https://doi.org/10.22897/kipajn.2022.31.4.004

행정학에서의 베이지안 방법론의 유용성 탐색
: 공무원 적정 정원 수 추정을 중심으로

Exploring the Usefulness of Bayesian Methodology in Public Administration: Focusing on Estimating a Proper Size of Public Workforce

한승훈* · 이준석**

초 록

베이지안 방법론은 행정학에서의 주류 과학적 사고방식인 빈도주의적 방법론과는 전혀 다른 관점에서의 분석과 그의 결과 해석을 통해, 기존의 빈도주의 방법론에서는 얻을 수 없는 정보를 제공할 수 있다. 특히 이를 행정 현상의 관리에 이용하는 경우, 행정 실무 차원에서 도움이 될 수 있는 새로운 정보를 제공하는 것 역시 가능하다. 본 논문에서는 행정학 분야에서 아직 생소한 베이지안 방법론을 이론적 논의와 함께 서울시의 공무원 적정 수 추정이라는 사례를 들어 자세히 설명한다. 사례를 통해 베이지안 회귀분석은 표본 수가 적은 하나의 행정기관에 대하여도 적용이 가능하고, 공무원 수와 연관 있는 변수들에 대한 여러 가설을 직접적으로 검정할 수 있으며, 점 추정치의 하나가 아닌 여러 가능한 수치들의 확률분포 형태로 정원관리 예측치를 산정하게 해줌으로써, 실제 공무원 정원관리를 개선하는 데 실무적인 도움을 줄 수 있음을 보여주고자 한다.

주제어: 베이지안, 빈도주의, 방법론, 공무원, 정원관리

* 韓昇勳(주저자): 미국 펜실바니아 대학교(University of Pennsylvania)에서 2014년에 범죄학(형사정책) 박사학위와 통계학 석사학위를, 듀크 대학교(Duke University)에서 2010년에 정책학 석사학위를 받았으며, 현재 중앙대학교 공공인재학부 부교수로 재직 중이다. 주요 관심 분야는 증거기반정책(evidence-based policy), 형사정책, 그리고 정책 및 프로그램 평가방법으로서의 인과적 추론(causal inference)을 위한 준실험 설계(quasi-experimental designs), 방법론으로서의 고급 양적 분석, 공간계량분석 등이 있다. (sehan@cau.ac.kr)

** 李俊錫(교신저자): 중앙대학교에서 행정학 박사학위를 취득하고 현재 동 대학에서 연구전담교수로 재직 중이다. 주요 관심 분야는 노동 및 교육 불평등, 인사행정, 네트워크 분석이며, 최근 논문으로는 "Knowledge Poor, 지식을 추구하기 위해 가난해지는 사람들(2016)", "지역경제 성장요인과 정책적 함의: 광역지방자치단체를 중심으로(2021)", "신규인력 성과평가제도에 대한 제언: 공무원 규모는 어떻게 변화해야 할까?(2021)" 등이 있다. (steppingstonez@outlook.com)

Ⅰ. 서론

행정학의 초창기인 1937년에 Gulick이 “행정 과학(science of administration)”을 주창한 이래로, 행정학이 과연 과학인가에 대한 논쟁이 실증주의(positivism)적 방법론의 적절성과 연관되어 오랫동안 지속되어 왔다(Perry & Kraemer, 1986).[1] 이러한 논쟁은 미국뿐 아니라 우리나라에서도 큰 화두가 되어 왔는데, 대체로 학자들은 행정학은 과학(science)이자 동시에 기술(art)[2]의 성격을 가지고 있다는 데에 동의하고 있다. 이처럼 과학이자 기술인 행정학은 또한 그 기본적인 성격 자체가 학제 간(interdisciplinary) 학문으로서(Kettl & Milward, 1996; Rosenbloom 1983), 다른 순수 사회과학 학문과는 달리 실무적, 전문적 유용성(practical, professional usefulness)이 중시된다는 특징을 지닌다(Hilling, 1966).

이러한 행정학의 학제 간 성격과 실무적이고 전문적인 응용을 중시하는 경향은, 한편으로는 후기 실증주의(post positivism)적 관점에서 실증주의적 도구성(instrumentality)을 비판하면서도, 행정학이 여러 새로운 방법론적 접근들(methodological approaches)에 대하여 친화성을 가질 수 있음을 암시한다. 나아가 행정학이 기본적으로 법학(law) 및 정치학(political science)은 물론 관리학(management)과 가장 밀접한 연관성을 가지고 있음을 고려할 때(Wright, 2011), 행정학은 특히 행정상의 관리에 도움을 줄 수 있다면 다른 학문 분야에서 발전하고 있는 방법론에 관심을 기울일 필요가 있을 것이다.

본 논문은 이러한 관점에서 행정학 분야에서 아직은 생소한, 베이지안 방법론(Bayesian methodology)을 소개하고자 한다. 베이지안 방법론은 통계학에서 유래했지만, 행정학에서 주류로 쓰이는 빈도주의적 방법론(Frequantist methodology)과는 전혀 다른 과학적 사고방식에 기반을 두고 있다. 따라서, 베이지안 방법론은 같은 행정 현상에 대하여도 빈도주의 방법론과는 다른 관점에서의 분석과 해석을 제공하며, 그렇기에 우리가 전통적 방식에서는 얻을 수 없는 정보를 줄 수 있다. 특히, 행정 현상에 대한 관리의 측면에서, 베이지안 방법론은 빈도주의 방법론보다 더 풍부한 정보를 줄 수 있어 관리역량을 개선시킬 수 있는 여러 잠재적 장점들을 가지고 있다. 본 연구는 이러한 베이지안 방법론의 소개글(primer)로서, 해당 방법론을 실제 행정 관리에 어떻게 응용할 수 있는지의 사례와 함께 자세히 설명하고자 한다.

---

1) 대표적으로는 Dahl(1947)과 Simon(1947)의 논쟁을 들 수 있으며, 이후에도 Waldo(1984)를 비롯한 많은 행정학 연구자들이 이 논쟁에 참여하였다. 이들 논쟁에 대한 간략한 국문 소개로는 박종민(2009)의 정리를 참고해볼 수 있다.
2) 다만 박종민(2009)은 이를 ‘기술’이라는 용어 대신 ‘인문학’이라는 용어로 대체하여 쓸 것을 주장한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장은 베이지안 방법론의 이해를 위한 이론적 설명으로, 특히 독자로 하여금 빈도주의 방법론과 비교를 통해 베이지안 방법론의 체계를 이해하고 그 장점을 인지하게 하는 것을 목적으로 한다. 아울러 행정학에서 베이지안 방법론을 사용한 선행연구에 대하여 간략히 검토한다. 3장에서는 베이지안 방법론의 사례로서, 서울시 공무원 적정 수를 베이지안 방법론, 특히 베이지안 회귀분석 모형을 통해 추정해 보기로 한다. 이를 위해 행정학 분야에서 공무원 적정 정원 추정과 관련된 선행연구를 검토하고, 본 연구에서 사용하는 베이지안 회귀분석 모형을 설명하며, 이에 따라 분석 결과인 변수들의 회귀계수들과 공무원 수 정원 예측치(prediction)를 보고한다. 마지막으로 4장에서는 결론을 간단히 서술하며 끝맺도록 한다.

Ⅱ. 베이지안 방법론의 이해

1. 베이지안 방법론의 이론적 기초

베이지안 분석은 우리가 관심이 있는 모수(parameter)의 사후분포(posterior distribution)를 구하는 것을 목적으로 한다. 다만 주어진 데이터에만 기반하여 우도(likelihood)를 모형화하고 이를 이용하여 모수를 최종적으로 추정하는 기존의 빈도주의 분석법과는 달리, 베이지안 분석에서는 연구자가 분석을 진행하기 이전에 모수의 분포에 대하여 가지고 있는 믿음을 의미하는 모수에 대한 사전분포(prior distribution)를 우도와 결합하여 모수의 사후분포를 구하게 된다. 이때 모수의 사후분포는 아래와 같이 베이즈 정리(Bayes Theorem)에 기반하여 전개된다.

사후분포(posterior) $\propto$ 사전분포(prior) x 우도(likelihood)[3] ························(1)

3) 우리가 구하려는 모수를 θ, 데이터를 X라고 하고 사전분포를 $P(\theta)$, 우도를 $P(X|\theta)$라고 하면, 사후분포 $P(\theta|X)$는 베이즈 정리에 따라 다음과 같이 구할 수 있다.

$$P(\theta|X) = \frac{P(\theta) \cdot \ P(X|\theta)}{P(X)}$$

여기서 분모에 위치한 $P(X)$는 정규화 상수(normalizing constant)로서 확률의 크기를 조정하는 부수적인 역할만을 수행한다. 따라서, 분석에서 큰 의미가 없는 $P(X)$를 제외하고, 우리가 구하려는 사후분포는 다음과 같이 비례(proportional) 관계로 표현할 수 있다.

$$P(\theta|X) \ \propto \ P(\theta) \cdot P(X|\theta)$$

2. 빈도주의 방법론과의 비교[4)]

베이지안 방법론은 통계학의 고전학파(classical school)인 빈도주의 방법론과 매우 다른 철학적 사고방식과 가정에 기반하고 있다. 따라서, 빈도주의 방법론의 틀 안에서만 베이지안 방법론을 이해하려는 것은 여러 오해를 낳을 수 있으며, 양자 사이에 어떤 근본적인 차이점이 있는지를 살펴보는 것이 베이지안 방법론을 이해하는 데에 필수적인 첫걸음이다.

먼저 양 방법론은 확률(probability)에 대한 인식에 있어 차이가 존재한다. 결론부터 이야기하자면, 고전적 빈도주의 방법론은 경험적 확률(empirical probability)에 기반을 두는 반면, 베이지안 방법론은 주관적 확률(subjective probability)에 기반을 두고 있다. 하나의 현상이 발생하는 확률이 얼마인가를 아는 것은 그 현상을 통계적으로 이해하기 위한 시작점이다. 일부의 현상들에 대하여는 우리가 확률을 이론상 미리 알 수 있다. 예컨대 공정한(fair) 주사위라면, 우리는 굳이 그 주사위를 던져보지 않아도 주사위 눈금 1이 나올 확률이 1/6임을 알 수 있다. 이러한 확률을 고전적 확률(classical probability) 또는 이론적 확률(theoretical probability)이라 부른다.

그러나 안타깝게도, 우리가 관심 있는 세상의 현상들 다수는 이론적 확률을 가지고 있지 않다. 즉, 이론적 확률의 틀만으로는 많은 현상에 대하여 통계적 분석이 불가능하다. 빈도주의 통계학자들은 이론적 확률의 부재를, 현상의 실험(experiment)에서의 빈도(frequency)에 기반하여 추정하는 경험적 확률을 통하여 극복하고자 하였다. 예컨대, 장난감 공장의 불량률은 얼마인가라는 확률 질문에 대하여, 그 공장에서 생산된 총 10,000개의 장난감 중 300개가 불량이었다면 불량 확률은 3%라고 보는 것이다. 그러나 이러한 사후적 빈도 계산을 통하여 추정된 확률이 진정한 이론적 확률과 같은지 어떻게 확신할 수 있는가에 대하여 근본적인 비판이 있었다. 이러한 비판에 대하여 빈도주의 통계학자들은 빈도 계산을 위한 실험 수를 무한에 가깝게 늘리면 결국 경험적 확률이 이론적 확률에 수렴하게 된다는 대수의 법칙(law of large number)을 제시하며 대응하였다.

