

2018–2019년 한국의 최저임금 인상과 일자리안정자금이 산업별 고용에 미친 결합 효과 분석: 노출강도 기반 이중차분(Exposure-based Difference-in-Differences) 접근

이석민*

한국은 2018–2019년 최저임금을 누적 29.1% 인상하면서 동시에 일자리안정자금(5.7조원)을 지원하였으며, 두 정책이 동시에 시행되어 개별 효과 분리가 불가능하므로 본 연구는 두 정책의 결합 효과를 추정한다. 고용보험 DB의 2016–2019년 12개 산업 월별 패널(N=576)에 노출강도 기반 이중차분법을 적용하고, 소표본 편의 보정을 위해 군집 부트스트랩(wild cluster bootstrap) 추론을 사용하였다. 분석 결과, 평균처치효과(ATT)는 -0.05% p로 통계적으로 유의하지 않았으나, 소표본(N=12)에서의 검정력 한계(최소탐지효과 2.83%p, 클러스터-강건 기준 28.3%p)를 고려할 때 이 비유의성이 효과의 부재를 의미하는 것인지 작은 효과의 미검출인지 구분할 수 없다. 산업별 시간추세와 거시수요를 통제한 확장 모형에서도 이 결론은 유지되었다. 산업별 이질성은 존재하나 개별적으로 유의하지 않았다. 결론적으로, 본 연구는 최저임금 인상과 일자리안정자금의 결합 효과가 대규모 고용 감소(MDE 이상)와 통계적으로 유의한 연관성을 보이지 않았음을 발견하였으나, 중소 규모($1\text{--}5\%$ p)의 효과에 대해서는 본 연구의 검정력으로 판별할 수 없다. 따라서 이 비유의적 결과는 (1) 실제 효과가 작거나 없음, (2) 최저임금의 부정적 효과를 일자리안정자금이 상쇄, (3) 검정력 한계로 작은 효과 미검출의 세 가지로 해석될 수 있으므로, 이 결과를 최저임금 인상이 고용에 “안전하다”는 증거로 해석해서는 안 되며, 두 정책의 개별 효과 분리와 미시 데이터를 활용한 좀 더 정밀한 후속 연구에 기반한 정책결정이 필요하다.

주제어: 최저임금, 일자리안정자금, 노출강도 기반 이중차분, 산업별 이질성, 검정력 분석

I. 서 론

최저임금 정책은 소득불평등 완화와 저임금 근로자 보호를 위한 노동시장 개입 수단이다. 전통적인 경쟁 노동시장 모형은 최저임금 인상이 노동수요와 고용을 감소시킨다고 예측하는

* 한신대학교 공공인재빅데이터융합 부교수(newmind68@hs.ac.kr).

반면(Neumark & Wascher, 2008), 수요독점 모형은 적정 수준까지의 인상이 오히려 고용을 증가시킬 수 있다고 주장하였다(Card & Krueger, 1994; Manning, 2003).

한국은 2018-2019년 역사적으로 급격한 최저임금 인상을 경험하였다. 이에 따라 2018년 16.4%, 2019년 10.9% 인상되어 2년간 누적 29.1%의 인상률을 기록하였으며, 이는 1988년 이후 30년간 연평균 5-8% 수준을 크게 상회하는 것으로 “소득주도성장” 정책의 핵심 요소였다. 동시에 정부는 고용 충격 완화를 위해 일자리안정자금(2018-2019년 총 5.7조원)을 지급하여 중소기업의 인건비 부담을 직접 지원하였다. 이로 인해 두 정책의 개별 효과를 분리할 수 없다는 근본적 한계가 존재한다.

한국은행(2019), 한국개발연구원(2018) 등 주요 연구기관들이 고용효과를 추정하였으나 대부분 전체 노동시장 또는 특정 인구집단의 평균처치효과에 초점을 맞추었을 뿐 산업별 차이를 체계적으로 분석하지 못하였으며, 일자리안정자금과의 결합 효과를 명시적으로 고려하지 않았다.

한편 최저임금의 영향은 산업별로 상당히 다를 가능성이 높다. 일부 산업은 최저임금 미만 근로자 비율이 높아 직접적인 영향을 받는 반면 다른 산업은 상대적으로 영향이 적을 수 있다. 자동화 가능성, 수출의존도, 평균 임금 수준 등 산업 특성이 고용 조정의 속도와 방향에 영향을 미칠 수 있다. 이러한 이질적 처치효과를 식별하는 것은 정책적으로 매우 중요한데, 획일적인 대응보다 산업별 맞춤형 지원 정책이 더 효과적일 수 있기 때문이다.

따라서 본 연구는 한국의 2018-2019년 급격한 최저임금 인상(29.1%)과 일자리안정자금(5.7조원)이 산업별 상용직 고용에 미친 결합 효과를 노출강도 기반 이중차분(Exposure-based Difference-in-Differences) 설계를 통해 분석하였다. 2016-2019년 월별 고용보험 가입자 데이터를 사용하여 12개 산업을 분석하고, 각 산업의 개별 처치효과를 추정하며, 이러한 이질성이 산업 특성과 어떤 체계적 관계를 가지는지 정량적으로 분석하였다.

본 연구의 주요 제약사항은 최저임금 인상과 일자리안정자금의 개별 효과를 분리할 수 없다는 점, 분석 대상이 고용보험 가입 상용직으로 한정되어 자영업자·일용직 등 비공식 고용을 제외한다는 점, 그리고 제한된 표본 크기($N=12$)로 인해 작은 효과를 검출하기 어렵다는 점이다.

다만, 사건연구(Event Study)와 위약검정(Placebo test)을 통해 평행 추세 가정 위반에 대한 명백한 증거를 발견하지 못하였으나, 제한된 표본 크기($N=12$)에서 다수의 사전 기간 계수를 추정함에 따른 검정력 한계로 인해 이를 평행 추세의 완전한 충족으로 해석하기에는 주의가 필요하다.

II. 선행 연구 및 제도적 변경

1. 선행 연구

전통적인 경쟁 노동시장 모형은 최저임금 인상이 부정적인 고용효과를 가져온다고 예측한다(Stigler, 1946). 최저임금이 시장 균형 임금보다 높게 설정되면 노동수요가 감소하여 고용 손실이 발생하며, 효과의 크기는 노동수요 탄력성(ϵ_d)에 의해 결정된다. 따라서 고용 손실은 $\epsilon_d \times$ 임금 인상률로 계산되며, 실증연구에서 ϵ_d 는 일반적으로 -0.1에서 -0.3 사이의 값을 갖는다. 이 모형에 따르면 최저임금 인상은 노동비용을 증가시켜 기업의 노동수요곡선을 따라 고용량을 감소시키며, 탄력성이 클수록 고용 감소폭이 커진다.

Card & Krueger(1994)는 수요독점 모형을 노동시장에 도입하여 전통적 견해에 도전하였다. 한편 고용주가 임금 결정력을 가질 때, 적정 수준까지의 최저임금 인상은 오히려 고용을 증가시킬 수 있다는 것이다. Manning(2003)은 동태적 수요독점 모형을 발전시켜, 이러한 메커니즘이 전통적인 수요독점 조건이 없어도 탐색마찰(search frictions)과 전환비용(switching costs)이 존재하는 노동시장에서 적용될 수 있음을 보였다. 이 모형들은 최저임금의 고용효과가 노동시장 구조에 따라 달라질 수 있으며, 이론만으로는 부호와 크기를 예측할 수 없어 실증 분석이 필수적임을 시사한다.

고용효과는 산업의 특성에 따라 이질적으로 나타날 수 있으며, 자동화 가능성성이 높은 산업 일수록 임금 상승 시 자본으로의 대체가 용이해 더 큰 고용 손실을 경험할 수 있고, 수출의존도가 높아 국제 경쟁에 직면한 산업일수록 가격 인상을 통한 비용 전가가 어려워 고용 조정 압력이 커질 수 있으며, 저임금 산업일수록 최저임금 인상이 전체 임금 구조에서 차지하는 비중이 커 더 큰 고용효과를 나타낼 수 있다.

Card & Krueger(1994)는 뉴저지주의 최저임금 인상이 패스트푸드 레스토랑에서 고용 감소를 보이지 않았음을 발견하였다. 이 연구는 “최저임금 논쟁”을 촉발하였고, 노동경제학에서 이중차분 방법을 대중화하였다.

Neumark & Wascher(2008)는 102개 연구를 검토한 메타분석에서 약 2/3가 부정적 고용효과를 보였다고 발견하였다. 그러나 효과 크기는 일반적으로 작았다(탄력성 약 -0.1). Dube et al.(2010)은 미국 주(state) 전체의 패널 데이터를 사용하고 인접 카운티 쌍에 초점을 맞추어, 유의한 고용효과를 발견하지 못하였으며, 이는 이전 연구 결과와는 상반된 효과이다. Cengiz et al.(2019)은 Event study 설계를 사용하여 임금 분포 전반에 걸친 고용효과를 분석한 결과, 임금 인상에도 불구하고 저임금 집단에서 고용 손실이 없음을 발견하였다. 영국에서 Stewart(2004)는 1999년 영국의 전국 최저임금(NMW) 도입이 명확한 고용효과를 보이지 않았음을 발견하였

다. 한편 Machin et al.(2003)은 요양시설 산업 분석에서 임금 인상은 발견되었으나 고용 감소는 없었다고 보고하였다. 독일에서 Dustmann et al.(2022)은 2015년 독일의 최저임금 도입이 영향을 받은 근로자의 임금 인상을 보였으나 고용효과는 최소한이었다고 분석하였다.

