickman(1971), Downs & Rocke(1983), Frank(1990), Duncan et al.(1993), Cirincione et al.(1999), Rich et al.(2005) 등의 연구를 검토하였다.

먼저 Glickman(1971)은 미국 Philadelphia 표준도시통계지역(standard metropolitan statistical area)을 대상으로 26개 방정식으로 구성된 거시계량경제모형을 예측모형으로 설정하고 다양한 추정방법을 적용하였다. 종속변수는 지방정부의 세입과 세출이며, 독립변수로는 지역산출, 고용, 임금수준, 지역내총생산(gross regional domestic product-이하 GRDP), 개인소득, 소비가격, 노동력, 인구 등 지역경제 특성을 나타내는 변수들을 활용하였다. 예측 모형은 통상최소자승(ordinary least squares-이하 OLS), 2단계 최소자승(two stage least squares-이하 2SLS), 제한정보 단일방정식(limited information single-equation-이하 LISE) 등의 방법을 이용하여 추정하였다. 추정결과, 일관성 있는 추정치의 산출이 가능한 2SLS 추정방법이 MAPE 기준에서 가장 우수한 것으로 판명되었다.

Downs & Rocke(1983)는 미국 San Diego시(市)와 Pittsburgh시(市)를 대상으로 다변량 ARMA(multivariate autoregressive moving average)를 이용하여 재산세, 세외수입, 세출 사이의 관계를 규명하는 연구를 수행하였다. 재산세 모형의 예측변수로는 실업률과 전년도 재산세를, 그리고 세외수입의 예측변수로는 실업률, 소비자물가지수, 전년도 세출, 2년 전 재산세, 2년 전 세외수입 등을 이용하였다. 분석결과, San Diego시(市)의 경우에는 재산세의 증가가 세출변화에 대한 영향 없이 다른 세입을 감소시키고, 중심지역의 자산 가치 인하로 인한 재산세의 감소는 세출이나 서비스 감축대신 타 지역의 세입이나 수수료 인상을 유도하는 것으로 나타났다. 한편, Pittsburgh시(市)의 경우에는 세출증가율을 변경하는 방법으로 재산세의 변화에 대응하는 것으로 분석되었다.

Frank(1990)는 미국 Florida 주(州)의 8개 시(市)를 대상으로 추세분석, 이동평균, 단순지수평활, 이중지수평활, Holt 이모수 지수평활, ARIMA 등의 다양한 시계열분석방법을 활용하여 6개 지방세 세목의 월별과 연도별 예측치를 전망하는 연구를 수행하였다. Frank는 세입의 과소예측을 증명하였는데, 세입의 과소예측은 Florida 내 다른 시(市)에서도 발생하는 일반적인 현상으로 보인다고 주장하였다. 또한 Frank는 이동평균과 지수평활 등의 단순한 시계열예측방법이 경제상황에 민감하게 반응하는 연도별 지방세의 우수한 예측기법이라고 주장하였다. 그러나 예측의 정확성에 영향을 미치는 예측실무자의 전문성, 자료의 이용가능성, 시계열자료의 특성 등의 상황요인으로 인해 단순시계열모형의 예측정확성이 높다는 이 연구의 결과를 다른 상황에 보편적으로 적용하기에는 한계가 있다.

Duncan et al.(1993)은 미국 Pennsylvania 주(州) Allegheny 카운티(county)의 40개 교육구(school district)를 대상으로 베이지안(Bayesian) 예측기법인 다중상태 칼만필터(multi-state Kalman filter-이하 MSKF)와 횡단조정 다중상태 칼만필터(cross-sectional multi-state Kalman filter-이하 CMSKF)를 이용하여 소득세 세입을 예측하는 연구를 수행하였다. 분석결과 CMSKF가 단변량 MSKF보다 예측정확성이 높은 것으로 나타났다. 특히 시계열수가 감소

하고, 예측기간과 경제상황에 대한 교육구의 민감성이 증가함에 따라 MSKF에 비해 CMSKF의 예측정확도가 증가한다는 결과를 제시하였다.

Cirincione et al.(1999)은 미국 Connecticut 주(州)의 6개 기초지방정부(municipality)를 대상으로 분석방법의 선택, 시계열 수, 시간단위 등이 예측의 정확성에 미치는 영향을 비교·평가하였다. 분석대상은 일반세외수입(non-tax general fund revenues)의 월별 자료이며, 사용된 시계열분석방법은 4개 추세분석, 2개 이동평균, 추세와 계절성을 고려한 9개 지수평활, ARIMA 등 총 16개 이다. MAPE를 기준으로 지수평활이 가장 정확한 예측치를 산출해내는 것으로 나타났다. 시계열수는 3년 이상의 월별자료를 이용하는 것이 예측정확성이 높고, 시간단위는 월별이나 분기별보다는 2개월별 자료를 이용할 때 예측정확성이 높은 것으로 분석되었다. 결론적으로 단순한 지수평활의 예측정확도가 높으며, 예측기법에 대한 예측실무자들의 학습 부담을 최소화할 수 있다고 주장하였다.

Rich et al.(2005)은 미국 New York 주(州)와 New York 시(市)를 대상으로 자기회귀모형(autoregressive model)을 이용하여 판매세와 원천징수세의 세원(tax-base)을 예측하는 연구를 수행하였다. 독립변수는 시차종속변수와 경기동행지표(coincident economic indicators)를 이용하였으며, 단변량 자기회귀모형과 다변량 자기회귀모형을 이용하여 모형을 추정하였다. 예측정확성은 오차제곱평균(mean squared error)을 기준으로 비교·평가 하였는데, 경기동행지표의 사용은 단변량 자기회귀모형을 개선하는 효과가 있는 것으로 나타났고, 경기동행지표를 개별적으로 사용하는 것보다는 종합하여 지수화하는 것이 예측정확도 측면에서 우수한 것으로 나타났다.

## (2) 세수예측방법 연구

지방세 세수예측체제의 개선방안을 검토하거나 세수 예측방법을 평가한 연구로는 Gardner(1985), MacManus & Grothe(1989), Shkurti(1990), Reddick(2004)등을 검토하였다.

Gardner(1985)는 지수평활을 비판적으로 검토하고, 실제 지수평활을 활용하는데 필요한 지침을 마련하기 위한 연구를 수행하였다. Gardner는 통계적 지식에 기초하여 발전된 예측기법이 아닌 지수평활이 실무에서 매우 폭넓게 활용되는 것은 모형의 단순성, 모형에 대한 이해와 사용의 용이성, 저비용 등에 기인하며, 무엇보다도 적은 노력으로 정확성이 높은 예측치를 산출하기 때문이라고 한다. 그러나 Gardner는 실무에서 지수평활이 설정한 모수의 범위와 초기값이 임의적이어서 예측정확성을 손상시킬 수 있다고 주장한다. Gardner는 기존연구를 검토하여 추세가 존재하는 경우에는 Brown 지수평활보다 Holt 지수평활이 우세하고, 계절성이 있는 경우에는 Holt-Winters 지수평활이 일반적인 지수평활보다 우수하다는 증거를 제시하였다.

MacManus & Grothe(1989)는 미국의 인구 10만 이상인 15개 카운티를 대상으로 재정적 압박이 정교하고 신뢰성 있는 세입예측 시스템의 운영에 미치는 영향을 검증하였다. 연구결과,

재정이 열악한 카운티는 1) 공식적 예산준비 단계 이전과 과정 중에 세입예측을 준비, 2) 규칙적으로 예측전망을 수정, 3) 복잡한 예측모형에 의존, 4) 외부에서 개발된 모형을 이용, 5) 세입예측기능을 전산화, 6) 다양한 배경의 많은 예측인력을 운용, 7) 타 지방정부나 민간의 세입예측기법을 참고 할 가능성이 높은 것으로 나타났다. 그리고 재정이 열악한 카운티가 예측기법을 개선하지 않으면 예측정확성이 악화되었고, 세입이 감소하는 경우에 정확한 예측이 어렵다는 것을 밝혀냈다. 또한 정교한 예측기법의 사용과 예측정확성 사이의 관계가 크지는 않지만, 재정이 열악한 카운티가 정교한 예측기법과 예측인력 확보를 통해 예측정확성을 향상시킬 수 있다는 것을 확인하였다.

Shkurti(1990)는 미국 주(州)의 세입예측 실태, 5가지 예측 이슈, 세입예측의 한계 등을 검토하고 우수한 세입예측을 수행하기 위한 점검표(checklist)를 제시하였다. Shkurti는 과도한 낙관적 세입예측은 예산감축, 증세, 또는 예산감축과 증세 모두를 필요로 하고, 보수적 세입예측은 예산 잉여의 규모에 대한 정치적 논쟁을 촉발하거나 미래에는 지속될 수 없는 추가적인 지출을 부추길 수 있다고 주장한다. Shkurti는 낙관적 세입예측과 보수적 세입예측이 유발하는 문제를 해결하기 위해 타당한 경제적 추정과 기술적인 추정기법 선택, 대체 예측기법의 적극적인 사용, 예측시스템의 수정과 평가, 예측과정의 공개 등을 적용하여 주(州)정부 세수예측을 수행해야 한다고 주장하였다. 또한 Shkurti는 미국 Ohio 주(州)의 세목별 추계방법을 분석하여 회귀분석모형이 바람직함에도 불구하고 예측실무자가 사용하기 어렵다는 점을 지적하였다.

마지막으로 Reddick(2004)은 지방정부가 세입예측을 위해 사용할 수 있는 전문가의 주관적 판단, 추세연장, 결정론적 모형, 계량경제학적 모형 등 4가지 예측기법을 비교·평가하였다. 예측기법들 간 관계에 대한 검증은 세계 도시/카운티 운영 협회(international city/county management association-ICMA)의 서베이 자료를 활용하였다. 빈도분석결과는 대부분의 지방정부들이 추세연장이나 전문가의 주관적 판단에 의존하여 세입예측을 수행하고 있으며(약 90%), 결정론적 모형(50%)이나 계량경제학적 모형(20%)에 의존하는 지방정부는 많지 않다는 것을 밝혀냈다. 상관관계분석결과는 결정론적 모형이나 계량경제학적 모형을 활용하는 지방정부는 세입예측을 위해 전문가의 주관적 판단이나 추세연장기법에 덜 의존하는 경향이 있다는 것을 제시하였다. 또한 이 연구는 예측을 수행하는 인력의 교육수준이 높을수록 고급예측기법을 활용할 가능성이 높다는 것을 밝혀냈다.

〈표 1〉 지방세 세수예측에 관한 해외 선행연구

구분	분석단위	분석방법	예측변수	독립변수
실제 세수예측 연구				
Glickman (1971)	Philadelphia SMSA	OLS, 2SLS, LISE	세입, 세출	고용, 임금, 소득, 인구, GRDP 등 지역경제특성
Downs & Locke (1983)	San Diego, Pittsburgh	다변량 ARMA	재산세	실업률, t-1재산세
			세외수입	실업률, CPI, t-1세출, t-2재산세, t-2세외수입
Frank (1990)	Florida 8개 시	추세분석, 이동평균, 지수평활, ARIMA	6개 지방세	
Duncan et al. (1993)	Pennsylvania 40개 교육구	MSKF, CMSKF	소득세	
Cirincione et al. (1999)	Connecticut 6개 지방정부	추세분석, 이동평균, 지수평활, ARIMA	세외수입	
Rich et al. (2005)	New York 주 New York 시	자기회귀	판매세, 원천징수세 세원	시차종속변수, 경기동행지표
세수예측방법 연구				
Gardner (1985)	지수평활에 대한 종합적이고 비판적인 평가와 지수평활의 실제 활용을 위한 지침 제공			
MacManus & Grothe(1989)	미국 15개 카운티를 대상으로 재정적 압박이 정교하고 신뢰성 있는 세입예측 시스템의 운영에 미치는 영향을 검증			
Shkurti (1990)	미국 주(州)의 세입예측 실태, 5가지 예측 이슈, 세입예측의 한계 등에 대한 검토, 우수한 세입예측을 수행하기 위한 점검표(checklist) 제시			
Reddick (2004)	미국 지방정부가 예측을 위해 사용하는 전문가의 주관적 판단, 추세연장, 결정론적 모형, 계량경제학적 모형에 대한 비교·평가			

## 2) 국내 선행연구

지방정부의 세수예측에 관한 국내 선행연구는 세수예측 방식의 적용과 문제점 규명이 주를 이루고 있다. 본 연구에서 검토한 국내 기존연구 역시 김재영·전영준·김계원(2004), 이상훈·김진하·이지연(2012), 이현선·박태규(2007) 등 기존 국내 연구들에서 검토한 연구를 중심으로 하였다. 본 연구에서 검토한 국내의 기존연구를 요약하여 아래의 〈표 2〉에 제시하였다.

