



스마트공장 도입이 매출과 고용에 미치는 효과

: 인천지역 중소 제조기업을 중심으로*

The Effects of Smart Factory System on Sales and Employment

: Evidence from Manufacturing SMEs in Incheon

최태림** · 김준혁*** · 최명섭****

Choi, Taelim · Kim, Joonhyuk · Choi, Myoungsub

Abstract

The study investigates the causal effects of the introduction of smart factory on firms' employment and sales. This study constructs firm-level panel data for small and medium-sized manufacturers (SMEs) in Incheon using Korea Enterprise Data (KED) from 2014 to 2019. This study uses the identification strategy of a PSM-DID event study to control reverse causality and reduce the self-selection bias. Propensity scores are calculated through the Logit model and, using this process, counterfactual observations using nearest neighbor matching were constructed. This study finds some evidence that there are positive causal effects on employment and sales in manufacturing SMEs by about 10%. This study also discovers the heterogeneous effects of firms' characteristics, such as production factor intensity and age of firms. The effects of the smart factories are more pronounced in capital-intensive and young firms. Our findings imply that government intervention to facilitate the adoption of digital technologies in manufacturing can give firms a boost in the short term.

주제어 스마트공장, 제조업, 사건사-이중차분, 매출, 고용

Keywords Smart Factory, Manufacturing, DID-event Study, Sales, Employment

1. 서론

최근 인공지능, 빅데이터, 클라우드 컴퓨팅 등 디지털 신기술을 제조현장에 적용하는 제조업 혁신전략이 산업생태계 변화를 추동하고 있다. 특히 COVID-19 팬데믹 기간을 거치면서 주요 국가들은 공급사슬의 붕괴와 인력부족 현상을 경험하였고 이에 따라 산업의 디지털 전환 요구가 더욱 확산되고 있다. 우리나라의 경우, 국내 제조업은 국제무역 의존도가 높고 극심한 가격경

쟁에 노출되어 있어 디지털 전환의 필요성이 더욱 절실한 상황이다(Lee and Park, 2021).

이러한 대내외적인 여건 변화에 맞춰 우리나라에서도 제조업의 디지털 전환 정책이 시행되고 있다. 스마트공장(Smart Factory) 보급·확산 사업은 대표적인 제조업 디지털 전환 정책이다.¹⁾ 스마트공장은 생산설비의 자동화, 생산관리의 정보화를 포함하여 유연생산, 자율생산, 의사결정의 지능화를 추구하는 개념이다(스마트공장 요소 및 수준 <Appendix 1> 참조). 특히 스마트 제조는

* 본 논문은 인천연구원 최태림 외(2021) 「인천시 제조업의 디지털 전환 실태와 정책방향」을 기반으로 수정·보완하여 작성하였음.

** Research Fellow, Economic Environment Research Division, The Incheon Institute (First Author: tlchoi@ii.re.kr)

*** Researcher, Performance Evaluation Team, Korea Institute of Public Finance (Co-author: jhkim3765@kipf.re.kr)

**** Ph.D. Candidate, Department of Agriculture Economics and Rural Development, Seoul National University (Corresponding Author: mschoi@snu.ac.kr)