한편 국내 연구를 보면, 김유선·이정민(2016)은 2007-2014년 데이터를 분석한 결과, 특히 청년과 소규모 사업장에서 부정적 고용효과를 발견하였다. 한국노동연구원(2017)은 최저임금 10% 인상 시 고용이 0.05-0.1% 감소할 것으로 예측하였다. 2018년 이후 연구로는 한국은행(2019)이 2018년 최저임금 인상이 약 70,000개의 일자리를 감소시켰다고 추정하였고, 한국개발연구원(2018)은 50,000-100,000개의 일자리 손실을 제시하였으나 식별 전략의 내생성 문제로 비판을 받았다. 한편 한국고용정보원(2019)은 고용보험 DB 분석에서 고영향 산업의 고용 성장둔화를 발견했지만 인과관계는 불명확했으며, 이철희·김대일(2020)은 Synthetic Control Method로 청년 고용의 부정적 효과를 보고했지만 효과는 지역별로 다양했다.

한편 선행연구 중 이질적 효과(Heterogeneous Effects in Prior Research)에 대한 연구를 살펴보면, 최저임금의 이질적 효과에 관한 국제 연구들은 주로 근로자 특성이나 기업 특성에 초점을 맞추고 있다. Clemens & Wither(2019)는 미국 분석에서 근로자 연령, 경력, 교육에 따른 이질적 효과를 발견하였고, Gopalan et al.(2021)은 기업 규모와 시장 지배력에 따른 차이를 확인하였다. Harasztsosi & Lindner(2019)는 형가리 분석에서 기업 생산성과 수출 지향성에 따른 이질적 효과를 보고하였다. 그러나 산업별 이질성에 대한 체계적 분석은 매우 제한적이다. 한국의 기존 연구들도 산업별 분석이 부족하다. 한국개발연구원(2018)은 제조업과 서비스업의 2분류 집계만 제시하였다.

따라서 본 연구는 일자리안정자금의 동시 시행을 명시적으로 고려하여 결합 효과임을 분명히 하고, 12개 산업의 개별 효과를 추정해 산업별 이질성을 분석하며, 2년간 누적 29.1% 인상의 완전한 효과를 처치 후 24개월까지 관찰한다. Placebo test와 평행 추세 검증으로 엄밀한 인과추론 설계를 구축하고, 검정력 분석을 통해 비유의적 결과의 해석 한계를 명시적으로 제시한다.

2. 제도적 배경

한국은 1988년 최저임금 법률을 도입하였으며, 처음에는 제조업과 비제조업 부문에 서로 다른 요율을 설정하였다. 이에 1990년에는 전국 단일 최저임금이 확립되어 산업이나 지역에 관계없이 하나의 통일된 요율이 적용되기 시작하였다.

최저임금위원회는 노동, 경영, 공익을 대표하는 위원들로 구성되며, 매년 다음 연도의 최저 임금 요율을 결정하는 3자 협상 기구로 기능한다. 또한 위원회는 전년도 소비자물가 상승률, 경제성장률, 임금 증가율 등 경제 지표와 함께 근로자의 생계비, 사업주의 지불 능력 등을 종

합적으로 고려하여 결정하며, 일반적으로 매년 7-8월에 최저임금을 발표하고 이듬해 1월 1일부터 시행한다.

한국의 최저임금제도는 전국 단일 요율을 적용하고, 매년 7-8월에 다음 연도의 최저임금을 발표해 이듬해 1월에 시행하며, 노동·경영·공익 대표가 참여하는 3자 협상 구조로 운영된다는 특징을 지닌다.

2017년 5월 대통령 선거 이후, 새 정부는 “소득주도성장”을 핵심 경제 정책으로 발표하였고, 이에 따라 이 정책은 2020년까지 최저임금을 시간당 10,000원으로 인상하고 비정규직의 정규직 전환을 촉진하며 근로시간 단축과 일과 생활의 균형 개선을 추진하는 구성을 포함한다.

〈표 1〉 최저임금 인상 추이 (2016-2019)

연도	시간당 최저임금(원)	전년대비 증가(원)	인상률
2016	6,030	+350	6.2%
2017	6,470	+440	7.3%
2018	7,530	+1,060	16.4%
2019	8,350	+820	10.9%

2018년 16.4% 인상은 전국 단일 최저임금제도 시작 이후 가장 큰 폭의 인상이었으며, 1990년 이후 평균 5-8% 수준이었던 연간 인상률을 크게 상회하는 것이었다. 이에 이어진 2019년 10.9% 인상까지 합산하면 2년간 누적 29.1%에 달하는 급격한 인상이 이루어졌다.

정부는 최저임금 인상으로 인한 중소기업과 소상공인의 부담을 완화하기 위해 일자리 안정자금을 도입하였다. 이에 지원 규모는 2018년 3.0조원과 2019년 2.7조원을 합산한 총 5.7조 원으로, GDP 대비 약 0.3% 수준이다. 지원 대상은 30인 미만 사업장에서 최저임금의 210% 미만을 지급하는 사업주이며, 지원 금액은 근로자 1인당 월 13만원(2018년) 또는 11만원(2019년)이다. 2018년 기준 약 250만 근로자와 90만 사업장이 수혜를 받았다. 이 제도는 최저임금 인상의 부정적 고용효과를 완화하기 위해 설계되었으며, 따라서 본 연구가 측정하는 고용효과는 최저임금 인상과 일자리안정자금의 결합 효과(net effect)이고 두 정책의 개별 효과를 분리 할 수 없다는 근본적 한계를 가진다.

3. 데이터

1) 데이터 출처 및 구조

본 연구의 데이터 출처는 고용노동부 고용보험 DB의 월별 가입자 데이터이다. 고용보험

가입자수 원시 데이터는 2015년 1월부터 2019년 12월까지 60개월간 확보되었으며, 본 연구의 분석 기간은 종속변수인 전년동월비 고용증가율이 계산 가능한 2016년 1월부터 2019년 12월 까지 48개월이다. 즉, 2016년 1월의 고용증가율 산출을 위해 2015년 1월 고용 수준이 필요하므로 원시 데이터는 분석 시작점보다 12개월 앞선 시점부터 수집되었다. KSIC 2자리 수준의 12개 중분류 산업을 대상으로 산업-월 패널을 구성하여 총 관측치는 576개(48개월 × 12산업)이다.

한편 COVID-19 영향 배제를 위해 2020년 이후 데이터를 제외하여 팬데믹의 영향을 받지 않은 순수한 정책 효과를 분석하였다. 이 데이터는 전수 조사에 기반한 행정 데이터로 표본추출 오차가 없고, 월별 빈도로 정책효과의 동태적 패턴을 정밀하게 포착할 수 있으며, KSIC 기반의 세부 산업 분류가 가능해 산업별 이질성 분석에 적합하다는 장점을 지닌다.

2) 산업 선정 기준

산업 선정은 영향률의 산업별 변동성이 충분히 큰지, 분석 기간(2016-2019년) 월평균 고용보험 가입자 수가 6만 명 이상인지, 그리고 2016년 1월부터 2019년 12월까지 48개월 전 기간에 걸쳐 결측치 없이 일관된 산업 분류 체계가 유지되는지의 기준을 충족하는지를 종합적으로 고려하여 이루어졌다. 최종 선정 산업은 다음 12개이다.

〈표 2〉 분석 대상 산업 (N=12)

코드	산업명	부문	평균고용(천명)	영향률(%)
I56	음식점업	숙박음식업	64.8	65.0
G47	소매업	도소매업	348.5	58.0
C14	의복·액세서리	제조업	66.4	48.0
C15	가죽·신발	제조업	335.2	45.0
C13	섬유제품	제조업	341.0	42.0
I55	숙박업	숙박음식업	79.8	38.0
H49	육상운송업	운수업	320.1	22.0
G46	도매업	도소매업	348.9	18.0
C10	식품제조	제조업	218.1	15.0
H50	수상운송업	운수업	326.1	15.0
C11	음료제조	제조업	276.3	12.0
G45	자동차·부품 판매	도소매업	329.0	8.0

주: 영향률은 2017년 8월 최저임금(6,470원) 미만 근로자 비율, 평균고용은 2016-2019년 월평균(천명)

다만 12개 산업 선정은 데이터 가용성에 주로 의존하였기 때문에 대표성 한계가 존재하며,

이를 명시적으로 정리하면 다음과 같다. 첫째, 원본 데이터가 KSIC 중분류 기준 77개 산업을 포함하는 반면 본 연구는 12개 산업(15.6%)만을 분석한다. 제외된 65개 산업에는 금융·보험업(K), 정보통신업(J), 전문·과학·기술서비스업(M) 등 고임금·저영향률 산업이 다수 포함되어 있어, 분석 대상이 저임금·고영향률 산업에 편중되어 있다. 둘째, 2016년 초부터 데이터가 존재하는 산업이 통계 수집이 오래 전부터 안정적으로 이루어진 전통적·대규모 산업일 가능성이 있어, 신생·소규모 산업의 고용 동학이 반영되지 않는다. 셋째, 12개 선정 산업의 분석기간 월 평균 고용보험가입자 합계는 약 305만 명으로 동기간 전체 고용보험가입자 월평균 약 1,300만 명의 약 23.5%에 해당하며, 선정된 12개 산업의 평균 임금은 2,579천원으로 전체 산업 평균(약 2,800천원)보다 낮다. 따라서 산업 포함·제외 기준에 따라 산업별 고용효과 추정치의 일반화 가능성이 달라질 수 있으며, 특히 제외된 고임금 산업이 포함될 경우 평균처치효과가 상이하게 추정될 가능성이 존재한다. 이 연구는 외적 타당도보다 내적 타당도를 우선하는 보수적 선택을 했고, 처치 전 24개월의 충분한 관찰은 평행 추세 가정 검증에 필수적이라는 점을 전제로 한다. 따라서 본 연구 결과는 “한국 경제 전체”가 아닌 “12개 주요 산업의 상용직 근로자”에 대한 효과로 해석되어야 하며, 향후 데이터 확보를 통해 제외된 산업을 포함한 확장 분석이 일반화 가능성 평가에 필요하다.