### (1) 실제 세수예측 연구

국내 지방자치단체의 세수예측에 관한 연구로는 김현아(2001), 성명재·박노옥(2003), 이상훈·김진하·이지연(2012) 등의 연구를 검토하였다.

김현아(2001)는 서울시의 세수예측방법이 과거의 추세와 실무자의 직관에 의존함으로써 예측 정확도가 낮고 경기변동에 대한 대응에 한계가 있음을 지적하며, 정확한 예측치를 제공하는 예측모형을 개발하고자 하였다. ARIMA와 벡터자기회귀(vector autoregression-이하

VAR)를 통해 2001~2003년 서울시 세입의 단기 예측을 수행하였다. 장기적 측면에서 지방재정의 변화가 정책변화보다는 부동산 경기를 포함한 경제전반의 흐름과 연동된다고 보고, 서울시 시세 변동의 주요 원인변수로 경제성장, GRDP, 국민총소득, 지가상승률을 선정하였다. 분석결과에 기초하여 서울시 세입을 위한 예측으로 ARIMA와 VAR를 적극 활용하여 추세분석과 함께 참고자료로 사용하는 것이 바람직하고, 정확한 예측을 위한 모형은 거시경제예측을 근거로 한 종합적인 거시계량모형의 안에서 결정되어 함을 강조하며 서울시 자체모형 개발이 필요하다고 주장하였다.

성명재·박노옥(2003)은 지방세 총계와 11개 세목은 세수함수를, 그리고 담배소비세와 주행세는 수요함수를 이용하여 세입을 예측하였다. 지방세 총계는 GDP를 그리고 세목별 세입은 GDP외에 지가지수, 회사채이자율, 자동차등록대수, 유류가격 등 각 세목에 적합한 변수를 독립변수로 활용하였고, 세수함수의 구조변화를 파악하기 위해 세법개정, 지가변동, 과표조정 등을 가변수로 모형에 반영하였다. 세수함수와 수요함수는 OLS, Cochrane-Orcutt(이하 CO), 공적분에 기초한 CCR(cannonical cointegrating regression) 등을 적용하여 추정하였다. 분석결과, 개별 세목의 특성을 반영한 세목별 세수함수 추정을 통해 산출한 개별세목의 세수 예측치를 합산하는 방법이 전체 지방세 총계의 세수함수를 추정하여 예측하는 방법보다 예측정확도가 높은 것으로 나타났다. 다만, 신속하게 개략적인 세수추이만을 파악하고자 한다면 지방세 총계의 세수함수를 이용한 세수예측도 필요하므로 분석목적에 따라 적절한 세수 예측 방법을 선택해야 한다고 제시하고 있다.

이상훈·김진하·이지연(2012)은 2012년부터 2016년까지 중기 지방세수입 전망을 위해 지방세 총계와 11개 세목별 세입을 예측하였다. 지방세 총계의 세수함수는 GDP, 주택가격지수, 지가지수 등을, 그리고 세목별 세입의 세수함수 또는 수요함수는 자동차등록대수, 임금, 취업자수, 환률 등 각 세목의 과세표준이나 과세대상 등을 직접적으로 독립변수로 활용하였고, 세수함수의 구조변화를 반영하기 위해 기간 가변수를 이용하였다. 세수함수나 수요함수는 OLS추정방법을 기본으로 적용하였으며, 오차항에 자기상관문제가 있는 경우에는 이를 해결하기 위해 CO 추정법을 사용하였다.<sup>2)</sup> 예측결과, 지방세 총계의 전망치와 세목별 전망치를 합산한 전망치의 차이가 0.2%~1.1%로 매우 작게 나타났다. 결과적으로 지방세에 대한 개략적인 전망이나 긴급한 전망이 필요한 경우는 지방세 총계에 대한 세수함수를 우선 이용할 수 있고, 세목별 세제개편이나 세수의 특성을 고려할 필요가 있을 때에는 세목별 세수함수에 의한 전망이 우선시 될 수 있다고 주장하였다.

## (2) 세수예측방법 연구

지방세 세수예측체제의 개선방안을 검토하거나 세수예측방법을 평가한 국내 예측방법 연

2) 소비량에 과세되는 담배소비세는 수요함수를 추정된 후 예측된 소비량에 실효세율을 적용하여 세입을 전망하였다.



구로는 이영희·조기현(1998), 김재영·전영준·김계원(2004), 조택희(2005), 이현선·박태규(2006, 2007), 여은정·이영한(2008) 등을 들 수 있다.

이영희·조기현(1998)은 재정운용의 효율성을 증진하기 위해 지방정부 수준에서 활용 가능한 지방세 예측모형을 탐색하였다. 지방세 중 큰 비중을 차지하는 취득세, 등록세, 소득할 주민세, 자동차세, 담배소비세 등을 대상으로 각각 연간모형, 분기모형, 월별모형의 3개 유형의 예측모형을 설정하였다. 연간모형은 세수합수를 설정하고 OLS와 SUR(seemingly unrelated regression)추정방법을 적용하였으며, 분기모형과 월별모형은 각각 지수평활과 ARIMA를 적용하였다. 세수합수는 거시경제변수로 GNP와 민간소비지출을, 세목별 특성을 반영하기 위한 변수로 자동차등록대수, 담배판매량, 건축허가면적 등을, 그리고 세수합수의 구조변화를 나타내는 과세대상이나 세율체계의 변화 등을 독립변수로 설정하였다. 연구결과에 기초하여 세목별·지역별 징수실적 DB구축, 예측실무자에 대한 교육프로그램 개발·강화, 예측 전문가에 대한 중앙정부의 지원 강화 등을 개선방안으로 제시하였다.

김재영·전영준·김계원(2004)은 진도비방식에 근거한 경기도 도세의 세수예측 문제점을 분석하고 새로운 대안을 탐색하여 세수예측의 정확성을 높이고자 했다. 기존의 진도비방식은 2000년대 초반의 가파른 도세의 성장을 예측하기 어렵기 때문에 지역별 특수성과 실무적 편의성을 반영한 세수예측 방식의 개선 필요성이 제기되었다. 연구진은 진도비방식과 거시경제변수인 GDP를 독립변수로 한 회귀모형을 이용하여 지방세 총계, 취득세, 등록세의 세입을 예측하고 비교·평가하였다. 분석결과, 진도비방식은 완만한 세수 증가를 예측하여 예측 오차가 큰 것으로 나타났고, 지방세 총계의 예측오차 중 약 80%가 취득세와 등록세 예측에서 발생하였으며, 특히 예측오차가 일부 시와 군에 집중된 것으로 나타났다. 또한 진도비방식에 비해 회귀모형의 예측오차가 작으나 차이는 크지 않은 것으로 나타났다. 연구결과를 토대로 과소예측 경향을 통제할 수 있는 제도적 장치의 마련과 시·군별 또는 세목별 회귀모형의 설정을 개선방안으로 제안하였다.

조택희(2005)는 충청북도 지방세수 예측의 정확성을 제고하기 위한 체계적이고 과학적인 예측기법을 개발하고자 하였다. 분석대상 세목으로는 비중이 크고 경기변동에 민감한 취득세와 등록세를 선정하였고, 예측방법으로는 회귀분석, ARIMA, 지수평활을 활용하였으며, 회귀모형의 독립변수로는 GRDP, 건축허가면적, 외환위기 가변수를 사용하였다. 회귀모형은 기본적으로 OLS로 추정하였고 오차항의 자기상관이 발견된 경우는 CO 추정방법을 이용하였으며, 지수평활은 Holt-Winters 이중지수평활을 적용하였다. 다양한 예측방법의 예측결과의 정확성을 RMSE를 기준으로 비교·평가 하였다. 평가결과, 지수평활이나 ARIMA 등의 시계열모형보다 회귀모형의 예측오차가 작은 것으로 나타났다. 취득세는 다항분포시차모형(polynomial distributed lags model)의 예측결과가 가장 정확했으며, 등록세는 대수선형모형의 예측오차가 가장 작은 것으로 나타났다. 한편 지방세 예측의 장애요인으로는 자료의 시의성 부족과 예측 실무자의 예측기법에 대한 전문성 부족을 제기하였다.

이현선·박태규(2006)는 지방세 세입예측의 정확성과 객관성 부족으로 인한 불공평한 지방교부세 배분을 극복하기 위해 당시 행정자치부의 지방세 세수예측모형을 평가하고 개선 방안을 모색하였다. 연구진은 행정자치부 예측모형을 평가하기 위해 전체 지방자치단체의 2003년 13개 지방세목을 대상으로 선형모형, S-curve모형, 지수함수모형, 이차함수모형을 적용하여 예측을 수행하였다. 분석결과, 지방교부세제해설은 MAPE값이 작은 모형을 선택하도록 하고 있으나 실제로는 MAPE값이 최소인 예측모형이 선택된 경우가 많지 않고, 예측모형의 정확성이 상당히 낮으며, 지방자치단체별 예측오차의 정도가 상이하여 지방교부세 배분의 형평성 문제가 제기될 수 있다는 것을 밝혀냈다. 연구진은 당시 행정자치부 지방세 세수예측의 문제를 해결하기 위한 방안으로 지방자치단체별로 세목별 예측모형을 설정하여 예측하는 방안과 지방자치단체별 지방세 총계에 대한 예측모형을 설정하여 예측하는 방안을 제시하였다.

이현선·박태규(2007)는 지방교부세 산정을 위한 추세분석모형을 대체할 수 있는 대안으로 지수평활의 가능성을 실증적으로 검토하였다. 연구진은 전체 지방자치단체의 13개 지방세목에 대한 1987~2003의 자료를 이용하여 2003년 예측치를 산출하고, 예측결과를 행정자치부의 지방세 예측결과 그리고 추세분석모형을 적용한 이현선·박태규(2006)의 예측결과와 비교하였다. 지수평활로는 추세와 수준을 평활하는 Holt의 2모수 평활을 사용하였다. 분석결과, 대부분의 세목에서 행정자치부의 예측모형이나 선형모형, S-curve모형, 지수함수모형, 이차함수모형 등 이현선·박태규(2006)의 추세분석모형보다 지수평활의 예측오차가 작은 것으로 나타났다. 결론적으로 예측의 정확성, 실무적용의 용이성, 예측방법의 과학성과 객관성 등의 장점을 지닌 지수평활이 행정자치부 예측모형을 대체할 현실적 대안이라고 주장했다.