데이터 중심의 제조혁신 과정으로 이해되고 있다(Tao et al., 2018). 이는 제조 장비에서 생성되는 정보, 생산관리 단계에서 수집되는 정보, 그리고 제품의 사용 단계에서 되돌아오는 소비자의 의견 등을 활용하여 실시간 응답 및 정밀 생산관리(real-time regulation, and precision control), 생산의 자율조정(self-adaptation), 소비자 중심의 제품개발(customer-centric product development)이 가능하도록 제조기반을 변환시키는 것을 목적으로 한다. 스마트 제조를 가능하게 하는 신기술로는 사이버물리시스템(cyber-physical system), 산업 사물인터넷(industrial internet of things), 증강현실(augmented, virtual reality), 협력 로봇(collaborative robots), 인공지능 및 데이터 분석(artificial intelligence and big data analytics) 등이 포함된다(Mittal et al., 2020). 이러한 스마트공장 도입은 데이터를 기반으로 한 의사결정을 가능하게 하고, 제품 결함을 감소시켜 생산비용을 줄이며, 생산체계를 유연하게 하여 시장수요 대응 역량을 향상시키며, 인력관리 효율성을 증진하여 제조기업의 생산성 향상 및 매출증가를 기대할 수 있음이 기존 연구들에서 제시되었다(Büchi et al., 2020; 박양신·지민웅, 2020; 이환웅, 2021). 또한 스마트 제조는 기업 단위의 생산성 증가뿐만 아니라 제조업이 쇠퇴한 도시지역으로의 제조업 회귀(reshoring) 및 재산업화를 가능하게 할 수 있는 전략으로 미국 및 유럽 국가들의 정책적인 관심을 받고 있다(Ancarani et al., 2019; Stentoft and Rajkumar, 2020). 이에 따라 우리나라 지방자치단체들도 스마트공장 도입을 촉진하는 정책 사업을 시행하고 있다(이정동 외, 2020; 이지훈 외, 2019). 본 연구의 대상 지역인 인천광역시 역시 국가 정책사업의 집행뿐만 아니라 자체 재원을 마련하여 제조현장의 디지털 기술 도입을 지원하고 있으며, 이에 따라 지역에 새로운 성장 동력이 창출되고 지역경제 활성화에 따른 신규 고용창출을 기대하고 있다(인천광역시, 2020). 다른 지방자치단체들도 이러한 이유로 스마트공장 도입에 적극적으로 보조금을 지원하고 있으며, 스마트공장 도입에 따른 지역경제 파급 효과를 분석하는 연구결과들이 함께 보고되고 있다(김준, 2020; 운영한, 2019; 최영록·임중수, 2019).

전술하였듯이 공장의 스마트화를 통한 데이터 중심의 운영체계 구축은 리드타임 단축, 공정개선 등의 생산성 증가와 시장대응 역량 증대에 따른 매출 증가 효과를 가져 올 수 있다. 중소벤처기업부(2019)에서 실시한 성과평가에 따르면, 스마트공장도입 후 공정개선 효과가 15%에서 40% 정도 있다 밝히기도 하였다. 하지만 이러한 결과는 단순 도입 전후를 비교한 것이지 스마트공장 도입에 따른 인과효과(causal effects)라고 보기는 어렵다. 실제로 인과효과를 고려한 일부 선행 연구(김민호 외, 2019; 방형준·노용진, 2019)에서는 스마트공장을 도입하더라도 공정개선이나 고용증가 효과가 발생하지 않을 수 있음을 밝히기도 하였다. 또한 스마트공장의 도입 효과에 대해서는 고용측면에서 상반되는 관

점들이 제시되었다. 일반적으로 스마트공장은 자동화를 촉진하기 때문에 단순 업무가 기계로 대체되어 고용감소를 야기할 것이란 우려가 높지만(Acemoglu and Restrepo, 2017; 방형준·노용진, 2019; 양혁승 외, 2017), 스마트화로 인해 매출과 생산성 증대가 발생하고 궁극적으로 신규 고용창출 규모가 대체효과보다 커질 가능성도 여전히 존재한다. 즉, 자동화로 인한 고용 대체효과(substitution effect)와 매출 증대 및 생산성 증가로 인해 고용이 창출되는 소득효과(income effect)가 병존할 수 있다. 이처럼 상반되는 결과가 나타날 가능성이 존재하지만, 인과효과 분석에 적합한 식별전략(identification strategy)과 분석 자료를 채택한 연구는 불충분한 상황이다.