반면 일군의 학자들은 대수의 법칙에 따른다고 하여도 경험적 확률은 여전히 문제가 많다고 본다. 먼저 수많은 현상에 대하여 현실에서는 빈도 계산을 위한 실험 자체를 늘리기가 어렵다. 예컨대, 위의 장난감 공장의 예에서, 경험적 확률을 이론적 확률에 가깝게 만들기 위해서 장난감 공장을 1,000개, 10,000개, 100,000개 식으로 무수히 늘릴 수 있는가? 아마 불가능할 것이다. 또한 설사 공장 수를 늘리는 것이 현실적으로 가능하다고 해도, 얼마만큼 많은 수의 공장이 있어야 그 경험적 불량률이 진정한 불량률에 가까워지는지도 명확하지 않다. 이러한 점에서, 이들은 더 많은 현상에 대한 이해를 위해서는 경험적 확률보다 유연한 확률 개념이 필요하다고 주장하면서 그

4) 이 장의 일부 내용은 *Stata Bayesian Analysis Reference Manual Release 17* (2021 : 3-4)을 참고하였다.

대안으로서 주관적 확률을 제시한다. 주관적 확률은 어떤 현상의 발생에 대한 개인의 믿음의 정도(degree of belief)를 지칭한다. 내년 우리나라 경제가 불황이 깊어질 확률이 얼마인가에 대하여 이론적 확률이나 경험적 확률을 구하기는 어렵지만, 주관적 확률로는, 예컨대, 약 60%라고 추정할 수 있다, 물론 이러한 주관적 확률은 모든 사람이 동의하는 바가 아니므로 객관성이 떨어진다는 비판이 있다. 그럼에도 불구하고, 베이지안 방법론은 주관적 확률 개념을 적극적으로 받아들이면서 모든 모수의 사후분포는 결국 우리가 믿는 정도를 나타내는 주관적 확률의 분포를 의미한다고 본다.

이러한 확률에 대한 근본적인 인식의 차이는 양 방법론 간의 가장 큰 차이점인 모수와 데이터를 바라보는 시각의 차이로 귀결된다. 빈도주의 방법론에서 관측 데이터(observed data)는 모집단(population) 중 실험을 통하여 표본(sample)으로 추출하는 것이므로 임의(random)의 값을 가질 수 있고 현실적으로든 아니면 적어도 가상적으로든 반복 수집이 가능하다고 본다. 반면, 모수는 고정되어(fixed) 있으며 항상 일정한 값을 갖는다고 상정한다. 다만 아직 이 고정된 모수가 숨겨져 있어 우리가 모르고 있을(unknown) 뿐이다. 따라서 빈도주의 학자들은 모집단에서 표본을 많이 반복하여 뽑아 모수를 추정하게 되면, 우리는 이 고정되고 일정한 값을 가진 숨겨진 모수를 최종적으로 발견할 수 있다고 주장한다.

그러나 베이지만 방법론에서의 가정은 이와 상반된다. 우리가 관측하는 데이터는 표본으로서 모집단에서 임의로 선택된 것일 수도 있지만, 반드시 그러한 것은 아니며 세상에서 오직 하나의 데이터로서만 존재할 수도 있다고 본다. 즉, 어떤 데이터는 모집단에서 무작위(random)로 반복 추정이 가능하지만 어떤 데이터는 단 하나로 고정되어(fixed) 있을 수 있어, 두 가지 형태 모두 가능하다. 반면 베이지안 방법론에서는 모수는 하나의 고정된 값으로 나타낼 수 없다고 생각한다. 우리가 모수를 정확히 추정하는 것은 불가능하므로 진정한 모수 값은 하나가 아니라 여러 개의 추정치를 확률상의 분포로 표현할 수밖에 없고, 따라서 모수는 숨겨져 있는, 그렇지만 하나로 고정된 대상이라기보다는 여러 개의 값을 가질 수 있는(random) 것으로 상정하는 것이다. 그렇기에 베이지안 방법론에서의 모수는 그 자체가 확률분포를 가지는 확률 변수(random variable)이다.

이러한 데이터와 모수의 성질에 대한 상반된 인식, 즉 데이터와 모수가 하나로 고정되어 있느냐 여러 개 중 임의의 값을 갖느냐에 대한 생각의 차이는 과학적 결과를 발견하고 해석하는 방식에서의 큰 차이로까지 연결된다. 빈도주의 방법론에서는 모수 추정량(estimator)의 표본 분포(sampling distribution)에 의존하여 모수를 추정한다. 그러나 추정량의 표본 분포는 추정량을 구성하는 확률 변수의 확률분포에 따라 달라지므로 결국 우리는 원래 확률 변수가 나타내는 데이터가 어떤 확률분포에 따라 생성(generation)되었는지 알아야 추정량의 표본 분포가 어떤 확률분포를 따르는지 알 수 있다. 여기서 문제는 우리는 대부분의 경우 데이터의 원 생성 확률분포를 모른다는 것이다.

빈도주의자들은 이 문제를 중심극한정리(central limit theorem)를 통해 해결하고자 한다. 데이터 본연의 생성 확률분포를 모른다고 해도 표본 수를 충분히 늘리면 추정량의 표본 분포는 정규분포(normal distribution)에 근사한다는 성질을 이용하여, 분석 시에 최소한 30개 이상의 많은 표본 수를 확보함으로써 모수 추정량 표본 분포의 정규성을 가정하는 것이다. 빈도주의 방법론에서는 그 후 표본 분포에 기반하여 모수에 대한 점 추정(point estimation)을 시행하고, 점 추정의 오차 가능성을 보정하기 위해 점 추정치에 아래위로 오차 범위(margin of error)를 덧붙여 신뢰구간(confidence interval)을 구하는 구간추정(interval estimation)을 더 한다.

그러나 이러한 빈도주의 방법론상의 추정치는 의미가 불분명하다는 문제를 지닌다. 특히 구간 추정에서의 신뢰구간에는 혼동의 여지가 많다. 예컨대, 위의 장난감 회사 예에서 불량률의 95% 신뢰구간이 [0.24, 0.36]이라고 하자. 우리가 일반적으로 기대하는 바와 같이, 이 구간 안에 진정한 불량률의 모수가 포함될 확률이 95%인가? 그렇지 않다. 빈도주의 방법론에서는 이 신뢰구간을 구할 때와 동일한 표본 수의 가상적 실험을 무한히 반복했을 때 나오는 무수한 신뢰구간 중 95%(이를테면 100개 중 95개)가 진정한 불량률 모수를 포함하고 있을 것이라는 이야기만 할 수 있다. 심지어 우리가 실제 얻은 데이터로 구한 신뢰구간인 [0.24, 0.36]은 그 수치 자체는 의미가 없다. 수많은 다른 신뢰구간은 이와는 다른 수치를 가질 수 있다. 그리고 이 신뢰구간 [0.24, 0.36]은 진정한 불량률 모수를 포함하고 있을 수도 있고 그렇지 않을 수도 있다. 진정한 불량률 모수를 포함하고 있다면 이 신뢰구간 안에 진정한 모수가 있을 확률은 1이고, 포함하고 있지 않다면 0이다. 그렇지만, 우리가 데이터로부터 얻은 특정한 신뢰구간(예컨대 위의 [0.24, 0.36])의 확률이 0인지 1인지는 알 수 없다.

반면에 베이지안 방법론은 모수 추정량의 표본 분포에 의존하지 않으며, 따라서 작은 수의 표본에 대하여도 분석이 가능하다. 모수 자체가 확률분포를 가지므로, 이를 앞서의 식(1)과 같이 베이즈 정리를 이용하여 직접 구하면 된다. 다만 모수를 분포로 나타내므로 하나의 수치로 나타내기는 어렵다. 대신 베이지안 방법론에서는 확률분포 그래프들로 결과를 표현하거나, 수치상으로는 사후분포 평균이나 중윗값으로, 또는 특정한 확률상의 추정치들 (예컨대 가장 높은 확률 순으로 했을 때) 구간을 의미하는 신용구간(credible interval)으로 표현한다. 이때 신용구간은 빈도주의의 신뢰구간과는 다르며, 구간의 추정치들은 각각 저마다의 의미를 지닌다. 예컨대 장난감 불량률의 95% 신용구간이 [0.25, 0.35]라고 하면, 0.26, 0.31과 같은 그 안의 어떤 수치도 진정한 불량률 모수가 될 가능성이 있다. 다만, 수치마다 모수가 될 확률이 다를 뿐이다. 또한, 95% 신용구간 [0.25, 0.35]는 우리가 직관적으로 이해하고자 하는 바와 같이 그 안에 진정한 불량률 모수가 포함될 확률이 95%라고 해석할 수 있다.

빈도주의 방법론과 베이지안 방법론은 가설 검정(hypothesis testing)의 방법에서도 큰 차이를 보인다. 빈도주의 방법론에서는 우리가 참(true)인지 알고 싶어 하는 (대립)가설을 직접 검정하는 것이 아니라, 그러한 가설과 상반되는 영가설(null hypothesis)이 참임을 가정했을 때 우리가 손에 넣은 데이터가 얼마나 얻기 어려운 것인지를 판단하는 복합한 반증(falsification) 규칙에 기반하고 있다. 영가설이 참이라면 우리 데이터는 아마 우연히 우리 손에 얻어걸린 것으로 볼 수 있고 따라서 그러한 경험적 확률은 낮을 것이기 때문이다. 이때의 영가설이 참일 때의 우리가 가진 데이터를 얻을 확률을 p-값(p-value)이라고 한다. 빈도주의 방법론에서는 편의를 위해, 보통 95% 신뢰수준에서 통계적으로 유의하였다는 것을 p-값이 0.05(=5%)보다 작아 영가설이 기각되는 것으로 이해한다. 그러나 이러한 방식은 여러 문제를 야기한다.[5] 첫째, p-값은 우리가 정작 알고자 하는 가설 자체가 얼마나 그럴듯한지의 확률을 이야기하지 않는다. 이는 영가설이 참일 때의 우리가 가진 데이터의 경험적 확률일 뿐이다. 둘째, 설령 p-값이 0.05보다 작아 영가설이 기각되었다고 해도, 그 결과가 곧 우리가 관심 있는 대립가설이 반드시 참임을 의미하지 않는다. 우리가 알게 된 것은 어쨌거나 효과가 0이 아닐 수 있다는 사실 뿐이다. 실제로 우리가 관심 있는 가설의 내용(예컨대 불량률의 크기가 3%인가 등)은 직접적으로 검정되지 않는다. 셋째, 영가설 검정은 참/거짓의 이분법적 결과만을 허용하지만, 실제로는 이러한 이분법적 결과를 명확히 적용하기 어려운 경우도 많다. 예컨대 p-값이 0.0499나 0.0501이라면 영가설을 기각해야 하는지 불분명하다.

