조사연구(2020. 08) 21권 3호: 169－199
DOI http://dx.doi.org/10.20997/SR.21.3.7

연구논문

국민기초생활보장제도 효과 분석 방법에 대한 검토*

이원진**

본 연구는 국민기초생활보장제도의 효과를 분석하기 위한 연구설계를 다음과 같이 구분하여 방법론적 측면에서 검토하였다. 첫째, 제도가 시행된 후 시점의 데이터로 수급집단과 비수급집단의 결과를 횡단적으로 비교하는 접근. 둘째, 제도가 시행되기 전과 후 시점의 데이터로 수급진입집단과 비수급지속집단의 결과를 비교하는 접근. 셋째, 제도가 시행되기 전과 후 시점의 데이터로 외생변수를 활용하여 설정한 프로그램집단과 비교집단의 결과를 비교하는 접근. 넷째, 제도가 시행된 후 여러 시점의 데이터로 수급지위에 따른 결과를 비교하는 접근. 다섯째, 제도가 시행된 후 여러 시점의 데이터로 외생변수를 활용하여 설정한 프로그램집단과 비교집단의 결과를 비교하는 접근. 이러한 설계에 대한 검토결과를 토대로 후속연구를 위한 시사점을 논의하였다.

주제어: 국민기초생활보장제도, 프로그램 평가, 이중차이

* 본 연구는 2019년 9월 26일 제12회 한국복지패널 학술대회에서 발표한 논문을 수정·보완한 것이다.

** 한국보건사회연구원 부연구위원(lwj4035@kihasa.re.kr).

Ⅰ. 서론

2000년 10월에 시행된 국민기초생활보장제도(이하 '기초보장제도')는 전 국민의 최저생계를 보장하는 근대적 공공부조로 평가받아 왔지만, 한편으로는 빈곤층의 근로유인을 감소시키고 복지의존을 강화한다는 비판도 제기되었다. 이에 기초보장제도가 소득, 빈곤, 소비, 근로 등에 미치는 영향을 경험적으로 분석하는 연구가 꾸준히 이루어져 왔다(<표 1>). 하지만 선행연구가 활용한 여러 연구설계에 대한 방법론적 검토가 부족하여, 선행연구의 분석결과를 종합하여 제도 효과에 대한 합의된 결론을 도출하기가 쉽지 않은 상황이다.

기초보장제도의 효과를 분석하는 연구가 해결해야 할 근본적인 문제는 결과변수에 영향을 미치는 다양한 특성이 기초보장제도의 수급에 영향을 미치는 선택편의(selection bias)다. 회귀분석 등으로 관찰된 특성을 통제하여 수급집단과 비수급집단을 비교하는 표준적인 접근이 존재하지만, 관찰되지 않은 이질성을 통제하기가 쉽지 않다는 한계를 갖는다. 미국에서는 지역별 프로그램 차이를 활용한 준실험연구가 많이 진행되었지만(Blank 2002: 23-37), 한국의 경우 기초보장제도의 지역별 차이가 존재하지 않기 때문에 개인(가구) 수준의 수급 변이(variation)에 의존할 수밖에 없다. 이러한 상황에서 선행연구는 관찰되지 않은 시불변 이질성을 통제할 수 있는 종단설계를 다양한 방식으로 활용해왔다. 본 연구는 기초보장제도의 효과를 분석한 선행연구에서 활용한 여러 연구설계를 식별전략(identification strategy)을 기준으로 분류하고, 가상 데이터를 활용한 시뮬레이션을 통해 각 연구설계의 가정, 특징, 의의, 한계를 비교·검토한다.[1)]

프로그램 평가의 대상이 될 수 있는 다양한 사회보장제도 중에서 본 연구가 기초보장제도에 주목하는 이유는 다음과 같다. 첫째, 정책적 관점에서 최후의 사회안전망인 기초보장제도의 효과성을 진단하고 발전 방향을 모색하기 위해 보다 엄격한

1) 가상 데이터 시뮬레이션은 여러 연구설계나 분석 전략을 평가하는 데 유용하게 활용될 수 있다(Wimberley et al. 2013: 3). 본 연구의 초점은 기초보장제도 효과를 분석하기 위한 여러 연구설계를 비교하는 데 있는데, 제도 효과 파라미터를 직접 설정하여 생성한 가상 데이터를 각 연구설계에 따라 분석한 결과를 검토함으로써 어떤 조건하에서 각 연구설계가 제도 효과를 편의 없이 추정하는지를 이해할 수 있다.

방법론적 검토가 필요한 시점이다. 지난 이십여 년 동안 기초보장제도의 효과를 분석한 선행연구가 꽤 축적되었지만, 후술하듯이 방법론적 차이로 인해 선행연구의 분석결과를 종합하기가 쉽지 않은 상황이다. 특히 선행연구를 살펴보면 수급지위의 변이를 활용한 접근과 수급지위와 상관관계를 갖는 외생변수(예, 교육수준)의 변이를 활용한 접근이 존재하는데, 이러한 불일치에 대한 검토가 거의 이루어지지 않아 실증분석을 실시하고 분석결과를 활용해야 하는 연구자와 정책결정자에게 적지 않은 혼란을 주고 있다. 따라서 본 연구는 주로 선행연구에서 관찰되는 수급지위 활용 접근과 외생변수 활용 접근의 불일치를 집중적으로 검토하고자 한다. 둘째, 이론적 관점에서 일정 소득수준 이하의 빈곤층에게 보충급여방식의 급여를 지급하는 기초보장제도는 한국의 사회보장제도 중 가장 표준적인 공공부조의 형태를 갖고 있기 때문에, 기초보장제도 효과 분석을 공공부조의 인센티브효과를 이해하기 위한 출발점으로 삼을 수 있다. 또한 본 연구의 방법론적 논의는 빈곤층을 선별하여 급여를 제공하는 다양한 공공부조 프로그램으로 확장될 수 있다.

Ⅱ. 데이터 시뮬레이션 방법

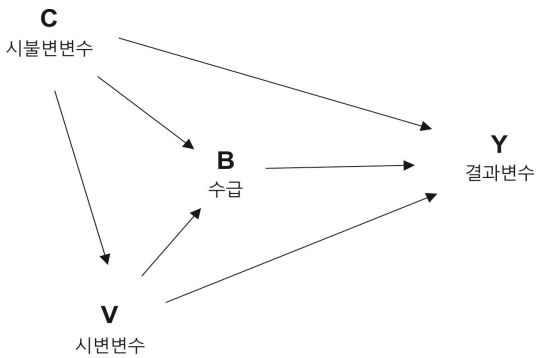
본 연구는 선행연구가 주로 활용한 연구설계를 <표 1>과 같이 5개로 분류한다.

<표 1>기초보장제도 효과 분석 연구설계 분류

연구설계		선행연구
설계1	수급집단-비수급집단 횡단비교 접근	손병돈(2011), 정선영·정익중(2011), 최민혁(2019)
설계2	제도 시행 전·후 수급지위 활용 접근	김태일(2004)
설계3	제도 시행 전·후 외생변수 활용 접근	이상은(2004), 변금선(2005), 구인회 외(2010)
설계4	제도 시행 이후 수급지위 활용 접근	박상현·김태일(2011), 박상현·최하정(2011), 안종범·김재호(2012), 김을식·최석현(2014), 임완섭(2014), 최요한(2018), 안서연·조미라(2019)
설계5	제도 시행 이후 외생변수 활용 접근	-

첫째, 제도가 시행된 후 시점의 데이터로 수급집단과 비수급집단의 결과를 횡단적으로 비교하는 접근. 둘째, 제도가 시행되기 전과 후 시점의 데이터로 수급진입집단(비수급→수급)과 비수급지속집단(비수급→비수급)의 결과를 비교하는 접근. 셋째, 제도가 시행되기 전과 후 시점의 데이터로 외생변수를 활용하여 설정한 프로그램집단과 비교집단의 결과를 비교하는 접근. 넷째, 제도가 시행된 후 여러 시점의 데이터로 수급지위에 따른 결과를 비교하는 접근. 다섯째, 제도가 시행된 후 여러 시점의 데이터로 외생변수를 활용하여 설정한 프로그램집단과 비교집단의 결과를 비교하는 접근. 이하에서는 서술의 편의를 위해 각 연구설계를 '설계1'~'설계5'로 부른다.

본 연구는 가상 데이터를 생성한 후 각 설계를 적용하여 기초보장제도의 효과를 분석하는 시뮬레이션을 실시한다. 이때 데이터 생성 시 설정한 제도 효과 파라미터와 분석된 추정치를 비교하여 각 설계를 적용할 때 발생하는 편의와 불편추정량을 구하기 위한 조건 등을 평가할 수 있다(Guo & Fraser 2010: 67). 본 시뮬레이션에서는 사례 수를 백만으로 설정하여 사실상 확률적 오차를 제거하고 체계적 영향을 살펴보기 때문에(Wimberley et al. 2013: 15), 분석결과를 보고할 때 표준오차를 생략하였다.



<그림 1> 인과적 모델

데이터 생성을 위한 인과적 모델은 <그림 1>과 같이 요약할 수 있다. 우선 B는 수급지위를, Y는 결과변수를 의미한다. 기초보장제도는 소득, 소비, 근로, 건강 등 다양한 변수에 영향을 미칠 수 있지만, 본 시뮬레이션에서는 논의를 위해 Y를 소득으로 정의한다. C는 외생적으로 주어진 시불변변수로, 성, 출생연도(연령), 교육

수준, 타고난 지능이나 성격, 어릴 때의 가정환경 등을 포함한다. V는 C의 영향을 받는 시변변수로, 가구구성, 신체적·정신적 건강, 경제활동상태, 일자리의 질, 부양의무자의 존재와 경제력 등을 포함한다. 이와 같은 시변변수는 B나 Y의 영향을 받을 가능성이 있지만, 제도 효과를 분석할 때 매개변수의 역할을 하는 변수를 통제하지 않는 것이 타당하기 때문에(Angrist & Pischke 2009: 64; Gangl 2010: 28) 본 시뮬레이션에서는 V가 B의 영향을 받지 않는다고 가정한다. B는 C와 V의 영향을 받고, Y는 C, B, V의 영향을 받는다.

시뮬레이션을 위한 가상 데이터는 다음과 같이 생성한다. 데이터는 3개의 시점을 갖는 패널데이터이고, t=0은 제도 시행 전을, t=1과 t=2는 시행 후를 의미한다. C는 $N(0,1)$을 따르고, V_t는 식(1)과 같이 C의 영향을 받아 확률적으로 생성된다.[2] 예컨대, 건강은 연령의 영향과 같은 체계적 요인과 우연한 사고와 같은 확률적 요인의 결합으로 생성된다. B_t는 식(2)와 같이 C, V_t의 영향을 받아 확률적으로 생성되는데, 제도 시행 전(t=0)에는 모두 0의 값을 갖는다. Y_t는 식(3)과 같이 B_t, C, V_t의 영향을 받아 확률적으로 생성된다.[3] δ_t는 기초보장제도가 소득에 미치는 영향을 의미하며, 기초보장제도가 근로소득이나 사적이전을 부분적으로 구축하더라도 그보다 많은 급여를 제공하여 가처분소득을 증가시킨다면 $\delta_t>0$으로 간주할 수 있다. 식(2)와 식(3)의 모든 β, γ, δ에 아래 첨자 t를 표시하여 변수의 영향이 시간에 따라 달라질 수 있음을 허용하였다. 본 시뮬레이션에서는 C와 V_t를 고연령, 저학력, 나쁜 건강상태 등 소득능력과 음의 상관관계를 갖는 변수로 정의하고, 따라서 $\alpha_C>0$, $\beta_{Ct}>0$, $\beta_{Vt}>0$, $\gamma_{Ct}<0$, $\gamma_{Vt}<0$으로 가정할 수 있다. u_{it}, e_{it}, ϵ_{it}는 $N(0,1)$을 따르고, 서로, 그리고 시간에 따라 독립적이라고 가정한다.

$$V_{it} = \alpha_I + \alpha_C C_i + u_{it} \tag{1}$$

$$B_{it} = 1 \text{ if } (\beta_{It} + \beta_{Ct} C_i + \beta_{Vt} V_{it} + e_{it}) > 0 \ \& \ t = 1, 2$$
$$B_{it} = 0 \text{ otherwise} \tag{2}$$

$$Y_{it} = \gamma_{It} + \delta_t B_{it} + \gamma_{Ct} C_i + \gamma_{Vt} V_{it} + \epsilon_{it} \tag{3}$$

2) 시뮬레이션의 편의를 위해 C와 V_t를 각각 1개의 변수로 설정한다.