이에 본 연구는 스마트공장 도입이 사업체에 미치는 효과를 인천광역시에 위치한 제조기업의 매출과 고용을 중심으로 파악하고자 한다. 이를 실증적으로 분석하기 위해 PSM-DID event study(성향점수매칭-이중차분 사건사 분석) 방법론을 활용하였으며, 역 인과관계를 통제하고 순수한 스마트공장 도입 효과를 도출하기 위해 시차변수(전기의 매출, 또는 고용자 수, 연구개발비)를 통제변수로서 추가하였다. 분석결과를 간략히 요약하자면, 스마트공장의 도입으로 인해 매출과 고용에서 평균 약 10%의 증가 효과가 발생하였다. 또한, 이질성 분석(heterogeneity analysis)을 수행하여 사업체의 고유특성에 따라 스마트공장 도입 효과가 상이한지 파악하고자 하였다. 스마트공장의 도입에 따른 기대효과는 업종과 업력(業歷)에 의해 상이할 수 있음을 나타내는 결과를 도출하였다. 이를 통해 향후 스마트공장의 양적·질적 확대 기초에 효율성을 더할 수 있는 의미 있는 시사점을 제시할 수 있을 것으로 기대한다.

본 연구는 다음과 같이 구성된다. II장은 스마트공장의 도입 효과를 분석한 기존 선행연구를 검토하고, 본 연구의 차별성을 제시한다. III장은 본 논문에서 활용하고자 하는 분석 자료와 표본의 구성 등 주요변수에 대한 설명을 구체적으로 설명하고, 스마트공장의 도입 효과를 어떻게 분석할 것인지에 대한 식별전략을 제시한다. IV장은 이러한 식별전략을 활용해 추정된 분석결과를 제시하고, 나아가 사업체 고유특성에 따른 이질성 분석을 실시한다. 마지막 V장에서는 연구의 시사점 및 한계를 정리한다.

II. 선행연구 고찰

본 장에서는 스마트공장 도입 효과를 분석한 문헌을 세 가지 사항을 중심으로 검토한다. 첫 번째, 스마트공장이 고용에 미치는 영향은 대체효과와 소득효과 요인이 복합적으로 작용하여 양(+) 혹은 음(-)의 결과가 나타날 수 있는 점을 고려하여 상반된 연구 결과가 어떻게 제시되었는지 파악한다. 두 번째, 스마트공장 도입의 효과는 사업시기, 사업체 특성 등에 따라 이질적인 영향이 나타날 수 있으므로 이에 대한 기존 연구결과를 파악하여 향후 분

석에 활용하고자 한다. 세 번째, 스마트공장 도입으로 인한 인과 효과를 어떠한 방법론으로 분석했는지 검토하고 이를 수행하기 위해 주의해야 할 사항을 파악한다.

스마트공장 국내 도입이 확산하면서 이와 관련한 인과효과를 추정하고자 하는 연구들이 있어왔다. 이환웅(2021)은 스마트공장 도입기업(처치집단)과 도입하지 않은 기업(통제집단)을 나누어 PSM-DID event study 분석을 실시하였다. 매출 분석에서는 일부 기간(2017년)에 스마트공장을 도입한 기업에 대해서만 4.5%가량 매출 증가가 나타난 것으로 분석되었고, 고용에 대해서는 그 효과가 4~6% 수준인 것으로 나타났다. 박양신·지민웅(2020)은 DID 기법을 활용하여 스마트공장 도입 효과를 추정하였는데 매출과 고용지표 모두에서 0.03~0.06%의 증가가 나타났다고 밝혔다. 관련된 해외 연구를 살펴보면 로봇 등의 도입으로 인해 단순 직무의 자동화가 발생하고, 이로 인해 고용억제가 야기된다고 밝혔으나(Acemoglu and Restrepo, 2017), 이는 단기적인 결과에 불과하며 장기적으로는 투자 증대가 발생하여 궁극적으로 스마트공장 도입에 따라 노동수요 증가가 발생할 수 있음을 일부 해외 보고서에서 주장하고 있다(Boston Consulting Group, 2015; Roland Berger, 2016).