반면 베이지안 방법론에서는 우리가 관심 있는 가설이 참일 확률이 얼마인지가 직접적인 확률로 표현된다. 예컨대 위의 장난감 불량률 예에서, 우리가 불량률이 3% 안팎인지에 관심이 있을 때, 불량률 모수는 [0.029, 0.031]에 속한다는 가설을 만들고[6] 그 가설이 참일 확률(즉, 모수가 그 구간에 속할 확률)이 60%라는 식으로 표현할 수 있다. 다만, 이 경우 확률의 절대적 판단 기준이 없으므로 우리가 어떤 때에 가설을 지지하고 어떤 때에 지지하지 않는지 판단하기 모호하다는 문제가 있다. 위의 불량률 예에서 누구는 가설 구간이 상당히 좁으므로 60% 확률은 가설이 참이라고 보기에 상당히 높은 수치라 보는 반면, 다른 이는 60%로는 여전히 부족하다고 할 수 있다. 그러나 이러한 확률 판단 기준의 모호함은 오히려 유연성이라는 면에서 장점이 될 수도 있다. 연구자가 상황에 가장 잘 맞는 판단 기준을 명확히 미리 제시하고 이에 따라 검정 결과를 도출해 낸다면, 상황에 대한 고려 없이 일률적으로 95% 신뢰수준을 기준으로 영가설을 검정하려는 빈도주의 방법론보다

5) p-값과 영가설 검정이 가진 근본적인 문제점은 그 시작부터 역사적으로 꾸준히 지적됐으며, 2016년에는 전미 통계학회(American Statistical Association, ASA)에서 p-값의 오용을 경고하는 공식적인 성명문을 내기도 하였다(https://www.amstat.org/asa/files/pdfs/P-ValueStatement.pdf). 이에 대한 논의를 다룬 논문으로는 Amrhein et al.(2019), McShane et al.(2019), Nuzzo(2014), Singh Chowla(2017), Wasserstein et al.(2019) 등을 참고할 수 있다.

6) 연속변수의 하나의 수치에 대한 확률은 0이므로, 이 경우 확률적 진술은 수치 구간에 의존할 수밖에 없다. 예컨대, 불량률을 X라 하면, P(X=0.03)는 0으로, 가설을 확률로 진술하고자 하는 데에 도움이 되지 않는다.

나을 수 있다.

위의 논의를 종합하면, 빈도주의 방법론과 베이지안 방법론은 각각 나름의 뚜렷한 장단점을 지님을 알 수 있다. 베이지안 방법론을 이용하고자 하는 입장에서 그 장단점을 정리해보면 다음과 같다. 베이지안 방법론의 장점은 첫째, 상황마다 근본적으로 다른 여러 추론 방법들을 고려해야 하는 빈도주의 방법론과 달리, 기본적으로 베이즈 정리(Bayes Theorem)에 기반하여 사전분포와 우도를 결합하여 사후분포를 구하는 하나의 일관된 추론 방법을 사용한다. 둘째, 사전분포를 통하여 데이터만으로는 잡히지 않는 다른 고려 사항도 함께 고려할 수 있다. 셋째, 모수의 사후확률분포 전체를 사용하므로, 얻을 수 있는 정보량이 많다. 넷째, 중심극한정리를 통한 근사적 정규성과 같은 강한 가정에 의존하지 않는다. 다섯째, 앞의 장점과 관련하여, 중심극한정리가 꼭 성립하지 않아도 되니 표본 수에 구애받지 않는다. 즉, 표본 수가 적더라도 분석이 가능하다. 여섯째, 확률로 표현하는 결과는 직접적이고 직관적이어서 우리가 기대하는 방식으로 해석(예컨대 가설이 참일 확률이 X%이다)이 가능하다.

반면 베이지안 방법론은 다음과 같은 단점이 있다. 먼저 주관적인 사전분포의 설정은 결과의 객관성을 떨어뜨려 신뢰성을 저해할 수 있다.[7] 이는 특히 표본 수가 적은 경우에 문제가 되는데, 표본 수가 적으면 데이터에 기반한 우도보다 주관적으로 설정될 수 있는 사전분포가 모수의 사후분포에 대하여 더 크게 영향을 줄 수 있기 때문이다. 이에 대하여, 베이지안 방법론에서는 사전분포의 영향력을 줄이는 방법으로 ‘객관적(objective)’ 또는 ‘무정보적(non-informative)’ 사전분포를 사용하는 등의 여러 해법을 모색하고 있다. 둘째, 베이지안 방법론은 우도뿐 아니라 사전분포까지 결합하여 모수의 사후분포를 구해야 하므로, 실제 분석이 상당히 복잡하고 어려울 수 있다. 특히 우도와 사전분포를 결합하는 경우 사후분포를 수식으로 도출하는 수리적 분석이 불가능할 수 있다. 이에 대하여, 근래의 베이지안 방법론에서는 직접적으로 수리적 분석을 통하여 사후분포를 도출하기보다는 ‘마르코프 연쇄 몬테카를로 방법(Markov Chain Monte Carlo, MCMC)’과 같은 시뮬레이션 방법에 의존하여 모수의 사후분포를 근사적으로 도출하고 있다.

7) 이러한 베이지안 방법론의 주관성에 대하여 큰 비판이 있지만, 빈도주의 방법론이라고 해서 주관성이 없는 것은 아니다. 오히려 그 주관성이 숨겨져 있어 마치 빈도주의 방법론의 결론이 객관적인 것처럼 오도하는 것이 더 문제일 수 있다. 예컨대, 빈도주의 방법론에서는 관습적으로 유의수준을 5%로 놓고 분석을 진행하지만, 왜 5%인지에 대한 과학적 근거는 전혀 없다. 다시 말해 빈도주의 방법론에서 관습대로 5% 유의수준으로 영가설을 기각하더라도, 이 기각은 사실 과학적 근거가 부족한 자의적인 결론에 지나지 않는다.

3. 행정학에서의 선행연구

행정학 분야에서는 베이지안 방법론을 사용한 연구가 매우 드물었다. 그럼에도 베이지안 방법론을 사용하여 기존의 빈도주의 방법론의 한계를 극복해보고자 한 선구적인 몇몇 연구들이 존재한다. 먼저 저자들이 아는 한, 행정학 분야에서 일반적인 베이지안 회귀분석을 이용한 연구로는 김성근(2018)의 연구가 유일하다. 김성근(2018)은 지역 내 주거환경과 서비스환경 요소가 개인의 건강에 미치는 영향에 관하여 기술하면서, 행정학에서의 베이지안 방법론의 적용 필요성을 다음과 같이 설명하였다. 첫째, (해당 연구에서 사용한 개개인의 건강처럼) 극단적으로 편향되어 분포된 변수에 정규분포를 가정하는 빈도주의 방식 적용은 재고해 볼 필요가 있으며, 둘째, 베이지안 방법론을 적용함으로써 모수 그 자체가 지니는 불확실성을 모형에 반영할 수 있다. 셋째, 행정학에서 주로 사용하는 지역단위 정보(시·도·읍면동)는 빈도주의 접근의 당위성이 기반하는 '대수의 법칙' 충족에 다소 미흡할 수 있다. 결과적으로, 김성근(2018)은 빈도주의 회귀분석 시 유의미한 것으로 확인되는 일반주거지역과 취약계층 주거지역 거주민 사이 건강 상태 차이가 베이지안 회귀분석에서는 나타나지 않음을 밝혀내었다. 그러면서 그는 이것이 정규분포와 '전혀' 비슷하지 않은 분포를 보이는 요인을 분석할 때 빈도주의 접근법의 적용이 적합한지 회의(懷疑)하도록 하는 결과이자, 취약계층 주거가 파생하는 별도의 위험들에 대한 고려가 정책 설계 과정에서 우선되어야 하는 이유라고 주장한다. 다만, 김성근(2018)의 연구는 회귀계수의 확률분포가 주는 풍부한 정보들을 적극적으로 이용하는 대신, 회귀계수의 95% 신용구간이 0을 포함하는지 여부에 따라 변수가 영향이 있고 없고의 이분법적 결론을 내렸는데, 이는 현재 많은 비판을 받는 빈도주의 방법론의 영가설 유의성 검정(Null Hypothesis Significance test, NHST)의 모방으로서 베이지안 방법론에서는 적합하지 않은 해석 방법이라는 한계를 지닌다.

행정학 분야에서 김성근(2018)의 연구 외에는 베이지안 네트워크(Bayesian Network)를 이용한 Sun & Park(2018)과 정솔(2020)의 연구가 있다. 해당 연구들은 빈도주의 방법론이 사전에 정의된 변수 간 관계를 유일한 인과관계로 보기에 만약 해당 변수들 사이 유의미한 관계가 확인되지 않는다면 정확한 효과량 산출이 어려울 수 있으며, 따라서 변수 간의 관계(적확히는 조건부 확률)가 독립적인지 의존적인지 분석할 수 있도록 하는 베이지안 네트워크 방식의 적용 필요성이 크다고 주장한다. 노동시간 조정정책이 기업의 성과에 어떤 영향을 미치는지 분석한 정솔(2020)의 연구에 따르면, 탄력근로(유연근로제) 적용은 기업산출물의 품질 향상으로 귀결돼 궁극적으로 재무 성과 향상에 기여할 수 있지만, 이는 노동자에게 근로시간 결정권이 보장되고 업무가 표준화되어 있을 때만 그러했다. 이는 선험적으로 인과관계를 규정하는 빈도주의 접근법에서는 도출하기 어려운

결과이다. 이러한 분석 결과의 조건성은 자본을 조달하는데 소요되는 자본비용과 기업의 재무 정보 간 관련성에 관하여 연구한 Sun & Park(2018)에서도 유사하게 나타난다. 그들은 기업규모 성장이 매출액증가율 증대로 연결될 수 있는 것은 유동비율과 자산수익률을 통해서임을 주장하는데, 이는 종속변수와 독립변수 간 선형성을 가정하여 복잡한 현실 세계를 반영하지 못하는 빈도주의 방법론에 입각한 분석에서는 도출해 내기 어려운 함의라고 주장한다.8)

지금까지의 선행연구들을 검토해보면, 행정학 분야에서 베이지안 방법론의 잠재성 유용성에 대한 인식은 이미 존재하는 것으로 보인다. 예컨대, 기존 연구들(김성근, 2018; 정솔, 2020; Sun & Park, 2018)도 베이지안 방식의 활용은 선형적 인과관계를 상정하는 모형이 보여주지 못하는 변수 간의 복잡한 관계를 분석해 낼 수 있으며, 또한 표본의 수가 적거나 그 분포가 정규분포를 따른다고 보기 어려운 상황이 많은 행정 현상에 대하여도 모수의 추정이 가능해진다는 장점을 지적하고 있다. 그러나 아직도 행정학 분야에서는 실제 행정 현상에 대한 분석을 통하여 베이지안 방법론의 고유한 유용성을 보여줄 수 있는 기존 연구의 수가 절대적으로 부족한 현실이다. 무엇보다, 방법론적 훈련이 부족한 행정학 연구자들에게 베이지안 방법론을 적용하는 데 도움을 줄 수 있도록 쉽게 쓰인 소개글(primer) 격의 연구가 전무하다. 이에 본 연구에서는 기존 연구에 더해, 행정학 실무에서 흔히 문제가 되는 정원관리를 예로 하여 베이지안 방법론을 통해 어떤 유용한 정보를 어떻게 얻을 수 있는지 자세히 보여주고자 한다.