한편 데이터 한계는 고용보험 DB가 상용직 근로자만 포착해 자영업자·일용직·단시간 근로자 등 비공식 고용을 제외한다는 점과, 음식점업(I56)이 최고 영향률(65%)에도 불구하고 작은 효과(-0.49%p)를 보인 것이 이러한 제외에 기인할 수 있다는 점에서 확인된다. N=12의 제한된 표본 크기로 인해 통계적 검정력이 제약되어 작은 효과(1-2%p)를 검출하기 어렵고, 산업 선정이 데이터 가용성과 규모 기준에 기반해 전체 경제 대표성에 한계가 있다는 점도 중요한 제약이다.

3) 주요 변수

종속변수는 전년 동월 대비 고용 증가율인 ‘employment_growth_rate’이다.

$$\text{고용증가율}_{it} = \ln(\text{고용}_{it}) - \ln(\text{고용}_{it-12})$$

전년동월비 설계로 계절성이 자동 제거되며, 로그 차분 방식은 백분율 변화와 균사하여 해석이 용이하고 이상치에 강건하다. 처치변수는 최저임금 영향률이 30%를 초과하는 산업을 1로 지정한 ‘treated’, 2018년 1월 이후를 1로 지정한 ‘post’, 그리고 8%~65% 범위의 연속형 처치강도인 ‘min_wage_impact_rate’로 구성된다. 이분형 처치 기준으로 30%를 설정한 근거는

다음과 같다. 12개 산업의 영향률 분포를 살펴보면, 6개 산업이 38~65% 구간에, 나머지 6개 산업이 8~22% 구간에 위치하여 22%(육상운송업)와 38%(숙박업) 사이에 자연적 단절(natural break)이 존재한다. 30% 기준은 이 단절 구간의 중간에 해당하여 데이터 분포에 기반한 선택이며, 처치집단과 대조집단을 각 6개 산업으로 균등 분할하여 통계적 비교의 균형성을 확보한다. 이는 노출강도 기반 이중차분 선행연구에서 노출 분포의 자연적 단절을 활용하여 집단을 구분하는 접근과 일관된다(Card, 1990; Acemoglu & Angrist, 2001). 다만, 30% 기준의 자의성 한계를 점검하기 위해 20% 및 40% 대안 기준을 적용한 강건성 분석을 IV장에서 제시한다.

영향률은 2017년 8월 경제활동인구조사 부가조사를 기준으로 산출하였다. 이 변수는 처치 시점(2018-01) 이전에 결정되었으므로, 처치효과(β)가 인과적 해석을 가지려면 사전결정성(predetermination)이 충족되어야 한다. 통제변수는 시간불변 산업 특성을 통제하는 산업 고정효과(α_i)와 모든 산업에 공통적인 시간 추세를 통제하는 시간 고정효과(λ_t)이다.

단위 해석에서, 종속변수(고용증가율)는 로그 차분 $\times 100$ 형태로 백분율포인트(%p) 단위이다. 따라서 회귀계수 β 는 최저임금 영향률이 1%p 증가할 때 전년동월비 고용증가율의 변화(%p)를 의미한다. 예컨대 $\beta = -0.02$ 는 영향률 1%p 증가 시 고용증가율이 0.02%p 감소함을 나타낸다. 본 연구의 모든 효과 크기와 신뢰구간은 %p 단위로 보고한다.

III. 연구 방법

1. 식별 전략

1) 잠재적 결과 프레임워크

이 연구는 Rubin(1974)의 잠재결과 프레임워크를 따른다. Y^1 은 처치를 받았을 때의 결과(고영향 산업)를, Y^0 은 처치를 받지 않았을 때의 결과(저영향 산업)를 나타낸다. 본 연구의 관심 모수는 처치집단 평균처치효과(ATT)이다:

$$ATT = E[Y^1 - Y^0 | \text{Treated} = 1]$$

따라서 인과효과의 식별을 위해서는 산업 특성 변수를 통제했을 때 처치 배정이 잠재적 결과변수와 독립이라는 조건부 독립 가정, 모든 산업 특성 값에서 처치군과 대조군이 모두 존재한다는 공통 지지 가정, 그리고 정책 개입이 없었다면 처치군과 대조군의 고용 변화 추세가 동

일하다는 평행 추세 가정이 필요하다. 아울러 안정적 단위처치값 가정(SUTVA, Stable Unit Treatment Value Assumption)은 한 분석 단위의 잠재적 결과가 다른 단위의 처치 상태에 영향받지 않아야 함을 요구한다. 본 연구의 맥락에서 SUTVA 위반은 산업 간 파급효과를 통해 발생할 수 있는데, 예컨대 고영향 산업의 임금 상승이 공급망을 통해 저영향 산업의 비용 구조에 영향을 미치거나, 노동력이 산업 간 이동하면서 고용 조정이 전이될 가능성이 있다. 전국 단위 정책에서 일반균형 효과로 인해 모든 산업이 간접적으로 영향을 받을 수 있다. 본 연구는 SUTVA 위반 가능성은 완전히 배제할 수 없으며, 이러한 파급효과가 존재할 경우 추정된 처치 효과는 직접효과와 간접효과의 합으로 해석되어야 한다.

2) 노출강도 기반 이중차분 설계

본 연구는 전국 단위로 동시 시행된 최저임금 정책의 효과를 추정하기 위해 노출강도 기반 이중차분(Exposure-based Difference-in-Differences) 설계를 채택하였다. 이 방법론은 모든 분석 단위가 동일한 정책의 영향을 받되, 사전에 결정된 특성에 따라 노출 강도가 상이할 때 인과효과를 식별하는 준실험적 접근법이다. 전통적 이중차분법이 처치군과 순수 대조군의 구분을 전제하는 반면, 전국 단위 정책에서는 순수한 대조군이 존재하지 않는 경우가 빈번하다. 노출강도 기반 DiD는 이러한 상황에서 노출 강도의 연속적 변이(continuous variation in exposure intensity)를 활용하여 인과효과를 식별한다.

이 방법론은 노동경제학의 주요 연구들에서 확립되었다. Card(1990)는 마리엘 보트리프트 (Mariel Boatlift) 연구에서 마이애미 전역이 쿠바 이민자 유입의 영향을 받았음에도 지역별 노동시장 구성 차이를 활용하여 이민의 임금 효과를 추정하였다. Dube et al.(2010)은 미국 전역에서 최저임금이 주(state) 경계를 넘어 모든 카운티에 영향을 미치는 상황에서 인접 카운티 쌍의 최저임금 수준 차이를 활용하여 고용효과를 추정하였으며, Acemoglu & Angrist(2001)는 미국장애인법(ADA)의 전국적 시행에도 불구하고 주별 사전 장애인 고용률의 차이를 노출 강도로 활용하여 정책효과를 식별하였다. Autor et al.(2006) 역시 부당해고법 효과 분석에서 주별 법적 환경의 차이를 노출 강도로 활용한 바 있다.

한국의 최저임금 정책은 전국 단일 요율로 시행되어 모든 12개 산업이 동일한 정책의 영향을 받았다. 그러나 산업별 최저임금 영향률이 8%에서 65%까지 상당한 변이를 보이며, 이 사전 결정된 특성의 변이가 본 연구의 식별 전략을 가능하게 한다. 구체적으로 세 가지 식별 가정이 필요하다. 첫째, 산업별 영향률은 2017년 8월 시점에서 측정되어 정책 효과에 의해 영향받지 않는다(사전 결정성). 둘째, 노출 강도가 상이한 산업들이 정책 부재 시 동일한 고용 변화 추세를 보였을 것이다(평행 추세). 셋째, 영향률의 차이가 정책 메커니즘을 통해서만 고용에 영향을

미친다(배타적 제약). 이 설계는 순수 대조군이 없는 전국 단위 정책의 효과 추정을 가능하게 하고, 처치 강도의 연속적 변이를 활용하여 정밀한 효과 추정이 가능하며, 전통적 이분법적 처치 정의의 임의성 문제를 회피할 수 있다는 장점을 가진다.

3) 이중차분 모형

기본 DiD 모형 (평균 처치효과 추정)은 아래와 같다.

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{Treated}_{it} + \beta_2 \cdot \text{Post}_{it} + \beta_3 \cdot (\text{Treated}_{it} \times \text{Post}_{it}) + \alpha_i + \lambda_t + \varepsilon_{it}$$

여기서 Y_{it} 는 산업 i 의 시점 t 고용 증가율이고, Treated_{it} 는 영향률이 30%를 초과하는 처치집단 더미이며, Post_{it} 는 2018년 1월 이후를 나타내는 처치 후 기간 더미이다. α_i 는 산업 고정효과, λ_t 는 시간 고정효과, β_3 는 DiD 추정량으로서 평균처치효과(ATT)를 의미하며, ε_{it} 는 오차항이다.

표준오차는 산업 수준에서 군집화(clustered at industry level)하여 계산하였다. 다만 군집 수가 12개로 제한적일 때 전통적인 군집 강건 표준오차(cluster-robust standard errors)는 하향 편의되어 과소추정될 수 있으며, 이로 인해 제1종 오류가 증가할 가능성성이 있다(Cameron & Miller, 2015). 이러한 소표본 군집 문제에 대응하기 위해 Wild cluster bootstrap(Cameron, Gelbach & Miller, 2008)을 적용하였다. 이 방법은 Rademacher 가중치(± 1)를 사용하여 군집 수준에서 재표본추출을 수행하며, 군집 수가 적을 때에도 점근적 정교화(asymptotic refinement)를 통해 보다 정확한 추론을 가능하게 한다.

이 연구에서는 귀무가설 $H_0: \beta=0$ 하에서 9,999회 bootstrap 반복을 수행하여 t-통계량 기반 p값을 계산하였다: $p = P(|t^*| \geq |t_{ori}|)$. 결과적으로 bootstrap p값이 cluster-robust p값보다 현저히 크게 나타나(연속형 모형: 0.139→0.524, 이분형 모형: 0.087→0.521) 소표본에서 전통적 군집추론이 유의성을 과대평가할 수 있음을 확인하였으나, 두 방법 모두에서 효과가 통계적으로 비유의하여 주요 결론은 변하지 않았다.