전술한 국내 연구들은 공통적으로 스마트공장 도입 효과가 양의 인과효과가 있음을 밝혔지만, 후술할 두 연구는 스마트공장 도입이 매출 또는 고용에 유의미한 영향을 미치지 않음을 보여준다. 김민호 외(2019)는 한국개발연구원에서 자체 수집한 설문조사를 바탕으로 스마트공장 도입 효과를 추정하였으며, 1차 차분모형을 활용하여 이를 분석한 결과 매출과 고용에 있어 유의미한 영향이 없었음을 보였다. 방형준·노용진(2019)도 DID 기법을 활용하여 고용에 대한 인과효과를 추정하였으나 전술한 연구결과와 같은 맥락의 결과를 도출해내었다. 이상의 선행 연구결과에서 살펴볼 수 있듯이 스마트공장 도입이 매출과 고용에 미치는 영향에 대해 일관된 결과가 도출되지 않았다.

위에서 기술한 연구들의 주요 목적은 제조업체의 스마트공장 도입을 촉진하기 위한 정책개입의 효과를 파악하는 것이다. 정책개입 이전과 이후의 기업 성과 변화를 관측할 수 있다면, 분석방법론 관점에서는 스마트공장 도입을 처치변수(treatment variable)로 간주하고 이중차분분석(difference-in-differences)을 실시하는 것이 정책개입 효과의 인과성 파악에 적합하다. 매출 및 고용과 같은 사업체의 성과에 미치는 처치효과(treatment effect)가 시간이 흐름에 따라 변화할 수 있는 동태적 가능성을 고려하기 위해 일부 연구에서는 PSM-DID event study 식별전략으로 활용하였다(이환웅, 2021). 해당 방법은 정책 도입 전 기준연도(reference year)와 비교하여 어느 정도 크기의 효과가 발생하는지를 관찰한다. 이때 분석의 기준연도를 어느 시점으로 결정할지는 연구자의 식별전략과 정책분석 관점에 따라 달라지기 때문에 정책수행 여건을 검토하는 과정에서 선제적으로 이루어져

야 한다.

일반적으로 정책개입의 직전 연도를 기준연도로 설정할 수 있다. 이환웅(2021)의 연구는 도입 직전 연도를 기준연도로 설정하였다. 본 연구에서는 사업체가 최초로 스마트공장 도입을 고려하고 선제적으로 제반 사항을 준비하는 시점이 언제인지를 중요하게 고려하였다. 다시 말해 스마트공장 도입을 위한 사전적 움직임이 없었던 시기와 대비했을 때 매출과 고용이 얼마만큼 변화하였는지를 관찰하고자 하였다. 스마트공장을 도입하기 위해서는 사전에 해당 공장에서 자동화, 정보화가 필요한 요소를 파악해야 하며, 이에 대한 적절한 대응 계획수립은 성공적 도입에 있어 중요한 사항이다. 이를 위한 사전 컨설팅 정책지원 사업도 활발하다. 스마트공장 보급·확산 사업에 참여하는 기업들은 보조금을 지원받는 시점 이전부터 관련 사항을 준비하는 경우가 일반적이다. 중소기업기술정보진흥원에서 조사하는 「중소기업정보화수준조사」도 스마트공장 도입 의향에 대한 질문으로 향후 2년 이내의 도입 의사 여부를 질문한다. 따라서 도입 직전 연도를 기준연도로 설정하기보다는 그 이전 시점을 기준연도로 설정하는 것이 바람직하다고 볼 수 있다. 이에 본 연구에서는 보조금을 지원받기 2년 전을 사전적인 움직임이 없는 상태로 가정하여 스마트공장 도입 시점을 기준으로 2년 전을 기준연도로 설정하도록 한다.

기존 연구들을 종합하면, 스마트공장 도입에 따른 인과효과를 분석한 국내 연구들은 그 효과의 유의미성이나 규모 측면에서 일관되지 않은 결과들을 보고하고 있다. 이에 본 연구는 선행연구에 근거하여 인과효과 분석에 적합한 방법론을 적용하고, 스마트공장 도입 효과를 추정함에 있어 시간의 흐름에 따라 그 효과가 변화될 수 있는 점을 고려하여 식별전략을 수립한 측면에서 선행 연구들과 차별성을 갖는다. 나아가 사업체 고유특성에 따라 효과가 상이해질 수 있는 점을 반영하였다는 점에서도 이전 연구와 차별되는 유의미한 연구결과를 제공한다. 이를 위한 식별전략은 다음 장에서 구체적으로 논의한다.