Ⅲ. 행정학에서의 적용 사례: 서울시 공무원 적정 정원 수 추정

1. 공무원 적정 정원 수 추정의 선행연구 검토

행정학은 그 학문적 특성상, 공공부문의 재정이나 인력의 적정규모를 예측하는 과업을 빈번히 수행한다. 따라서 공공부문, 특히 정부의 행정부처나 지방자치단체 수준에서 재정이나 인력의 적정 수준을 예측한 다음 이를 실제 인사 또는 재정 관리의 기준으로 삼아 평가에 이용하는 것은 행정학에서 흔한 관행이다. 이에 따라, 공공부문 재정 또는 인력의 적정규모를 추정하는 기존 연구는 이미 많이 존재한다. 다만, 대부분의 연구는 빈도주의 방법론에 기반을 둔 연구들이라, 적정규모 추정에 있어 한계를 지니고 있다. 여기서는 이를 공무원 수의 적정규모를 추정하는 선행연구들에

8) 이 외에도 정혜진·박형준(2010)은 성범죄자 신상공개제도가 범죄 재발률의 감소에 미치는 효과 분석에서 베이즈 게임(Bayesian Game)을 적용하여 발생 가능한 (균형)상황을 제시하고 있지만, 이는 엄밀한 베이지안 분석이라 보기는 어렵다.

초점을 맞추어 검토해보기로 한다.

행정학 분야에서 최적의 공무원 규모 추정에 관한 기존 연구들은 크게 빈도주의 (패널)회귀분석 방법을 쓴 연구와 그 외의 방법(예컨대 시뮬레이션을 이용)을 사용한 연구로 나눌 수 있다. 먼저 전자의 경우, 공통적으로 전년도 데이터를 사용하여 회귀분석을 실행, 인력과 인력에 대한 영향요인 혹은 결정요인 간의 관계를 회귀계수로 확인하고, 도출된 계수를 포함한 회귀식에 이번 연도(또는 추정하려는 목표 연도) 데이터를 독립변숫값으로 넣어 이번 연도의 적정 인력 규모를 추정한 다음, 이 추정치를 이번 연도 실제 인력 수준과 비교하는 형태로 진행한다. 이러한 방법으로 김상구(2009)는 추정한 해양경찰 적정 인력 수준과 실제 해경 인력을 비교하였고, 최천근(2011)은 전국 240개 경찰서의 인력수를 활용하여 경찰의 최적 인적자원 배분에 관하여 연구하였으며, 신원부·전봉기(2010)는 경기도의 기능별 공무원 인력수에 대한 최적치를 추정하여 이 수준의 인력을 확보하기 위해 얼마만큼의 증원이 필요한지를 제시하였다. 정명은·이종수(2016)는 전국의 243개 기초지방자치단체를 분석 대상으로 하여 이들 각각의 적정 공무원 수 추정치를 제시하였다. 또한 보다 정교한 회귀분석 방법으로, 김상호(2007)는 시계열 분석(time series analysis)에서의 ARIMA (Auto-Regressive Integrated Moving Average) 모형을 이용하여 경찰 인력 수요를 예측하였으며, 이수창·김광주(2008)는 Cochrane-Orcutt 추정법과 Prais-Winsten 추정법을 사용하여 지방자치단체 공무원 규모의 영향요인들을 탐색하기도 하였다.

몇몇 기존 연구들은 회귀분석 외의 다른 방법론을 고려하여 연구를 진행하였다. 최영출(2017)은 시스템 다이내믹스(System Dynamics) 상의 시뮬레이션 방법을 이용하여 세종특별시의 자치단체 특성을 반영한 공무원 적정규모를 산정하였는데, 이는 정원을 가장 잘 추정할 수 있는 계수를 도출하고 이를 활용하여 미래의 적정 정원 수를 산출한다는 점에서 회귀분석을 사용한 연구와 유사했지만, 계수 도출을 위해 회귀분석 방법이 아닌 추정치와 관측치 간의 오차를 최소화할 수 있는 최적화(optimization) 방식의 시뮬레이션을 사용했다는 점에서 기존 연구와 결정적인 차이가 있었다. 최영출·배성근(2010)도 비슷한 시뮬레이션 방법을 사용하여 각 시도 교육청의 표준공무원 정원수를 추정하였다. 이 외에도 최영출·홍준현(2010)은 자료포락분석(Data Envelopment Analysis, DEA) 방법을 이용하여 전국의 경찰서 교통인력의 적정규모를 산정하였다.[9)]

이러한 기존 연구를 종합적으로 검토해보면, 특히 회귀분석을 이용한 연구들은 다음과 같은 한계들을 가지고 있다. 첫째, 빈도주의 회귀분석을 이용한 연구는 충분한 표본 수가 필요함에도 불구하고, 대부분의 연구에서 표본 수의 크기가 크지 않다. 예컨대, 9개 행정기능의 7년간 인력자료를 활용한 신원부·전봉기(2010)의 연구에서 분석을 위한 개체(entity) 수는 63개에 불과했으며,

9) 이 외에도 고경훈 외(2005)는 표준화지수(Standardization Index, SI)를 이용하는 단순한 방법으로 소방 인력의 적정 수를 추정하였다.

최천근(2011)은 240개의 단년도 표본에 불과하였다. 정명은·이종수(2016)는 전국 243개 기초자치단체의 5년간 인력 자료를 사용함으로써 이 문제에서 비교적 자유로운 것처럼 보이나, 실제 분석에서는 광역시, 50만 이상 도시 등을 별도로 구분하여 분석을 진행함으로써 동일한 한계를 반복하였다. 예를 들어 해당 연구에서 8개 광역시를 대상으로 한 분석에서의 표본 수는 40개에 그쳤다. 둘째, 분석 결과로서 인력 규모의 최적 추정치를 점 추정치 위주로 제시할 수밖에 없어 실무적 활용에 제한이 크다. 예컨대 최적 인원 규모가 1,800명으로 추정되었다 해도, 만약 실제 현원이 1,700명이나 1,900명이라고 했을 때 이 수치가 진정한 의미에서 과소 혹은 과대 인력 배치를 의미할 수 있는지 불분명하다. 따라서, 이러한 점 추정치의 제시는 행정 실무에서 필요한 적정 관리 여부에 관한 판단을 어렵게 하고 실무에서 목표 제시 이후의 피드백(feedback) 또한 어렵게 만든다. 셋째, 시스템 다이내믹스 시뮬레이션 방법은 공무원 수의 적정규모에 대한 확률 범위를 제시하여 회귀분석 방법의 한계를 일부 극복할 수 있으나(최영출, 2017), 이 방법은 모형의 모수 선정에 있어 불가피하게 정성적 요인들이 많이 개입되어 자의적일 수 있고 이론적 근거가 약하는 단점이 있다(최영출·홍준현, 2010).

본 연구에서는 이러한 기존 연구의 한계들을 극복하는 방법론적 제안으로서 베이지안 회귀분석 방법을 제시하며, 특히 분석에 있어서 베이지안 접근법의 장점을 부각하기 위하여 표본 수가 매우 적은 서울특별시라는 하나의 공공부문 단위만의 공무원 수의 적정 인원을 추정해 보도록 한다. 아울러 독자들의 이해를 위하여 베이지안 회귀분석 결과와 (비록 결과 자체는 신뢰성 면에서 큰 문제가 있지만) 빈도주의 회귀분석 결과를 비교하여 설명하기로 한다.

2. 베이지안 회귀분석 방법

1) 자료 및 변수

분석을 위하여 2004년부터 2020년까지의 총 17년간 서울특별시의 공무원 수의 추이와 함께, 공무원 수 증감과 연관 가능성이 있는 변수들을 수집하였다. 변수의 선정은 기존 연구를 참조하였는데, 기존 연구에서는 지역의 기본적인 행정수요를 나타내는 인구수, 지리적 면적, 법정 민원 건수 등과(고경훈 외, 2005; 김상구, 2009; 신원부·전봉기, 2010; 최천근, 2011, 정명은·이종수, 2016; 최영출, 2017), 경제활동과 관련된 수요를 보여주는 지역 내 사업체 수(정명은·이종수, 2016; 최영출, 2017), 복지 수요와 관련된 기초생활수급자 수(이수창·김광주, 2008; 신원부·전봉기, 2010) 등이 주요 변수로 제시된 바 있다.

본 연구에서는 이를 참조하여 다음과 같이 10개의 변수를 확정하였다. 종속변수인 '공무원 수

(명)’는 지역 내 1~9급 일반직 공무원과 연구직·지도직 공무원을 통합한 현원 기준 일반직 공무원 수로서, 행정안전부 승인통계 중 지방자치단체 공무원 인사 통계를 활용하였다. 독립변수 중 기본 행정수요는 지자체 크기를 나타내는 ‘지역 내 전체 인구수(명)’와 ‘명목 지역총생산량(백만 원)’으로 측정하도록 하며, 복지 증감 수요는 ‘65세 이상 인구수(명)’와 ‘기초생활 수급 대상자 수(명)’[10], ‘장애인 수(명)’로, 경제 증감 수요는 ‘실업률(%)’, ‘사업체 수(개소)’, ‘토지거래량(필지)’으로 측정하는 것으로 설정하였다.[11] 이들 독립변수는 KOSIS(Korea Statistical Information Service) 국가통계 포털[12]에 보고된 지역별 기본통계, 인구 동향 조사 등의 개별 통계에서 추출하였다. 아울러, 시장의 정치적 이념이 보수인지 진보인지에 따라 공무원 수가 영향을 받을 가능성을 고려하여 ‘지자체장 이념(1=보수, 0=진보)’ 독립변수를 추가하였다. 지자체장 이념은 중앙선거관리위원회 선거 통계 시스템[13]에서 확인하였다.

변수 확정 후, 회귀분석 후의 해석의 편의를 위하여 모든 독립변수는 각 관측치에서 평균을 빼고 표준편차로 나누어 Z-score 화하였다. 아울러 분석에서 사용되는 표본 수가 최대 17개에 불과함에도 독립변수는 9개로 상대적으로 많다는 점을 고려하여, 독립변수 중 65세 이상 인구수, 기초생활 수급 대상자 수, 장애인 수의 Z-score는 합산하여 ‘복지 수요지수’로, 실업률과 사업체 수, 토지 거래량은 Z-score를 합산하여 ‘경제 수요지수’로 만들어, 실제 분석에서 사용하는 독립변수 개수를 5개로 줄였다.