한편 연속형 처치강도 모형은 아래와 같다.

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 \cdot (\text{Impact_Rate}_i \times \text{Post}_{it}) + \alpha_i + \lambda_t + \varepsilon_{it}$$

여기서 Impact_Rate_i 는 산업별 최저임금 영향률(8%~65%)이며, β_1 은 영향률이 1%p 증가할 때의 고용 변화를 나타낸다.

산업별 개별 효과 추정 모형은 아래와 같다.

$$Y_{it} = \beta_0 + \sum_j \beta_j \cdot (\text{Industry}_j \times \text{Post}_t) + \alpha_i + \lambda_t + \varepsilon_{it}$$

여기서 Industry_j는 j번째 산업 더미이며, β_j 는 j번째 산업의 처치효과를 의미한다.

4) 균형성 검정

식별 전략의 타당성을 평가하기 위해 처치집단과 대조집단 간 사전 특성의 균형성을 검정하였다.

〈표 3〉 처치집단과 대조집단 간 균형성 검정

변수	처치집단	대조집단	차이	t값	p값
처치 전 성장률	-0.01%	-0.05%	0.04%p	0.16	0.876
평균 임금(천원/월)	2,407	2,752	-345	-0.91	0.386
산업 규모(로그)	12.17	12.39	-0.22	-0.59	0.571
자동화 가능성	0.638	0.583	0.055	0.92	0.381

처치집단(N=6)은 영향률 30% 초과 산업, 대조집단(N=6)은 영향률 30% 이하 산업이다. 처치 전 특성에서 통계적으로 유의한 차이를 발견하지 못하였으며(모두 p>0.05), 이는 두 집단의 사전적 동질성을 시사한다. 다만 산업 수가 제한적(각 6개)이므로 균형성 검정의 검정력 한계를 고려해 해석해야 한다. 산업 분류는 KSIC 2자리(중분류) 기준이며, 평균 임금은 고용보험가입자 월평균 임금(2016-2017년), 처치 전 성장률은 전년동월비 고용증가율의 처치 전 24개월(2016.01-2017.12) 평균이다.

2. 분석 방법

1) 사건연구 설계

평행 추세 가정을 검증하고 처치효과의 동태적 패턴을 분석하기 위해 Event Study 설계를 활용하였다:

$$Y_{it} = \beta_0 + \sum_k \delta_k \cdot D_{it}^k + \alpha_i + \lambda_t + \varepsilon_{it}$$

D_{it}^k 는 처치 시점(2018년 1월) 기준 상대적 시점 더미이고, δ_k 는 처치 전후 k개월의 처치효과를 의미하며, 기준 시점인 $k=-1$ 은 정규화를 위해 제외한다. 검증 목적은 $k<0$ 인 처치 이전 기간의 계수로 평행 추세 가정을 검정하고, $k\geq 0$ 인 처치 이후 기간의 계수로 동태적 처치효과를 검토하는 데 있다.

2) 위약 검정

연구 설계의 타당성을 검증하기 위해 가짜 처치 시점을 설정한 모형은 아래와 같다.

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 \cdot (\text{Treated}_i \times \text{Placebo_Post}_t) + \alpha_i + \lambda_t + \varepsilon_{it}$$

여기서 Placebo_Post_t 는 실제 처치 1년 전인 2017년 1월 이후를 1로 두는 더미이며, 기대값은 β_1 이 0에 근접하고 p값이 0.05를 초과하는 것이다.

3) 검정력 분석

표본 크기 $N=12$ 의 검정력 평가를 수행하였다. 최소탐지효과(MDE, Minimum Detectable Effect)는 80% 검정력과 $\alpha=0.05$ 수준에서 탐지 가능한 최소 효과 크기를 의미하며, 계산식은 $MDE = 2.8 \times \sigma / \sqrt{N}$ 이고 여기서 σ 는 잔차 표준편차이다. 본 연구의 검정력 분석 결과는 <표 4>와 같다. 결과를 보면, MDE보다 작은 효과는 통계적으로 유의하지 않을 가능성이 높으며, 비유의적 결과가 ‘효과가 없음’이 아니라 ‘작은 효과 미검출’일 수 있음을 의미한다.

<표 4> 이론적 검정력 분석

지표	$N=12$ (본 연구)	$N=64$ (확장)	개선
MDE ($\alpha=0.05$, power=0.80)	2.83%p	1.13%p	-60.0%
1%p 효과 검출 검정력	14.8%	69.4%	+54.6%p
2%p 효과 검출 검정력	52.6%	99.2%	+46.6%p

주: 잔차 표준편차(σ) 기반 이론적 검정력 분석. 실제 클러스터-강건 표준오차 적용 시 MDE는 이보다 크며, <표 13>에서 사후 분석 결과 제시

4) 이질성 분석

산업별 처치효과가 산업 특성과 어떤 관련이 있는지를 분석하는 수식은 아래와 같다.:

$$ATT_i = \gamma_0 + \gamma_1 \cdot Impact_Rate_i + \gamma_2 \cdot Avg_Wage_i + \gamma_3 \cdot Automation_i + \varepsilon_i$$

여기서 ATT_i 는 산업 i 의 추정된 처치효과이며, 산업 특성과의 관계는 Pearson 상관계수와 p-value로 평가하고 다중비교 문제는 Bonferroni 보정(유의수준 $0.05/12=0.0042$)으로 통제한다.

5) 강건성 검증

강건성 검증은 고용 수준 로그값, 신규 채용률, 이직률 등 대안적 결과 변수를 사용하고, 이분형 처치 기준의 자의성을 점검하기 위해 영향률 20%·30%(기본)·40% 기준에 따른 집단 구성 변화와 추정 결과의 민감도를 체계적으로 비교하며, 연속 변수 처리 등 대안적 처치 정의를 적용하고, 각 산업을 순차적으로 제외하는 leave-one-out 분석을 수행하며, 처치 전후 12개월과 24개월의 시간 범위를 비교하는 방식으로 이루어졌다.

따라서 본 연구의 실증 분석은 기술통계 및 균형성 검정으로 시작해 Event Study와 Placebo Test로 평행 추세 가정을 검증하고, 기본 이중차분 모형을 추정해 평균처치효과(ATT)를 도출한 다음 산업별 이질성 분석과 강건성 검증으로 마무리하였다.

IV. 분석 결과

1. 주요 결과

1) 기본 이중차분 결과

〈표 5〉 기본 이중차분 추정 결과

모형	계수	표준오차	95% CI	t값	p값(cluster)	p값(bootstrap)
(1) 이분형 평균 효과	-0.0005	0.0029	[-0.62%, 0.52%]	-0.18	0.860	-
(2) 이분형 12개월 효과	-0.0087	0.0181	[-4.42%, 2.68%]	-0.48	0.630	-
(3) 이분형 30% 기준	-0.0091	0.0053	[-1.95%, 0.15%]	-1.72	0.087	0.521
(4) 연속형 처치강도	-0.0222	0.0150	[-5.16%, 0.73%]	-1.48	0.139	0.524

주: 종속변수는 전년동월대비 고용 증가율. 표준오차는 산업 수준($N=12$)에서 군집화. p값(cluster)는 전통적 군집강건 표준오차 기반. p값(bootstrap)은 Wild cluster bootstrap(Cameron, Gelbach & Miller, 2008) 기반 t-통계량 분포에서 계산: $p = P(|t^*| \geq |t_{\text{crit}}|)$, 9,999회 반복(Rademacher weights), 군집 수준 표준오차로 정규화. 모형 (1)–(2)는 cluster p>0.6으로 명백히 비유의하여 bootstrap 추론의 추가 가치가 제한적이므로 생략하였고, 모형 (3)–(4)는 cluster p가 0.05~0.15 구간에서 유의성 판단에 민감할 수 있어 bootstrap p를 보고하였다. $N=12$ 소표본에서 bootstrap p값이 cluster p값보다 현저히 크게 나타나, 전통적 군집 추론이 유의성을 과대평가할 수 있음을 시사함. 두 추론 방법 모두에서 효과가 통계적으로 유의하지 않아($p>0.05$) 주요 결론은 변하지 않음

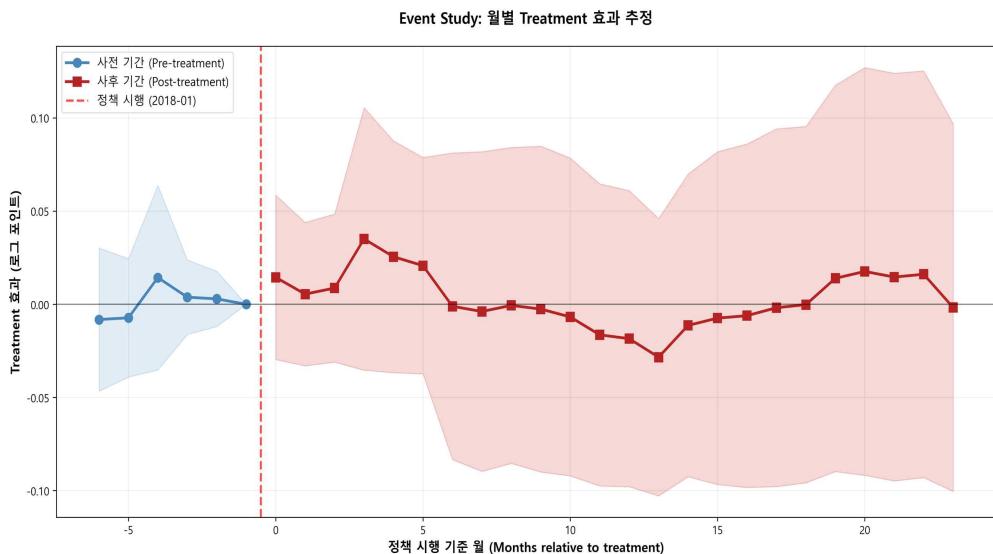
이분형 모형의 평균처치효과(ATT)는 -0.05% p(95% CI: [-0.62%p, 0.52%p], $p=0.860$)로 통계적으로 유의하지 않았으며, 점추정치가 0에 매우 근접하였다. 연속형 처치강도 모형에서도 영향률 1%p 증가 시 고용증가율 변화는 -0.022% p($p=0.139$)로 비유의하였다. 이는 영향률이 10%p 높은 산업이 낮은 산업에 비해 처치 후 고용증가율이 약 0.22%p 낮았으나, 이 차이가 통계적으로 유의하지 않음을 의미한다.