III. 분석틀

1. 분석방법: PSM-DID event study

스마트공장 도입이 사업체의 매출과 고용에 미치는 인과효과를 추정하기 위해 본 연구에서는 PSM-DID event study 방법론을 활용한다. 본 연구에서 동태적인 인과효과를 추정하는 모형은 수식 (1)과 같다.

$$Y_{i,t} = X'_{i,t-1}\beta + \sum_{\tau \neq -2} \gamma_{\tau} SF \times 1[t = \tau] + \mu_i + \theta_t + \epsilon_{i,t} \quad (1)$$

수식 (1)의 성과변수($Y_{i,t}$)는 로그매출액과 로그고용자수이며 개별 사업체 i 의 t 시점에서의 로그매출액과 로그고용자수를 의미한다.

다. 본 연구에서 주목하고자 하는 것은 스마트공장 도입 여부를 나타내는 처치더미 SF 와 스마트공장 도입 시점을 기준으로 상대 시점을 나타내는 지시함수(indicator function)의 교호항(interaction term)의 추정치 γ 이다. τ 는 스마트공장 도입 시점에 대한 상대연도를 나타낸다. 본 연구에서 활용하는 자료에는 사업체의 특성을 나타내는 지표가 제한되어 있어 분석과정에서 관측되지 않은 사업체 고유특성(unobserved characteristics)이 존재할 가능성이 있다. 이를 통제하기 위해 사업체 고정효과(μ)를 통제하고 연도 더미(θ)를 추가한 이원고정효과모형(2-way fixed-effect model)을 활용한다. 이원고정효과모형은 관측되지 않은 사업체 고유특성과 같은 시간불변 요인들(time-invariant characteristics)을 통제하고, 각 연도에서 사업체들에 공통적으로 발생하는 충격(year-specific common shock)에 대한 효과도 통제할 수 있는 장점이 있다.²⁾ X_{it-1} 에는 시변 하는 시차변수(time-varying lagged variable)인 전년도의 연구개발비 변수와 전술한 역 인과관계를 통제하기 위해 전년도의 매출액 혹은 고용자 수를 추가하였다. ϵ_{it} 는 사업체 수준에서 오차항을 의미하며, 여러 선행연구에서도 지적하였듯이 이분산성과 자기회귀가 동시에 존재할 가능성이 존재하기 때문에 사업체 수준에서 군집화된 표준오차(clustered standard errors)로 계산하여 오차항을 추정한다(한치록, 2021; Abadie et al., 2017).

스마트공장 도입을 선택하는 처치 여부에 있어 내생성(endogeneity) 문제가 발생할 가능성이 있다. 예컨대, 규모가 크고 성장 가능성이 높으며 재정적으로 여유가 있는 사업체는 성장을 위한 적극적인 투자가 가능하여 스마트공장을 도입하므로 성장할 가능성이 높지만, 재정적으로 여유가 없는 영세한 사업체의 경우 스마트공장 도입을 고려하기보다는 주어진 인프라하에서 매출액을 극대화할 가능성이 높다. 이러한 문제로 인해 스마트공장을 도입한 사업체와 도입하지 않은 사업체 간 고유한 특성(기업규모, 설립연도 등)이 상이할 가능성이 높다. 따라서 스마트공장 도입-비도입 기업 간 발생할 수 있는 내생성 문제를 고려하여 분석틀을 수립하지 않으면 추정치에 선택편의(selection bias)가 발생할 수 있다(Ashenfelter and Card, 1985). 이를 위해 본 분석은 처치집단과 통제집단을 나눌 때 성향점수매칭(propensity score matching, 이하 PSM)을 활용하였으며(Rosenbaum and Rubin, 1983), 세부적인 통제집단 자료구축 방법은 다음 절에서 논의한다.