3) 일반적인 이중차이모델의 가정에 따라 식(3)에 Y_{t-1}을 투입하지 않았다.

$$(C_i, u_{it}, e_{it}, \epsilon_{it}) \sim N(0, 1)$$

이와 같은 데이터 생성과정은 다음과 같은 가정을 전제로 한다. 첫째, 기초보장제도가 수급집단에게만 영향을 미친다(stable unit treatment value assumption, Winship & Morgan 1999: 663). 즉, 본 연구에서는 제도가 저임금노동시장에 영향을 미치거나 수급신청 탈락집단의 행태를 변화시키는 등의 효과는 고려하지 않는다. 둘째, 수급의 효과는 모든 개인에게 동일하게 나타난다. 즉, 본 연구에서는 기초보장제도의 수급이 저학력집단/고학력집단, 남성/여성, 노인/비노인의 소득을 동일하게 증가시킨다고 가정한다. 이는 물론 강한 가정이지만, 기초보장제도 효과를 분석한 선행연구가 일반적으로 채택해온 가정으로, 본 연구의 범위를 고려할 때 논의의 출발점으로 설정하기에 적절할 것으로 판단된다.[4)]

Ⅲ. 기초보장제도 효과 분석 연구설계 검토

1. 설계1: 수급집단–비수급집단 횡단비교 접근

기초보장제도의 효과를 분석하는 가장 기본적인 방법은 수급집단과 비수급집단을 횡단적으로 비교하는 것이다. 예를 들어, 손병돈(2011)은 한국복지패널조사 데이터로 2008년 수급가구와 비수급가구의 저축액을 비교한 결과, 기초보장제도가 부채를 감소시켰다고 보고하였다. 정선영·정익중(2011)은 한국복지패널조사 데이터를 분석하여 2007년 수급가구와 비수급가구의 경제적 어려움 차이가 통계적으로 유의하지 않았다고 보고하였다. 최민혁(2019)은 2017년 지역사회건강조사 데이터를 분석하였는데, 수급자의 흡연율이 비수급자보다 높게 나타났다. 이와 같은 연구설계

4) 프로그램 평가 문헌에서 이질적 처치 효과(heterogeneous treatment effect)와 관련하여 첫째, 매칭 방법에서의 ATE(average treatment effect)와 ATT(average treatment effect for the treated), 도구변수 방법에서의 LATE(local average treatment effect) 등 제도 효과 추정결과의 일반화와 관련된 논의와 둘째, 분위 처치 효과(quantile treatment effect) 등 제도가 결과변수의 평균이 아닌 분포에 미치는 영향과 관련된 논의가 존재한다(Guo & Fraser 2010: 46-48; Khandker et al. 2010: 45-47; Angrist & Pischke 2009: 68-77, 150-161). 이와 관련된 본격적인 논의는 본 연구의 범위를 벗어난다. 다만 기초적인 수준에서 하위집단별 분석을 통해 집단 내 동질적 처치 효과(homogeneous treatment effect)를 가정하지만 집단 간 처치 효과의 이질성을 허용하는 접근으로의 확장은 쉽게 생각해볼 수 있다.

는 관찰된 특성을 통제하여 수급집단/비수급집단의 이질성을 제거할 수 있다는 조건부독립가정(conditional independence assumption, Angrist & Pischke 2009: 52-59)에 의존한다.[5] 이에 선행연구는 성, 연령, 교육수준, 지역, 경제활동, 가구구성 등 다양한 변수를 통제한 상태에서 수급집단과 비수급집단을 비교하였다.

이하에서는 데이터 시뮬레이션으로 설계1을 검토한다. 데이터는 제도 시행 후인 t=1 시점에 대해 앞서 설명한 과정에 <표 2>의 파라미터를 대입하여 생성한다. 제시된 β를 적용하여 식(2)에 따라 B_1을 생성하면, $\Pr(B_1 = 1)$, 즉 수급률이 11.0%로 나타난다.[6]

<표 2> 설계1: 파라미터 설정

	α_I	α_C	β_{I1}	β_{C1}	β_{V1}	γ_{I1}	γ_{C1}	γ_{V1}	δ_1
시나리오a	0	+1	-3	+1	+1	+5	-1	-2	+1

<표 3> 설계1: Y_1에 대한 회귀분석결과

	시나리오a		
	모델1	모델2	모델3
B_1 ($\hat{\delta_1}$)	-5.27	-1.06	1.00
C		-2.68	-1.00
V_1			-2.00
상수항	5.70	5.23	5.00

주: 수치는 회귀계수를 의미한다. 이하의 분석결과에서도 동일하다.

<표 3>에는 생성한 데이터를 활용하여 Y_1을 회귀분석한 결과를 보고하였다. 우선 모델1에서 B_1을 투입한 결과, 수급집단의 소득이 비수급집단보다 5.27만큼 낮은 것으로 나타났다. δ_1=1임에도 불구하고 $\hat{\delta_1}$이 음의 값으로 추정된 것은 수급과 소득에 영향을 미치는 여러 변수가 누락되었기 때문이다. 비수급집단에 비해 수급

5) 이는 “selection on the observables”, “ignorable treatment assignment” 등으로 불리기도 한다(Winship & Morgan 1999: 669).

6) 지나치게 낮은 수급률 때문에 시뮬레이션 결과가 왜곡되지 않도록 2017년 실제 기초보장제도 수급률인 3.1%(보건복지부 2018: 19)보다 높게 설정하였다.

집단의 소득능력이 약하기 때문에, 소득능력과 관련된 특성을 통제하지 않으면 수급이 소득을 증가시킴에도 불구하고 수급집단의 소득수준이 상대적으로 낮게 나타난다. 이는 누락변수편의로 인해 제도 효과의 크기뿐만 아니라 방향까지 잘못 추정할 가능성이 있음을 시사한다. 모델2에서는 C를 통제했음에도 불구하고 여전히 $\hat{\delta_1}$이 음의 값으로 나타났고, 모델3에서 V_1를 추가적으로 통제한 후 $\hat{\delta_1}$이 진정한 값인 1로 추정되었다. 이러한 결과는 설계1의 타당성이 기본적으로 통제수준에 의존한다는 사실을 보여준다. 그런데 일반적인 서베이데이터로 소득을 통제하지 않은 상태에서 소득능력과 관련된 특성을 충분히 통제하기는 쉽지 않다. 인적자본과 같은 경제적 특성뿐만 아니라 가족배경, 지역사회 환경, 사회적 관계, 심리·문화적 특성에 이르기까지 수급집단과 비수급집단의 이질성이 매우 크기 때문이다.

수급과 소득에 영향을 미치는 특성을 모두 관찰할 수 있다 하더라도, 이러한 특성을 통제한 후 남아 있는 수급 변이의 원천이 무엇인지를 고민해볼 필요가 있다. 본 시뮬레이션에서는 C, V_1의 값이 동일하더라도 B_1이 확률적으로 결정되기 때문에 수급 변이가 존재하지만, 현실에서는 수급신청 후 제도의 선정기준에 따라 수급이 결정되기 때문에 수급지위가 확률적으로 결정된다고 보기 어렵다. 따라서 제도 효과를 식별하기 위해서는 수급에 영향을 미치지만 결과변수에는 영향을 미치지 않는 요인이 반드시 존재해야 한다. 예를 들어, 기초보장제도의 보장가구 범위 확정, 소득·재산 및 부양의무자 조사, 근로능력 판정 등의 과정이 매우 복잡하고 다양한 특례 조항이 존재하기 때문에 동일한 조건의 신청자라 하더라도 일선공무원의 행정재량에 따라 수급지위가 다르게 결정될 가능성이 있다(이환범·이수창 2007). 이러한 행정재량행위는 수급지위에 영향을 미치지만 소득에는 영향을 미치지 않을 것이다. 이러한 외부적 요인을 제외하면, 경제적 조건은 물론 제도에 대한 이해, 스티그마에 대한 저항, 수급의지 등 다양한 개인적, 가족적 특성이 소득, 노동공급, 신체적·정신적 건강 등의 결과변수에 일정한 영향을 미칠 것이기 때문에 수급의 외생적인 변이를 만들어내기 어렵다. 즉, 설계1은 조건부독립가정이 성립할 만큼의 충분한 통제가 어려울 뿐만 아니라, 근본적으로 제도 효과 식별에 활용할 수 있는 수급 변이가 크지 않다는 한계를 갖는다. 행정재량과 같은 외부적 조건의 차이로 인한 수급 변이가 거의 존재하지 않는다면, 결국 설계1의 분석결과는 사실상 누락변수편의로 해석될 수밖에 없다.

한편 손병돈(2011), 정선영·정익중(2011), 최민혁(2019)은 성향점수분석(propensity

score analysis) 방법을 사용하였다. 성향점수분석 방법은 프로그램 평가 분석에서 선택편의를 제거하는 방법으로 널리 사용되고 있지만, 회귀분석과 마찬가지로 관찰되지 않은 이질성으로 인한 편의를 제거할 수는 없다. 성향점수분석과 회귀분석은 관찰된 특성으로 인한 선택편의를 제거하는 동일한 식별전략을 사용하기 때문이다(Gangl 2010: 30). 위의 데이터로 C를 투입한 성향점수매칭분석을 실시하면 ATT (average treatment effect for the treated)가 -1.55로 나타나는데,[7] 이는 모델2의 추정치보다 더 큰 편의를 보여준다.

단, 상황에 따라 성향점수분석의 기술적인 장점은 존재한다. 수급집단과 비수급집단의 통제변수 분포 차이가 클 때, 회귀분석과 달리 성향점수분석은 함수형태의 오설정으로 인한 편의로부터 어느 정도 자유롭다(Zanutto 2006: 85; Gangl 2010: 31). 예를 들어, 교육년수를 통제한 상태에서 수급집단과 비수급집단의 차이를 추정할 때, 회귀분석에서는 수급집단이 거의 존재하지 않는 고학력자에 대해 잘못된 외삽(extrapolation)이 이루어질 가능성이 있는 반면, 성향점수분석에서는 주로 수급집단과 비수급집단의 특성이 중첩되는 저학력자를 대상으로 집단 간 차이를 비모수적으로 추정하기 때문에 이러한 문제가 크게 완화된다. 특히 기초보장제도의 경우 수급집단과 비수급집단의 이질성이 크기 때문에 이러한 장점이 의미가 있다. 또한 성향점수분석과 회귀분석을 결합하는 방법도 흔히 활용되고 있다.