2) 분석 전략

본 분석에서는 베이지안 정규 회귀분석(Bayesian normal regression)을 통해 각 독립변수가 공무원 수와 어떤 연관성을 갖는지 살펴보는 회귀계수의 추론과 공무원 수에 대한 예측의 결과를 보여주고자 하였다. 이때 회귀분석 모형은 2004년부터 2019년까지의 16개 관측치 표본(훈련 데이터, training data)을 이용하여 설정하며, 이후 만들어진 회귀분석 모형을 설정에 쓰지 않은 2020년의 1개 관측치 표본(검정 데이터, test data)에 적용하여 2020년 공무원 수를 예측하고 이를 실제 2020년 서울시 공무원 수와 비교하였다. 실제 분석은 모두 Stata 16 통계프로그램을 이용하였다.

분석을 위한 모형으로 먼저 다음과 같은 정규분포(normal distribution)를 따르는 우도(likelihood) 모형을 가정하였다. 이때 Y는 종속변수인 공무원 수, X는 독립변수인 명목 지역총

10) 2022년 10월 현재까지 서울시의 2020년 기초생활 수급 대상자 총수가 공개되지 않아서, 본 연구에서는 2020년 기초생활 수급 대상자 수가 전년도인 2019년 대상자 수와 동일하다는 가정에서 분석을 진행하였다.

11) 지리적 면적은 17년간 서울시 면적의 변동이 거의 없다는 점에서, 법정 민원 건수는 복지 및 경제 증감 수요 변수들과 상관성이 컸다는 점에서 본 연구모형에서는 제외하였다.

12) https://kosis.kr/index/index.do

13) http://info.nec.go.kr/

생산량, 인구수, 복지 수요지수, 경제 수요지수, 지자체장 이념 여부를 나타낸다.

$$Y \sim N(\alpha + \sum_{k}^{5} \beta_k X_k,\ \upsilon^2)$$

이때 고려해야 할 모수는 α, β_1, β_2, β_3, β_4, β_5, υ^2의 7개로, 베이지안 분석에서는 이들에 대하여 사전분포(prior distribution)를 설정해야 한다. 사전분포를 설정하는 방법은 여러 가지가 있으나, 아직 우리가 각 독립변수가 공무원 수에 어떤 영향을 미칠지에 대한 확고한 지식이 없다는 점, 본 분석에서의 표본 수가 매우 적어 강한 사전분포를 설정하는 경우 데이터가 아닌 사전분포에 따라 모수의 사후분포가 크게 좌우되므로[14] 베이지안 방법론을 처음 접하는 독자에게 혼동과 우려를 줄 수 있다는 점, 그리고 빈도주의 회귀분석 결과와의 비교를 용이하게 할 필요 등을 고려하여, 여기서는 다음과 같이 사후분포에 거의 영향을 미치지 않는 무정보적 사전분포(non-informative prior) (또는 무정보에 매우 가까운 약한 정보적 사전분포(weakly informative prior)를 설정하였다.[15][16]

$\alpha,\ \beta_1,\ \beta_2,\ \beta_3,\ \beta_4,\ \beta_5 \sim N(0,\ 100000^2)$

$\upsilon^2 \sim \mathit{Inverse\text{-}Gamma}(0.01, 0.01)$

위의 설정된 우도 모형과 사전분포를 이용하여 각 회귀계수 모수들의 사후분포를 추정하였는데, 이때 마르코프 연쇄 몬테카를로 방법(MCMC) 중 가장 많이 쓰이는 방법의 하나인 메트로폴리스-헤이스팅스 알고리즘(Metropolis-Hastings algorithm)에 기반한 시뮬레이션 방법을 사용하였다. 이 과정에서 각 실제 공무원 수 관측치에 대하여 100,000번의 임의 추출을 거쳐 100,000개의 MCMC 복제관측치(replicate, 즉 표본 내 예측치(in-sample prediction))를 만드는데, 적절한 MCMC 복제관측치를 얻기 위해 시뮬레이션 추출에서 나오는 일련의 값 중 매번 5번째 값만 택하며(thinning), 또한 처음 나오는 2,500개는 버리고(burn-in) 이후 나오는 100,000개의 복제관측치만 분석에 사용하였다.

훈련 데이터를 이용하여 회귀계수 등의 모든 모수의 사후분포를 구하여 회귀모형을 만든 후에는, 여기에 검정 데이터인 2020년 독립변숫값들을 넣어 2020년 공무원 수의 예측치를 추정하였다. 이

14) 기본적으로 베이지안 방법론에서 모수의 사후분포는 이미 주어진 모수의 사전분포를 데이터에 기반하여 업데이트(update)한 것으로 볼 수 있다. 즉, 모수의 사후분포 값은 사전분포 값과 데이터에 기반한 우도 결괏값 사이의 가중평균으로 볼 수 있는데, 이때 데이터 표본 수는 우도 결괏값의 가중치(weight) 역할을 한다. 따라서, 표본의 수가 적으면 사전분포가, 표본 수가 많으면 우도 결괏값이 모수의 사후분포 값 결정에 더 큰 영향을 미친다.

15) 본 분석에서는 빈도주의 회귀분석 결과와의 비교를 위하여 무정보적 사전분포 가까운 사전분포로 설정하였으나, 최근 베이지안 연구들은 무정보적 사전분포보다는 약한 정보적 사전분포(weakly informative prior)를 사용하는 것을 권하고 있다(Gelman et al., 2008; Lemoine, 2019).

16) 본문에 설정된 무정보적 사전분포 외에도 다른 종류의 무정보적 사전분포, 예컨대 $P(\theta) \propto 1$의 평평한 사전분포(flat prior)를 사용하여도 결과는 거의 동일하였다.

때에도 2020년 공무원 수의 예측치는 시뮬레이션 방법을 이용하여 추정하였기 때문에 하나의 값이 아니라 확률분포의 형태로 나오게 된다.

3. 분석 결과

1) 기술 통계

[표 1]은 본 분석에서 사용한 서울시의 2004년부터 2020년까지의 총 17개년도의 변숫값에 대한 기술적(descriptive) 요약을 나타낸다. 독자의 이해를 위하여 [표 1]에서는 Z-score 대신 되도록 원래 수치를 보고하였다. 분석 전략에 따라, 기술 통계는 2004년부터 2019년까지의 데이터들은 훈련 데이터로, 2020년은 검정 데이터로 나누어 보고하였다. 종속변수인 공무원 수와 더불어 독립변수인 명목 지역총생산량, 65세 이상 인구수, 기초생활 수급 대상자 수, 사업체 수는 연도별 꾸준한 증가세를 보여, 종속변수인 공무원 수와 이들 독립변수 간에는 정(+)의 관계가 예상되었다. 반면 서울의 인구수, 장애인 수, 실업률, 토지거래량, 복지수요지수, 경제 수요지수는 17년 동안 증감을 반복하여, 종속변수인 공무원 수와의 관계가 정(+)일지 부(-)일지 예상할 수 없었다.

[표 1] 기술 통계: 서울시, 2004년~2020년

변수	훈련 자료: 2004년~2019년 (N=16)				검정 자료: 2020년 (N=1)
	평균	표준편차	최솟값	최댓값	
공무원 수(명)	34,358	6,753	27,115	44,379	45,146
명목 지역총생산량(백만 원)	326,612,373	67,139,373	219,391,206	435,927,212	444,544,909
인구수(명)	10,006,815	212,716	9,578,974	10,204,564	9,533,412
65세 이상 인구수(명)	1,266,364	303,948	811,606	1,778,912	1,884,381
기초생활 수급 대상자 수 (명)	225,469	41,402	169,251	318,127	318,127[a]
장애인 수(명)	430,915	84,525	346,275	649,120	394,190
실업률(%)	4.4	0.3	3.9	4.8	4.6
사업체 수(개소)	772,415	42,475	719,687	823,624	1,211,053
토지거래량(필지)	301,574	82,067	159,697	439,327	372,152
지자체장 이념: 보수	0.563	0.512	0	1	0
복지 수요지수	-0.202	1.519	-2.566	2.927	3.239
경제 수요지수	-0.318	1.657	-3.197	2.244	5.093

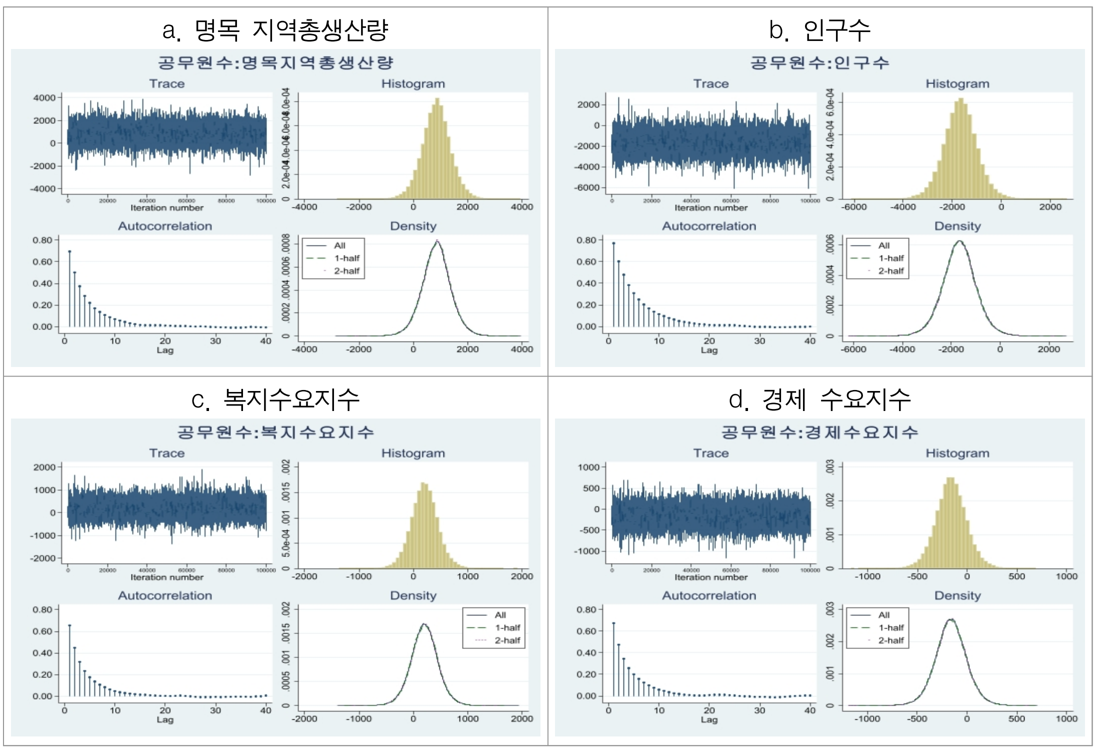
a: 2022년 10월 현재까지 미공개로 인해, 2020년 수치는 2019년과 동일하다고 가정

2) 베이지안 회귀분석 모형의 적절성

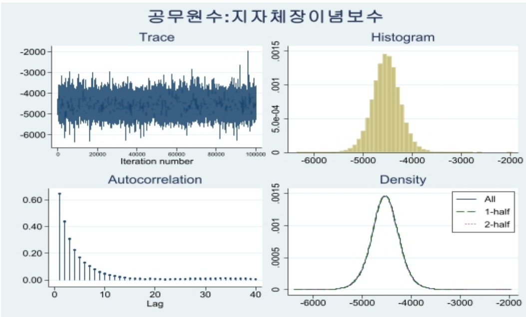
베이지안 회귀분석에서 MCMC 메트로폴리스-헤이스팅스 알고리즘을 이용한 시뮬레이션에서 복제표본을 추출하여 분석을 진행하였으므로, 회귀분석 결과를 보기에 앞서 이러한 시뮬레이션 모형 자체가 적절한지에 대하여 먼저 검토하는 것이 필요하다. 이는 크게 MCMC 표본추출 결과가 수렴하는지 진단(MCMC convergence diagnostics)하는 것과 모형 자체가 실제 관측치들을 얼마나 잘 표현하는지의 적합도(model Goodness-of-fit)를 살펴보는 두 부분으로 나눌 수 있다.