여은정·이영한(2008)은 기존 지방세 세수예측모형에 대한 평가와 개선방안 모색을 목적으로 행정자치부와 서울시의 지방세 세수예측방식을 검토하였다. 당시 행정자치부는 지방교부세 배분을 위한 기준재정수입액을 산정하기 위해 지방세 세목별로 선형모형, S-curve모형, 지수함수모형, 이차함수모형 등의 추세분석방법을 이용하였고, 서울시는 세액과 세액변화 요인의 성장률에 기초한 진도비방식을 적용하여 세수를 예측하였다. 그런데 행정자치부는 세액자료만 이용하여 지방세수를 예측하고 경기변화 등 세수영향요인과 지역적 특성을 반영하지 못한 한계가 있고, 서울시는 실무자의 주관적 판단의 개입, 경기변동시 예측력 저하, 구축된 장기 시계열자료의 미활용 등의 문제가 있는 것으로 나타났다. 연구진은 기존의 분석방법과 함께 계량경제학적 논리를 보완할 수 있도록 지방세 세목별 예측시 거시계량모형, 회귀분석, 시계열분석방법 등을 최대한 활용할 것을 대안으로 제시했다.

〈표 2〉 지방세 세수예측에 관한 국내 선행연구

구분	분석방법	예측변수	독립변수
실제 세수예측 연구			
성명제·박노욱 (2003)	OLS, CO, CCR	13개 세목	GDP, 지가지수, 원천징수세율, 회사채이자율, 법인세율, 자동차등록대수, 신규자동차등록대수, 휘발유가격, 경유가격, 연도 가변수
이상훈 외 (2012)	OLS, CO	12개 세목	GDP, 지가지수, 주택가격지수, 신규자동차등록대수, 회사채금리, 취업자수, 환율, 소득세, 법인세, 명목임금, 추계인구, 자동차등록대수, 교통에너지환경세, 경유소비량, 담배CPI, 담배판매량, 연도 가변수
김현아(2001)	ARIMA, VAR	서울시 세수	GDP, 건축허가면적, 민간최종소비지출, 토지거래건수, 자동차등록대수, 국민총소득, 가구당소득, 가계소비지출, 국세부담액, 피고용자보수
세수예측방법 연구			
이영희·조기현 (1998)	지방단위에서 활용 가능한 예측기법 개발을 위해 연간모형, 분기모형, 월별모형에 대해 OLS, SUR, ARIMA, 지수평활을 활용하여 지방세 세목별 예측		
김재영 외 (2004)	경기도 도세의 세수추계의 정확성을 위해 진도비방식과 탄성치모형을 적용하고, 오차율을 비교		
조택희(2005)	충청북도를 대상으로 취득세와 등록세에 대해 OLS, ARIMA, 지수평활을 이용하여 단기 세수예측		
이현선·박태규 (2006)	교부세 산정에 필요한 기준의 제공을 위해 지방자치단체를 대상으로 행정자치부의 세목별 추계모형과 추세분석을 적용하여 2003년 지방세를 예측하고 예측결과 비교		
이현선·박태규 (2007)	지방교부세제 하의 지방세수추계모형을 대체할 수 있는 방안으로 지수평활에 의한 세수추계의 가능성 검토		
여은정·이영한 (2008)	기존 세수추계모형에 대한 평가와 개선방안 모색을 목적으로 중앙정부 및 서울시의 세수추계방식을 검토		

## 2. 서울시 세수예측의 실제

서울시는 진도비방식을 이용해 세수예측을 수행해왔다. 세목별 분석은 지방세 세입의 영향을 주는 각종 지표, 부동산거래동향, 과세표준·세액·과세물건 증감추이를 시계열분석으로 예측하고, 최근 5년 중 최고·최저를 제외한 3년 평균 징수율을 적용하되 예상 경제성장률, 세목별 특수요인 등을 종합적으로 고려하는 방식(아래 수식 1)으로 전망액을 산정해왔다.

$$\text{당해연도 부과전망액} \times (\text{거래비중}) \times (1 + \text{거래신장률}) \times (1 + \text{세액신장률}) \pm \text{특수요인} \quad (1)$$

예측모형은 세목별로 차이가 있으나, 기본적으로는 각 세목들의 구성할(構成割) 또는 세원들에 대해 당해 연도 부과전망액에 거래비중, 거래신장률, 세액신장률 및 세목별 특수요인을 반영하여 추계하고 있다. 서울시의 세목별 예측모형을 아래의 〈표 3〉에 요약하여 제시하였다.

먼저 취득세는 주요 세원에 해당하는 주택, 토지, 건축물, 차량에 대하여 각각 주택의 경우에는 주택거래비중과 주택가격신장률을, 토지는 토지거래비중과 토지가격신장률을, 건축물은 건축물거래비중과 과표신장률을, 차량은 자동차등록대수 증감률 등을 반영함으로써 각 세원의 구체적 거래비중과 신장률을 반영하고 있다. 다음으로 지방소득세는 종합소득분, 양도소득분, 특별징수분, 법인세분의 세부 구성할(構成割)에 따라 각각의 추계모형을 구성하고 있다. 종합소득분과 양도소득분은 당해 연도 부과전망액에 예상경제성장률이나 부동산거래신장률과 징수율을 반영하는 반면, 특별징수분과 법인세분은 취업자수증감률, 임금인상률, 법인소득증감률 등 각 구성할(構成割)의 세원을 반영하여 거래신장률 또는 세액신장률을 추계모형에 반영하고 있다. 반면 지방소비세는 부가가치세의 11%를 과세표준으로 하고 있기 때문에 별도의 구성할(構成割)이나 세원에 따라 구분하지 않고, 당해연도 예상징수액에 경제성장률 또는 부가가치세 신장률을 반영하여 예측하고 있다.

〈표 3〉 서울시 세목별 세수추계 모형

세 목		예 측 모 형	
취득세	주택	(당해연도부과전망액×주택거래비중×거래신장률×주택가격신장률)×징수율±특수요인	
	토지	(당해연도부과대상액×토지거래비중×거래신장률×토지가격신장률)×징수율±특수요인	
	건축물	(당해연도부과전망액×건축물거래비중×거래신장률×과표신장률)×징수율±특수요인	
	차량	당해연도부과전망액×거래신장률(차량등록대수 증감률)×징수율±특수요인	
자동차세	소유분	[당해연도 세수예상액×차량등록대수신장률(세액신장률)]×징수율±세입특수요인	
	주행분	자동차세보전분	[전국자동차세보전액(8,442억원)×서울시 자동차세 보전분 안분비율]±세입특수요인
		운수업체보전분	당해연도 주행세 부과전망액×(차량등록대수증감률, 휘발유판매증감률, 주행세 세입신장률)±세입특수요인
등록면허세	면허분	(당해연도 부과전망액×세액신장률)×징수율±세입특수요인	
	등록분	(당해연도 부과전망액×부동산거래 증감률(세액신장률))×징수율±세입특수요인	

이상과 같이 각 세목들의 구성할(構成割) 또는 세원을 기반으로 당해 연도 부과전망액에 거래비중, 거래신장률, 세액신장률, 세목별 특수요인을 반영한 세목별 예측모형은 해당 세목의 증감요인을 비교적 상세히 고려하는 세수예측 방식에 해당한다. 특히 진도비를 통해 증감추이를 예측하기 때문에 각 세목의 증감을 상대적으로 정확하고 수월하게 예측할 수 있다는 장점이 있다. 그러나 정부의 특정 정책에 상대적으로 큰 영향을 받아 세수추계의 결과가 크게 달라질 수 있다는 한계가 있다. 특히 부동산정책과 같은 간헐적이고 예측하기 어려운 중앙정부의 정책은 주택이나 토지를 세원으로 하는 취득세, 지방소득세, 재산세 등 다양한 세목에 동시에 영향을 미침으로써 개별 세목 뿐 아니라 전체 세수예측에 큰 오차를 유발할 가능성이 있다.

### 3. 선행연구의 시사점

현재 우리나라 지방자치단체가 세수예측을 위해 가장 보편적으로 사용하고 있는 방법은 진도비모형이다(김재영·전영준·김계원, 2004: 4-5; 여은정·이영한, 2008: 114; 이현선·박태규, 2007: 66; 조택희, 2005: 18).<sup>3)</sup> 진도비모형은 당해 연도 세수추계에 성장률을 적용하고 세수 증·감 요인의 효과를 반영하여 예측하는 방법이다.<sup>4)</sup> 진도비모형은 이용의 용이성 때문에 세수예측 실무에서 가장 많이 사용되고 있지만, 비과학적인 실무자의 주관적 판단의 개입(조택희, 2005: 21), 경제상황 불변 가정(여은정·이영한, 2008: 115; 조택희, 2005:20), 정책이나 환경변화의 영향 미반영(김재영·전영준·김계원, 2004: 23; 여은정·이영한, 2008: 114) 등의 이유로 예측정확성이 낮다는 비판을 받아왔다.<sup>5)</sup>

지방정부의 지방세수 예측실무를 분석한 연구들은 예측오차가 무시하지 못할 수준이라고 밝히고 있다(예로, 조택희, 2005: 18; 지방행정연수원, 2012: 160). 일반적으로 세수예측의 오차를 유발하는 원인으로는 과소예측의 유인, 예측 실무자의 과학적 예측경험 부족, 경기와 정책의 변화 등을 들 수 있다. 먼저 지방정부의 과소예측의 유인 때문에 예측오차가 발생한다(김재영·전영준·김계원, 2004: 6; 여은정·이영한, 2008: 6; 지방행정연수원, 2012: 166; Frank, 1990: 119). 기존연구에서는 과소예측의 원인으로 불확실성에 대한 보수적 대처(김재영·전영준·김계원, 2004: 5), 재량적 예산 확보(Rubin, 1987: 83), 지방교부세 산정 시 유리한 혜택 확보(박완규, 2001: 111-112) 등을 들고 있다. 둘째, 세수예측 오차는 과학적이고 객관적인 계량적 예측방법에 대한 실무자의 지식과 활용 경험의 부족에 의해 유발될 수 있다(지방행정연수원, 2012: 171; MacManus, 1992: 8; Rubin, 1987: 83). 셋째, 예측하기 어려운 거시경제 변동, 부동산 시장 변화, 지역경기 변화 등의 경기변동(여은정·이영한, 2008: 6; 지방행정연수원, 2012: 173; MacManus, 1992: 8; Rubin, 1987: 83)과 세계개편, 조세감면, 부동산 정책 등의 정책변화(김재영·전영준·김계원, 2004: 4; 여은정·이영한, 2008: 6)가 세수에 미치는 영향을 지방세수 예측에 반영하지 못하기 때문에 오차가 발생할 수 있다.

기존연구는 예측실무에서 주로 사용되는 진도비모형이나 단순추세모형의 한계를 보완하기 위한 대안적 방법으로 다양한 예측모형을 검토하였다. 인과모형으로는 거시계량모형, 다변량 ARMA, 다변량 자기회귀모형, VAR 등이 그리고 시계열모형으로는 이동평균, 추세분석, 지수평활, ARIMA, 다중상태 칼만필터 등이 평가되었고, 예측모형의 평가기준으로는 예측의 정확성

3) 세수예측 실무에서 계량적 예측방법을 사용하지 않는 이유는 모형의 복잡성, 모형에 대한 실무자의 이해 부족, 사용의 어려움, 고비용 등이다(Gradner, 1985).

4) 진도비모형은  $Z_{t+1} = Z_t(1+G) + \alpha$ 로 표현할 수 있는데, 여기서  $Z_{t+1}$ 과  $Z_t$ 는 각각  $t+1$ 과  $t$ 시점의 세수,  $G$ 는 성장률,  $\alpha$ 는 세수 증·감 요인에 의한 영향을 의미한다.

5) 그러나 실무자의 주관적 판단이 예측정확성을 훼손하지 않는다는 주장도 다수 있다(예로, 이상훈·김진하·이지연, 2012: 34; 김재영·전영준·김계원, 2004: 23).