2. 설계2: 제도 시행 전·후 수급지위 활용 접근

다음으로 제도 시행 전·후의 패널데이터로 수급진입집단과 비수급지속집단을 비교하는 접근을 검토한다. 예를 들어, 김태일(2004)은 한국노동패널조사 데이터를 활용하여 수급가구와 비수급가구를 대상으로 기초보장제도 시행 전인 2000년과 시행 후인 2002년 사이에 관찰된 소득 변화를 비교하였다. 이때 수급가구와 비수급가구의 이질성을 통제하기 위해 2001년 시점의 근로소득과 성별 분포가 수급가구와 유사한 통제집단을 매칭 방법으로 선정하였다(김태일 2004: 43). 이와 같이 분석한 결과, 기초보장제도로 인해 근로소득이 최대 12.5% 감소하고 총소득이 26% 이상 증가한 것으로 나타났다(김태일 2004: 45-49).

---

7) Stata의 psmatch2(Leuven & Sianesi 2003) 명령어를 사용하였다. 수급확률은 프로빗모델로 추정하였고, ‘single nearest-neighbour without caliper’ 매칭을 실시하였다.

<표 4> 설계2: 파라미터 설정

	α_I	α_C	β_{I1}	β_{C1}	β_{V1}	γ_{I0} γ_{I1}	γ_{C0} γ_{C1}	γ_{V0} γ_{V1}	δ_1
시나리오a	0	+1	-3	+1	+1	+5 +6	-1 -2	-1 -2	0
시나리오b	0	+1	-3	+1	+1	+5 +6	-1 -1	-1 -2	0
시나리오c	0	+1	-3	+1	+1	+5 +6	-1 -1	-1 -1	0
시나리오d	0	+1	-3	+1	+1	+5 +6	-1 -1	-1 -1	+1

설계2를 검토하기 위해 t=0, t=1 시점에 대해 <표 4>의 파라미터를 활용하여 패널데이터를 생성한다. 일부 시나리오의 δ_1=0 설정은 기초보장제도가 소득에 영향을 미치지 않음을 의미한다. 식(3)으로부터 t=0, t=1 시점의 소득결정모델을 설정한 후 이를 차분하면 식(4)와 같은 FD모델(first differences model)을 얻을 수 있다.[8] 식에서 $\Delta\gamma_I$는 경기변동 등으로 인해 전체 집단에게 동일하게 발생하는 소득 변화를 의미하고, 양의 값으로 설정하였다. $\Delta\gamma_C$는 C-Y_t 관계의 시간에 따른 변화를 나타내고, $\Delta\gamma_V$와 γ_{V1}은 V_t의 수준과 변화가 ΔY에 미치는 영향을 나타낸다.

$$\Delta Y_i = \Delta\gamma_I + \delta_1 B_{i1} + \Delta\gamma_C C_i + \Delta\gamma_V V_{i0} + \gamma_{V1}\Delta V_i + \Delta\epsilon_i \quad (4)$$

<표 5>에는 생성한 데이터로 식(4)를 추정한 결과를 보고하였다. 우선 모델1은 비수급지속집단보다 수급진입집단의 소득이 더 많이 감소하여 집단 간 소득격차가 4.70만큼 증가하였음을 보여준다. 추가적인 분석에 따르면, 수급진입집단의 평균소득은 2.21에서 -0.96로 3.17만큼 감소하였고, 비수급지속집단의 평균소득은 5.35에서 6.87로 1.52만큼 증가하였다. δ_1=0임에도 불구하고 이러한 결과가 나타난 것은 수급진입집단의 소득능력이 상대적으로 약하다는 사실을 모델에 반영하지 못했기 때문이다. 모델2에 C, V_0, ΔV를 투입하여 이를 반영하면, $\hat{\delta_1}$이 진정한 값인 0에 가깝게 추정된다. 하지만 C와 V_t를 모두 관찰할 수 있다면 t=1 시점의 횡단데이터에 설계1을 적용하여 제도 효과를 편의 없이 추정할 수 있기 때문에 굳이 종단설계

8) Δ는 t 시점의 값에서 t-1 시점의 값을 뺀 값을 의미한다.

를 활용할 필요가 없다.

<표 5> 설계2: ΔY에 대한 회귀분석결과

	시나리오a		시나리오b	시나리오c		시나리오d
	모델1	모델2	모델3	모델4	모델5	모델6
$B_1(\hat{\delta_1})$	-4.70	0.01	0.01	0.00	-0.78	0.22
C		-1.00				
V_0		-1.00	-1.00			
ΔV		-2.00	-2.00	-1.00		
상수항	1.52	1.00	1.00	1.00	1.09	1.09

식별전략 측면에서 설계2의 장점은, 모델3에서 보듯이, C-Y_t 관계가 시불변이라는 가정($\Delta\gamma_C$=0)하에 C를 누락할 수 있다는 점이다. 이를 구체적으로 논의하면 다음과 같다. 첫째, 지능, 성격, 가족배경 등과 같이 관찰하기 어려운 시불변 특성으로 인한 누락변수편의를 제거할 수 있다. 둘째, 설계1보다 많은 수급 변이의 원천을 활용할 수 있다. 앞서 논의한 바와 같이, 설계1에서는 모든 특성이 동일한 집단에 대한 외부적 조건의 차이로부터 발생한 수급 변이에 의존할 수밖에 없다. 반면 설계2에서는 시불변 특성의 차이로부터 발생한 수급 변이를 활용할 수 있다. 설계1에서는 통제 후 수급집단과 비수급집단의 특성이 모두 동일해야 하지만, 설계2에서는 통제 후 수급진입집단과 비수급지속집단의 시불변 특성에 차이가 있어도 문제가 없기 때문이다. 예컨대, 교육수준-소득 관계가 시불변이라면 수급진입집단과 비수급지속집단의 교육수준 차이로 인한 소득격차도 시불변일 것이므로, 두 집단 간 소득격차의 시간에 따른 변화를 추정할 때는 교육수준을 통제할 필요가 없다. 더 나아가, 모델4와 같이 $\Delta\gamma_V$=0 가정을 추가하면 V_0도 누락할 수 있다.

하지만 $\Delta\gamma_C$=$\Delta\gamma_V$=0 가정하에서도 ΔV는 통제해야 한다. 모델5와 같이 ΔV를 통제하지 않으면 기초보장제도가 소득을 0.78만큼 감소시킨다는 잘못된 결과를 얻게 된다. ΔV는 실직, 재산 및 소득 감소, 건강상태 악화, 이혼, 가구원 사망 등 t=0과 t=1 사이에 발생한 다양한 변화를 의미한다. 앞서 V_t가 소득능력과 부적 관계를 갖는 것으로 정의하였으므로, V_t가 시간에 따라 증가하면($\Delta V > 0$) 수급진입확률이 증가하는 동시에 소득이 감소한다. 즉, δ_1=0임에도 불구하고 ΔV를 통제하지

않으면 $\hat{\delta_1}$이 음의 값으로 나타나는 것이다. 극단적으로 매 시점의 소득이 무작위로 결정되고 일정 기준 미만의 소득을 가진 사람이 수급자가 되는 상황을 가정할 때, 소득이 감소한 사람의 수급진입확률이 상대적으로 높기 때문에 수급진입 시점에 비수급지속집단보다 수급진입집단의 소득이 평균적으로 더 많이 감소하였을 것이다.[9)]

모델6에서는 δ_1=1 설정하에 ΔV를 누락하고 분석한 결과 $\hat{\delta_1}$이 0.22로 추정되었다. 그런데 논의한 바와 같이 ΔV가 B_1과 정적 관계를, ΔY와 부적 관계를 갖기 때문에 ΔV의 누락으로 인한 편의가 음의 방향으로 나타날 것이므로, $\hat{\delta_1} > 0$이라면 적어도 기초보장제도가 소득을 증가시킨다는 결론을 추론해 볼 수 있다. 이는 실제 분석에서 수급결정과정과 결과변수의 성격을 고려하면 편의된 분석결과라 하더라도 효과의 방향에 대해 일정한 정보를 얻을 가능성이 있음을 의미한다. 반면 모델5와 같이 $\hat{\delta_1} < 0$이라면 제도 효과의 크기뿐만 아니라 방향에 대해서도 어떠한 결론을 내리기 어렵다.

요컨대, 설계2에서는 시불변 특성과 소득의 관계가 시불변이라는 가정하에 관찰되지 않은 시불변 이질성을 통제할 수 있지만, 소득의 확률적 변동을 포함한 관찰되지 않은 시변 이질성의 존재가 연구설계의 타당성을 위협한다. 수급진입은 빈곤진입을 동반할 가능성이 크고, 빈곤진입과 연관된 다양한 생애사건이 수급진입과 소득 변화에 동시에 영향을 미친다. 이러한 변화를 모두 관찰하기 어려울 뿐만 아니라, 소득 변화와의 인과적 선후관계를 구분하기 어렵다는 점도 문제가 된다. 예를 들어, 건강 악화로 소득능력이 감소하여 수급에 진입한 빈곤층이 의료급여 덕분에 건강상태가 개선되었다고 가정해보자. 이때 제도의 인과적 효과를 분석하기 위해서는 수급이 결정되고 급여가 제공되기 직전까지의 건강 변화를 통제해야 하지만, 일반적인 서베이에서 이와 같은 정교한 측정을 기대하기는 쉽지 않다.[10)]

결국 설계2는 조건부독립가정이 성립할 만큼의 통제가 이루어져야 내적 타당도

9) Ashenfelter(1978: 51)는 직업훈련이 시작되기 직전에 참가자의 소득이 감소하는 경향이 있기 때문에 직업훈련의 소득증대효과를 추정할 때 이러한 소득 변동을 고려해야 한다고 설명하였다.

10) 한국복지패널조사에 따르면 2018년 1년간 생계급여를 수급한 가장 큰 이유는 일을 그만두었기 때문이라는 응답이 50%, 소득이 있는 가구원이 이혼, 분가 등으로 빠져나갔기 때문이라는 응답이 11%, 일을 하였지만 수입이 줄었기 때문이라는 응답이 11%, 친인척의 도움이 줄거나 끊겼기 때문이라는 응답이 10%, 의료비 지출이 커졌기 때문이라는 응답이 9%, 소득이 있는 가구원이 사망했기 때문이라는 응답이 8%로 나타났다(저자 분석). 이는 기초보장제도의 수급진입이 근로소득 상실 또는 감소, 가구원 사망이나 건강 악화 등과 같은 생애사건에 따라 크게 결정된다는 사실을 보여준다.

를 확보할 수 있다. 하지만 이러한 수준의 통제가 이루어지기가 쉽지 않을 뿐만 아니라, 조건부독립가정이 성립하는지를 실증적으로 확인하기도 어렵다.

3. 설계3: 제도 시행 전·후 외생변수 활용 접근

다음으로는 외생변수를 활용하여 프로그램집단/비교집단을 설정한 후 제도 시행 전·후의 변화를 비교하는 접근을 검토한다. 예를 들어, 이상은(2004)은 한국노동패널조사 데이터를 활용하여 근로능력가구의 저학력자를 프로그램집단으로 설정한 이중차이분석을 실시한 결과, 1998~2000년과 2001~2002년 사이에 프로그램집단과 비교집단의 취업 및 근로시간 차이가 통계적으로 유의하게 변화하지 않았다고 보고하였다. 변금선(2005)은 한국노동패널조사 데이터로 1998년과 2003년의 근로능력자에 대한 이중차이분석을 실시한 결과 기초보장제도가 고학력자에 비해 저학력자의 근로시간을 더 많이 감소시킨 것으로 나타났지만, 성별이나 여성의 가구 내 지위를 활용하여 프로그램집단/비교집단을 설정한 분석에서는 노동공급 감소효과가 확인되지 않았다. 구인회 외(2010)는 1996년과 2006년 가구소비실태조사와 가계조사 데이터를 활용하여 저교육 임차가구를 프로그램집단으로 설정한 삼중차이모델을 분석한 결과, 기초보장제도가 소득을 증가시켰지만 빈곤을 감소시키지는 못하였다고 보고하였다. 이와 같은 선행연구는 외생변수를 활용하여 이중차이모델을 분석하였다는 점에서 비슷한 식별전략을 활용하고 있지만, 구체적으로 프로그램집단/비교집단을 설정하는 방식에는 차이가 있다.