먼저 [그림 1]은 MCMC 표본추출 결과의 수렴 진단 여부를 각 변수에 대한 추적(trace), 히스토그램(histogram), 자기연관성(autocorrelation), 밀도(density) 그래프로 요약하여 제시하고 있다. 모든 변수의 추적 그래프는 특정 값으로 수렴하여 그 값 주변의 아래위로 임의보행(random walk) 하며 어떠한 패턴도 가지지 않았다. 또한 자기연관성 그래프는 모두 일찌감치 빠르게 줄어들어 0에 가깝게 수렴하였으며, 히스토그램과 밀도 그래프는 모든 변수에 대하여 하나의 봉우리(unimodal)만 가지면서 정규분포(분산 제외)에 가까운 모양을 가지고 있었다. 이를 종합해 보면, MCMC 표본추출 결과들의 수렴 여부에 있어서 문제는 없었다.

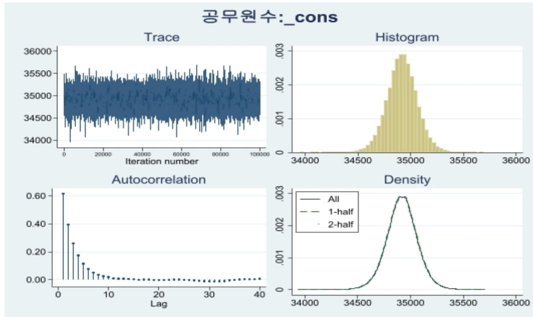
[그림 1] MCMC 수렴 진단(Convergence Diagnostics)



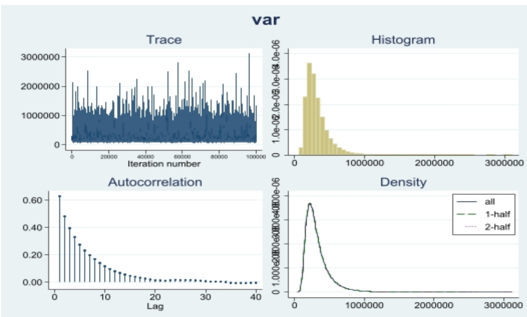
e. 지자체장 이념: 보수



f. 상수



g. 분산



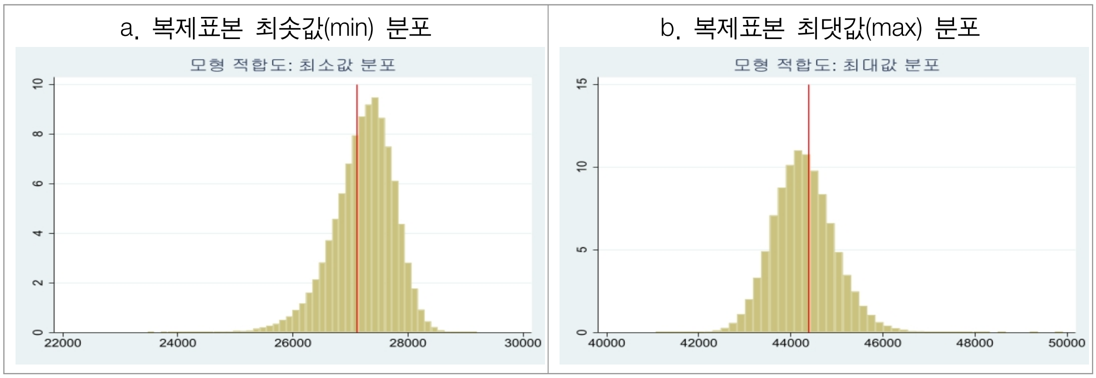
베이지안 방법론에서는 모형의 적합도를 나타내는 데 있어 기존의 빈도주의 방법론의 R^2를 이용하는 대신, 시뮬레이션을 이용한 '사후 예측 p-값[17](Posterior Predictive P-value, PPP)'을 사용한다. 이는 시뮬레이션 모형이 실제 관측치를 얼마나 잘 설명하느냐에 따라 모형의 적합도를 판단하는 방법이다. 사후 예측 p-값을 구하기 위해서는, 먼저 각각의 종속변수 관측치에 대하여 MCMC 복제관측치들을 추출하고 이들을 이용하여 특정 통계량의 분포를 만든 다음, 그 분포에서 실제 관측치의 통계량 수치 위치를 파악한다. 이때 MCMC 복제관측치 중 실제 관측치 통계량 수치보다 큰 표본들이 전체 중 차지하는 비율이 사후 예측 p-값(PPP)이 된다.[18] 사후 예측 p값이 0.5에 가까울수록 실제 관측치에 가깝게 MCMC 복제관측치 추출이 이뤄졌으므로 모형의 적합도가 높으며, 반면 0이나 1에 가까울수록 모형이 실제 관측치를 설명하지 못하므로 적합도가 낮다고 할 수 있다.

본 분석에서는 훈련 데이터의 16개 관측치 각각에 대하여 MCMC 복제관측치들을 100,000번씩 추출하였고, 각 추출마다 구해지는 16개 복제표본 중 최솟값, 최댓값을 모아 100,000개의 최솟값,

17) 베이지안 방법론에서의 (사후 예측) p–값은 빈도주의 방법론에서의 p–값과 이름은 유사하지만, 그 내용이 전혀 다름에 유의할 필요가 있다.
18) 이를 수식으로 나타내면, 통계량을 T라고 했을 때 $PPP=P(T_{\text{관측치}}<T_{MCMC})$라 할 수 있다.

최댓값을 구하였다. [그림 2]는 이들 100,000개의 복제표본 최솟값, 최댓값들의 히스토그램들을 나타내고 있다. 실제 16개 공무원 수 관측치의 최솟값인 27,115와 최댓값인 44,379를 실선을 나타내면, 두 히스토그램 모두 실선이 그래프 중앙에 가깝게 위치해 있음을 알 수 있다. 실선보다 오른쪽에 있는(즉, 관측치 통계량보다 큰) 복제표본들의 비율인 사후 예측 p-값을 구해보면 최솟값의 경우는 0.621, 최댓값의 경우는 0.421이어서 0.5에 가까우므로, 따라서 본 모형의 적합도는 충분히 높다고 볼 수 있다.

[그림 2] 모형 적합도(Model Goodness-of-fit) 검정



참조: 히스토그램들은 각각 2004년~2019년 실제 관측된 공무원 수 중 최솟값인 27,115명에 대한 100,000개의 MCMC 복제관측치(replicate)들의 분포와 최댓값인 44,379명에 대한 100,000개의 MCMC 복제관측치들의 분포를 나타냄. 실선들은 각각 실제 관측된 공무원 수 최솟값(=27,115)과 최댓값(=44,379)을 나타냄.

3) 베이지안 회귀분석 결과

[표 2]는 베이지안 회귀분석의 결과를 빈도주의 방법론상의 회귀분석(OLS) 결과와 함께 나타내고 있다. 먼저 모형 (1)의 빈도주의 회귀분석 결과를 보면, 인구수와 지자체장의 보수 이념 여부의 두 변수만이 95% 신뢰수준에서 공무원 수 감소와 통계적으로 유의미한 연관이 있었다. 예컨대, 이 결과를 따르면, 서울시 인구수가 1 표준편차인 212,716명이 늘어나는 것은 공무원 수가 약 1,662명이 줄어드는 것과 연관이 있었으며, 이때 서울시 인구수 증감과 공무원 수 간의 연관성 크기의 95% 신뢰구간은 [-3170.7, -152.9]이었다. 그러나 이 구체적인 신뢰구간 추정치는 큰 의미가 없다. 우리는 이 결과를 바탕으로 양자의 연관성 크기가 점 추정치인 -1661.7 외에, 예컨대 주어진 신뢰구간 안에 포함되는 -2000이라고 할 수는 없다. 또한, 보다 근본적인 문제점으로, 분석에 사용된 표본 개수가 16개에 불과하므로 공무원 수 변수의 원래 확률분포를 모르고 또 중심극한정리가 성립한다는 보장이 없는 상황에서, 이러한 빈도주의 회귀분석 결과를 신뢰하기는 어렵다.

반면 모형 (2)의 베이지안 회귀분석 결과의 해석은 빈도주의 회귀분석 결과와는 매우 다르다. 먼저 베이지안 회귀분석 회귀계수 추정치들의 중윗값 또는 평균은 빈도주의 회귀분석 회귀계수들의 점 추정치와 큰 차이는 없었다.[19][20] 그러나 그러한 추정치의 중윗값 또는 평균은 분포를 나타내기 위한 대표 추정치로서 제시되기는 했지만, 이 외에도 가능한 수많은 회귀계수의 후보 중 하나에 불과하다. 예컨대 본 베이지안 회귀분석으로 구한 인구수 변수의 가능한 회귀계수 추정치들 전체 중 가장 확률이 높은 95%를 모아 놓은 것이 95% 최고 확률밀도(HPD) 신용구간인 [-3101.2, -318.0]이다.[21] 그리고 -2000이나 -500과 같이, 이 신용구간 안에 포함된 어떠한 수치도 이론적으로는 인구수와 공무원 수 간의 연관성 크기를 나타내는 회귀계수가 될 수 있다. 다만 신용구간의 수치가 진정한 모수일 확률이 달라질 뿐이다. 또한 이 95% 신용구간은, 빈도주의 회귀분석의 95% 신뢰구간과는 달리, “진정한 인구수 변수의 회귀계수 모수가 [-3101.2, -318.0]의 구간에 포함된다”라는 가설이 참일 확률이 95%라는 매우 직관적인 의미를 가진다.