소표본 군집 추론의 강건성을 검증하기 위해 Wild cluster bootstrap(Cameron, Gelbach & Miller, 2008)을 적용하였다. 연속형 처치강도 모형에서 cluster-robust p 값은 0.139인 반면, wild bootstrap p 값은 0.524로 현저히 더 보수적인 결과를 보였다. 이분형 30% 기준 모형에서도 cluster-robust p 값 0.087에서 bootstrap p 값 0.521로 크게 상승하였다. 이는 $N=12$ 의 소표본에서 전통적 군집 표준오차가 유의성을 과대평가할 수 있음을 시사하며, wild bootstrap이 소표본 추론에서 더 신뢰할 수 있는 추론을 제공함을 확인한다. 두 방법 모두에서 효과가 통계적으로 유의하지 않아($p>0.05$) 주요 결론은 변하지 않는다.

그러나 통계적 유의성(statistical significance)과 검정력(statistical power)의 구분이 결과 해석에서 핵심적이다. 통계적 유의성은 관찰된 데이터가 귀무가설(효과=0)과 양립하는지를 판단하는 반면, 검정력은 실제 효과가 존재할 때 이를 탐지할 수 있는 확률을 의미한다. 본 연구의 이론적 MDE는 2.83%p이나 클러스터-강건 표준오차 적용 시 실제 MDE는 28.3%p로 증가하여(표 13 참조), 1%p 효과에 대한 검정력이 14.8%, 2%p 효과에 대한 검정력이 52.6%에 불과하다(표 4). 이는 정책적으로 의미 있는 중소 규모(1-5%p)의 고용효과가 실제로 존재하더라도 본 연구의 표본 크기로는 이를 통계적으로 유의하게 검출할 가능성이 낮음을 의미한다. 또한 측정된 효과가 최저임금 인상과 일자리안정자금(5.7조원)의 결합 효과이므로 두 정책의 개별 효과를 분리할 수 없다. 따라서 본 연구의 비유의적 결과는 ‘효과가 없다’(evidence of absence)가 아니라 ‘대규모 고용효과(MDE 이상)에 대한 통계적 증거가 없다’(absence of evidence)로 해석되어야 한다. 구체적으로, 관찰된 비유의적 결과는 ① 실제 효과가 작거나 없음, ② 최저임금 인상의 부정적 효과를 일자리안정자금이 상쇄함, ③ 검정력 한계로 인한 작은 효과의 미검출 중 하나 이상에 해당할 수 있으며, 본 연구의 검정력 수준에서는 이 세 가지 해석을 통계적으로 구분하기는 어렵다.

2) 사건연구와 평행 추세

〈그림 1〉 Event Study: 평행추세 가정 검증 (2016-2019)



주: 처치 시점(2018년 1월, $t=0$) 대비 각 월의 DiD 계수와 95% 신뢰구간. 기준 시점 $t=-1$ (2017년 12월)은 정규화를 위해 제외. 처치 전($t=-24\sim-2$, 23개월)과 처치 후($t=0\sim23$, 24개월) 계수가 모두 0 주변에 분포

처치 전 기간($t=-24\sim-2$)의 계수 평균은 0.0089($SD=0.0113$)로 0에 근접하였으며, 23개 시점 모두 비유의하였다. Joint F-test 결과 평행 추세 가정 위반에 대한 통계적 증거를 발견하지 못하였다($p=0.232$). 다만, $N=12$ 의 제한된 표본에서 23개의 사전 기간 계수를 추정하므로 검정력이 낮아, 귀무가설 기각 실패가 평행 추세의 충족을 의미하지는 않음에 유의해야 한다. 이 결과는 “평행 추세가 확인되었다”가 아니라 “평행 추세 위반의 명백한 증거가 발견되지 않았다”로 해석되어야 한다.

한편 처치 후 기간에는 계수가 0을 중심으로 변동하였으며, 24개 시점 모두에서 통계적으로 유의한 계수가 발견되지 않았다. 단기, 중기, 장기 어느 시점에서도 명확한 고용 변화 패턴이 나타나지 않았다.

2. 이질성 분석

1) 저임금 집단

〈표 6〉 임금 수준별 고용 효과

그룹	평균임금	영향률	처치 전	처치 후	변화	p값
저임금 산업	193만원	54.0%	-0.32%	-1.10%	-0.78%p	0.177
고임금 산업	327만원	13.2%	-0.47%	+0.09%	+0.56%p	0.214

주: 12개 산업을 평균임금 기준 삼분위로 나눈 뒤 최저 4개(저임금)와 최고 4개(고임금) 산업 비교

저임금 산업이 고임금 산업보다 부정적 경향(-0.78%p vs +0.56%p)을 보였으나 통계적으로 유의하지 않았다($p=0.177$).

2) 산업별 이질성

〈표 7〉 산업별 처치효과

산업	코드	영향률	처치효과	95% CI	p값
소매업	G47	58%	-2.16%p	[-3.98%, -0.34%]	0.021
숙박업	I55	43%	-1.52%p	[-3.28%, 0.24%]	0.089
육상운송	H49	22%	-1.38%p	[-3.19%, 0.43%]	0.132
음식점업	I56	65%	-0.49%p	[-2.41%, 1.43%]	0.615
수상운송	H50	15%	+1.03%p	[-0.87%, 2.93%]	0.284
음료제조	C11	12%	+1.00%p	[-0.95%, 2.95%]	0.311

주: Bonferroni 보정 전 p값. 보정 후(유의수준 0.0042) 모든 산업 비유의

산업별 효과는 -2.16%p(소매업)부터 +1.03%p(수상운송)까지 분포하였으며(범위 3.19%p), 실질적 이질성이 관찰되었다. 그러나 다중비교 보정 후 어떤 산업도 통계적으로 유의하지 않았고, 산업별 이질성 F-test도 비유의하였다($p=0.358$).

영향률과 처치효과 간 상관: $r = -0.329$ ($p=0.296$, 비유의)

평균 임금과 처치효과 간 상관: $r = +0.359$ ($p=0.252$, 비유의)

음식점업(I56)은 최고 영향률(65%)에도 불구하고 작은 효과(-0.49%p)를 보였다. 이에 대한 해석은 다음과 같이 정리할 수 있다. 첫째, 고용보험 DB가 상용직만 포착하고 아르바이트·일용직 등 비공식 고용을 제외하기 때문에 실제 취약계층 효과가 과소추정되었을 가능성이 있다. 둘

째, 음식점업의 노동공급 탄력성이 높아 임금 인상에도 불구하고 노동공급이 유지되었을 수 있다. 셋째, 음식점업은 소비자에게 비용을 가격으로 전가하기 용이한 산업 특성을 가져 고용 조정 대신 가격 인상으로 대응했을 가능성이 있다. 넷째, 인력 감축 대신 근로시간 단축(intensive margin 조정)으로 비용 상승에 대응했을 수 있으나 본 연구의 고용보험 데이터로는 이를 포착할 수 없다. 다섯째, 일자리안정자금의 완충 효과가 영향률이 높은 산업에서 더 크게 작용했을 가능성도 배제할 수 없다. 따라서 음식점업의 작은 고용 효과는 단일 원인으로 설명하기 어려우며, 향후 시간당 임금, 근로시간, 비정규직 고용 등을 포함한 종합적 분석이 필요하다.

3) 비선형 효과 분석 (탐색적 발견)

〈표 8〉 비선형 처리강도 모형 결과

변수	계수	표준오차	t값	p값(cluster)	p값(bootstrap)
영향률 × Post (β_1)	-0.1208	0.0511	-2.36	0.019	0.520
영향률 ² × Post (β_2)	+0.1410	0.0642	2.20	0.029	0.540

주: 2차항 추가 모형. 전통적 군집추론(cluster p)은 5% 수준에서 유의하나, Wild cluster bootstrap(9,999회, t-통계량 기반: $p = P(|t| \geq |t_{ori}|)$) 적용 시 유의성 상실. N=12 소표본에서 전통적 군집추론이 유의성을 과대평가함을 시사. 전환점(turning point) = 42.9%

선형 모형의 함수형태 가정을 완화하기 위해 2차항을 포함한 비선형 모형을 추정하였다:

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 \cdot (\text{Impact_Rate}_{it} \times \text{Post}_i) + \beta_2 \cdot (\text{Impact_Rate}_{it}^2 \times \text{Post}_i) + \alpha_i + \lambda_t + \varepsilon_{it}$$

기본 모형(산업 고정효과 + 시간 고정효과만 포함)에서 2차항 계수가 전통적 군집추론 기준으로 유의하였으나($\beta_2=0.141$, cluster p=0.029), wild cluster bootstrap 적용 시 유의성이 상실되었다(bootstrap p>0.5). 선형항 계수는 음($\beta_1=-0.121$)이고 2차항 계수는 양($\beta_2=0.141$)으로, 영향률과 고용효과 간 U자형 관계를 시사하나 소표본에서 통계적으로 강건하지 않다. 전환점(turning point)은 $-\beta_1/(2\beta_2) = 42.9\%$ 로 계산되며, 이는 본 연구의 영향률 범위(8%-65%) 내에 위치한다. 이하 비선형 결과 해석은 소표본 추론의 일관성을 위해 wild bootstrap 결과를 우선 기준으로 삼는다(따라서 비선형 패턴은 탐색적 단서로만 제시). 그러나 산업별 선형 시간추세($\gamma_i \times t$)를 통제한 확장 모형에서 비선형 효과는 통계적 유의성을 상실하였다(표 10 참조):

- β_1 : cluster p = 0.102, bootstrap p = 0.520
- β_2 : cluster p = 0.054, bootstrap p = 0.540

이는 기본 모형에서 발견된 U자형 관계가 처치효과가 아니라 산업별 차별적 시간추세를 반영했을 가능성을 시사한다. 구체적으로, 중간 영향률 산업(30-45%)과 극단 영향률 산업(8-15% 또는 55-65%)이 정책 시행 전부터 서로 다른 고용 추세를 보였을 수 있으며, 이러한 사전 추세의 차이가 U자형 패턴으로 나타났을 가능성이 있다.