이하에서는 t=0, t=1 시점에 대해 <표 6>의 파라미터를 활용하여 패널데이터를 생성하고, 논의를 위해 C를 큰 값이 저학력을 의미하는 교육수준 변수로 정의한다.[11)12)] 설계3에서는 식(5)와 같이 수급지위 변수를 제외한 FD모델을 추정한다. 식에서 $\Delta\gamma'_C$는 교육수준-소득 관계의 시간에 따른 변화를 나타내는데, $\Delta\gamma'_C>0$이라면 기초보장제도 시행 전·후에 고학력집단과 저학력집단의 소득격차가 감소하였음을 의미한다.

---

11) 선행연구는 일반적으로 이분변수를 활용하여 프로그램집단/비교집단을 설정하지만, 계량적 관점에서는 프로그램집단에 속할 가능성에 영향을 미치는 연속변수를 활용하는 것에 문제가 없다.

12) 교육수준은 성, 출생년도, 부모의 교육수준, 가정환경 등의 영향을 받아 결정되기 때문에 엄격한 의미에서 완전한 외생변수로 보기는 어렵다. 하지만 주로 생애 초반에 최종적인 교육수준이 결정되므로 현재 소득과 같은 결과변수와 현재 수급지위의 영향을 받지 않기 때문에 기초보장제도 효과 평가 맥락에서 프로그램집단/비교집단 설정에 활용할 수 있는 수준의 외생성을 가진 것으로 이해할 수 있다.

$$\Delta Y_i = \Delta\gamma'_I + \Delta\gamma'_C C_i + \Delta\gamma'_V V_{i0} + \gamma'_{V1}\Delta V_i + \Delta\epsilon'_i \quad (5)$$

<표 6> 설계3: 파라미터 설정

	α_I	α_C	β_{I1}	β_{C1}	β_{V1}	γ_{I0} γ_{I1}	γ_{C0} γ_{C1}	γ_{V0} γ_{V1}	δ_1
시나리오a	0	+1	-3	+1	+1	+5 +6	-1 -2	-1 -2	+1
시나리오b	0	+1	-3	+1	+1	+5 +6	-1 -1	-1 -2	+1
시나리오c	0	+1	-3	+1	+1	+5 +6	-1 -1	-1 -1	+1
시나리오d	0	+1	-3	+9	+1	+5 +6	-1 -1	-1 -1	+1

그렇다면 $\Delta\gamma'_C$는 δ_1과 어떤 관계를 갖는가? $\Delta\gamma'_C$의 의미는 식(4)에서 B_1의 누락에 따른 편의를 검토함으로써 확인할 수 있다. 식(6)과 같이 t=1 시점의 수급지위를 선형확률모델로 추정한 후, 이를 식(4)에 대입하여 정리하면 식(7)을 얻을 수 있고, 이를 식(5)와 비교하면 식(8)과 같이 $\Delta\gamma'_C$와 δ_1의 관계가 도출된다. 식(9)에서 보듯이, $\Delta\gamma'_C$를 λ_{C1}로 나눈 추정량이 $\Delta\gamma_C$=0라는 가정하에 δ_1와 일치하게 된다. $\Delta\gamma_C$=0은 기초보장제도의 효과가 존재하지 않는다면 C-Y_t 관계가 시불변이라는 공통추이가정(common trend assumption, Angrist & Pischke 2009: 230-231)을 의미한다. 이러한 가정을 전제로, 설계2와 마찬가지로, 설계3은 수급집단과 비수급집단의 횡단적 동질성을 필요로 하지 않기 때문에 교육수준과 같은 시불변 특성의 차이로 인해 발생한 수급 변이를 활용할 수 있다.

$$B_{i1} = \lambda_{I1} + \lambda_{C1} C_i + \lambda_{V1} V_{i1} + \nu_{i1} = \lambda_{I1} + \lambda_{C1} C_i + \lambda_{V1} V_{i0} + \lambda_{V1}\Delta V_i + \nu_{i1} \quad (6)$$

$$\begin{aligned}\Delta Y_i = {} & (\delta_1\lambda_{I1} + \Delta\gamma_I) + (\delta_1\lambda_{C1} + \Delta\gamma_C) C_i \\ & + (\delta_1\lambda_{V1} + \Delta\gamma_V) V_{i0} + (\delta_1\lambda_{V1} + \gamma_{V1})\Delta V_i + (\delta_1\nu_{i1} + \Delta\epsilon_i)\end{aligned} \quad (7)$$

$$\Delta\gamma'_C = \delta_1\lambda_{C1} + \Delta\gamma_C \quad (8)$$

$$\frac{\Delta\gamma'_C}{\lambda_{C1}} = \delta_1 + \frac{\Delta\gamma_C}{\lambda_{C1}} \quad (9)$$

<표 7>에는 식(5)와 식(6)을 추정한 결과를 보고하였다. 먼저 모델1을 살펴보면, $\widehat{\Delta\gamma'_C}$이 -0.92로 추정되어 제도 시행 후 교육수준에 따른 소득격차가 증가한 것으로 해석된다. 그런데 이는 제도 효과와 무관하게 교육수준-소득 관계가 변화하였기 때문에($\Delta\gamma_C$ = -1) 나타난 결과이다. 이에 $\Delta\gamma_C$ =0을 가정한 모델2를 분석한 결과, $\widehat{\Delta\gamma'_C}$이 양의 값으로 나타나 기초보장제도가 교육수준에 따른 소득격차를 감소시켰음이 확인된다. 제도 효과를 의미하는 $\widehat{\Delta\gamma'_C}/\widehat{\lambda_{C1}}$는 진정한 값인 1에 가깝게 추정되었다.[13)14)]

<표 7> 설계3: ΔY와 B_1에 대한 회귀분석결과

		시나리오a	시나리오b		시나리오c			시나리오d
		모델1	모델2	모델3	모델4	모델5	모델6	모델7
ΔY	$C(\widehat{\Delta\gamma'_C})$	-0.92	0.08	-0.85	0.08	0.15	0.15	0.38
	V_0	-0.92	-0.92		0.08			
	ΔV	-1.92	-1.92	-1.46	-0.92	-0.96		
	상수항	1.11	1.11	1.11	1.11	1.11	1.11	1.39
B_1	$C(\widehat{\lambda_{C1}})$	0.08	0.08	0.15	0.08	0.15	0.15	0.38
	V_0	0.08	0.08		0.08			
	ΔV	0.08	0.08	0.04	0.08	0.04		
	상수항	0.11	0.11	0.11	0.11	0.11	0.11	0.38
$\widehat{\Delta\gamma'_C}/\widehat{\lambda_{C1}}$		-11.86	1.01	-5.49	1.01	1.00	0.99	1.00

13) $\widehat{\Delta\gamma'_C}$와 $\widehat{\Delta\gamma'_C}/\widehat{\lambda_{C1}}$의 차이는 프로그램집단/비교집단의 수급확률 격차를 고려한 해석의 필요성을 보여준다. 예를 들어 한국복지패널조사 데이터로 2018년 1년간 생계급여를 0원 초과 수급한 비율을 가구주 교육수준별로 살펴보면, 무학 22%, 초등학교 17%, 중학교 11%, 고등학교 6%, 전문대학 3%, 대학교 2%, 석사 1%, 박사 0%로 나타났다(재학·휴학·중퇴·수료·졸업 포함 기준, 저자 분석). 교육수준과 수급의 관계가 뚜렷하지만 교육수준별 수급률 격차가 최대 약 20%p에 불과하기 때문에, 교육수준별 소득격차 변화를 제도 효과(δ_1)로 해석하는 데 한계가 상당히 크다는 사실을 확인할 수 있다.

14) 본 연구의 모든 시뮬레이션에서 활용한 계량모델은 기본적으로 다변량 회귀모델이므로, 실제 데이터를 활용한 분석에서는 일반적인 표준오차로 회귀계수의 통계적 유의도를 판단할 수 있다. 단, $\widehat{\Delta\gamma'_C}/\widehat{\lambda_{C1}}$의 통계적 유의도를 판단하기 위해서는 부트스트랩 표준오차를 활용하는 방법을 고려해볼 수 있다.

이와 같이 설계3의 타당성은 공통추이가정에 크게 의존한다. 실제 분석에서는 3개 시점 이상의 데이터가 존재할 때 공통추이가정에 대한 대략적인 평가가 가능하다. 제도 시행 전 데이터가 2개 시점 이상 존재한다면, 시행 전 시기에 교육수준-소득 관계가 일정하게 나타나야 할 것이다. 제도 시행 후 데이터가 2개 시점 이상 존재한다면, 제도가 변화하지 않았다는 가정하에 시행 후 시기에 교육수준-소득 관계가 일정하게 나타나야 할 것이다. 그런데 $\Delta\gamma_C \neq 0$의 추이가 확인된다면, 이를 모델에 반영하는 것이 가능하다(Angrist & Pischke 2009: 238). 예컨대, 제도와 무관하게 교육수준에 따른 소득격차가 증가하는 패턴이 존재하고, t=0과 t=1 사이에 교육수준에 따른 소득격차의 증가량이 기존 패턴의 예측보다 작게 나타난다면, 이를 제도의 효과로 해석할 수 있다. 단, t=0과 t=1 사이에 발생한 타제도의 변화와 경기변동 등이 공통추이에 영향을 미칠 가능성을 확인하거나 통제하기는 어렵다. 예를 들어, 제도 시행과 비슷한 시기에 발생한 경제위기가 저학력집단의 일자리에 상대적으로 큰 악영향을 미쳤다면, 제도와 무관하게 t=0과 t=1 사이에 교육수준-소득 관계가 변화하였을 것이다. 특히, t=0과 t=1 사이의 기간이 길수록 다양한 사회적 변화가 공통추이에 영향을 미칠 가능성이 커질 것이다. 만약 공통추이가정이 위배될 것으로 예측되고 이를 통제하는 것이 불가능하다면, 적어도 이로 인한 편의의 방향을 이론적으로 검토할 필요가 있다.