베이지안 회귀분석에서 회귀계수가 점 추정치가 아닌 확률분포로 표현된다는 것은 회귀계수에 대하여 여러 가지 가설들을 확률을 이용하여 검정할 수 있다는 의미이기도 하다. 예컨대, 복지수요지수 변수의 회귀계수 추정치를 보자. (1)의 빈도주의 회귀분석 결과로는 95% 신뢰구간이 0을 포함하므로 “복지수요지수의 회귀계수는 0이다”라는 영가설을 기각하지 못하여, 복지수요지수와 공무원 수 간의 연관성은 통계적으로 유의하지 않다는 정보를 준다.[22] 그러나, 그러한 통계적 유의성 결론 외에는 어떠한 다른 정보도 주지 못한다. 반면 (2)의 베이지안 회귀분석 결과에 따르면, 복지수요지수의 회귀계수 분포는 아래 [그림 3]과 같으므로[23], 예컨대 “복지수요지수의 회귀계수가 0보다 크다”(즉, “복지수요지수와 공무원 수는 정(+)의 관계가 있다”)라는 가설이 참일 확률은 80.4%(=0.804)로 구할 수 있다. 이때 80%는 비록 95%라는 관습적 기준에는 못 미치지만 상당히 높은 확률로서, 상황에 따라 기준을 80%로 낮추는 경우에는 복지수요지수와 공무원 수 간에 통계적으로 유의한 정(+)의 관계가 있다고 결론을 내릴 여지도 있다. 또한 이 외에도 여러 다른 가설들도 검정 가능하다. 예컨대 “복지수요지수의 회귀계수는 0보다 크고 500보다 작다”라는 가설이 참일

19) 이는 앞에서 이야기한 바와 같이 본 베이지안 분석에서 사전분포를 무정보 사전분포에 가깝게 설정했기 때문이다. 즉, 사전분포가 사후분포에 미치는 영향을 최소화함으로써, 표본 수가 적음에도 불구하고 회귀계수가 사전분포가 아닌 데이터에 의하여 결정되도록 만든 것이다.

20) 아울러 중윗값과 평균값이 거의 동일하다는 것은, 회귀계수들 추정치 분포가 대칭적이라는 것을 의미한다. 이는 앞서의 [그림 1]의 히스토그램들 또는 아래 [그림 3]에서 확인할 수 있다.

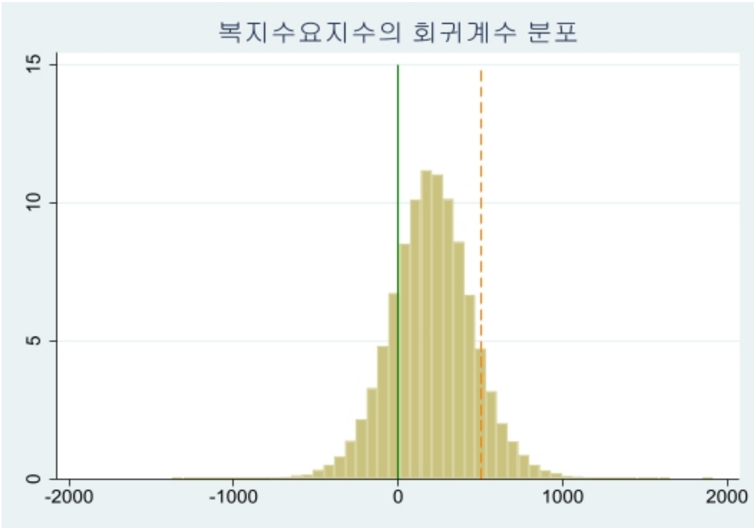
21) 다만 신용구간의 너비 자체는 2783.2(=(−318.0) − (−3101.2))로 매우 길다. 이는 본 회귀분석이 16개라는 매우 적은 표본 수만을 이용하여 이루어졌기에 회귀계수 추정에서 불확실성이 커 정확성(precision)이 떨어졌기 때문이다. 만약 베이지안 회귀분석에 사용되는 표본 수가 늘어나면 신용구간의 너비는 짧아지고 그만큼 보다 정확하게 추정이 가능할 것이다.

22) 회귀계수가 0이 아니라고 해서, 그것이 곧 회귀계수가 연구자가 주장하는 대립가설 상의 값을 갖는다는 의미가 아님을 상기하기 바란다.

23) [그림 3]은 사실 [그림 1]의 c.패널의 오른쪽 위의 히스토그램 그래프와 동일한 그래프이다.

확률은 69.5%이며, "복지수요지수의 회귀계수가 500보다 크다"라는 가설이 참일 확률은 10.9%이었다.

[그림 3] 복지수요지수 회귀계수 추정치의 확률분포



참조: 실선은 회귀계수 β =0, 대시선은 회귀계수 β =500임을 표시

4) 베이지안 회귀분석을 이용한 예측(Prediction)

앞서 베이지안 회귀분석에서는 2004년~2019년의 16개년도의 훈련 데이터만을 이용하여 회귀계수들을 추정하였다. 빈도주의 회귀분석에서와 마찬가지로, 베이지안 회귀분석에서도 특정 데이터(훈련 데이터)를 이용하여 만든 회귀식을 이용하여 그 특정 데이터에 속하지 않는 종속변수 표본을 예측할 수 있다. 이 경우 회귀분석에 쓰인 표본 외의 새로운 표본을 예측하는 것이므로, 이는 표본 외 예측(out-of-sample prediction)이다. 여기서는 훈련 데이터에 속하지 않는 검정 데이터인 2020년 서울시 데이터를 이용하여, 추정한 베이지안 회귀식을 이용한 예측이 실제 2020년 서울시 공무원 수인 45,146명과 잘 부합하는지 검정해보도록 한다.

빈도주의 회귀분석에서는 표본 외 예측을 추정된 회귀식에 독립변숫값들을 넣어 계산하는 방식으로 구하여, 하나의 예측치만을 가지게 된다. [표 1]에서의 2020년도 서울시 데이터를 [표 2]에 추정한 회귀계수와 함께 빈도주의 회귀식에 넣는 경우, 2020년 공무원 수 예측치는 약 43,903명으로 계산되었다. 그러나 이러한 하나의 예측치로는, 실무적으로 변동성이 큰 인원을 관리하기 위한 가이드라인으로는 부족한 면이 있으며, 또 사후에도 실제 관측치와 얼마나 가까운지, 즉 예측치가 실제 관측치와 얼마나 잘 부합하는지 평가하는 데 있어서 기준이 명확하지 않다.

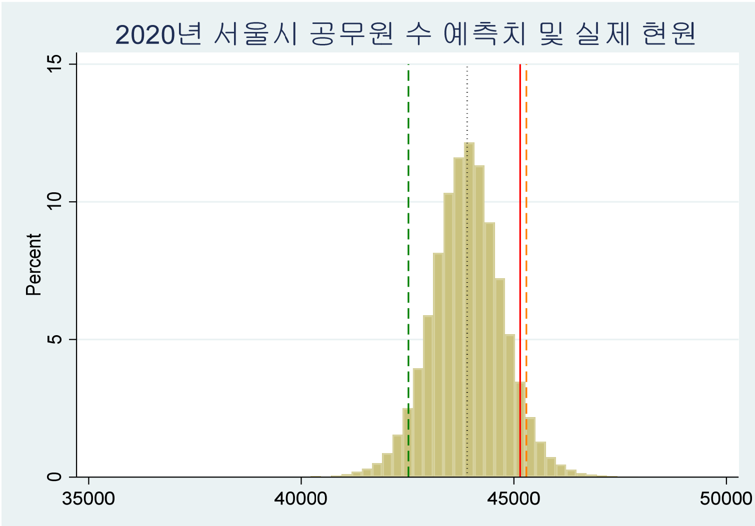
반면에 베이지안 회귀분석을 통해 표본 외 예측을 하게 되면, 예측치 또한 확률분포로 나오게 된다. 본 분석에서의 2020년 서울시 공무원 수 예측치의 분포는 [그림 4]와 같은데, 이러한 예측치의 확률분포를 활용하면 공무원 정원관리의 실무에 도움을 줄 수 있다. 이해를 위한 예시로서, 지금이 2020년 이전의 2019년이라고 가정해 보자. 이때 서울시 내부 또는 행정안전부의 정원관리 부서에서 서울시 공무원 수의 2020년 목표치를 제시하는 데 있어서 목표치를 하나의 값이 아닌, 예컨대 확률분포의 중윗값을 중심으로 하는 95% 예측치 구간인 [42,520명, 45,294명]을 제시할 수 있다. 이후 시간이 흘러 현재 시점이 2020년 이후인 2021년이어서, 2020년의 실제 공무원 현원 수를 알 수 있게 되었다고 하자. 그렇다면 2019년에 설정한 기준을 가지고 2020년의 정원관리에 대한 평가가 가능하다. 2020년 서울시 공무원 현원 수가 이 구간에 있다면 정원관리를 달성한 것이며, 이 구간에 벗어나 있으면 정원관리 달성에 실패했다고 결론 내릴 수 있다. 이 사례에서는 2020년 서울시 공무원 현원 수가 45,146명으로 위의 95% 구간 안에 있으므로, 위의 평가 기준에 따르면 정원관리 목표를 달성했다고 결론 내릴 수 있다. 이때 정원관리 부서에서는 평가 기준을 현실적 상황을 고려하여 유연하게 조정할 수 있다. 예컨대 보다 더 넓게 (예컨대 99% 구간으로) 설정하여 인원 관리의 유연성을 부여할 수도 있고, 반대로 특정 정원 수를 반드시 달성할 사유가 있는 경우에는 평가 기준을 더 좁게 (예컨대 10% 구간으로) 설정할 수도 있다.

[표 2] 회귀분석 결과

	(1) 빈도주의 회귀분석			(2) 베이지안 회귀분석				
	β	표준 오차	95% 신뢰구간	β 중윗값	β 평균	표준 편차	MC 표준오차	95% HPD 신용구간
명목 지역총생산량	856.4	545.9	[-359.9, 2072.7]	849.8	846.4	540.4	4.4	[-220.5, 1932.3]
인구수	-1661.8**	677.2	[-3170.7, -152.9]	-1671.6	-1673.2	697.4	6.6	[-3101.2, -318.0]
복지 수요지수	203.7	160.9	[-154.8, 562.3]	203.0	203.4	253.3	1.9	[-305.7, 702.1]
경제 수요지수	-160.4	99.8	[-382.7, 62.0]	-161.4	-161.2	160.0	1.3	[-475.5, 162.6]
지자체장 이념 : 보수	-4530.7***	232.0	[-5047.5, -4013.8]	-4529.9	-4530.0	294.6	2.2	[-5133.3, -3958.3]
상수	34919.5	130.5	[34628.8, 35210.2]	34918.4	34918.7	146.1	1.0	[34629.0, 35210.5]
	R^2= 0.996			Log marginal-likelihood = -159.5481, Burn-in 개수=2,500, MCMC 표본 수=100,000, Acceptance rate=0.3636, Efficiency: min=0.1127, avg=0.1587, max=0.2193				

참조: 위의 회귀분석은 2004년~2019년의 훈련 자료(N=16)만을 이용하여 도출. 독립변수를 모두 정규화(standardization)하여, 회귀계수 β 는 독립변수의 Z-score 1단위(즉, 1 표준편차) 변화와의 연관성 크기를 의미함. (1) 빈도주의 회귀분석의 경우, 표준오차는 강건한 표준오차(robust standard error)를 사용함. *: p<0.1, **: p<0.05, ***: p<0.01. (2) 베이지안 회귀분석의 경우, 모수에 대한 사전분포로는 모든 변수(상수 포함)의 β 에 대하여 N(0, 1000002), 종속변수의 정규분포상 분산(σ 2)에 대하여 igamma(0.01, 0.01)를 설정함. MCMC 알고리즘으로 메트로폴리스-헤이스팅스 알고리즘을 사용함. HPD 신용구간은 최고사후밀도 신용구간(Highest Posterior Density credible interval)을 의미함.