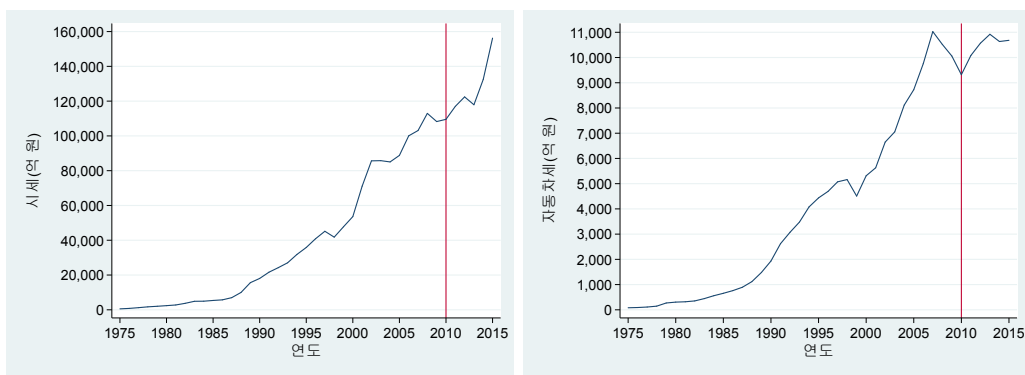
(MAPE 나 RMSE)이 주로 사용되었다. 기존연구는 주로 인과모형의 다양한 추정방법을 비교하거나(Duncan et al., 1993; Glickman, 1971; Rich et al., 2005) 다양한 시계열모형을 평가하고 있고(이현선·박태규, 2007; Cirincione et al., 1999; Frank, 1990; Gardner, 1985), 예외적으로 조택희(2005)와 Shkurti(1990)가 시계열모형과 회귀모형을 비교하였다. 분석대상 지방세와 예측방법이 연구별로 다양하여 기존연구의 결과에 대한 결정론적 결론을 제시하는 것이 여의치 않지만, 이용의 용이성과 예측의 정확성 측면에서 지수평활이 우수하다는 연구결과가 우세하다고 할 수 있다(예로, 이현선·박태규, 2007; Cirincione et al., 1999; Frank, 1990; Gardner, 1985). 그러나 기존연구는 예측모형의 예측정확도와 예측결과의 예측정확도의 비교, 시계열모형과 인과모형의 비교, 지방정부의 예측실제와 계량적 예측모형의 비교 등은 간과하고 있다.

### III. 연구설계

#### 1. 분석대상 자료

다양한 예측방법의 예측정확성을 비교 평가하기 위한 예측대상 세목은 서울시 시세와 자동차세이다. 예측방법별 세수예측모형은 1975~2010년의 자료를 이용하여 설정하고, 모형의 예측정확성은 2011~2015년의 자료를 이용하여 평가하고자 한다. 서울시 시세와 자동차세의 1975년에서 2015년까지의 시계열 추이는 아래의 <그림 1>과 같다.

<그림 1> 서울시 시세와 자동차세 현황



서울시 시세는 1987년까지 완만한 증가, 1988~2008년 급격한 증가, 2009~2013년 증가율 다소 둔화, 2014~2015년 매우 가파른 증가 등 전반적으로 증가추세를 유지하고 있으나, 1998년, 2003~2004년, 2009년, 2013년에는 증가추세에서 이탈한 감소가 있었다. 자동차세

도 전반적으로 증가추세를 나타내고 있으나, 1998~1999년, 2008~2010년, 2014년에는 증가추세에서 이탈한 감소가 있었다.

시세와 자동차세는 계량적 예측모형의 예측정확성을 비교·평가하기에 적절한 세목들이다. 시세는 2010년까지 증가추세를 유지하였고, 예측기간인 2011년 이후에도 이러한 추세가 유지되고 있어 예측모형 설정기간과 예측기간의 시계열 변동이 매우 유사하다. 반면, 자동차세는 증가추세를 유지하다 2008년 이후부터 감소로 전환되었으나, 예측대상기간인 2011년부터는 다시 증가하여 예측모형 설정기간과 예측기간의 시계열 변동이 매우 상이하다. 따라서 서울시 시세와 자동차세는 예측기간의 시계열이 모형설정기간의 추세와 유사한 경우와 상이한 경우에 어떤 예측방법이 우수한 예측력을 보이는지 비교할 수 있는 좋은 사례라고 할 수 있다.

## 2. 세수예측방법

서울시 시세와 자동차세의 예측에 사용된 예측방법은 단순이동평균, 지수평활, ARIMA, 그리고 회귀분석이다.

### 1) 단순이동평균

단순이동평균(simple moving average)은 최근의  $m$ 개 시계열값들의 단순평균으로 다음 시점의 값을 예측하는 방법이다. 시점  $t$ 의 예측값은 다음의 수식 (2)에 의해 계산된다.

$$\hat{Z}_t = \frac{1}{m}(Z_{t-1} + Z_{t-2} + \dots + Z_{t-m}) \quad (2)$$

여기서  $\hat{Z}_t$ 는 예측값,  $Z_{t-m}$ 은 관측값,  $t$ 는 시점,  $m$ 은 이동평균의 계산에 사용되는 시계열 수를 의미한다. 이동평균에 사용되는 시계열 수( $m$ )는 연구자의 경험 또는 관심에 의해서 정하는 것이 일반적이다.<sup>6)</sup>

### 2) Holt의 두 모수 선형지수평활

Holt의 두 모수 선형지수평활(Holt's two-parameter linear exponential smoothing)은 추세를 갖는 시계열의 예측을 위한 방법이다.<sup>7)</sup> Holt의 방법은 추세를 먼저 추정하고, 이를 이용하

6) 시계열 자료는 변화가 심할 경우, 설명할 수 없는 확률오차가 커지게 되는데,  $m$ 을 크게 함으로써 확률 오차부분의 변동을 크게 평활하게 된다. 반면 변화가 작을 경우  $m$ 을 상대적으로 작게 설정한다.

7) 선형지수평활은 Brown과 Holt의 방법이 있으나, Holt의 방법이 세수예측 등에 더 적합한 것으로 여겨

여 예측하는 방법으로 2개의 평활상수( $\alpha, \beta$ )를 포함한다. Holt 방법의 예측식은 다음과 같다.

$$\hat{Z}_{t+k} = a_t + b_t \cdot k \quad (3)$$

여기서  $k$ 는 예측시점,  $a_t$ 는 자료의 평활,  $b_t$ 는 추세의 평활을 각각 나타내며, 다음과 같이 계산된다.<sup>8)</sup>

$$a_t = \alpha Z_t + (1 - \alpha)(a_{t-1} + b_{t-1}) \quad (4)$$

$$b_t = \beta(a_t - a_{t-1}) + (1 - \alpha)b_{t-1} \quad (5)$$

### 3) ARIMA

Box-Jenkins(1970)가 정립하여 일반화시킨 ARIMA는 관측된 시계열 자료를 하나의 모집단에서 생성된 표본으로 보고, 모형식별, 모수추정, 적합성 진단의 단계를 통해 시계열의 성질을 만족하는 모형을 설정하는 방법이다.<sup>9)</sup> ARIMA 모형은 아래의 수식 (6)와 같이 표현된다.

$$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)(1 - B)^d Z_t = \theta_0 + (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) a_t \quad (6)$$

여기서 좌변은 자기회귀모형을, 우변은 이동평균모형을 나타낸다.  $\phi_p$ 는  $p$ 차 자기회귀계수를 나타내고,  $\theta_q$ 는  $q$ 차 이동평균모형의 계수를 의미한다. 그리고  $B$ 는 후방연산자,  $d$ 는 차분 차수,  $\theta_0$ 는 상수항,  $a_t$ 는 백색잡음과정(white noise process)을 각각 의미한다.

### 4) 회귀분석

회귀분석은 종속변수와 이에 영향을 미치는 독립변수 사이의 인과관계에 기초하여 종속변수의 값을 예측하는 인과모형 중 하나이다.<sup>10)</sup> 회귀분석은 독립변수가 종속변수에 미치는

지고 있다.

8) Holt모형에서는 2개의 상수를 미리 결정해야 하므로 계산과정이 매우 복잡하다. 그래서 편의상 상수  $\alpha$ 와  $\beta$ 는 평균제곱오차(mean square error)를 최소로 만드는 값으로 정하여 사용한다.

9) 모형식별은 관측된 자료에 적합하다고 판단되는 몇 개의 모형을 선정한 후 가장 적절한 모형을 선정하는 것이다. 그리고 모수추정은 적률법이나 최우추정법 등을 적용하여 추정하게 된다. 마지막으로 모형이 원래의 시계열을 얼마나 잘 표현하는가에 대한 적합성을 진단하게 된다. 만약 모형이 적합하지 않다면 다시 모형식별 단계로 돌아가서 적절한 모형을 찾을 때까지 단계를 반복적으로 수행하여 최적의 모형을 선정한다.

10) 인과모형에 기초한 예측방법에는 회귀모형, 계량경제모형, 투입산출모형 등이 있는데, 본 연구에서는 예측의 편리성 때문에 가장 많이 활용되는 회귀모형을 활용하였다.



영향력의 크기를 추정하여 독립변수의 일정한 값에 대응되는 종속변수의 값을 예측하며, 회귀모형은 아래의 방정식 (7)과 같이 표현된다.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + e \quad (7)$$

여기서  $Y$ 는 종속변수,  $X$ 는 독립변수,  $e$ 는 오차항,  $k$ 는 독립변수의 수,  $\beta_k$ 는 독립변수 1단위의 변화가 유발하는 종속변수의 변화를 나타내는 회귀(기울기)계수를 각각 의미한다. 회귀분석을 통해 예측을 수행하기 위해서는 먼저 독립변수를 예측하고, 예측된 독립변수에 회귀계수인  $\beta_k$ 를 곱하여 예측시점의  $Y$ 값을 산출한다.

### 3. 예측정확성 평가기준

일반적으로 예측방법의 예측정확도를 평가하기 위한 기준으로는 백분비오차평균(mean percentage error-MPE), MAPE, RMSE 등이 주로 사용된다. 본 연구는 양의 오차와 음의 오차가 서로 상쇄되어 작은 값이 되는 경향이 있는 MPE를 제외하고 MAPE와 RMSE를 이용하여 세수예측모형의 예측정확도를 평가하고자 한다.<sup>11)</sup> MAPE와 RMSE의 계산식은 각각 아래의 수식 (8)과 (9)와 같다.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Z_t - \hat{Z}_t}{Z_t} \right| \times 100(\%) \quad (8)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2} \quad (9)$$

여기서  $t$ 는 시점,  $n$ 은 시계열수,  $Z_t$ 는  $t$ 시점의 관측값,  $\hat{Z}_t$ 는  $t$ 시점의 예측값을 각각 의미한다.

## IV. 분석결과

### 1. 변수의 기술통계

본 연구의 예측대상인 서울시 시세와 자동차세 그리고 회귀모형의 독립변수로 사용된 GDP와 자동차등록대수의 기술통계와 자료원이 아래의 <표 4>에 제시되어 있다. 예측모형의

11) MPE(=  $\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{Z_t - \hat{Z}_t}{Z_t} \times 100(\%)$ )와 달리 MAPE와 RMSE는 과소예측이든 과대예측이든 실제값에서 멀어질수록 값은 커진다.

설정을 위해 사용된 변수들의 기술통계는 1975년에서 2010년까지를 대상으로 산출하였다. 서울시 시세와 자동차세는 서울통계연보의 자료를 이용하였고, 회귀모형의 독립변수인 GDP와 자동차등록대수는 통계청 통계포털(KOSIS)에서 자료를 수집하였다.

예측모형 설정기간의 서울시 시세(백만 원)는 평균 3,908,035, 표준편차 3,875,318, 최소 55,064(1975년), 최대 11,295,077(2008년)이고, 자동차세(백만 원)는 평균 385,577, 표준편차 356,806, 최소 8,066(1975년), 최대 1,102,888(2007년)인 것으로 나타났다. 독립변수인 GDP(십억 원)는 평균 421,088, 표준편차 389,869, 최소 10,505(1975년), 최대 1,265,308(2010년)이고, 자동차등록대수(대)는 평균 1,525,493, 표준편차 1,094,386, 최소 85,407(1975년), 최대 2,981,400(2010년)인 것으로 나타났다.