$\Delta\gamma_C$=0이라도 $\Delta\gamma_V \neq 0$이라면, 모델3에서 보듯이 V_0를 누락할 때 편의가 발생한다. 그 이유는 다음과 같다. 식(1)에 따라 $V_{i0}=\alpha_I+\alpha_C C_i+u_{i0}$, $V_{i1}=\alpha_I+\alpha_C C_i+u_{i1}$, $\Delta V_i=\Delta u_i$이고, 이를 각각 식(6)과 식(7)에 대입하면 식(10)과 식(11)을 얻을 수 있다. 이때 식(9)에 상응하는 추정량을 식(12)와 같이 δ_1와 편의의 합으로 표현할 수 있다. 여기서 V_0의 누락으로 인한 편의를 제거하기 위해서는 $\Delta\gamma_C=\Delta\gamma_V=0$이 성립해야 함을 알 수 있다.

$$B_{i1}=(\lambda_{I1}+\lambda_{V1}\alpha_I)+(\lambda_{C1}+\lambda_{V1}\alpha_C)C_i+(\lambda_{V1}u_{i1}+\nu_{i1}) \tag{10}$$

$$\begin{aligned}\Delta Y_i=&(\delta_1\lambda_{I1}+\Delta\gamma_I+\delta_1\lambda_{V1}\alpha_I+\alpha_I\Delta\gamma_V)+[\delta_1(\lambda_{C1}+\lambda_{V1}\alpha_C)+(\Delta\gamma_C+\alpha_C\Delta\gamma_V)]C_i\\&+(\delta_1\lambda_{V1}+\Delta\gamma_V)u_{i0}+(\delta_1\lambda_{V1}+\gamma_{V1})\Delta u_i+(\delta_1\nu_{i1}+\Delta\epsilon_i)\end{aligned} \tag{11}$$

$$\frac{\delta_1(\lambda_{C1}+\lambda_{V1}\alpha_C)+(\Delta\gamma_C+\alpha_C\Delta\gamma_V)}{\lambda_{C1}+\lambda_{V1}\alpha_C}=\delta_1+\frac{(\Delta\gamma_C+\alpha_C\Delta\gamma_V)}{\lambda_{C1}+\lambda_{V1}\alpha_C} \tag{12}$$

$\Delta\gamma_C=\Delta\gamma_V=0$을 가정하면, V_0를 누락하더라도 모델5와 같이 $\widehat{\Delta\gamma'_C}/\widehat{\lambda_{C1}}$이 진정한 값인 1로 추정된다. 모델4와 모델5에서 $\widehat{\Delta\gamma'_C}$이 다르지만 $\widehat{\Delta\gamma'_C}/\widehat{\lambda_{C1}}$이 동일하게 추정된다는 사실은 설계3의 분석결과를 해석할 때 $\widehat{\Delta\gamma'_C}$에만 의존해서는 안 된다는 점을 보여준다. 모델4보다 모델5에서 $\widehat{\Delta\gamma'_C}$와 $\widehat{\lambda_{C1}}$이 크게 추정되는데, 이는 교육수준의 영향을 받는 매개변수를 통제하지 않을 때 교육수준과 수급의 관계가 강해지고 교육수준에 따른 소득격차가 더 크게 감소함을 의미한다. 한편 모델6을 살펴보면, ΔV와 C가 독립적이기 때문에 ΔV를 누락했음에도 불구하고 모델5와 동일한 결과가 나타났다. 예컨대, 교육수준이 낮을수록 건강상태가 나쁘지만, 교육수준이 시간에 따른 건강 변화에는 영향을 미치지 않기 때문에, 교육수준-소득 관계의 시간에 따른 변화를 추정할 때는 건강 변화를 통제할 필요가 없는 것이다.

이러한 결과는 공통추이가정에 대해 다음과 같은 시사점을 제공해준다. 첫째, 공통추이가정의 성립 여부는 모델의 통제수준에 따라 달라진다. $\Delta\gamma_V\neq0$일 때, V_0와 ΔV를 통제한 모델2에서는 공통추이가정이 성립하지만 V_0를 누락한 모델3에서는 성립하지 않는다. 둘째, 더 많은 변수를 통제할수록 일반적으로 공통추이가정이 성립할 가능성이 증가한다. V_0를 통제하지 않으면 $\Delta\gamma_C=\Delta\gamma_V=0$이 성립해야 하지만, V_0를 통제하면 $\Delta\gamma_C=0$만 성립하면 되기 때문이다. 따라서 실제 분석에서는 공통추이가정이 성립하는 수준의 통제가 필요하다.

모델7에서는 C-B_1 관계를 더 강하게 설정하고 분석한 결과, 모델6과 비교할 때 $\widehat{\Delta\gamma'_C}/\widehat{\lambda_{C1}}$은 동일하지만 $\widehat{\Delta\gamma'_C}$이 더 크게 추정되었다. 이는 다음을 시사한다. 첫째, C-B_1 관계가 강할수록 $\widehat{\Delta\gamma'_C}$이 제도 효과에 가깝게 추정되기 때문에, 수급을 잘 설명하는 프로그램집단/비교집단 설정이 필요하다.[15] 둘째, C-B_1 관계에 대한 실증적인 검토가 필요하다. 일반적으로 $\widehat{\Delta\gamma'_C}$은 δ_1을 과소추정하기 때문에 제도 효과의 크기를 판단하기 위해서는 $\widehat{\Delta\gamma'_C}/\widehat{\lambda_{C1}}$을 직접 추정하거나, 적어도 $\widehat{\lambda_{C1}}$의 크기를 고려한 해석이 필요하다.[16] $\widehat{\Delta\gamma'_C}$는 제도 효과라기보다는 제도가 C-Y_t 관계를 변화시

15) 단, 프로그램집단/비교집단 설정에 활용하는 변수는 수급이나 소득에 영향을 받지 않아야 한다. 예를 들어, 기초보장제도는 빈곤층에게 급여를 제공하므로 소득과 수급의 관계가 매우 강하지만, 소득을 기준으로 프로그램집단/비교집단을 설정할 수는 없다.

16) 근로장려세제의 효과를 분석한 박지혜·이정민(2018: 28-33)은 프로그램집단/비교집단 설정이 근로장려금 수급을 잘 설명하는지를 판단하기 위해 회귀분석을 실시하였다. 하지만 기초보장제도의 효과를 분석한 선행연구에서는 이러한 분석을 찾아보기 어렵다.

키는 효과로 해석하는 것이 타당하다. 만약 C의 값이 큰 집단을 제도의 목표집단으로 간주할 수 있다면, $\widehat{\Delta\gamma'_C}$을 ITT효과(intent-to-treat effect, Guo & Fraser 2010: 47)로 해석하는 것은 가능하다. 하지만 기초보장제도는 소득이 빈곤선 미만인 집단을 목표집단으로 하기 때문에, 외생변수를 기준으로 설정한 프로그램집단을 목표집단으로 해석하는 데 논란이 있을 수 있다.[17] 예를 들어 기초보장제도가 결과적으로 저학력집단과 고학력집단 간 소득격차를 축소할 수는 있지만 정책목표가 교육수준에 따른 소득격차를 축소하는 것은 아니므로 교육수준을 기준으로 설정한 프로그램집단/비교집단 간 소득격차의 변화를 ITT효과로 해석하기는 쉽지 않다.

이상의 논의를 바탕으로 설계2와 설계3을 비교하면 다음과 같다. 첫째, $\Delta\gamma_C = \Delta\gamma_V = 0$의 가정하에서, 설계2와 달리 설계3에서는 소득의 확률적 변동을 포함한 다양한 관찰되지 않은 시변 이질성(ΔV)을 통제할 수 있다. 따라서 공통추이가정이 성립함을 실증적으로 확인할 수만 있다면 상당히 높은 수준의 내적 타당도를 확보할 수 있다. 둘째, $\Delta\gamma_C \neq 0$일 때 설계3의 분석결과는 편의되지만, 설계2에서는 관찰된 C를 통제한 상태에서 제도 효과를 추정할 수 있다. 단, 설계2에서 C를 통제하면 C의 차이로부터 발생한 수급 변이를 활용할 수 없고, 통제 후에도 남아 있는 수급 변이의 원천에 대한 고민이 필요하다. 셋째, 설계3과 달리 설계2에서는 제도 효과(δ_1)를 직접 추정하므로 분석결과의 해석이 간단하다. 마지막으로, 설계2는 반드시 패널데이터를 활용해야 하지만 설계3은 반복횡단데이터를 활용할 수도 있음을 언급해 둔다. 일반적으로 패널탈락(attrition)이 존재하지 않는 반복횡단데이터의 대표성이 더 좋지만, 패널데이터는 고정효과모델 또는 FD모델로 관찰되지 않은 시불변 이질성을 통제할 수 있다고 알려져 있다. 하지만 프로그램평가의 맥락에서는 일반적인 가정하에서 패널데이터로 계산한 추정량을 반복횡단데이터로도 계산할 수 있는 경우가 많다(Heckman & Robb 1986). 예를 들어, 성과 교육수준은 시불변이므로 저학력집단과 고학력집단의 여성 비율 역시 시불변이기 때문에, 성별 소득격차가 시불변이라면 저학력집단과 고학력집단 간 소득격차의 시간에 따른 변화를 추정할 때 성별을 관찰하여 통제하지 않아도 된다. 즉, 반복횡단데이터를 활용한 분석

17) 만약 설계3의 프로그램집단을 정책적 목표집단으로 해석할 수 있다면, 설계2의 수급지위 활용 접근과 설계3의 외생변수 활용 접근의 차이를 ATT(average treatment effect for the treated)와 ITT(intent-to-treat effect)의 차이로 이해해볼 수 있다. 그런데 설계3의 외생변수 활용 접근으로 산출한 추정치 중에서 $\widehat{\Delta\gamma'_C}$를 ITT, $\widehat{\Delta\gamma'_C}/\widehat{\lambda_{C1}}$를 ATT로 이해하는 것도 가능하다. 즉, 설계2와 설계3은 동일한 개념의 제도 효과(δ_1, ATT) 추정으로 분석목적을 제한하더라도 서로 다른 추정량을 활용하는 것이다.

에서도 일정한 가정 하에 관찰되지 않은 시불변 이질성을 통제할 수 있는 것이다. 이와 관련된 자세한 논의는 본 연구의 범위를 넘어선다. 다만 앞서 생성한 데이터를 롱폼(long form)으로 변형하여 결합OLS모델을 추정한 결과, <표 7>과 거의 유사한 결과가 나타났음을 밝혀둔다.

4. 설계4: 제도 시행 이후 수급지위 활용 접근

다음으로는 제도 시행 이후에 관찰된 수급지위를 활용하는 접근을 검토한다. 대부분의 선행연구는 한국복지패널조사 데이터를 활용하여 2000년대 중반 이후 기초보장제도 수급지위와 소득, 소비, 근로, 건강, 우울, 사회적 신뢰와 같은 다양한 결과변수의 관계를 분석하였다(박상현·김태일 2011; 박상현·최하정 2011; 안종범·김재호 2012; 김을식·최석현 2014; 임완섭 2014; 최요한 2018; 안서연·조미라 2019). 선행연구에서 수급지위를 모델에 반영하는 방법은 다양한데, 기본적으로 실험설계의 형태를 빌려 t시점의 비수급집단을 대상으로 t+1 시점의 수급지위가 결과변수 변화에 미치는 영향을 분석해볼 수 있다. 예를 들어, 박상현·김태일(2011)은 2005년 비수급집단을 대상으로 2007년 수급지위가 경제활동참여, 근로일수, 근로소득의 변화에 미치는 영향을 성향점수매칭과 이중차이분석을 결합하여 추정한 결과, 기초보장제도가 수급집단의 노동공급에 부정적인 영향을 미치는 것으로 나타났다.