2. 분석자료 및 표본구성

본 연구는 최태림 외(2021)에서 활용된 한국기업데이터(Korea Enterprise Data, 이하 KED) 패널자료를 바탕으로 스마트공장의 도입 효과를 추정하였다. 해당 자료는 인천광역시에 위치한 제조기업을 대상으로 2014년부터 2019년까지의 매출액, 고용자

수, 연구개발비 등의 정보가 있어 본 연구수행에 적합하며, 특히 사업체의 규모, 설립연도, 표준산업분류 등의 정보도 존재해 사업체 고유특성에 의해 야기되는 효과를 통제할 수 있다는 장점도 있다. 본 연구는 중소기업을 분석대상으로 제한한다. 이는 스마트공장 도입 지원정책이 중소기업체를 대상으로 하고 KED 원시 자료 기준 대기업의 비중이 0.5% 미만에 불과해 분석결과의 대표성이 저해될 우려가 있는 점을 반영한 것이다. 본 연구는 표본선택을 위해 KED의 중소기업 정의(당기 순이익 600억 원 미만)를 적용하였으며, 매출 및 고용자 모형 모두 동일 기준을 반영하였다. 2019년 기준 휴·폐업한 공장과 지표의 시계열 자료 확보가 어려운 기업은 표본에서 제외하였다(Ericson and Pakes, 1995; Melitz, 2003).

또한 본 연구에서 스마트공장 도입으로 인해 야기되는 효과를 측정할 성과변수(outcome variable)는 로그매출액과 로그고용자수를 선정하였다. 절대적 규모의 매출액과 고용자 수의 증가를 파악하기에는 기업 규모별로 두 성과변수의 차이가 크므로 두 성과변수에 대해 로그를 취해 도입 효과를 추정한다. 처치변수는 전술하였듯 스마트공장의 도입 여부로 정의하였으며, 이를 기준으로 처치집단과 통제집단을 설정하였다. 다만, 앞서 언급한 내생성을 완화하기 위해 기존 통제집단(스마트공장을 도입하지 않은 사업체)을 대상으로 PSM을 거쳐 하위집단(sub-group)을 통제집단으로 재설정하였다. PSM은 성향점수(propensity score, 이하 PS)로 계산된 가중치를 바탕으로 스마트공장을 도입하지 않은 사업체 관측치 중 일부 관측치를 하위집단으로 설정하는 과정이다. 본 연구는 로짓모형(logit model)을 활용하여 연도별(2014, 2015, 2016, 2017, 2018, 2019) 성향점수를 추정하였다. 스마트공장 도입 여부와 성과변수 변화에 동시에 영향을 미칠 가능성이 높은 기업규모, 설립연도, 스마트공장을 도입하기 전의 매출액 대비 연구개발비 비중, 그리고 자산 대비 부채 비중 등을 PS측정을 위한 공변량(covariates)으로 선택하였다. 스마트공장을 실제로 도입하지 않은 관측치(통제집단)에 대해서는 스마트공장을 도입하지 않았기 때문에 해당 조사연도의 정보를 PS 계산 시 공변량(covariates)에 반영하였다. 각 변수에 대한 구체적 정의는 <Table 1> 각주에 명시하였다.

추정된 성향점수를 토대로 nearest neighbor matching을 활용한 one-to-two matching을 실시하였다. 해당 매칭방법은 스마트공장을 도입한 관측치와 가장 유사한 두 개의 비도입 사업체를 1:2 매칭하는 방법이며, 이를 통해 매칭된 비도입 사업체는 반사실적 대조군(counterfactual)으로서 정의된다. 반사실적 대조군과 매칭된 실제 스마트공장 도입 기업이 스마트공장을 도입한 지 3년이 경과하였으면, 반사실적 대조군도 이와 동일한 '+3'의 도입시점을 부여받는다. 본고에서는 이러한 내용을 가상의 스마트공장 도입에 대한 상대연도(placebo relative year to the introduction to smart factory system)로서 정의한다(식 (1))