[그림 4] 2020년 공무원 수 예측치 및 실제 현원 수 비교



참조: 히스토그램은 2020년 공무원 수 예측치들의 분포를 나타냄. 점선은 예측치 분포의 중윗값(=43900.7)을, 두 대시선들은 각각 예측치 분포의 2.5%(=42520.5) 및 97.5%(=45293.6) 백분위 값들을, 실선은 2020년 서울시의 실제 현원 수(=45146)를 표시함.

4. 소결

본 장에서는 베이지안 방법론이 행정학에서 실제로 어떻게 쓰일 수 있는가에 대한 예시로서, 서울시라는 하나의 지방자치단체의 적정 정원 수 추정과 관련된 분석 결과를 서술하였다. 본 분석 사례에서 살펴본 바와 같이, 베이지안 방법론에 따른 베이지안 회귀분석은 행정학 분야에서 사용하는 기존의 빈도주의 회귀분석이 제공하지 못하는 많은 정보를 추가적으로 제공할 수 있다.

먼저, 베이지안 방법론의 가장 큰 유용성으로서, 데이터의 표본 수가 적은 경우에도 분석이 가능하기에, 표본 수가 많지 않은 많은 행정 현상에 대하여도 이론적으로 신뢰할 수 있는 연구 결과를 제시할 수 있다. 둘째, 회귀분석 계수가 단순히 통계적으로 유의한지 그렇지 않은지 이분법적으로 (그것도 95% 신뢰수준이라는 과학적 근거가 부족한 방식으로) 결론 내리기보다, 확률분포를 이용하여 회귀계수에 대한 보다 다양한 가설들을 검정할 수 있게 해줌으로써, 행정 현상에 대한 이해를 더 깊게 할 수 있다. 셋째, 아울러 미래의 종속변수의 예측치를 하나가 아닌 확률분포 형태로 제시함으로써, 정원관리 등의 행정 실무에서 연구 결과를 보다 유연하여 활용할 수 있는 여지를 준다.

Ⅳ. 결론

본 논문에서는 행정학 연구에서 잘 쓰이지 않는 베이지안 방법론에 대한 간략한 소개와 구체적인 사례로서 서울시 공무원 적정 인원수 추정 분석 결과를 제시하였다. 사례와 같이, 행정학 분야에서 베이지안 방법론을 이용하면 관련 논의를 보다 풍부히 전개할 수 있고 또 실무적으로도 도움이 되는 개선된 방식을 제시할 수 있다. 그러한 점에서 행정학 분야에서 베이지안 방법론을 보다 적극적으로 도입하는 것을 고려해 볼 필요가 있다.

다만, 본 논문에서 빈도주의 방법론보다 베이지안 방법론이 더 우월하다고 주장하는 것은 아니다. 오히려 베이지안 방법론 또한 고유한 단점을 가지고 있으며, 이러한 베이지안 방법론의 단점은 곧 빈도주의 방법론의 강점이 되기도 한다. 예컨대 베이지안 방법론은 모수 사전분포의 영향을 최소화한다고 해도 이의 주관성이 완벽히 극복되는 것은 아니어서 여전히 어떤 사전분포를 쓸 것인가에 대한 논란의 여지가 있으며, 또 빈도주의 방법론보다 매우 복잡한 과정을 거치게 된다. 때에 따라서는, 예컨대 표본 수가 충분하고 모수의 사전분포에 대한 강한 가정을 가지고 있지 않으면서 공무원 수에 대한 연관요인을 확인만 하려는 경우에는, 굳이 베이지안 방법론을 쓰는 것보다 빈도주의 방법론을 쓰는 것이 연구자에게 더욱 편리할 것이다. 따라서 어느 한 방법론이 우월하다고 단정하기보다는, 양자가 상호보완 가능성이 있다고 하는 것이 옳을 것이다. 즉, 어느 한 방법론의 우월성만 고집하기보다는, 복잡한 행정 현상의 맥락에 맞게 적절한 방법론을 사용하는 지혜가 중요할 것이다.

참고문헌

고경훈·박해육·주재복. (2005). 소방력 운용기준에 관한 연구: 소방인력 산정 모형을 중심으로. 〈한국사회와 행정연구〉, 16(3): 349-367.

김상구. (2009). 해양경찰청의 적정 인력규모에 관한 연구. 〈한국항해항만학회지〉, 34(8): 679-685.

김상호. (2007). 경찰의 인력수요예측: ARIMA 모형을 이용한. 〈한국행정논집〉, 19(4): 1075-1096.

김성근. (2018). 생활안전 취약계층의 특성 분석: 건강상태와 주거환경의 관계를 중심으로. 〈한국정책학회보〉, 27(4): 103-138.

박종민. (2009). 행정학은 과학인가 기술인가? 〈한국행정학보〉, 43(4): 1-18

신원부·전봉기. (2010). 지방자치단체 합리적 정원산정모델에 관한 연구: 경기도청을 중심으로. 〈정부학연구〉, 16(3): 143-183.

이수창·김광주. (2008). 지방자치단체 공무원 규모 영향요인에 관한 연구: 인구증가 군과 인구감소 군의 비교를 중심으로. 〈한국행정논집〉, 20(3): 795-813.

정명은·이종수. (2016). 지방정부의 인력과 조직을 누가 결정할 것인가?: 정원관리제도의 내용과 갈등, 그리고 적정기준의 탐색. 〈한국지방자치학회보〉, 28(4): 73-101.

정솔. (2020). 기업성과에 대한 근로시간 조정정책의 효과 메커니즘 연구: 베이지안 네트워크 분석을 활용하여. 〈한국행정학회 학술발표논집〉, 2020(3): 1579-1594.

정혜진·박형준. (2010). 제도설계와 정책효과: 베이지언 게임이론을 통한 청소년 대상 성범죄자의 신상공개제도의 정책효과분석. 〈정책분석평가학회보〉, 20(1): 165-188.

최영출. (2017). 자치단체 특성을 반영한 공무원 적정규모 산정: 세종특별자치시 사례. 〈지방정부연구〉, 21(1): 339-367.

최영출·배성근. (2010). 최적화 방법을 활용한 지역교육청 총액인건비 표준공무원 수 추정. 〈한국비교정부학보〉, 14(2): 185-204.

최영출·홍준현. (2010). DEA를 이용한 경찰서 교통인력의 적정규모 산정. 〈한국비교정부학보〉, 14(2): 355-376.

최천근. (2011). 치안서비스 형평성 제고를 위한 경찰의 인적자원 배분 모형 개발에 관한 연구: 지출수요 이론의 적용을 중심으로. 〈한국정책학회보〉, 20(3): 359-393.

Amrhein, V., Greenland, S. & McShane, B. (2019). Scientists Rise Up Against Statistical Significance, *Nature,* 567: 305-307

Dahl, R. H. (1947). The Science of Public Administration: Three Problems, *Public Administration Review*, 7(1): 1-11

Gelman, A., Jakulin, A., Pittau M. G., & Su, Y. (2008). A Weakly Informative Default Prior Distribution for Logistic and Other Regression Models. *The Annals of Applied Statistics,* 2(4): 1360-1383.

Gulick, L. (1937). Science, Values, and Public Administration, in Gulick, L. and Urwick. L. (eds.), *Papers on the Science of Administration*, New York: Institute of Public Administration, pp.191-195

Hilling, H. C. (1966). Public Administration: Study, Practice, Profession, *Public Administration Review*, 26(4): 320-328

Kettl, D. F., & Milward, H. B. (1996). *The State of Public Management.* Baltimore, MD: Johns Hopkins University Press

Lemoine, N. P. (2019). Moving beyond noninformative priors: why and how to choose weakly informative priors in Bayesian analyses. *OIKOS*, 128(7): 912-928.

McShane, B. B., Gal, D., Gelman, A., Robert C., & Tackett, J. L. (2019). Abandon Statistical Significance, The American Statistician, 73:sup1, 235-245

Nuzzo, R., (2014). Scientific Method: Statistical Errors, Nature, 506: 150–152

Perry, J. L. & Kraemer, K. L. (1986). Research Methodology in the "Public Administration Review," 1975-1984, Public Administration Review, 46(3): 215-226

Rosenbloom, D. H. (1983). Public Administration Theory and the Separation of Powers. Public Administration Review, 43(3): 219–27.

Simon, H. A. (1947). A Comment on the 'Science of Public Administration', Public Administration Review, 7(3): 200-203

Singh Chawla, D. (2017). Big Names in Statistics Want to Shake Up Much-maligned P value. *Nature*, 548: 16–17

(2021). Stata Bayesian Analysis Reference Manual Release 17, College Station, TX: A Stata Press Publication, https://www.stata.com/manuals/bayes.pdf

Sun, E., & Park, S. (2018). The Relationship between Cost of Capital and Financial Information Using Bayesian Network. 〈한국정책연구〉, 18(2): 83-105.

Waldo, D. (1984). The Administrative State, 2nd edition, New York: Holmes and Meier

Wasserstein, R. L., Schirm A. L., & Lazar, N. A. (2019). Moving to a World Beyond “p 〈 0.05”, The American Statistician, 73:sup1, 1-19

Wright, B. (2011). Public Administration as an Interdisciplinary Field: Assessing Its Relationship with the Fields of Law, Management, and Political Science, Public Administrative Review, 71(1): 96-101

기고일: 2022. 11. 03.
심사일: 2022. 11. 10.
확정일: 2022. 12. 11.

The Korean Journal of Public Administration

Volume 31 Number 4 2022

CONTENTS

The Bayesian methodology is completely different from the mainstream frequentist methodology. Bayesian analysis and its distinctive result interpretation can provide further information that we would not be able to obtain from the frequentist approach. This advantage of the Bayesian methodology, affluent information, can be utilized in the public administration field, especially for practically efficient management. This paper tries to introduce the basics of Bayesian methodology, as a primer, to public administration population who may not be familiar with the methodology yet. For that purpose, we explore not only theoretical differences from the frequentist methodology but also an empirical example on how to accurately estimate and predict a proper size of public workforce in a public organization. In the empirical analysis, we show that the Bayesian regression method can be used even for one pubic organization with a small sample size, that various hypotheses on the factors associated with the workforce size can be directly tested, and that the workforce size is predicted not in a single point but in a range in the probability distribution.

Key words: Bayesian, Frequentist, Public Personnel, Workforce Size, Public Management