이하의 시뮬레이션에서는 <표 8>의 파라미터를 활용하여 제도 시행 후 t=1, t=2 시점의 데이터를 생성한다. 앞서 설계2의 시뮬레이션에서 $\Delta\gamma_C \neq 0$, $\Delta\gamma_V \neq 0$ 가정의 함의를 이미 검토하였으므로, 본 시뮬레이션에서는 $\Delta\gamma_C = \Delta\gamma_V = 0$을 가정한다. 한편 기초보장제도가 시행된 후 재산의 소득환산제 실시, 부양의무자기준 완화, 최저생계비 인상, 모니터링 강화 등 다양한 변화가 나타났는데, 이러한 제도 변화는 다음과 같이 데이터에 반영된다. 첫째, 수급결정모델의 β_t가 변화한다. 이때 $\Delta\beta_I > 0$은 전반적인 수급률의 증가를 의미하고, $\Delta\beta_C > 0$, $\Delta\beta_V > 0$은 C, V_t와 수급의 관계가 강해짐을 의미한다. <표 9>에는 <표 8>의 파라미터에 따라 생성한 수급지위의 변화를 제시하였다. 시나리오a에서는 수급결정모델이 변화하지 않기 때문에 수급진입집단과 수급탈출집단의 비율이 6.0%로 동일하지만, 시나리오b와 시나리오c에서는 시간에 따라 제도가 관대해지기 때문에 수급진입집단과 수급탈출집단의 비율이 각각 23.7%, 1.7%로 나타난다. 둘째, 소득결정모델의 δ_t가 변화한다. 이때 $\Delta\delta$

>0은 기초보장제도의 소득증대효과가 시간에 따라 증가함을 의미한다.[18)19)]

<표 8> 설계4: 파라미터 설정

	α_I	α_C	β_{I1} β_{I2}	β_{C1} β_{C2}	β_{V1} β_{V2}	γ_{I1} γ_{I2}	γ_{C1} γ_{C2}	γ_{V1} γ_{V2}	δ_1 δ_2
시나리오a	0	+1	-3 -3	+1 +1	+1 +1	+5 +6	-1 -1	-1 -1	+1 +2
시나리오b	0	+1	-3 -2	+1 +2	+1 +2	+5 +6	-1 -1	-1 -1	+1 +2
시나리오c	0	+1	-3 -2	+1 +2	+1 +2	+5 +6	-1 -1	-1 -1	+1 +1

<표 9> 설계4: 수급지위 변화 (단위: %)

	B_1=0, B_2=0	B_1=0, B_2=1	B_1=1, B_2=0	B_1=1, B_2=1	계
시나리오a	83.0	6.0	6.0	5.0	100.0
시나리오b/c	65.3	23.7	1.7	9.3	100.0

설계4에서는 식(3)으로부터 t=1, t=2 시점의 소득결정모델을 구하여 차분한 FD 모델을 추정한다(식(13)). 여기서 B_1의 계수는 제도 효과의 시간에 따른 변화($\Delta\delta$)를, ΔB의 계수는 t=2 시점의 효과(δ_2)를 의미하고, δ_2에서 $\Delta\delta$를 빼면 t=1 시점의 효과(δ_1)도 확인할 수 있다. 이하에서는 서술의 편의상 δ_1, δ_2를 효과수준, $\Delta\delta$를 효과변화로 표현한다. 선행연구에서는 분석결과를 해석할 때 효과수준과 효과변화를 분명하게 구분하지 않는 경향이 발견되는데, 모델 설정에 따라 추정량의 의미가 크게 달라지기 때문에 주의가 필요하다. 예를 들어, 기초보장제도의 소득증대효과가 과거에는 20만 원이었으나 급여수준이 하락하여 현재 15만원으로 감소하였다고 가정할 때, 효과변화를 효과수준으로 해석하면 기초보장제도가 소득을 5만원 감소시킨다는 잘못된 결론을 얻게 된다.

18) 제도 규칙이 변화하지 않는다 하더라도, 제도에 대한 목표집단의 행태적 반응이 변화하여 수급결정모델과 제도 효과가 변화할 가능성도 존재한다.

19) 기초보장제도 도입 이후 가장 큰 변화는 2015년 7월의 맞춤형급여체계 개편이다. 개편에 따라 급여별 선정기준선이 다변화하고 교육급여 선정기준선이 기준중위소득의 50%로 인상되면서 수급자 규모와 현금급여 수준이 증가하였다(노대명 2016: 14-15). 이러한 개편은 수급결정모델의 β_t와 소득결정모델의 δ_t에 작지 않은 영향을 미칠 것으로 판단된다.

$$\Delta Y_i = \Delta\gamma_I + \Delta\delta B_{i1} + \delta_2 \Delta B_i + \Delta\gamma_C C_i + \Delta\gamma_V V_{i1} + \gamma_{V2}\Delta V_i + \Delta\epsilon_i \qquad (13)$$

<표 10> 설계4: ΔY에 대한 회귀분석결과

	시나리오a		시나리오b					시나리오c	
	모델1	모델2	모델3	모델4	모델5	모델6	모델7	모델8	모델9
	전체	전체	전체	전체	B_1=0	B_1=1	ΔB=0	전체	전체
$B_1(\widehat{\Delta\delta})$	0.99	0.99	0.99	1.33			1.00		
$\Delta B(\hat{\delta}_2)$	2.00	0.72	2.00	0.93	2.00	2.01		1.00	-0.14
ΔV	-1.00		-1.00		-1.00	-1.00	-1.00	-1.00	
상수항	1.00	1.00	1.00	1.20	1.00	1.99	1.00	1.00	1.25

<표 10>에는 식(13)을 추정한 결과를 보고하였다. 우선 모델1을 살펴보면, $\Delta\gamma_C = \Delta\gamma_V$=0라는 가정에 따라 C와 V_1을 누락하고 ΔV를 통제한 상태에서 $\widehat{\Delta\delta}$과 $\hat{\delta}_2$이 정확하게 추정되었다. 즉, 설계4는 설계2와 마찬가지로 관찰되지 않은 시불변변수와 소득의 관계가 시불변이라는 가정($\Delta\gamma_C = \Delta\gamma_V$=0)하에 관찰되지 않은 시불변 이질성을 통제할 수 있는 것이다. 또한 C와 V_1의 누락이 가능하다는 것은 설계2, 설계3과 마찬가지로 시불변 특성의 차이로 인해 발생한 수급 변이를 활용할 수 있음을 의미한다. 한편 모델3에서 보듯이 t=1과 t=2 시점 사이에 수급결정모델이 변화하더라도 동일한 결과를 얻을 수 있다. 만약 $\Delta\delta$=0을 가정한다면, 모델8과 같이 B_1을 누락하고 시불변 효과수준을 추정할 수 있다.

하지만 ΔV를 관찰하지 못하면, 모델2, 모델4, 모델9와 같이 $\hat{\delta}_2$이 과소추정된다. 예를 들어, 건강이 악화되면 소득이 감소하는 동시에 수급진입확률(수급탈출확률)이 증가(감소)하므로, 건강 악화를 통제하지 않으면 수급지위 변화와 소득 변화의 관계가 부적으로 편의된다. 그런데 ΔV의 누락으로 인한 $\widehat{\Delta\delta}$의 편의는 모델2와 모델4에서 다르게 나타난다. 수급결정모델이 시간에 따라 변화하는 모델4에서는 $\widehat{\Delta\delta}$이 편의되지만, 수급결정모델이 변화하지 않는 모델2에서는 ΔB를 조건부로 할 때 ΔV와 B_1의 상관관계가 존재하지 않기 때문에 $\widehat{\Delta\delta}$이 정확하게 추정된다. 이는 수급선정기준과 수급집단 구성이 변화하지 않는 시기에 대해서는 관찰되지 않은 시변 이질성이 존재하더라도 효과변화 추정이 가능함을 의미한다. 단 최저생계비 인상으

로 급여수준이 증가할 때 수급선정기준이 함께 증가하므로, 현실에서 기초보장제도의 수급집단 구성이 변화하지 않고 소득증대효과만 변화하는 상황을 상상하기는 쉽지 않다.

한편 다수의 선행연구는 수급지위를 기준으로 분석대상을 제한하였다. 그 의미를 검토하기 위해 모델5와 모델6에서 각각 t=1 시점의 비수급집단과 수급집단을 대상으로 분석한 결과, $\hat{\delta_2}$이 약 2.00으로 동일하게 추정되었다. 이때 효과수준이 t=2 시점의 값으로 추정된 것은 t=2 시점의 수급지위에 따른 차이를 분석하였기 때문이다. 다음으로 모델7에서 수급지위가 변화하지 않은 집단을 대상으로 분석하면, $\hat{\Delta\delta}$이 1.00으로 추정되었다. 이러한 결과는 수급지속집단과 비수급지속집단을 비교하는 분석이 효과수준이 아니라 효과변화를 추정한다는 사실을 의미한다.

이상의 논의를 정리하면, 다음과 같은 시사점을 얻을 수 있다. 첫째, 설계4에서는 설계2와 마찬가지로 조건부독립가정이 성립하도록 시변 이질성을 관찰하여 통제해야 한다. 하지만 조건부독립가정이 성립하는지를 실증적으로 확인하기는 어렵다. 둘째, 효과수준과 효과변화 중 구하고자 하는 추정량을 분명히 하고, 분석목적에 맞는 모델을 설정해야 한다. 효과수준을 추정하기 위해서는 수급지위 변화(ΔB)를 활용해야 하고, 따라서 데이터에서 시간에 따라 수급지위가 변화한 사례가 많이 관찰되어야 한다.

5. 설계5: 제도 시행 이후 외생변수 활용 접근

마지막으로 제도 시행 이후 시기를 대상으로 외생변수를 활용하는 접근을 검토한다. 예를 들어, 2015년 7월 맞춤형급여체계 개편에 따라 기초보장제도의 최저생계보장 기능이 강화되었는지를 판단하기 위해 수급확률이 높은 저학력집단과 수급확률이 낮은 고학력집단의 소득격차가 제도 변화 후 감소하였는지를 분석해 볼 수 있다.

이하에서는 설계4의 시뮬레이션에서 생성한 데이터를 활용한다(<표 8>). 데이터는 제도 시행 후 t=1, t=2 시점에 대해 생성되었고, $\Delta\gamma_C=\Delta\gamma_V=0$을 가정하였다. 설계3에서와 마찬가지로, C는 큰 값이 저학력을 의미하는 교육수준 변수로 정의한다. 설계5에서는 식(13)에서 B_1, ΔB를 누락한 식(14)를 추정한다. $\Delta\gamma''_C>0$이라면, 제도 변화가 고학력집단과 저학력집단의 소득격차를 감소시킨 것으로 해석된다.

$$\Delta Y_i = \Delta\gamma''_I + \Delta\gamma''_C C_i + \Delta\gamma''_V V_{i1} + \gamma''_{V2}\Delta V_i + \Delta\epsilon''_i \tag{14}$$

$\Delta\gamma''_C$의 의미를 파악하기 위해, 식(15), 식(16), 식(17)과 같이 두 시점의 수급결정모델을 추정한 후 식(13)에 대입하여 정리하면 식(18)을 얻을 수 있고, $\Delta\gamma''_C$는 식(19)와 같이 표현된다. 식에서 보듯이, 공통추이가정($\Delta\gamma_C$=0)하에서 $\Delta\gamma''_C$는 제도 효과의 수준 및 변화와 교육수준-수급 관계의 결합으로 결정된다. 교육수준이 수급을 강하게 설명하고 기초보장제도의 소득증대효과가 시간에 따라 증가할수록($\lambda_{C1}\Delta\delta$), 기초보장제도의 소득증대효과가 크고 교육수준과 수급의 관계가 시간에 따라 강해질수록($\delta_2\Delta\lambda_C$) $\Delta\gamma''_C$가 커진다. 공통추이가정을 전제로, 설계2, 설계3, 설계4와 마찬가지로 설계5는 시불변 특성의 차이로 인해 발생한 수급 변이를 활용할 수 있다. 한편, 설계3과 마찬가지로 3개 시점 이상의 데이터가 존재한다면 제도가 변화하지 않은 시기에 대해 공통추이가정을 실증적으로 확인해볼 수 있다.