〈표 4〉 예측모형설정에 사용된 변수의 기술통계와 자료원(n=36)

구분	평균	표준편차	최소	최대	자료원
시세(백만 원)	3,908,035	3,875,318	55,064	11,295,077	서울통계연보
자동차세(백만 원)	385,577	356,806	8,066	1,102,888	서울통계연보
GDP(십억 원)	421,088	389,869	10,505	1,265,308	KOSIS
자동차등록대수(대)	1,525,493	1,094,386	85,407	2,981,400	KOSIS

## 2. 시계열분석

### 1) 서울시 시세

서울시 시세에 대해 3년 이동평균(이하 MA3), 5년 이동평균(이하 MA5), 지수평활, ARIMA 등의 시계열분석방법을 적용하여 추정한 결과의 예측수식과 예측정확도가 아래의 〈표 5〉에 제시되어 있다. 추정결과, 전반적으로 단순한 시계열분석방법보다는 지수평활과 ARIMA의 예측정확도가 높은 것으로 나타났다. 보다 구체적으로, MAPE 기준에서는 ARIMA, 지수평활, MA3, MA5 순으로 예측정확도가 높으며, RMSE 기준에서는 지수평활과 ARIMA의 순위가 뒤 바뀌는 것으로 나타났다.

〈표 5〉 시계열분석을 통한 서울시 시세 예측결과

연도	예측수식	MAPE	RMSE
MA3	$\hat{Z}_t = (Z_{t-1} + Z_{t-2} + Z_{t-3})/3$	22.1	943,023
MA5	$\hat{Z}_t = (Z_{t-1} + Z_{t-2} + Z_{t-3} + Z_{t-4} + Z_{t-5})/5$	30.3	1,319,018
지수평활	$\hat{Z}_{t+k} = 10,953,331 + 397465.7k$	16.8	441,461
ARIMA	$(1-B)(1-0.547B)(\ln \hat{Z}_t + 0.137) = a_t$	7.6	538,409

## 2) 자동차세

서울시 자동차세에 대해 MA3, MA5, 지수평활, ARIMA 등의 시계열분석방법을 적용하여 추정한 결과의 예측수식과 예측정확도가 아래의 <표 6>에 제시되어 있다. 서울시 시세와 같이 전반적으로 단순한 시계열분석방법보다는 지수평활과 ARIMA의 예측정확도가 높은 것으로 나타났다. 보다 구체적으로, MAPE와 RMSE 기준 모두에서 ARIMA의 예측정확도가 가장 높고, 지수평활, MA3, MA5 순으로 예측정확도가 높은 것으로 나타났다.

<표 6> 시계열분석을 통한 자동차세 예측결과

연도	예측수식	MAPE	RMSE
MA3	$\hat{Z}_t = (Z_{t-1} + Z_{t-2} + Z_{t-3})/3$	23.3	91,482
MA5	$\hat{Z}_t = (Z_{t-1} + Z_{t-2} + Z_{t-3} + Z_{t-4} + Z_{t-5})/5$	29.5	128,654
지수평활	$\hat{Z}_{t+k} = 937,120 - 75,326.5k$	15.2	43,720
ARIMA	$(1-B)(1-0.977B)(\ln \hat{Z}_t + 0.211) = (1+0.950B)a_t$	7.7	43,361

## 3. 회귀분석

회귀분석에 의한 세수 예측은 1) 세수결정요인 탐색을 통한 세수함수의 설정, 2) 1975-2010년 자료를 이용한 세수함수의 추정, 3) 예측정확성 평가 순으로 수행하였다. 세수함수의 추정방법으로는 우선 OLS를 적용하였고, OLS 잔차에 대해 Breusch-Godfrey의 Lagrange Multiplier(이하 B-G LM)를 이용하여 자기상관을 검증하였다. OLS 잔차에 대한 B-G LM 검증결과, 자기상관이 존재하는 경우에는 이를 해결하기 위한 대안적 추정방법인 Newey-West(1987-이하 NW), Cochrane & Orcutt(1949-이하 CO), Prais & Winsten(1954-이하 PW) 추정법을 적용하여 세수함수를 추정하였다.

### 1) 서울시 시세

#### (1) 세수함수의 설정

지방세는 일반적으로 경기상황과 밀접한 관련성이 있는 것으로 나타나고 있으며(박병희, 2002; 성명재·박노욱, 2003; 이상훈·김진하·이지연, 2012), 기존의 경험적 연구에서는 경기상황의 측정변수로 주로 GDP와 부동산 관련 지수를 사용하고 있다. 지방세를 예측하기 위해 박병희(2002)는 GRDP를, 성명재·박노욱(2003)은 경상GDP를, 그리고 이상훈·김진하·이지연(2012)은 GDP외에 지가지수와 주택가격지수를 함께 사용하였다. 기존연구에서 지방세의 예측변수로 사용된 GDP, 지가지수, 주택가격지수 중 분석대상기간 동안 자료의 수집이 가능

한 GDP를 본 연구의 독립변수로 선정하였다.

서울시 시세의 추이를 분석한 결과 1998년과 2009년에 추세를 벗어난 주목할 만한 감소가 있었다. 이러한 서울시 시세의 감소는 세계개편이나 서울변경 등의 정부정책과 IMF 외환위기 등 경제적 외부 사건의 영향으로 인해 발생한 것으로 판단된다. 본 연구에서는 세계개편, 서울변경, IMF 외환위기 등의 영향을 반영하기 위해 각각 1998년( $D_{98}$ )과 2009년( $D_{09}$ )의 연도 가변수를 예측변수에 추가하였다. 최종 선정된 서울시 시세 모형은 아래의 함수식 (10)과 같다.

$$\text{시세}_t = f(\text{GDP}_t, D_{98}, D_{09}) \quad (10)$$

#### (2) 세수함수의 추정

서울시 시세 모형(함수 10)에 대해 OLS를 적용하여 추정하고, OLS 잔차에 대한 B-G LM 검증을 통해 자기상관을 검증하였다. OLS 잔차에 대한 B-G LM 검증결과, 오차항에 자기상관이 있는 것으로 나타났다( $\text{Chi}^2=13.099$ ,  $p<0.001$ ). 따라서 오차항의 자기상관을 해결하기 위한 대안적 추정방법인 NW, CO, PW 추정법을 적용하여 서울시 시세 함수를 추정하였다. 서울시 시세함수 (10)에 대해 각각 NW, CO, PW를 적용한 3 가지의 추정결과가 아래의 <표 7>에 제시되어 있다.

<표 7> 시세 모형 추정결과(n=36)

변수 \ 모형	NW	CO	PW
GDP	9.8658 (0.3088)***	9.4542 (0.4939)***	9.4192 (0.4515)***
상수항	-2.5e+5 (84,044)**	-1.3e+5 (3.3e+5)	-1.1e+5 (2.8e+5)
F(p)	1020.7***	366.38***	381.62***
R <sup>2</sup>	0.9851	0.9174	0.9182
조정 R <sup>2</sup>	0.9847	0.9149	0.9158
RMSE	4.8e+5	3.9e+5	3.8e+5
B-G LM	13.099***		
DW	0.7386	1.3405	1.3432

주1. + p<0.10, \* p<0.05, \*\* p<0.01, \*\*\* p<0.001

2. ( )는 추정의 표준오차를 나타냄.

3. B-G LM는 OLS 잔차의 자기상관 검증을 위한 Breusch-Godfrey의 LM  $\text{Chi}^2$  통계치를 나타냄.

4. DW는 Durbin-Watson 통계치를 나타냄.

서울시 시세 모형의 추정결과, 세계개편, 서울변경, IMF 외환위기 등의 영향을 반영하기 위한 1998년( $D_{98}$ )과 2009년( $D_{09}$ )의 연도 가변수가 모든 추정방법에서 통계적으로 무의미하여 모형에서 제외하였다. 모든 추정방법에서 조정  $R^2$ 가 0.914이상으로 독립변수인 GDP가 서울

시 시세의 변이를 잘 설명하고 있는 것으로 나타났다. GDP 1억 원의 증가는 서울시 시세를 94.192백만 원(PW)~98.658백만 원(NW)을 증가시키는 것으로 분석되었다. RMSE를 기준으로 예측정확도를 평가한 결과, PW, CO, NW 순으로 예측정확도가 높은 것으로 나타났다.

## 2) 자동차세

### (1) 세수함수의 설정

2011년 기존의 자동차세(소유)와 주행세가 통합된 자동차세는 자동차의 소유와 운행에 관련된 변수들의 영향을 받는 것으로 알려져 있다. 기존연구에서 주행세의 독립변수로는 휘발유가격, 경유가격, 승용차대수, 버스·트럭대수, 실질GDP 등이 이용되었고(성명재·박노옥, 2003), 소유분 자동차세의 독립변수로는 자동차등록대수, 경유소비량, 교통·에너지·환경세, 경상GDP 등이 활용되었다(성명재·박노옥, 2003, 이상훈·김진하·이지연, 2012). 기존연구에서 자동차세의 예측변수로 사용된 변수들 중 분석대상기간 동안 자료의 수집이 가능한 GDP와 자동차등록대수(Auto)를 본 연구의 독립변수로 선정하였다.

서울시 자동차세의 추이를 분석한 결과 1998년과 2008~2010년에 추세를 벗어난 주목할 만한 감소가 있었다. 1998년의 자동차세의 감소는 IMF 외환위기에 의한 것으로 판단되며, 2008~2010년의 감소는 유류가격의 변동에 따른 휘발유 판매량 변동에 따른 것으로 파악된다. 본 연구에서는 IMF 외환위기와 유류가격의 변동의 영향을 반영하기 위해 각각 1998년의 연도 가변수( $D_{98}$ )와 2008~2010년의 기간 가변수( $D_{0810}$ )를 독립변수에 추가하였다. 선정된 독립변수들의 조합을 이용하여 GDP 모형(함수 11)과 자동차등록대수 모형(함수 12)의 2가지 자동차세 세수함수를 설정하였다.

$$\text{자동차세}_t = f(GDP_t, D_{99}, D_{0810}) \quad (11)$$

$$\text{자동차세}_t = f(\text{Auto}_t, D_{99}, D_{0810}) \quad (12)$$

### (2) 세수함수의 추정

GDP 모형과 자동차등록대수 모형에 대해 OLS를 적용하여 추정하고, OLS 잔차에 대한 B-G LM 검증을 이용하여 자기상관을 검증하였다. OLS 잔차에 대한 B-G LM 검증결과, GDP 모형과 자동차등록대수 모형 모두에서 오차항에 자기상관이 있는 것으로 판명되었다. 따라서 오차항의 자기상관을 해결하기 위한 대안적 추정방법인 NW, CO, PW 추정법을 적용하여 자동차세 함수를 추정하였다. GDP 모형과 자동차등록대수 모형에 대해 각각 NW, CO, PW를 적용한 6가지 추정결과가 아래의 <표 8>에 제시되어 있다.

자동차세 모형의 추정결과, 독립변수들의 설명력은 추정방법에 따라 큰 차이가 있는 것으로 나타났다. GDP 모형의 NW와 PW 그리고 자동차등록대수 모형의 NW에서는 조정  $R^2$ 가

0.7672(GDP 모형의 PW)에서 0.9777(GDP 모형의 NW)로 독립변수들의 설명력이 매우 높으나, 나머지 추정결과에서는 조정  $R^2$ 가 0.2677(자동차등록대수 모형의 CO)에서 0.3829(자동차등록대수 모형의 PW)로 독립변수들이 자동차세의 변이를 잘 설명하지 못하는 것으로 나타났다. RMSE를 기준으로 예측정확도를 평가한 결과, 자동차등록대수 모형의 CO, PW, GDP 모형의 PW, CO, NW, 자동차등록대수 모형의 NW순으로 예측정확도가 높은 것으로 나타났다.