Table 1. Results of the balancing test for PSM throughout event windows

Panel A. Pre-matched Sample	Introduced			Non-introduced			Mean Difference ⁴⁾
	Obs.	Mean	S. D.	Obs.	Mean	S. D.	
Size category ¹⁾	2,596	2.3914	0.7106	46,814	1.5263	0.6668	-0.8650***
Establishment ²⁾	2,596	2000.797	10.6442	47,329	2005.651	9.4095	4.8542***
Pre-research/sales ³⁾	1,732	0.0349	0.0411	13,158	0.2309	8.9468	0.1960
Pre-liability/asset ³⁾	2,464	0.6124	0.2055	47,252	0.6733	1.2810	0.0609*
Panel B. Matched Sample	Introduced			Non-introduced			Mean Difference ⁴⁾
	Obs.	Mean	S. D.	Obs.	Mean	S. D.	
$T = -5$							
Size category ¹⁾	178	2.1405	0.7111	39	2.3077	0.7662	0.1672
Establishment ²⁾	178	2003.326	9.5157	39	2001.590	8.8220	-1.7361
Pre-research/sales ³⁾	121	0.0364	0.0434	39	0.0299	0.0303	-0.0065
Pre-liability/asset ³⁾	178	0.6238	0.2185	39	0.6540	0.3429	0.0301
$T = -4$							
Size category ¹⁾	283	2.2332	0.7061	113	2.3009	0.6531	0.0677
Establishment ²⁾	283	2002.668	9.6011	113	2001.195	9.8424	-1.4732
Pre-research/sales ³⁾	195	0.0349	0.0418	113	0.0390	0.0429	0.0042
Pre-liability/asset ³⁾	283	0.6233	0.2077	113	0.6364	0.2748	0.0131
$T = -3$							
Size category ¹⁾	358	2.2765	0.7054	153	2.3333	0.6070	0.0568
Establishment ²⁾	358	2001.844	10.2519	153	2002.255	10.1460	0.4113
Pre-research/sales ³⁾	242	0.0343	0.0407	153	0.0332	0.0445	-0.0011
Pre-liability/asset ³⁾	358	0.6198	0.2052	153	0.6184	0.2181	-0.0014
$T = -2$							
Size category ¹⁾	426	2.3592	0.7163	187	2.5134	0.6906	0.1542
Establishment ²⁾	426	2001.005	10.6351	187	1999.775	10.1760	-1.2293
Pre-research/sales ³⁾	299	0.0349	0.0416	187	0.0355	0.0478	0.0006
Pre-liability/asset ³⁾	426	0.6137	0.2059	187	0.5851	0.2257	-0.0286
$T = -1$							
Size category ¹⁾	447	2.3758	0.7163	207	2.3527	0.6656	-0.0232
Establishment ²⁾	447	2001.009	10.6027	207	2000.778	10.3459	-0.2312
Pre-research/sales ³⁾	299	0.0349	0.0416	207	0.0714	0.6052	0.0365
Pre-liability/asset ³⁾	427	0.6143	0.2060	207	0.6100	0.3670	-0.0042
$T = 0$							
Size category ¹⁾	368	2.4701	0.6919	214	2.4673	0.6617	-0.0028
Establishment ²⁾	368	2000.027	10.8301	214	1999.290	11.6655	-0.7375
Pre-research/sales ³⁾	241	0.0348	0.0383	214	0.0327	0.0439	-0.0021
Pre-liability/asset ³⁾	340	0.6054	0.2047	214	0.6106	0.2558	0.0052
$T = +1$							
Size category ¹⁾	273	2.5421	0.6691	161	2.5963	0.6459	0.0542
Establishment ²⁾	273	1999.275	11.0361	161	1999.062	11.1191	-0.2126
Pre-research/sales ³⁾	176	0.0340	0.0405	161	0.0323	0.0834	-0.0017
Pre-liability/asset ³⁾	245	0.6047	0.1958	161	0.5775	0.3259	-0.0272
$T = +2$							
Size category ¹⁾	167	2.6587	0.6284	92	2.6957	0.6065	0.0370
Establishment ²⁾	167	1997.659	11.4575	92	1997.598	9.6534	-0.0609
Pre-research/sales ³⁾	102	0.0349	0.0417	92	0.0251	0.0276	-0.0098
Pre-liability/asset ³⁾	139	0.5924	0.2013	92	0.5957	0.3597	0.0033
$T = +3$							
Size category ¹⁾	96	2.7708	0.6066	58	2.8276	0.5662	0.0568
Establishment ²⁾	96	1997.510	11.3332	58	1995.466	13.6526	-2.0449
Pre-research/sales ³⁾	57	0.0376	0.0455	58	0.0282	0.0441	-0.0095
Pre-liability/asset ³⁾	68	0.5806	0.2066	58	0.5617	0.2066	-0.0190