$$B_{i1} = \lambda_{I1} + \lambda_{C1} C_i + \lambda_{V1} V_{i1} + \nu_{i1} \tag{15}$$

$$B_{i2} = \lambda_{I2} + \lambda_{C2} C_i + \lambda_{V2} V_{i2} + \nu_{i2} \tag{16}$$

$$\Delta B_i = \Delta\lambda_I + \Delta\lambda_C C_i + \Delta\lambda_V V_{i1} + \lambda_{V2}\Delta V_i + \Delta\nu_i \tag{17}$$

$$\begin{aligned}\Delta Y_i = {} & (\lambda_{I1}\Delta\delta + \delta_2\Delta\lambda_I + \Delta\gamma_I) + (\lambda_{C1}\Delta\delta + \delta_2\Delta\lambda_C + \Delta\gamma_C) C_i \\ & + (\lambda_{V1}\Delta\delta + \delta_2\Delta\lambda_V + \Delta\gamma_V) V_{i1} + (\delta_2\lambda_{V2} + \gamma_{V2})\Delta V_i + (\nu_{i1}\Delta\delta + \delta_2\Delta\nu_i + \Delta\epsilon_i)\end{aligned} \tag{18}$$

$$\Delta\gamma''_C = \lambda_{C1}\Delta\delta + \delta_2\Delta\lambda_C + \Delta\gamma_C \tag{19}$$

$$\frac{\Delta\gamma''_C}{\lambda_{C1}} = \Delta\delta + \frac{\delta_2\Delta\lambda_C}{\lambda_{C1}} + \frac{\Delta\gamma_C}{\lambda_{C1}} \tag{20}$$

$$\frac{\Delta\gamma''_C}{\Delta\lambda_C} = \delta_2 + \frac{\lambda_{C1}\Delta\delta}{\Delta\lambda_C} + \frac{\Delta\gamma_C}{\Delta\lambda_C} \tag{21}$$

그런데 실제 분석에서는 $\widehat{\Delta\gamma''_C}$, $\widehat{\lambda_{C1}}$, $\widehat{\Delta\lambda_C}$을 추정하기 때문에, $\Delta\gamma_C=0$라는 가정 하에 식(19)가 미지수($\Delta\delta$, δ_2)가 2개인 방정식이 되므로, $\Delta\delta$와 δ_2를 각각 식별하는 것이 불가능하다. 즉, 제도 변화가 고학력집단과 저학력집단의 소득격차를 얼마나 감소시키는지($\Delta\gamma''_C$)를 확인할 수는 있지만, 제도 효과의 수준(δ_2)과 변화($\Delta\delta$)를 확인할 수는 없다. 극단적인 예로, 기초보장제도가 소득을 감소시키더라도 이와 같은 소득감소효과가 시간에 따라 작아진다면 교육수준에 따른 소득격차가 감소할 수 있다.

그럼에도 불구하고, 다음과 같은 특수한 상황에서는 효과수준 또는 효과변화를 식별할 수 있다. 첫째, 경험적으로 $\widehat{\Delta\lambda_C}=0$이 확인되면, $\Delta\gamma_C=0$ 가정하에 $\widehat{\Delta\gamma''_C}$를 $\widehat{\lambda_{C1}}$로 나누어 $\Delta\delta$를 추정할 수 있다(식(20)). 즉 각 시점별 교육수준-수급 관계가 시불변으로 추정된다면, 제도 효과의 변화를 식별할 수 있는 것이다. 단, 앞서 언급한 것처럼 현실에서 수급결정모델은 변화하지 않고 제도 효과만 변화할 가능성은 크지 않을 것으로 판단된다. 둘째, 이론적으로 $\Delta\delta=0$을 가정하면, $\widehat{\Delta\gamma''_C}$를 $\widehat{\Delta\lambda_C}$로 나누어 $\delta_2(=\delta_1)$를 추정할 수 있다(식(21)). 그런데 $\Delta\delta$이 0에 가깝더라도, $|\Delta\lambda_C|$이 지나치게 작다면 $\Delta\gamma''_C/\Delta\lambda_C$를 추정하기 어렵다. 이는 제도 변화 전·후에 교육수준-수급 관계가 충분히 변화해야 함을 의미한다. 예를 들어, 부양의무자기준 완화로 고학력집단보다 저학력집단의 수급확률이 상대적으로 증가하였지만, 급여기준선은 실질적으로 변화하지 않아 기초보장제도의 소득증대효과는 그대로 유지되었다면, 고학력집단과 저학력집단 간 소득격차의 시간에 따른 변화로부터 제도 효과를 추정할 수 있다. 단, 현실에서 수급결정모델이 변화하였음에도 불구하고 제도 효과는 변하지 않은 상황을 찾기가 쉽지 않을 수 있다.

<표 11>에는 식(14), 식(15), 식(17) 추정결과를 보고하였다. 모델1을 살펴보면, $\widehat{\Delta\gamma''_C}=0.08$로 추정되어 제도 변화 후 교육수준에 따른 소득격차가 감소한 것으로 나타났다. 그런데 수급결정모델이 변화하지 않아 $\widehat{\Delta\lambda_C}=0$이므로, $\widehat{\Delta\gamma''_C}/\widehat{\lambda_{C1}}$이 $\Delta\delta$를 진정한 값인 1에 가깝게 추정하였다. 즉, 교육수준에 따른 소득격차가 감소한 것은 기초보장제도의 소득증대효과가 0.97만큼 증가하였기 때문임을 알 수 있다. 한편, $\Delta\gamma_V=0$이므로 모델2와 같이 V_t를 누락하더라도 $\widehat{\Delta\gamma''_C}/\widehat{\lambda_{C1}}$을 동일하게 추정할 수 있다.

<표 11> 설계5: ΔY와 B_1, ΔB에 대한 회귀분석결과

		시나리오a		시나리오b		시나리오c	
		모델1	모델2	모델3	모델4	모델5	모델6
ΔY	$C(\widehat{\Delta\gamma''_C})$	0.08	0.15	0.24	0.48	0.08	0.16
	V_1	0.08		0.24		0.08	
	ΔV	-0.85		-0.68		-0.84	
	상수항	1.11	1.11	1.55	1.55	1.22	1.22
B_1	$C(\widehat{\lambda_{C1}})$	0.08	0.15	0.08	0.15	0.08	0.15
	V_1	0.08		0.08		0.08	
	ΔV	-0.00		-0.00		-0.00	
	상수항	0.11	0.11	0.11	0.11	0.11	0.11
ΔB	$C(\widehat{\Delta\lambda_C})$	-0.00	0.00	0.08	0.16	0.08	0.16
	V_1	0.00		0.08		0.08	
	ΔV	0.08		0.16		0.16	
	상수항	0.00	0.00	0.22	0.22	0.22	0.22
$\widehat{\Delta\gamma''_C}/\widehat{\lambda_{C1}}$		0.97	0.99	3.03	3.11	1.01	1.05
$\widehat{\Delta\gamma''_C}/\widehat{\Delta\lambda_C}$		-	-	2.96	2.94	0.98	0.99

모델3과 모델4에서는 수급결정모델이 변화하는 상황을 가정하였다. 모델3에서는 $\widehat{\Delta\gamma''_C}$=0.24로 추정되었는데, 이는 한편으로는 기초보장제도의 소득증대효과가 증가하였기 때문이고($\lambda_{C1}\Delta\delta$=0.08×1), 다른 한편으로는 교육수준이 수급을 더 잘 설명하게 되었기 때문이다($\delta_2\Delta\lambda_C$=2×0.08). 모델4에서 V_t를 누락하면 $\widehat{\Delta\gamma''_C}$=0.48로 추정되는데, 이와 같이 $\widehat{\Delta\gamma''_C}$이 다르게 추정되는 이유는 다음과 같다. $V_{i1}=\alpha_I+\alpha_C C_i+u_{i1}$, $V_{i2}=\alpha_I+\alpha_C C_i+u_{i2}$, $\Delta V_i=\Delta u_i$를 식(18)에 대입하면 식(22)를 얻을 수 있다. 이때 $\Delta\gamma_C=\Delta\gamma_V$=0이므로 모델3과 모델4에서 $\widehat{\Delta\gamma''_C}$는 각각 $\lambda_{C1}\Delta\delta+\delta_2\Delta\lambda_C$와 $\Delta\delta(\lambda_{C1}+\alpha_C\lambda_{V1})+\delta_2(\Delta\lambda_C+\alpha_C\Delta\lambda_V)$을 의미하고, 둘의 차이는 $\Delta\delta\alpha_C\lambda_{V1}+\delta_2\alpha_C\Delta\lambda_V$로 표현된다. 즉, V_t를 누락하면 C가 V_t를 경유하여 B_t와 Y_t에 영향을 미치는 매개효과까지 $\widehat{\Delta\gamma''_C}$에 포함되는 것이다. 이처럼 통제수준에 따

라 해석이 다를 뿐, 모델3과 모델4의 $\widehat{\Delta\gamma''_C}$은 모두 정확하게 추정되었다. 달리 말하자면, 설계5는 설계3과 마찬가지로 공통추이가정($\Delta\gamma_C=\Delta\gamma_V=0$)을 전제로 관찰되지 않은 시변 이질성을 통제할 수 있는 것이다.

$$\begin{aligned}\Delta Y_i = &(\lambda_\Pi\Delta\delta+\delta_2\Delta\lambda_I+\Delta\gamma_I+\alpha_I\lambda_{V1}\Delta\delta+\alpha_I\delta_2\Delta\lambda_V+\alpha_I\Delta\gamma_V)\\ &+[\Delta\delta(\lambda_{C1}+\alpha_C\lambda_{V1})+\delta_2(\Delta\lambda_C+\alpha_C\Delta\lambda_V)+(\Delta\gamma_C+\alpha_C\Delta\gamma_V)]C_i\\ &+(\lambda_{V1}\Delta\delta+\delta_2\Delta\lambda_V+\Delta\gamma_V)u_{i1}+(\delta_2\lambda_{V2}+\gamma_{V2})\Delta u_i+(\nu_{i1}\Delta\delta+\delta_2\Delta\nu_i+\Delta\epsilon_i)\end{aligned} \quad (22)$$

다음으로 모델5와 모델6에서는 제도 효과가 변화하지 않는 상황($\delta_1=\delta_2=1$)을 가정하였다. 모델5와 모델6에서 $\widehat{\Delta\gamma''_C}$이 각각 0.08, 0.16으로 추정되었는데, 이를 $\widehat{\Delta\lambda_C}$로 나누면 $\delta_1=\delta_2=1$에 가까운 추정치를 얻을 수 있다. 즉, 제도 효과가 시불변이라고 가정하면 $\widehat{\Delta\gamma''_C}/\widehat{\Delta\lambda_C}$를 제도 효과로 해석할 수 있는 것이다.

이상의 논의를 토대로 설계4와 설계5를 다음과 같이 비교할 수 있다. 첫째, 시변 이질성을 모두 관찰하여 통제할 때 설계4는 제도 효과의 수준과 변화를 모두 식별할 수 있는 반면, 설계5는 제도 변화에 따른 $C-Y_i$ 관계의 변화를 추정할 수 있을 뿐 일반적으로 효과수준과 효과변화를 각각 식별할 수 없다. 단, 제도 시행 전 데이터를 활용할 수 있다면 설계3과 설계5를 결합하여 제도 효과의 수준과 변화를 모두 식별할 수 있다. 둘째, $\Delta\delta=0$을 가정한 특수한 상황에서는, 설계4와 달리 설계5의 경우 소득의 확률적 변동을 포함한 다양한 관찰되지 않은 시변 이질성(ΔV)을 통제한 상태에서 제도 효과를 편의 없이 추정할 수 있다.