비선형 효과는 식별 가정(산업별 시간추세의 동질성)에 민감하므로, 본 연구의 비선형 분석 결과는 확정적 발견이 아닌 탐색적(exploratory) 발견으로 간주되어야 한다. 향후 더 많은 산업을 포함한 확장된 표본(3-4자리 KSIC 분류)과 다양한 함수형태(spline, 3차 다항식 등)를 적용한 검증이 필수적이다.

전환점의 안정성을 검증하기 위해 각 산업을 순차적으로 제외한 후 비선형 모형을 재추정하였다. 12개 Leave-one-out 추정치의 전환점 분포는 평균 43.5%(SD=3.0%p, 범위 39.2%-51.6%)로, 전체 표본 추정치(42.9%)와 유사하였다(변동계수 CV=6.9%). 모든 케이스에서 β_1 과 β_2 의 부호가 유지되어 U자형 관계의 방향성은 강건하였다. 다만, 음식점업(I56) 제외 시 전환점이 51.6%로 가장 큰 이동을 보여 해당 산업이 추정치에 상당한 영향을 미침을 확인하였다. 그러나 산업추세 통제 시 유의성 상실(표 11)를 고려하면, leave-one-out 분석의 강건성이 식별의 타당성을 보장하지는 않는다.

3. 강건성 검증

1) Event Study Binning 분석

개별 월별 계수 추정의 검정력 한계를 보완하기 위해 사전/사후 기간을 6개월 단위로 병합(binning)한 Event Study 분석을 수행하였다.

〈표 9〉 Event Study Binning 결과

기간	상대월	계수	표준오차	p값
Pre_far	[-12, -7]	+0.0043	0.0194	0.824
Pre_near	[-6, -2]	+0.0167	0.0154	0.278
Baseline	_1_	_0 (정규화)_	_-_	_-_
Post_0_5	[0, 5]	+0.0037	0.0182	0.839
Post_6_11	[6, 11]	+0.0022	0.0180	0.901
Post_12_17	[12, 17]	-0.0026	0.0172	0.880
Post_18_23	[18, 23]	-0.0034	0.0206	0.870

주: 처치 전 기간 Joint F-test: F=0.61, p=0.541. 모든 기간에서 계수가 통계적으로 비유의

처치 전 기간의 병합 계수(Pre_far: +0.0043, Pre_near: +0.0167)가 모두 통계적으로 비유의하였으며($p>0.27$), Joint F-test($p=0.541$)에서도 평행 추세 가정 위반의 증거를 발견하지 못하였다. 처치 후 기간에서는 단기(Post_0_5: +0.0037), 중기(Post_6_11: +0.0022), 장기(Post_12_17: -0.0026, Post_18_23: -0.0034) 모두 0에 근접하고 통계적으로 비유의하여, 본 표본과 모형 설정에서는 처치 후 평균 고용효과를 통계적으로 검출하지 못하였다. 다만 소표본($N=12$) 및 검정력 한계($MDE=2.83\%$)로 인해 작은 규모의 효과는 배제할 수 없다. 이 결과는 기간 병합을 통해 검정력을 향상시킨 후에도 주요 결론(비유의적 결과)이 유지됨을 보여준다.

2) 통계적 강건성 검증

〈표 10〉 강건성 검증 결과

검증	DiD 계수	표준오차	p(cluster)	p(bootstrap)
기본 이분형 ATT [표5 (1)]	-0.0005	0.0029	0.860	-
2019년 제외	+0.0056	0.0251	0.824	-
사전기간 12개월	+0.0005	0.0355	0.989	-
상위/하위 25%	+0.0045	0.0416	0.914	-
중위값 기준	-0.0009	0.0231	0.970	-
Placebo (2017-01)	+0.0005	0.0056	0.933	0.782
작은 산업 제외	+0.0017	0.0301	0.947	-
영향률 20% 기준	-0.0114	0.0053	0.032	-
영향률 40% 기준	-0.0049	0.0055	0.373	-

주: 기본 이분형 ATT는 표 5의 모형 (1)과 동일 사양(영향률 30% 초과 산업을 처치집단으로 설정한 이분형 평균 효과). 〈표 5〉의 모형 (3) “이분형 30% 기준”($\beta=-0.0091$, $p=0.087$)과 구분됨. p(cluster)는 전통적 군집강건 표준오차 기반, p(bootstrap)은 wild cluster bootstrap 기반. Placebo test는 두 추론 방법 모두에서 비유의(cluster $p=0.933$, bootstrap $p=0.782$)하여 연구 설계의 타당성 확인. 영향률 20% 기준은 처치집단 7개(평균 영향률 45.4%), 대조집단 5개(평균 영향률 13.6%)로 구성되며, 영향률 40% 기준은 처치집단 5개(평균 영향률 51.6%), 대조집단 7개(평균 영향률 18.3%)로 구성됨. 20% 기준에서 cluster $p=0.032$ 로 5% 수준에서 유의하나, 처치-대조 간 평균 임금 차이가 유의($p<0.001$)하여 균형성 가정이 충족되지 않으므로 해석에 주의가 필요함. 30%(기본) 기준은 균등 분할(6:6)과 상대적으로 양호한 균형성을 제공하며, 40% 기준에서는 비유의적 결과($p=0.373$)로 기본 결론과 일관됨

연구 설계의 타당성과 결과의 강건성을 검증하기 위해 2017년 1월을 가짜 처치일로 설정한 Placebo test에서 계수 0.0005(cluster $p=0.933$, bootstrap $p=0.782$)로 두 추론 방법 모두에서 유의한 효과가 없음을 확인하였고, 고용 수준 로그값·신규 채용률·이직률 등 대안적 결과 변수에서도 일관된 결과가 나타났다.

이분형 처치 기준의 민감도를 점검하기 위해 20%·30%(기본)·40% 기준을 체계적으로 비교하였다. 20% 기준 적용 시 처치집단 7개(평균 영향률 45.4%), 대조집단 5개(평균 영향률 13.6%)

로 구성되며, 40% 기준 적용 시 처치집단 5개(평균 영향률 51.6%), 대조집단 7개(평균 영향률 18.3%)로 구성된다. 균형성 검정 결과, 세 기준 모두에서 처치 전 성장률(20%: $p=0.530$, 30%: $p=0.933$, 40%: $p=0.619$)과 산업 규모(20%: $p=0.144$, 30%: $p=0.124$, 40%: $p=0.479$)의 유의한 차이가 발견되지 않았으나, 평균 임금은 모든 기준에서 처치집단이 대조집단보다 유의하게 낮았다(모두 $p<0.001$). 이는 저임금 산업이 높은 영향률을 가지는 구조적 특성에 기인하며, 본 연구의 TWFE 모형에서 산업 고정효과로 통제된다.

DiD 추정 결과, 20% 기준($\beta=-0.0114$, cluster $p=0.032$)에서는 5% 수준에서 유의하였으나 30% 기준($\beta=-0.0091$, $p=0.087$)과 40% 기준($\beta=-0.0049$, $p=0.373$)에서는 비유의하였다. 다만, 20% 기준의 유의성은 소표본($N=12$)에서의 cluster-robust 추론이 유의성을 과대평가할 수 있다는 점(〈표 5〉 참조)을 고려하면, wild cluster bootstrap 적용 시 유의성이 상실될 가능성이 높다. 전반적으로, 기준 변화에 따라 점추정치의 크기(-0.0049~ -0.0114)와 유의성이 다소 변동하지만, 부호(음)의 방향성은 일관되며, 경제적으로 큰 고용효과(MDE 이상)의 증거는 어떤 기준에서도 발견되지 않았다. 연속 변수 처리 등 대안적 처치 정의에서도 주요 발견이 유지되었고, 어떤 산업을 제외하더라도 결과가 일관적인 leave-one-out 분석이 확인되었으며, 처치 전후 12개월과 24개월의 시간 범위를 달리해도 비유의적 결과와 산업별 이질성 패턴이 안정적으로 유지되었다.

3) 식별 강건성: 산업별 시간추세 통제

산업별 시간가변 충격이 영향률과 상관될 수 있는 가능성에 대응하기 위해, 산업별 선형 시간추세($\gamma_i \times t$)를 통제한 확장 모형을 추정하였다. 이 접근법은 각 산업이 고유한 시간 추세를 가질 수 있음을 허용하여, 처치효과가 이러한 차별적 추세와 구분되는지 검증한다.