모든 추정결과에서 독립변수들은 통상적인 유의수준에서 통계적으로 유의한 것으로 나타났다. GDP 1억 원의 증가는 자동차세를 6.065백만 원(CO)~9.572백만 원(NW) 증가시키고, 자동차등록대수 1,000대의 증가는 자동차세를 161.1백만 원(CO) ~ 298.3백만 원(PW)을 증가시키는 것으로 나타났다. 한편, IMF 외환위기를 겪은 1998년( $D_{98}$ )과 유류가격의 변동 기간( $D_{0810}$ )에는 다른 연도에 비해 자동차세 징수액이 통계적으로 유의하게 낮으나, 영향력의 크기는 매우 작은 것으로 나타났다.

〈표 8〉 자동차세 모형 추정결과(n=36)

변수	GDP 모형(함수 11)			자동차등록대수 모형(함수 12)		
	NW	CO	PW	NW	CO	PW
GDP	0.9572 *** (0.0383)	0.6065 ** (0.1770)	0.8562 *** (0.0714)			
Auto				0.2924 *** (0.0272)	0.1611 + (0.0936)	0.2983 *** (0.0473)
D98	-9.7e+4 *** (17,471)	-7.1e+4 * (29,187.)	-7.0e+4 * (31,040)	-1.5e+5 ** (45,263)	-6.9e+4 * (27,566)	-6.7e+4 * (29,046)
D0810	-1.2e+5 + (72,012)	-9.0e+4 * (42,421)	-1.1e+5 * (42,998)	2.0e+5 ** (65,122)	-7.7e+4 + (41,049)	
상수항	-4597.9 (8976.0)	3.1e+5 (2.7e+5)	24,418 (44,570)	-7.3e+4 ** (24,231)	-4.2e+5 (2.9e+5)	-2.8e+4 (1.1e+5)
F	905.25 ***	6.5724 ***	39.4404 ***	275.79 ***	5.1420 ***	11.856 ***
$R^2$	0.9796	0.3888	0.7871	0.9362	0.3323	0.4181
조정 $R^2$	0.9777	0.3296	0.7672	0.9302	0.2677	0.3829
RMSE	53,336	40,400	40,003	94,278	39,421	39,952
B-G LM	22.247***			27.140***		
DW	0.6656	0.6329	0.6693	0.4620	0.7682	0.9415

주1. +  $p < 0.10$ , \*  $p < 0.05$ , \*\*  $p < 0.01$ , \*\*\*  $p < 0.001$

2. ( )의 값은 추정의 표준오차를 나타냄.

3. B-G LM는 OLS 잔차의 자기상관 검증을 위한 Breusch-Godfrey의 LM  $\text{Chi}^2$  통계치를 나타냄.

4. DW는 Durbin-Watson 통계치를 나타냄.

#### 4. 예측정확성 평가

서울시 시세와 자동차세를 예측하기 위해 먼저 시계열분석방법을 이용하여 회귀모형의 독립변수인 GDP와 자동차등록대수의 2011~2015년의 값을 예측하였다. 이후 시계열분석과 회귀분석을 통해 2011~2015년의 서울시 시세와 자동차세를 예측하였고, 본 연구의 예측결과를 실제 관측값과 비교하여 예측정확도를 평가하였다. 또한 본 연구의 예측결과와 서울시 예측실무의 예측결과(서울시 중기재정계획의 예측값)를 비교·평가하였다.

##### 1) 회귀모형의 독립변수 예측

회귀모형을 통한 예측을 수행하기 위해서는 먼저 독립변수를 예측하여야 한다. 본 연구의 회귀모형의 독립변수인 GDP와 자동차등록대수에 대해 MA3, MA5, 지수평활, ARIMA 등의 시계열분석방법을 적용하여 예측한 결과가 아래의 <표 9>에 제시되어 있다. 전반적으로 단순한 시계열분석방법보다는 지수평활과 ARIMA의 예측정확도가 높은 것으로 나타났다. 먼저 GDP의 예측정확도는 MAPE 기준에서는 ARIMA, 지수평활, MA3, MA5 순이고, RMSE 기준에서는 지수평활과 ARIMA의 순위가 바뀌는 것으로 나타났다. 다음으로 자동차등록대수의 예측정확도는 MAPE와 RMSE 기준 모두에서의 지수평활, ARIMA, MA3, MA5 순으로 나타났다. 예측정확도 평가기준인 MAPE와 RMSE에서 예측정확도가 우수한 것으로 판명된 지수평활에 의한 예측결과를 이용하여 2011~2015년의 서울시 시세와 자동차세를 예측하였다.

<표 9> 회귀모형의 독립변수 예측결과

독립변수	예측모형	예측수식	MAPE	RMSE
GDP	MA3	$\hat{Z}_t = (Z_{t-1} + Z_{t-2} + Z_{t-3})/3$	21.4	85,505
	MA5	$\hat{Z}_t = (Z_{t-1} + Z_{t-2} + Z_{t-3} + Z_{t-4} + Z_{t-5})/5$	28.8	127,035
	지수평활	$\hat{Z}_{t+k} = 1,261,351 + 77,131.17k$	7.0	18,034
	ARIMA	$(1 - B^2)(1 + 0.423B)(\ln \hat{Z}_t + 0.006) = a_t$	3.2	20,981
자동차 등록대수	MA3	$\hat{Z}_t = (Z_{t-1} + Z_{t-2} + Z_{t-3})/3$	16.2	213,750
	MA5	$\hat{Z}_t = (Z_{t-1} + Z_{t-2} + Z_{t-3} + Z_{t-4} + Z_{t-5})/5$	22.1	323,169
	지수평활	$\hat{Z}_{t+k} = 2,981,400 + 23,537k$	3.2	47,747
	ARIMA	$(1 - B)(1 - 1.082B)(1 + 0.339B^2)(\ln \hat{Z}_t + 0.081) = a_t$	3.4	55,623

2) 서울시 시세 예측결과 비교·평가

서울시 시세에 대한 2011~2015년의 관측값, 서울시 중기재정계획·시계열분석·회귀분석의 예측값, 예측오차, 예측정확성 등이 아래의 <표 10>에 제시되어 있다. 이하에서는 전반적인 예측정확도, 연도별 예측정확도, 시간의 흐름에 따른 예측오차의 변화 양상, 과소 또는 과대예측의 경향 등의 측면에서 서울시 시세 예측결과의 특성을 살펴보고자 한다.

첫째, 예측정확도 평가기준에 의하면 지수평활, 회귀모형 PW, 서울시 중기재정계획 순으로 예측정확도가 높고, ARIMA, MA5, MA3순으로 예측정확도가 낮은 것으로 나타났다. MAPE 기준으로는 지수평활, 서울시 중기재정계획, 회귀모형 PW, 회귀모형 CO, 회귀모형 NW, ARIMA, MA5, MA3 순으로 예측정확도가 높은 것으로 나타났다. RMSE기준에서는 서울시 중기재정계획과 회귀모형 PW의 순위가 바뀐 것을 제외하고 MAPE기준의 순위와 일치한다.

<표 10> 시세 예측결과 비교

(단위: 억 원)

연도	2011	2012	2013	2014	2015	MAPE	RMSE	
관측값	116,989.6	122,441.2	117,915.8	132,496.1	156,244.2			
재정계획	117,565.0 (-575.4) -0.49%	126,397.0 (-3,955.8) -3.23%	140,977.0 (-23,061.2) -19.56%	149,517.0 (-17,020.9) -12.85%	158,366.0 (-2,121.8) -1.36%	7.5	12,977.0	
시 계 열	MA3	110,249.0 (6,740.6) 5.76%	109,348.5 (13,092.7) 10.69%	109,710.3 (8,205.5) 6.96%	109,769.3 (22,726.9) 17.15%	109,609.3 (46,634.9) 29.85%	14.1	24,394.7
	MA5	106,780.9 (10,208.7) 8.73%	108,126.0 (14,315.2) 11.69%	109,130.8 (8,785.0) 7.45%	108,366.8 (24,129.3) 18.21%	108,387.6 (47,856.6) 30.63%	15.3	25,529.6
	지수평활	113,508.0 (3,481.6) 2.98%	117,482.6 (4,958.6) 4.05%	121,457.3 (-3,541.5) -3.00%	125,431.9 (7,064.2) 5.33%	129,406.6 (26,837.6) 17.18%	6.5	12,801.7
	ARIMA	117,010.5 (-20.9) -0.02%	128,769.6 (-6,328.4) -5.17%	144,032.4 (-26,116.6) -22.15%	162,542.2 (-30,046.1) -22.68%	184,324.0 (-28,079.8) -17.97%	13.6	21,969.8
회 귀	NW	129,588.7 (-12,599.1) -10.77%	137,198.3 (-14,757.1) -12.05%	144,807.9 (-26,892.1) -22.81%	152,417.5 (-19,921.4) -15.04%	160,027.1 (-3,782.9) -2.42%	11.1	17,383.1
	CO	125,175.6 (-8,186.0) -7.00%	132,467.8 (-10,026.6) -8.19%	139,759.9 (-21,844.1) -18.53%	147,052.0 (-14,555.9) -10.99%	154,344.2 (1,900.0) 1.22%	9.2	13,116.4
	PW	124,981.2 (-7,991.6) -6.83%	132,246.3 (-9,805.1) -8.01%	139,511.4 (-21,595.6) -18.31%	146,776.5 (-14,280.4) -10.78%	154,041.6 (2,202.6) 1.41%	9.1	12,924.1

주: ( )는 관측값과 예측값의 차이인 예측오차를 그리고 %는 예측오차율(예측오차/관측값\*100)을 나타냄



둘째, 예측정확도가 높은 예측방법이 연도별로 다른 것으로 나타났다. 전반적으로 예측기간 초기에는 ARIMA와 지수평활 등 시계열분석방법의 예측정확도가 높은 반면, 후기에는 회귀모형의 예측정확도가 높다고 할 수 있다. 연도별로 예측정확도가 높은 1, 2 순위 예측방법은 2011년 ARIMA와 서울시 중기재정계획, 2012년 서울시 중기재정계획과 지수평활, 2013년 지수평활과 MA3, 2014년 지수평활과 회귀모형 PW 추정, 2015년 회귀모형 CO 추정과 서울시 중기재정계획인 것으로 나타났다.

셋째, 시간의 흐름에 따른 예측오차의 변화 양상이 예측방법별로 다른 것으로 나타났다. 서울시 중기재정계획, ARIMA, 회귀모형의 모든 추정방법은 2013년까지 예측오차가 증가하다가 이후 감소한 반면, MA3와 MA5는 시간이 흐름에 따라 예측오차가 지속적으로 크게 증가하는 것으로 나타났다. 그러나 지수평활은 2014년까지는 5.5%이하의 예측오차를 나타내다 2015년 17.18%로 증가하여 명확한 예측오차의 변화양상을 보이지 않고 있다.

넷째, 예측방법별로 과소예측 또는 과대예측의 경향이 다른 것으로 나타났다. 서울시 중기재정계획, ARIMA, 회귀모형은 관측값보다 큰 예측값을 산출하는 과대예측을 보이고 있다. 반면, MA3, MA5, 지수평활은 관측값보다 작은 예측값을 산출하는 과소예측의 경향이 있는 것으로 나타났다. 주목할 만 한 점은 서울시 중기재정계획이 기존연구의 주장과 달리 과대예측결과를 제시했고, 전반적으로 시계열분석방법은 과소예측 경향을 보인 반면, 회귀모형은 과대예측 경향을 보이고 있다는 것이다.