Ⅳ. 결론

본 연구는 기초보장제도의 효과를 분석하기 위한 몇 가지 연구설계를 비교·검토하였다. 한 시점의 수급집단과 비수급집단을 비교하는 횡단설계는 조건부독립가정이 성립할 만큼의 충분한 통제가 어려울 뿐만 아니라, 근본적으로 수급과 결과변수에 영향을 미치는 조건이 동일한 집단 내에서 수급 변이를 관찰하기가 쉽지 않다는

한계를 갖는다. 반면 종단설계에서는 시불변 특성과 결과변수의 관계가 시불변이라는 가정하에 관찰되지 않은 시불변 이질성을 통제할 수 있고, 따라서 시불변 특성의 차이로부터 발생한 수급 변이를 활용할 수 있다.

종단설계는 수급지위를 활용하는 접근과 외생변수를 활용하여 프로그램집단/비교집단을 설정하는 접근으로 구분된다. 전자는 분석결과의 해석이 간단하고 제도 시행 전 시점의 데이터가 존재하지 않더라도 제도 효과의 수준과 변화를 추정할 수 있지만, 수급과 결과변수에 영향을 미치는 모든 시변 이질성을 관찰하여 통제해야 한다는 한계를 갖는다. 특히, 소득의 확률적 변동을 포함한 빈곤진입과 연관된 다양한 생애사건을 모두 관찰하여 통제하기는 매우 어렵다. 반면, 후자는 프로그램집단/비교집단 설정에 활용된 외생변수와 시변 특성 변화가 독립적이라는 가정 하에 관찰되지 않은 시변 이질성을 통제할 수 있고, 공통추이가정을 실증적으로 확인할 수만 있다면 상당한 수준의 내적 타당도를 확보할 수 있다. 하지만 프로그램집단/비교집단의 수급확률을 고려하여 제도 효과를 판단해야 하기 때문에 분석결과의 해석이 복잡하고, 제도 시행 전 시점의 데이터가 존재하지 않는다면 제도 효과의 수준과 변화를 각각 식별하기 어렵다는 한계를 갖는다.

이러한 검토결과를 바탕으로 기초보장제도의 효과를 분석하는 후속연구를 위한 시사점을 논의하면 다음과 같다. 첫째, 수급결정 과정에 대한 심층적인 분석이 필요하다. 분석모델 설계를 위해 수급 변이의 원천과 수급진입의 영향요인이 무엇인지, 수급진입의 영향요인이 시간에 따라 변화하는지 등에 대한 자세한 정보가 필요하지만, 기초보장제도의 수급결정 요인을 본격적으로 분석한 선행연구는 드물다(한 예로, 윤홍식 2003). 특히 수급지위 활용 접근에서는 수급지위 변화, 즉 수급진입과 수급탈출에 영향을 미치는 시변 이질성의 실체를 충분히 이해해야 한다. 둘째, 여러 시점의 데이터를 활용할 필요가 있다. 다수의 선행연구는 두 시점의 데이터를 활용한 이중차이분석을 실시하였는데, 세 시점 이상의 데이터를 활용하면 공통추이가정을 확인하거나 집단별 추이를 모델에 반영할 수 있고, 모델 설정에 따라 제도 효과의 시간에 따른 변화를 추정하는 것도 가능하다. 셋째, 제도 시행·변화와 함께 나타난 다양한 사회적 변화의 영향을 고려해야 한다. 예를 들어, 다수의 선행연구는 경기, 노동시장, 사회정책 등의 변화가 수급집단/비수급집단 또는 프로그램집단/비교집단에게 동일한 영향을 미친다고 가정하지만, 이러한 가정이 위배될 가능성이 작지 않다. 따라서 분석대상 시기에 발생한 사회적 변화를 모델에 반영하거나, 적어도 그로 인한 편의의 가능성과 방향을 이론적으로 검토할 필요가 있다. 예를 들어, 변

금선(2005)은 노동시장 수요의 영향을 반영하기 위해 지역별 실업률과 종사산업 평균임금을 통제한 바 있다. 넷째, 분석결과를 정확하게 해석해야 한다. 외생변수 활용 접근에서는 프로그램집단/비교집단의 수급확률을 고려하지 않고 단순히 이중차이 추정량을 수급의 인과적 효과(ATT)로 해석하기 어렵다. 한편, 제도 시행 후 시기에 대한 분석결과를 해석할 때는 제도 효과의 수준과 변화를 반드시 구분해야 한다.

마지막으로, 다음과 같이 후속연구과제를 논의한다. 본 연구는 주로 두 시점의 패널데이터를 활용한 접근을 논의하였는데, 이는 여러 시점의 패널데이터를 활용하는 다양한 연구설계로 확장될 필요가 있다(예를 들어, 최요한 2018; 안서연·조미라 2019). 한편, 본 연구에서는 전 시점의 결과변수와 수급이 후 시점의 결과변수와 수급에 영향을 미치지 않고 수급결정모델과 소득결정모델의 오차가 독립적이라는 제약을 부과하였는데, 이러한 제약을 부분적으로 완화하는 방법에 대한 검토가 필요하다(예를 들어, 최요한 2018). 또한 수급의 효과가 수급기간에 따라 달라질 가능성도 고려해볼 수 있다. 마지막으로, 도구변수방법을 사용한 김을식·이지혜(2016)와 같이 이중차이분석이 아닌 다른 방법으로 내생성 문제를 해결하는 접근을 고민해 볼 필요가 있다.

참고문헌

구인회·임세희·문혜진. 2010. “국민기초생활보장제도가 근로, 소득, 빈곤에 미친 영향: 이중차이 방법을 이용한 추정.” ≪한국사회학≫ 44(1): 123-148.

김을식·최석현. 2014. “사중손실을 이용한 공공부조 프로그램의 효율성 평가 연구: 국민기초생활보장제도의 빈곤감소효과 분석.” ≪한국정책학회보≫ 23(3): 329-352.

김을식·이지혜. 2016. “국민기초생활보장제도의 사중손실 측정: 내생성을 고려한 도구변수 분석.” ≪재정학연구≫ 9(1): 113-148.

김태일. 2004. “국민기초생활보장제도의 소득·소비증대효과 분석.” ≪정부학연구≫ 10(2): 33-58.

노대명. 2016. “기초생활보장제도 개편: 취지와 경과 그리고 향후 과제.” ≪보건복지포럼≫ 241: 6-19.

박상현·김태일. 2011. “국민기초생활보장제도가 노동 공급과 성과에 미치는 영향.” ≪한국정책학회보≫ 20(4): 277-307.

박상현·최하정. 2011. “국민기초생활보장제도의 소득·소비에 미치는 효과 분석.” ≪한국사회와 행정연구≫ 21(4): 175-213.

박지혜·이정민. 2018. “근로장려세제가 노동시장 참여에 미치는 효과.” ≪노동경제논집≫ 41(3): 1-59.

변금선. 2005. “국민기초생활보장제도가 노동공급에 미치는 효과.” ≪노동정책연구≫ 5(2): 31-64.

보건복지부. 2018. ≪2017년 국민기초생활보장 수급자 현황≫.

손병돈. 2011. “국민기초생활보장제도의 저축효과 분석.” ≪보건사회연구≫ 31(4): 229-257.

안서연·조미라. 2019. “국민기초생활보장제도 수급지위 변화와 건강상태: 주관적 건강상태와 우울을 중심으로.” ≪보건사회연구≫ 39(2): 519-547.

안종범·김재호. 2012. “근로능력수준에 따른 국민기초생활급여의 근로소득에 미치는 효과 분석.” ≪정책분석평가학회보≫ 22(1): 193-218.

윤홍식. 2003. “국민기초생활보장제도의 수급결정 요인: 부양의무자 기준을 중심으로.” ≪사회복지정책≫ 17: 5-31.

이상은. 2004. “국민기초생활보장제도의 노동공급 효과.” ≪한국사회복지학≫ 56(2): 71-91.

이환범·이수창. 2007. “사회복지 전담공무원의 행정재량행위가 국민기초생활보장수급자 선정에 미치는 영향요인 분석.” ≪한국공공관리학보≫ 21(3): 1-23.

임완섭. 2014. “국민기초생활보장제도의 사회적 신뢰 제고 효과 분석.” ≪사회복지정책≫ 41(2): 109-134.

정선영·정익중. 2011. “국민기초생활보장제도 수급여부가 저소득 가구의 경제적 어려움 감소에 미치는 영향: 경향점수 가중치 방법을 통한 고찰.” ≪한국사회정책≫ 18(3): 165-190.

최민혁. 2019. “연령군별 기초생활수급여부가 현재흡연에 미치는 영향: 반사실적 모형을 적용하여.” ≪보건교육건강증진학회지≫ 36(1): 53-67.

최요한. 2018. “국민기초생활보장제도의 수급이 우울에 미치는 영향.” ≪사회보장연구≫ 34(4): 259-293.

Angrist, J.D. and J.-S. Pischke. 2009. *Mostly Harmless Econometrics: An Empiricist's Companion*. Princeton: Princeton University Press.

Ashenfelter, O. 1978. “Estimating the Effect of Training Programs on Earnings.” *The Review of Economics and Statistics* 60(1): 47-57.

Blank, R. M. 2002. “Evaluating Welfare Reform in the United States.” National Bureau of Economic Research Working Paper 8983.

Gangl, M. 2010. “Causal Inference in Sociological Research.” *Annual Review of Sociology*

36: 21-47.

Guo, S. and M.W. Fraser. 2010. *Propensity Score Analysis: Statistical Methods and applications*. Los Angeles: Sage Publications.

Heckman, J.J. and R. Robb. 1986. “Alternative Methods for Solving the Problem of Selection Bias in Evaluating the Impact of Treatments on Outcomes.” in Wainer, H.(ed.). *Drawing Inferences from Self-Selected Samples.* pp.63-107. New York: Routledge.

Khandker, S.R., G.B. Koolwal, and H.A. Samad. 2010. H*andbook on Impact Evaluation: Quantitative Methods and Practices*. Washington D.C.: The World Bank.

Leuven, E. and B. Sianesi. 2003. PSMATCH2: Stata Module to Perform Full Mahalanobis and Propensity Score Matching, Common Support Graphing, and Covariate Imbalance Testing.
http://ideas.repec.org/c/boc/bocode/s432001.html.

Wimberley, T., E. Parner, and H. Støvring. 2013. “Stata as a Numerical Tool for Scientific Thought Experiments: A Tutorial with Worked Examples.” *The Stata Journal* 13(1): 3-20.

Winship, C. and S.L. Morgan. 1999. “The Estimation of Causal Effects from Observational Data.” *Annual Review of Sociology* 25: 659-706.

Zanutto, E.L. 2006. “A Comparison of Propensity Score and Linear Regression Analysis of Complex Survey Data.” *Journal of Data Science* 4: 67-91.

<접수 2020.04.17; 수정 2020.06.23; 게재확정 2020.06.29>

A Methodological Review on Analyzing the Effect of National Basic Livelihood Security Program

Wonjin Lee

This Study provides a methodological review on analyzing the effect of National Basic Livelihood Security Program. Previous research designs are categorized into five groups: (1) Cross-sectional comparison of participants and non-participants using data collected after program implementation. (2) Longitudinal comparison of participants and non-participants using data collected before and after program implementation. (3) Longitudinal comparison of exogenous program/comparison group using data collected before and after program implementation. (4) Longitudinal comparison of participants and non-participants using data collected at multiple periods after program implementation. (5) Longitudinal comparison of exogenous program/comparison group using data collected at multiple periods after program implementation. Some implications are discussed based on the review.

Key words: National Basic Livelihood Security Program, program evaluation, differences-in-differences