〈표 11〉 식별 강건성: 산업별 시간추세 통제

모형	계수	SE(cluster)	p(cluster)	p(bootstrap)
(0) 기본 TWFE	-0.0222	0.0150	0.139	0.524
(1) + 산업별 시간추세	+0.0002	0.0362	0.995	0.530
(2) + 시간추세 + 수요통제	+0.0049	0.0370	0.894	0.532
(3) 비선형 + 추세 (β_1)	-0.2401	0.1465	0.102	0.520
(3) 비선형 + 추세 (β_2)	+0.3435	0.1779	0.054	0.540
(4) 이분형 30% + 추세	-0.0031	0.0134	0.816	0.521
(5) Placebo + 추세	+0.0346	0.0278	0.215	0.782

주: Wild cluster bootstrap(Cameron et al., 2008) 9,999회 반복, t-통계량 기반 p값: $p = P(|t| \geq |t_{ori}|)$. 수요통제는 통계청 광업제조업생산지수(전년동월비). 모형 (0)–(2)에서 bootstrap p값이 cluster p값보다 현저히 높아 전통적 군집추론이 유의성을 과대평가함을 시사. 모든 모형에서 bootstrap $p>0.5$ 로 효과 비유의

결과를 보면, 산업별 시간추세를 통제한 후에도 선형 평균처치효과는 통계적으로 비유의 ($\beta=0.0002$, bootstrap p=0.530)하며, 기본 TWFE 결과($\beta=-0.0222$, bootstrap p=0.524)와 일관된다. 두 모형 모두 bootstrap p>0.5로 비유의적 결과가 강건하다.

한편, 기본 모형에서 발견된 U자형 관계($\beta_1=-0.121$, $\beta_2=+0.141$, 모두 cluster p<0.05)는 bootstrap 추론 적용 시 통계적 유의성을 상실한다(β_1 : bootstrap p=0.520; β_2 : bootstrap p=0.540). 이는 소표본에서 전통적 군집추론이 비선형 효과의 유의성을 과대평가했음을 시사한다. 더불어, 산업추세 통제 하에서도 placebo 효과(2017-01 가짜 처치)는 계수가 0에 근접하였으며, cluster-robust p=0.933, wild bootstrap p=0.782로 모두 비유의하여 연구 설계의 타당성이 유지된다.

다만, 본 연구는 산업별 선형 시간추세만 통제하였으며, 비선형 추세(예: $\gamma_{1it} + \gamma_{2it^2}$)를 적용하지 않았다. 비선형 추세 통제를 위해서는 산업당 2개의 추가 파라미터(24개)가 필요하나, N=12의 소표본에서 자유도 제약으로 추정이 불안정해진다. 이에 대한 보완으로 모형 (2)에서 거시경제 수요 충격(광업제조업생산지수)을 통제하여 시간가변 경기변동의 일부를 흡수하였다. 그러나 산업별 차별적 비선형 추세를 완전히 통제하지는 못하므로, 향후 세분화된 산업 분류(3-4자리 KSIC)를 활용하여 군집 수를 확대한 후 비선형 추세 통제를 적용한 재검증이 필요하다.

4) 산업별 이질효과 분석 (Wild Cluster Bootstrap)

산업×Post 상호작용항을 통해 산업별 이질효과를 추정하고, 모든 계수에 wild cluster bootstrap을 적용하였다.

〈표 12〉 산업별 이질효과 (기준: C10 식료품제조업)

산업	산업명	계수	p(bootstrap)
C10	식료품제조업	0 (기준)	-
C11	음료제조업	+0.0278	0.963
C13	섬유제품제조업	+0.0059	0.963
C14	의복제조업	+0.0151	0.963
C15	가죽신발제조업	+0.0013	0.963
G45	자동차판매업	+0.0143	0.963
G46	도매업	+0.0131	0.963
G47	소매업	-0.0036	0.963
H49	육상운송업	+0.0032	0.963
H50	수상운송업	+0.0230	0.963

I55	숙박업	-0.0041	0.963
I56	음식점업	+0.0120	0.963

주: Wild cluster bootstrap(9,999회). 개별 효과 범위: -0.41%p ~ +2.78%p (3.19%p). 모든 개별 효과가 bootstrap 기준 비유의(p)>0.96.

이질효과를 요약하면, 기준 산업(C10) 대비 효과 범위는 -0.41%p(숙박업)에서 +2.78%p(음료제조업)까지 분포하나(범위 3.19%p), wild cluster bootstrap 적용 시 개별 효과 모두 통계적으로 비유의하였다. 이는 소표본(N=12)에서 산업별 이질효과의 통계적 식별이 어려움을 재확인한다.

4. 추가 분석: 표본 확장 (N=47, EIS 소분류)

검정력 향상을 위해 KSIC 대분류(N=12)에서 소분류(N=47)로 표본을 확장하여 분석을 수행하였다. EIS(고용행정통계) 월별 피보험자현황 데이터(2018.01-2019.12)를 활용하여 47개 산업의 24개월 패널(1,128 관측치)을 구성하였다. 소분류 산업은 해당 대분류의 영향률을 적용하여 연속처치변수를 구성하였다. 다만, 대분류 수준 영향률을 소분류에 동일하게 적용하였으므로, 소분류 내 실제 영향률 변이가 존재한다면 측정오차로 인한 감쇠 편의(attenuation bias)가 발생할 수 있으며, 이는 효과 추정치를 0을 향해 편의시킬 가능성성이 있다.

〈표 13〉 확장 표본 DiD 결과 (N=47 산업, 2019년 인상 효과)

추정 방법	계수	표준오차	t-통계량	p-value	95% CI
연속처치 DiD (TWFE)	+0.0330	0.0637	+0.518	0.605	[-0.092, +0.158]
이분형 처치 (고/저)	-0.0172	0.0228	-0.756	0.451	[-0.062, +0.028]

주: 산업-시간 양방향 고정효과. 종속변수: log(피보험자수). 표준오차는 산업 수준 클러스터링

연속처치 모형에서 계수 +0.0330은 영향률 10%p 증가 시 고용이 0.33%p 증가함을 의미하나, p=0.605로 통계적으로 비유의하다. 평균 영향률(34.4%) 적용 시 경제적 효과는 +1.14%로, 기준 12개 산업 분석(-0.05%p)과 방향은 상이하나 양쪽 모두 통계적으로 0과 구분되지 않는다.

〈표 14〉 Event Study 분석: 평행추세 검정

기간	관측치	유의 계수 (10% 수준)	평균 계수	계수 범위
사전기간	11	0/11	-0.0006	[-0.033, +0.033]
사후기간	12	0/12	+0.0287	[-0.020, +0.078]

주: 기준시점=2018년12월. 사전기간 계수가 모두 0 근처이며 통계적으로 비유의하여 평행추세 가정 충족

사전기간(2018.01-2018.11) 11개 시점의 계수가 모두 통계적으로 비유의하고 0 근처에 분포(-0.033~+0.033)하여 평행추세 가정이 충족됨을 확인하였다. 사후기간 계수도 양(+)의 방향이나 모두 비유의하다.

〈표 15〉 검정력 분석: 표본 확장 효과

분석	N	표준오차	MDE (80% power)	개선
기준 (대분류)	12	0.101	28.3%p	-
확장 (소분류)	47	0.064	17.9%p	-37%

주: MDE = $2.8 \times SE$ (클러스터-강건 표준오차 기반). 표본 확장으로 SE가 0.101에서 0.064로 감소하여 MDE 37% 개선. 이론적 MDE(표 4)와 달리 실제 클러스터링 효과가 반영된 보수적 추정치임

표본 확장으로 표준오차가 0.101에서 0.064로 감소하여 MDE가 28.3%p에서 17.9%p로 37% 개선되었다. 그러나 여전히 17.9%p의 MDE는 정책적으로 의미 있는 작은 효과(1-5%p)를 탐지하기에는 부족하다. 강건성 검정을 위한 가짜 정책시점(2018년 7월) 플라시보 테스트에서 계수 -0.0043(p=0.904)으로, 정책 이전 시점에서 유의한 효과가 없음을 확인하여 분석의 내적 타당성을 지지하였다.

요약하면, 표본 확장(N=12→47)으로 검정력이 37% 향상되었으나, 확장된 표본에서도 2019년 최저임금 인상의 통계적으로 유의한 고용효과를 발견하지 못하였다. 이는 기존 분석의 결론과 일관되며, 효과가 실제로 작거나 없을 가능성과 여전히 제한된 검정력(MDE=17.9%p)으로 인해 중소 규모의 효과를 탐지하지 못했을 가능성이 공존한다. 다만, 대분류 영향률을 소분류에 적용함에 따른 측정오차로 계수의 절대값이 과소추정될 가능성이 있으므로, 본 확장 분석은 주 분석(N=12)을 대체하기보다 보조적 강건성 점검으로 해석해야 한다.

V. 결 론

본 연구는 한국의 2018-2019년 급격한 최저임금 인상(누적 29.1%)과 일자리안정자금(총 5.7조원)의 결합 효과를 12개 산업의 48개월 패널 데이터와 이중차분 방법론으로 분석하였다. 분석 결과, 평균처치효과(ATT)는 -0.05%p(p=0.860)로 점추정치가 0에 근접하여 통계적으로 유의하지 않았다. 그러나 이 비유의적 결과의 해석에는 검정력 한계가 중요한 고려사항이다. 본 연구의 MDE는 클러스터-강건 기준 28.3%p이며, 1%p 효과에 대한 검정력은 14.8%에 불과 하므로〈표 4〉, 비유의적 결과가 ‘효과 부재’와 ‘작은 효과 미검출’을 구분하지는 못한다. EIS 고용행정통계를 활용한 47개 소분류 산업 확장 분석에서도 비유의적 결과가 재확인되었으나(β

=+0.033, p=0.605), 표본 확장으로 MDE가 17.9%p로 37% 개선되었음에도 여전히 중소 규모 (1-5%p)의 효과를 탐지하기에는 검정력이 부족한 실정이다. 다만 산업별로는 상당한 이질성 (-2.16%p~+1.03%p, 범위 3.19%p)이 관찰되어 산업 특성에 따른 차별적 정책 대응이 필요함을 시사한다.