### 3) 자동차세 예측결과 비교·평가

서울시 자동차세에 대한 2011~2015년의 관측값, 서울시 중기재정계획·시계열분석·회귀분석의 예측값, 예측오차, 예측정확성 등이 아래의 <표 11>에 제시되어 있다. 이하에서는 전반적인 예측정확도, 연도별 예측정확도, 시간의 흐름에 따른 예측오차의 변화 양상, 과소 또는 과대예측의 경향 등의 측면에서 자동차세 예측결과의 특성을 살펴보고자 한다.

첫째, 예측정확도 평가기준에 의하면 서울시 중기재정계획과 단순한 시계열예측방법이 복잡한 시계열예측방법이나 회귀모형보다 예측정확도가 높은 것으로 나타났다. MAPE기준으로는 MA5, 서울시 중기재정계획, MA3, GDP모형 CO, Auto모형 PW, ARIMA, Auto모형 NW, GDP모형 PW, 지수평활, GDP모형 NW, Auto모형 CO 순으로 예측정확도가 높은 것으로 나타났고, RMSE기준에서는 서울시 중기재정계획과 MA5의 순위가 바뀐 것을 제외하고 MAPE기준의 순위와 일치한다.

둘째, 시세와 달리 예측정확도가 높은 예측방법이 연도별로 차이가 없는 것으로 나타났다. 전반적으로 서울시 중기재정계획, MA3, MA5가 전 기간에 걸쳐 예측정확도가 높은 경향을 보이고 있다. 연도별로 예측정확도가 높은 1, 2 순위 예측방법은 2011년 MA5와 MA3, 2012~2015년 서울시 중기재정계획과 MA5인 것으로 나타났다. 시세예측에서 예측정확도가 높았

던 지수평활은 모든 연도에서 7위 이하이고, GDP모형 CO 추정이 예측정확도 4위이나 서울시 중기재정계획, MA3, MA5 등에 비해 MAPE와 RMSE의 통계치가 매우 큰 것으로 나타났다.

〈표 11〉 자동차세 예측결과 비교

(단위: 억 원)

연도	2011	2012	2013	2014	2015	MAPE	RMSE				
관측값	10,082.6	10,568.5	10,921.9	10,635.3	10,682.3						
재정계획	11,089.0 (-1,006.4) -9.98%	10,242.0 (326.5) 3.09%	10,483.0 (438.9) 4.02%	10,870.0 (-234.7) -2.21%	11,254.0 (-571.7) -5.35%	4.9	582.1				
	시 계 열	MA3	9,967.2 (115.4) 1.14%	9,782.4 (786.0) 7.44%	9,690.2 (1,231.8) 11.28%			9,813.3 (822.0) 7.73%	9,761.9 (920.4) 8.62%	7.2	856.9
		MA5	10,137.3 (-54.7) -0.54%	10,213.6 (354.9) 3.36%	10,050.5 (871.4) 7.98%			9,956.3 (679.0) 6.38%	9,935.7 (746.6) 6.99%		
지수평활	8,617.9 (1,464.7) 14.53%	7,864.7 (2,703.8) 25.58%	7,111.4 (3,810.5) 34.89%	6,358.2 (4,277.1) 40.22%	5,604.9 (5,077.5) 47.53%	32.5	3,689.2				
ARIMA	9,192.5 (890.1) 8.83%	8,991.7 (1,576.8) 14.92%	8,723.3 (2,198.6) 20.13%	8,393.6 (2,241.6) 21.08%	8,010.3 (2,672.0) 25.01%			18.0	2,013.8		
회 귀	GDP-NW	12,765.4 (-2,682.8) -26.61%	13,503.7 (-2,935.2) -27.77%	14,242.0 (-3,320.0) -30.40%	14,980.2 (-4,344.9) -40.85%	15,718.5 (-5,036.2) -47.15%	34.6			3,770.3	
	GDP-CO	11,180.4 (-1,097.8) -10.89%	11,648.2 (-1,079.7) -10.22%	12,115.9 (-1,194.0) -10.93%	12,583.7 (-1,948.4) -18.32%	13,051.5 (-2,369.2) -22.18%		14.5	1,625.2		
	GDP-PW	11,704.8 (-1,622.1) -16.09%	12,365.2 (-1,796.7) -17.00%	13,025.6 (-2,103.7) -19.26%	13,686.0 (-3,050.8) -28.69%	14,346.5 (-3,664.1) -34.30%	23.1			2,569.7	
	Auto-NW	8,051.9 (2,030.7) 20.14%	8,120.7 (2,447.7) 23.16%	8,189.5 (2,732.4) 25.02%	8,258.4 (2,376.9) 22.35%	8,327.2 (2,355.2) 22.05%		22.5	2,399.1		
	Auto-CO	602.8 (9,479.8) 94.02%	640.7 (9,927.7) 93.94%	678.7 (10,243.3) 93.79%	716.6 (9,918.7) 93.26%	754.5 (9,927.8) 92.94%	93.6			9,902.5	
	Auto-PW	8,682.2 (1,400.4) 13.89%	8,752.4 (1,816.1) 17.18%	8,822.6 (2,099.3) 19.22%	8,892.8 (1,742.4) 16.38%	8,963.1 (1,719.3) 16.09%		16.6	1,769.6		

주: ( )는 관측값과 예측값의 차이인 예측오차를 그리고 %는 예측오차율(예측오차/관측값\*100)을 나타냄

셋째, 시세의 경우와 같이, 시간의 흐름에 따른 예측오차의 변화 양상이 예측방법별로 다른 것으로 나타났다. 지수평활, ARIMA, GDP모형 NW와 PW는 시간이 흐름에 따라 예측오차가 지속적으로 크게 증가한 반면, MA3, Auto모형의 NW와 PW는 2013년까지 예측오차가 증가하다가 이후 감소하는 것으로 나타났다. 그러나 예측정확도가 높은 서울시 중기재정계획, MA5, GDP모형 CO와 예측정확도가 매우 낮은 Auto모형 CO는 일정한 경향이 없는 것으로 나타났다.

넷째, 시세의 경우와 같이, 예측방법별로 과소예측 또는 과대예측의 경향이 다른 것으로 나타났다. MA3, MA5, 지수평활, ARIMA 등의 시계열예측방법과 Auto모형은 관측값보다 작은 예측값을 산출하는 과소예측 경향이 있는 반면, GDP모형은 관측값보다 큰 예측값을 산출하는 과대예측의 경향이 있는 것으로 나타났다. 그러나 서울시 중기재정계획은 2011, 2014, 2015년에는 과대예측을 그리고 2012년과 2013년에는 과소예측을 하여 일정한 경향이 없는 것으로 나타났다.

#### 4) 예측모형의 예측정확도와 예측결과의 예측정확도 비교

서울시 시세와 자동차세의 예측모형과 예측결과 간의 예측정확도를 비교하였다. 구체적으로 예측정확도의 판단기준인 RMSE를 이용하여 예측모형과 예측결과의 RMSE 순위를 비교하였고, 예측모형의 RMSE와 예측결과의 RMSE에 대한 Spearman 서열상관관계 분석을 수행하였다.<sup>12)</sup>

서울시 시세의 예측모형과 예측결과의 예측정확도 간의 Spearman 서열상관계수와 함께 예측모형과 예측결과의 RMSE와 그 순위가 예측방법별로 아래 <표 12>에 제시되어 있다. 서울시 시세의 예측모형과 예측결과의 RMSE의 1~3 순위가 서로 다르지만 나머지 순위는 정확하게 일치하고 있어 예측모형과 예측결과의 RMSE 순위가 대체로 일치한다고 할 수 있다. Spearman 서열상관관계 분석은 이러한 결과를 공식적으로 증명해주고 있다. 통계적으로 유의한 양(+)의 서열상관계수( $\rho=0.893$ ,  $p<0.01$ )는 예측모형의 RMSE와 예측결과의 RMSE 간에 강한 정(+)의 관계가 있다는 것을 의미한다.

12) 모수적 방법인 Pearson 상관관계분석을 수행하기에는 사례수가 작고 정규성 가정을 만족시키는 것이 어려울 것으로 판단되어 비모수 통계인 Spearman 서열상관관계 분석을 수행하였다. 그러나 Pearson 상관계수(유의확률)가 시세는 0.860(0.013)이고 자동차세는 -0.437(0.207)로 Spearman 서열상관관계 분석의 결과와 일치한다.

〈표 12〉 시세 예측모형과 예측결과의 예측정확도 간 상관관계

구분		시계열				회귀			S(p)
		MA3	MA5	평활	ARIMA	NW	CO	PW	
R M S E	모형	943,023 (6)	1,319,018 (7)	441,461 (3)	538,409 (5)	4.80E+05 (4)	3.90E+05 (2)	3.80E+05 (1)	0.893 (0.007)
	결과	24,395 (6)	25,530 (7)	12,802 (1)	21,970 (5)	17,383 (4)	13,116 (3)	12,924 (2)	

주: S(p)는 Spearman의 서열상관계수( $\rho$ )와 유의확률(p)이고, ( )는 예측정확도의 순위임

서울시 자동차세의 예측모형과 예측결과의 예측정확도 간의 Spearman 서열상관계수와 함께 예측모형과 예측결과의 RMSE와 그 순위가 예측방법별로 아래 〈표 13〉에 제시되어 있다. 예측모형의 RMSE 순위와 예측결과의 RMSE 순위 사이의 일관성 있는 관계가 나타나지 않았다. 또한 이러한 결과는 공식적인 Spearman 서열상관관계 분석에 의해서 확인되었다. 예측모형의 RMSE와 예측결과의 RMSE 간의 Spearman 서열상관계수는 통계적으로 유의하지 않은 것으로 나타났다( $\rho=-0.456, p>0.1$ ). 이러한 결과는 예측모형의 예측정확도가 실제 예측의 예측정확도를 담보하지 못한다는 것을 의미한다.

〈표 13〉 자동차세 예측모형과 예측결과의 예측정확도 간 상관관계

구분		시계열				회귀						S(p)
						GDP			Auto			
		MA3	MA5	평활	ARIMA	NW	CO	PW	NW	CO	PW	
R M S E	모형	91,482 (8)	128,654 (10)	43,720 (6)	43,361 (5)	53,336 (7)	40,400 (4)	40,003 (3)	94,278 (9)	39,421 (1)	39,952 (2)	-0.456 (0.185)
	결과	857 (2)	618 (1)	3,689 (8)	2,014 (6)	3,770 (9)	1,625 (3)	2,570 (7)	2,399 (6)	9,903 (10)	1,770 (4)	

주: S(p)는 Spearman의 서열상관계수( $\rho$ )와 유의확률(p)이고, ( )는 예측정확도의 순위임

예측모형의 예측정확도와 예측결과의 예측정확도 사이의 관계는 예측대상에 따라 다른 것으로 나타났다. 예측모형 설정기간과 실제 예측기간의 시계열이 유사하고 안정적인 추세를 유지하는 시세에서는 예측모형과 예측결과의 RMSE 사이에 정(+)의 상관관계가 있는 것으로 나타났다. 그러나 예측모형 설정기간과 실제 예측기간의 시계열이 상이하고 실제 예측기간에 비교적 큰 변동을 수반한 자동차세에서는 예측모형과 예측결과의 RMSE 사이에 통계적으로 유의한 관계가 없는 것으로 분석되었다. 이러한 본 연구의 결과는 모형설정기간의 시계열 변동과 예측기간의 시계열 변동이 상이한 경우 예측모형의 예측정확성이 실제 예측결과의 예측정확성을 보장해 주지 못한다는 것을 의미한다.