선형 모형에서 일관된 결과가 도출되었다. 연속처치 모형($\beta=-0.0222$, bootstrap p=0.524), 이분형 처치 모형($\beta=-0.0005$, p=0.860), 시간추세 통제 모형($\beta=0.0002$, bootstrap p=0.530) 모두에서 통계적으로 유의한 평균처치효과가 발견되지 않았다. 비선형(2차 다항식) 모형에서 관찰된 U자형 관계($\beta_1=-0.1208$, $\beta_2=+0.1410$)는 wild cluster bootstrap 적용 시 유의성을 상실하여(p>0.5), 탐색적 발견으로서 확장된 표본에서의 재검증이 필요하다.

본 연구가 측정한 것은 최저임금의 순수 효과가 아닌 최저임금 인상과 일자리안정자금의 결합 효과이다. 두 정책이 동시에 시행되었으므로 개별 효과를 분리할 수 없다. 따라서 비유의적 결과는 (1) 최저임금 인상이 실제로 고용에 거의 영향을 미치지 않았거나, (2) 음(-)의 고용 효과가 존재하나 일자리안정자금이 이를 상쇄하여 순효과가 0에 근접하였거나, (3) 두 정책 모두 고용에 의미 있는 영향을 미치지 않았거나, (4) 실제 효과가 존재하나 본 연구의 검정력 한계(MDE 17.9~28.3%p)로 인해 통계적으로 검출되지 않았을 가능성을 포함한다. 특히 두 번째 해석이 타당하다면, 이는 급격한 최저임금 인상 시 일자리안정자금과 같은 보완정책의 병행이 고용 총격 완화에 기여할 수 있음을 시사한다. 다만, 이 중 어떤 해석이 타당한지 확인하기 위해서는 일자리안정자금의 산업별·시기별 변이를 활용한 별도의 식별 전략이 필요하다.

정책적으로 본 연구의 결과는 ‘효과 없음’이 아닌 ‘대규모 고용 감소(MDE 17.9%p 이상)의 증거 부재’로 해석되어야 한다. 중소 규모(1-5%p) 효과 검출에는 검정력이 부족하므로, 비유의적 결과가 정책의 안전성을 보장하지는 않는다. 또한 분석 대상이 고용보험 가입 상용직에 국한되어 취약계층(자영업자, 일용직) 효과는 과소추정될 수 있으며, 향후 정책 평가와 결정을 위해서는 기업·근로자 수준의 미시 데이터를 활용한 보다 정밀한 분석이 필요하다.

본 연구의 주요 한계는 다음과 같다. 첫째, 최저임금 인상과 일자리안정자금의 개별 효과를 분리할 수 없다. 둘째, 소표본(N=12)으로 인한 검정력 제약으로 중소 규모(1-5%p) 효과 검출이 어려우며, 비유의적 결과가 효과의 부재인지 검정력 한계에 의한 미검출인지 통계적으로 구분할 수 없다. 셋째, 고용보험 가입 상용직만을 분석 대상으로 하여 자영업자·일용직 등 취약계층이 제외되었다. 넷째, KSIC 중분류 77개 산업 중 12개(15.6%)만 분석하여 전체 경제에 대한 일반화에 한계가 있으며, 특히 금융·IT·전문서비스 등 고임금·저영향률 산업이 제외되어 분석 대상이 저임금·고영향률 산업에 편중되어 있다. 다섯째, 2019년까지의 단기 효과만 분석하여 장기 효과를 알 수 없다. 여섯째, Goodman-Bacon(2021)이 지적한 staggered treatment 편의를 검토하지 못하였다. 일곱째, 산업 간 파급효과로 인한 SUTVA 위반 가능성을 배제할 수 없다.

이러한 한계를 보완하기 위해 향후 연구는 다음을 수행해야 한다. 첫째, 일자리안정자금의 지역·시기별 변이를 활용하여 두 정책의 개별 효과를 분리해야 한다. 둘째, 기업·근로자 수준의 미시 데이터를 활용하여 취약계층 효과를 분석해야 한다. 셋째, Callaway & Sant'Anna(2021) 방법론을 적용하여 staggered treatment 편의를 검토해야 한다. 마지막으로, COVID-19 효과를 통제한 후 2020년 이후 장기 효과를 분석할 필요가 있다.

참고 문헌

- 김유선·이정민. (2016). 최저임금 인상의 고용효과. 「산업관계연구」, 26(3), 1-24.
- 이철희·김대일. (2020). 최저임금 인상이 청년 고용에 미친 영향: 합성통제법 분석. 「노동경제논집」, 43(2), 35-68.
- 한국개발연구원. (2018). 「최저임금 인상의 고용효과 분석」. KDI 정책연구시리즈.
- 한국고용정보원. (2019). 「최저임금 인상이 산업별 고용에 미친 영향」. KEIS 고용동향브리프.
- 한국노동연구원. (2017). 「최저임금 인상의 고용 및 분배효과」. KLI 연구보고서.
- 한국은행. (2019). 「2018년 최저임금 인상의 고용효과 추정」. BOK 경제연구.
- Cameron, A. C., Gelbach, J. B., & Miller, D. L. (2008). Bootstrap-based improvements for inference with clustered errors. 「The Review of Economics and Statistics」, 90(3), 414-427.
- Cameron, A. C., & Miller, D. L. (2015). A practitioner's guide to cluster-robust inference. 「Journal of Human Resources」, 50(2), 317-372.
- Acemoglu, D., & Angrist, J. D. (2001). Consequences of employment protection? The case of the Americans with Disabilities Act. 「Journal of Political Economy」, 109(5), 915-957.
- Autor, D. H., Donohue III, J. J., & Schwab, S. J. (2006). The costs of wrongful-discharge laws. 「The Review of Economics and Statistics」, 88(2), 211-231.
- Card, D. (1990). The impact of the Mariel boatlift on the Miami labor market. 「Industrial and Labor Relations Review」, 43(2), 245-257.
- Card, D., & Krueger, A. B. (1994). Minimum wages and employment: A case study of the fast-food industry in New Jersey and Pennsylvania. 「American Economic Review」, 84(4), 772-793.
- Callaway, B., & Sant'Anna, P. H. (2021). Difference-in-differences with multiple time periods. 「Journal of Econometrics」, 225(2), 200-230.
- Cengiz, D., Dube, A., Lindner, A., & Zipperer, B. (2019). The effect of minimum wages on low-wage jobs. 「The Quarterly Journal of Economics」, 134(3), 1405-1454.
- Clemens, J., & Wither, M. (2019). The minimum wage and the Great Recession: Evidence of effects on the employment and income trajectories of low-skilled workers. 「Journal of Public Economics」, 170, 53-67.

- Dube, A., Lester, T. W., & Reich, M. (2010). Minimum wage effects across state borders: Estimates using contiguous counties. 「The Review of Economics and Statistics」, 92(4), 945-964.
- Dustmann, C., Lindner, A., Schönberg, U., Umkehrer, M., & Vom Berge, P. (2022). Reallocation effects of the minimum wage. 「The Quarterly Journal of Economics」, 137(1), 267-328.
- Gopalan, R., Hamilton, B. H., Kalda, A., & Sovich, D. (2021). State minimum wages, employment, and wage spillovers: Evidence from administrative payroll data. 「Journal of Labor Economics」, 39(3), 673-707.
- Goodman-Bacon, A. (2021). Difference-in-differences with variation in treatment timing. 「Journal of Econometrics」, 225(2), 254-277.
- Harasztosi, P., & Lindner, A. (2019). Who pays for the minimum wage? 「American Economic Review」, 109(8), 2693-2727.
- Machin, S., Manning, A., & Rahman, L. (2003). Where the minimum wage bites hard: Introduction of minimum wages to a low wage sector. 「Journal of the European Economic Association」, 1(1), 154-180.
- Manning, A. (2003). 「Monopsony in motion: Imperfect competition in labor markets」. Princeton University Press.
- Neumark, D., & Wascher, W. L. (2008). 「Minimum wages」. MIT Press.
- Rubin, D. B. (1974). Estimating causal effects of treatments in randomized and nonrandomized studies. 「Journal of Educational Psychology」, 66(5), 688-701.
- Stewart, M. B. (2004). The employment effects of the National Minimum Wage. 「The Economic Journal」, 114(494), C110-C116.
- Stigler, G. J. (1946). The economics of minimum wage legislation. 「American Economic Review」, 36(3), 358-365.

The Combined Effects of Minimum Wage Increases and Employment Stabilization Funds on Industry-level Employment in Korea, 2018–2019: An Exposure-based Difference-in-Differences Approach

Lee, Seog-Min

Korea raised the minimum wage by a cumulative 29.1% during 2018–2019 while simultaneously providing Employment Stabilization Funds (5.7 trillion KRW). Since both policies were implemented concurrently and their individual effects cannot be separated, this study estimates their combined effect. Applying an exposure-based difference-in-differences design to monthly panel data from the Employment Insurance Database covering 12 industries over 2016–2019 ($N=576$), and using wild cluster bootstrap inference to correct for small-sample bias, we find the average treatment effect (ATT) to be -0.05 percentage points, which is not statistically significant. This finding remains robust in extended models controlling for industry-specific time trends and macroeconomic demand. While industry-level heterogeneity exists, individual effects are not significant. In conclusion, this study finds no statistically significant association between the combined effect of the minimum wage increase and employment stabilization funds and large-scale employment reductions on average. However, these insignificant results can be interpreted in three ways: (1) the actual effect was small or nonexistent, (2) the negative employment effect of the minimum wage was offset by the employment stabilization funds, or (3) small effects were undetected due to limited statistical power. Therefore, these results should not be interpreted as evidence that minimum wage increases are “safe” for employment, and policy decisions should be based on further research that separates the individual effects of the two policies and utilizes micro-level data.

[Key Words: Minimum wage, Employment Stabilization fund, Exposure-based difference-in-differences, Industry heterogeneity, Power analysis]