## V. 결론

본 연구는 서울시 시세와 자동차세를 대상으로 다양한 예측방법의 예측정확성을 평가하였고, 본 연구의 예측결과와 서울시 예측실무의 예측결과를 비교하였다. 본 연구에서 사용한 예측방법은 이동평균, 지수평활, ARIMA의 시계열분석과 인과모형에 기초한 회귀분석이다. 세수예측모형은 1975~2010년의 시계열자료를 이용하여 설정하였고, 예측방법의 예측정확성은 2011~2015년의 실제 관측값과 예측값의 차이를 이용하여 평가하였다. 예측정확성의 평가기준으로는 MAPE와 RMSE를 사용하였다.

예측모형별 예측결과를 전반적인 예측정확도, 연도별 예측정확도, 시간의 흐름에 따른 예측오차의 변화 양상, 과소 또는 과대예측의 경향 등의 측면에서 분석하였고, 이후 예측모형의 RMSE와 실제 예측결과의 RMSE를 비교하였다. 먼저 예측대상별로 예측정확성이 높은 예측방법이 다른 것으로 나타났다. 서울시 시세에서는 자수평활과 회귀모형 PW가 가장 우수하였으나, 자동차세에서는 단순한 시계열분석방법인 MA5와 MA3의 예측정확도가 높은 것으로 나타났다. 둘째, 연도별로 예측정확도가 높은 예측방법도 예측대상별로 다르게 나타났다. 서울시 시세에서는 예측초기에는 시계열분석방법의 예측정확도가 높고 후기에는 회귀모형이 높은 것으로 나타났으나, 자동차세에서는 모든 연도에서 MA3와 MA5가 우수한 것으로 나타났다. 셋째, 시간의 흐름에 따른 예측오차의 변화양상은 예측방법과 예측대상에 따라 다른 것으로 나타났다. MA3와 MA5는 시세에서는 예측오차가 지속적으로 증가한 반면 자동차세에서는 증가 후 감소했으나, ARIMA와 GDP모형은 반대의 결과를 나타내고 있다. 지수평활은 자동차세에서는 예측오차가 지속적으로 증가했으나 시세에서는 일정한 경향이 없고, 자동차세에만 적용된 Auto모형은 예측오차가 증가 후 감소하는 것으로 나타났다. 넷째, 예측방법별 과소 또는 과대예측의 경향도 다른 것으로 나타났다. MA3, MA5, 지수평활은 시세와 자동차세에 대해 모두 과소예측치를 산출했고, 반대로 GDP모형은 모두 과대예측치를 산출하여 일관성을 보여주고 있다. 그러나 ARIMA는 시세는 과대예측치를 그리고 자동차세는 과소예측치를 산출했고, 자동차세에만 적용된 Auto모형은 과소예측치를 산출했다. 다섯째, 예측모형의 RMSE와 실제 예측결과의 RMSE의 관계는 예측대상별로 다르게 나타났다. 시세에서는 예측모형의 RMSE와 실제 예측결과의 RMSE 사이에 강한 정(+)의 상관성이 있는 것으로 나타났으나, 자동차세에서는 관계가 없는 것으로 분석되었다.

본 연구의 결과와 기존연구에 대한 검토를 통해 지방세수예측을 개선하는데 도움을 줄 수 있는 다음과 같은 시사점을 도출하였다.

먼저 예측방법의 결정에서 가장 중요한 요인은 분석대상 시계열자료의 특성이란 것이다. 본 연구의 분석결과, 안정적인 추세를 나타내는 시세에서는 지수평활과 회귀모형의 예측정확도가 높은 것으로 나타났으나, 불규칙한 변동을 보이는 자동차세에서는 단순한 시계열분석방법인 MA5와 MA3의 예측정확도가 높은 것으로 분석되었다. 이러한 결과는 불규칙한

변동을 보이는 경우에는 통계적인 분석방법 보다 오히려 단순한 추계방법에 분석자의 경험이나 직관을 반영하는 방법이 오히려 정확한 예측값을 산출해 낼 수도 있다는 것을 시사한다.

둘째, 정확한 세수예측을 위해서는 세수에 영향을 미치는 경기변동이나 정책변화를 파악하고 이를 예측에 반영하여야 한다. 본 연구의 결과, 모형설정기간의 시계열 변동과 실제 예측기간의 시계열 변동이 상이한 경우 예측모형의 RMSE와 실제 예측결과의 RMSE 간에 관계가 없는 것으로 나타났다. 이러한 결과는 모형설정기간의 시계열 변동과 실제 예측기간의 시계열변동이 상이한 경우에는 예측모형의 예측정확성이 실제 예측결과의 예측정확성을 보장해 주지 못한다는 것을 의미한다. 그런데 세수자료의 급격한 시계열 변동은 주로 경기변동이나 정책변화에 의해 발생한다. 따라서 과거의 유사한 경기변동이나 정책변화가 세수에 미친 영향을 파악해서 세수예측에 반영하는 것이 필요하다. 이를 위해서는 경기변동이나 정책변화 등 세수에 영향을 미치는 요인들의 효과를 검증하는 학술적 연구의 수행이 선행되어야 할 것이다.

셋째, 지방자치단체의 세수예측능력을 향상시키는 것이 필요하다. 이를 위해 우선 예측실무자의 예측능력을 배양하는 것이 급선무라고 할 수 있다. 우리나라 지방세 예측에서 가장 많이 사용되는 진도비모형과 함께 지수평활이나 회귀분석을 활용할 수 있도록 실무담당자에게 예측기법에 대한 교육을 강화하는 것이 필요하다. 상대적으로 단순한 지수평활 등의 예측방법을 활용하고 실무자의 경험이나 직관에 기초하여 정책변화나 경기변동의 영향을 반영하면 보다 정확한 세수예측이 가능할 것이다. 다음으로 지수평활이나 회귀분석 등 계량적인 예측방법을 활용하기 위해서는 분석 가능한 세수자료의 구축과 관리가 필요하다. 마지막으로 지방세수예측을 위해 지역 대학, 연구기관, 국회예산정책처 등 관련 기관 간의 협력체계를 구축하는 것도 필요하다.

그러나 위에 제시된 본 연구의 결과와 이를 통해 도출한 시사점은 아래에 제시된 한계를 고려하여 이해해야 한다. 첫째, 본 연구는 서울시만을 대상으로 연구를 수행하여 본 연구결과의 일반화에 많은 제약이 있다. 둘째, 본 연구는 시세와 자동차세만을 대상으로 하였기 때문에 역시 다른 세목의 예측에 본 연구의 결과를 적용하는 데 한계가 있다. 셋째, 본 연구는 다양한 추계방법을 비교·평가하고자 하였으나, 여전히 VAR 모형, 전이함수모형(transfer function model), 거시경제계량모형 등 다른 다양한 추계방법을 제외한 한계가 있다.

## ≤참고문헌>

김재영·전영준·김계원(2004). 지방세 세수추계 개선 방안 연구: 경기도 취득세·등록세를 중심으로. 「현대사회와 행정」, 14(2): 1-28.

김현아(2001). 「서울시 세입예측을 위한 모형 연구」. 서울연구원.

- 박병희(2002). 지역경제력과 지방세수입 간의 관계에 관한 연구. 「재정논집」, 16(2): 119-137.
- 박완규(2001). 지방세 추계액의 오차분석. 「재정논집」, 15(2): 97-114.
- 서울특별시(2011). 「2011~2015 중기지방재정계획」. 서울특별시.
- 성명재·박노옥(2003). 「지방세 세목별 세수추계에 관한 연구」. 한국조세연구원.
- 여은정·이영한(2008). 지방세 세수추계의 평가와 개선방안. 「한국지방자치연구」, 9(4): 113-134.
- 이상훈·김진하·이지연(2012). 「중기 지방세수 추계모형 개발을 위한 연구」. 한국지방세연구원.
- 이석환·박근화(2016). 지방세 세수추계모형의 비교·평가: 서울시를 중심으로. 「한국공공관리학회 동계학술대회 발표논문집」, 2016.12: 77-102.
- 이석환·정석균·박근화(2016). 「서울시 중기 지방세수 추정모형 구축에 관한 연구」. 서울특별시의회.
- 이영희·조기현(1998). 「지방세수 예측을 위한 모형의 탐색-광역자치단체를 중심으로」. 연구보고서, 309(단일호): 1-81.
- 이현선·박태규(2006). 교부세제 하의 지방세추계모형 고찰 및 개선방안 연구. 「한국지방재정논집」, 11(2): 137-174.
- 이현선·박태규(2007). 지방세 추계모형 연구: 지수평활법을 중심으로. 「한국지방재정논집」, 12(2): 65-90.
- 조택희(2005). 지방세 세수추정모형에 관한 연구: 충청북도의 경우를 중심으로. 「한국동서경제연구」, 17(1): 17-40.
- 지방행정연수원(2012). 「지방재정 사례 분석」. 지방행정연수원.
- Cirincione, C., Gurrieri, G. A., & Sande, B(1999). Municipal Government Revenue Forecasting: Issues of Method and Data. *Public Budgeting & Finance*, 19(1): 26-46.
- Cochrane, D. & Orcutt, G. H(1949). Application of Least Squares Regression to Relationships Containing Auto-correlated Error Terms. *Journal of the American Statistical Association*, 44: 32-61.
- Downs, G. W. & Roche, D. M(1983). Municipal Budget Forecasting with Multivariate ARMA Models. *Journal of Forecasting*, 2(4): 377-387.
- Duncan, G., Gorr, W., & Szczypula, J(1993). Bayesian Forecasting for Seemingly Unrelated Time Series: Application to Local Government Revenue Forecasting. *Management Science*, 39(3): 275-293.
- Frank, P. M(1990). Fault Diagnosis in Dynamic Systems Using Analytical and Knowledge-Based Redundancy: A Survey and Some New Results. *Automatica*, 26(3): 459-474.
- Gardner, E. S(1985). Exponential Smoothing: The State of the Art. *Journal of forecasting*, 4(1): 1-28.
- Glickman, N. J(1971). An Econometric Forecasting Model for the Philadelphia Region.

- Journal of Regional Science*, 11(1): 15-32.
- MacManus, S. A(1992). Forecasting Frustrations: Factors Limiting Accuracy. *Government Finance Review*, 8: 7-11.
- MacManus, S. A. & Grothe, B. P(1989). Fiscal Stress as a Stimulant to Better Revenue Forecasting and Productivity. *Public Productivity Review*, 12(4): 387-400.
- Newey, W. K. & West, K. D(1987). A Simple, Positive Semi-Definite, Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent Covariance Matrix. *Econometrica*, 55(3): 703-708.
- Prais, S. J. & Winsten, C. B(1954). Trend Estimators and Serial Correlation. Working Paper 383, Cowles Commission. <http://cowles.econ.yale.edu/P/ccdp/st/s-0383.pdf>.
- Reddick, C. G(2004). Assessing Local Government Revenue Forecasting Techniques. *International Journal of Public Administration*, 27(8-9): 597-613.
- Rich, R., Bram, J., Haughwout, A., Orr, J., Rosen, R., & Sela, R(2005). Using Regional Economic Indexes to Forecast Tax Bases: Evidence from New York. *Review of Economics and Statistics*, 87(4): 627-634.
- Rubin, I. S(1987). Estimated and Actual Urban Revenues: Exploring the Gap. *Public Budgeting & Finance*, 7(4): 83-94.
- Shkurti, W. J(1990). A User's Guide to State Revenue Forecasting. *Public Budgeting & Finance*, 10(1): 79-94.

---

\* 이석환(李錫煥): Rutgers, the State University of New Jersey에서 행정학 박사학위를 취득하고, 현재 한양대학교 정책학과 부교수로 재직 중이다. 주요 관심분야는 지방재정, 성과평가, 정책평가, 연구방법론이다. 최근 논문으로는 한국 지방정부 출산장려정책의 상향적 정책확산(2014), 도시개발공사 기관장의 경력과 경영성과의 관계(2015), 지방공기업에 대한 객관적 성과평가와 주관적 고객만족도의 관계(2016) 등이 있다(lshufo@hanyang.ac.kr).