Note 1: Size category dummy is defined by small mom and pop store(1), small-sized(2), medium-sized(3), middle market enterprise(4)

Note 2: Firm's establishment year

Note 3: Pre-determined ratio before the introduction of smart factory system in the introduced group

Note 4: Difference=mean(0) - mean(1), H0: Difference=0

Note 5: Significance noted as *p<0.05, **p<0.01, and ***p<0.001

참조). 매칭 과정에 있어 스마트공장 도입 사업체에 여러 비도입 사업체가 중복 매칭된 경우, PS를 기준으로 하나의 비도입 사업체만 매칭되도록 하였다. 본 연구에서 관찰한 스마트공장 도입 전후 시점(도입 6년 전부터 5년 후)을 모두 분석에 활용하고자 하였으나, 일부 시점의 경우 표본의 크기가 충분치 않거나, 통제집단에서 매칭되는 관측치를 확보할 수 없었다. 이에 분석의 통계적 유의성을 확보하기 위해 분석 시점을 스마트공장 도입 4년 전 ($\tau = -4$)부터 도입 후 3년($\tau = +3$)까지로 제한하였으며, 결과적으로 분석에 활용한 총 관측치는 3,820개 기업(도입기업: 2,596개사, 미도입기업: 1,224개사)이다.³⁾ PSM을 통해 통제집단을 하위 집단으로서 재설정된 결과는 <Table 1>의 Panel B를 통해 확인할 수 있다. 본 분석은 스마트공장 도입 시점을 기준으로 도입 효과를 동적(dynamics)으로 확인하는 것이 목적이기 때문에 두 집단 간 유사성(balance)을 각 상대 시점별로 나타내었다(Chawla, 2022; Fang et al., 2021). 매칭으로 선택된 통제집단의 고유특성이 처치집단과 비교하여 통계적으로 차이가 나지 않아 선택편의 발생 가능성을 완화했다고 할 수 있다(Abadie, 2005; Borgschulte and Vogler, 2019; Rosenbaum and Rubin, 1983; Smith and Todd, 2005; Imbens and Rubin, 2015).

매칭 과정을 통해 구축한 두 집단에 대한 기초통계는 다음의 <Table 2>와 같다. 로그고용자수 및 연구개발비에 대한 관측치가 타 부문과 상이한 이유는 두 변수에 대해 전체표본(3,820개)에 일부 결측치(missing value)가 존재했기 때문이다. 이외 스마트공장 도입수준별로는 1-2단계가 다수를 차지하고 있고,⁴⁾ 규모별로는 소기업과 중기업에 해당하는 기업의 비중이 90% 가까이 되는 것으로 나타났다.⁵⁾ 또한 스마트공장의 도입시기별로 살펴본 결과 스마트공장 지원사업의 양적 확대가 본격적으로 일어나기 시작한 2016년 이후 도입 사업체 수가 크게 확대된 것을 알 수 있다.⁶⁾ 끝으로 업종별 분포를 살펴보면, ‘금속가공제품 제조업(기계 및 가구 제외)’, ‘전자부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업’, 그리고 ‘기타 기계 및 장비 제조업’의 비중이 높다(<Appendix 2> 참조). 전술한 세 산업의 경우 Kim et al.(2021)에 따르면 자본 집약적인 산업으로 분류되며, 이에 대한 추가적인 분석은 IV장에서 실시한다.

IV. 분석결과

1. 스마트공장 도입이 매출과 고용에 미친 효과

전술한 자료를 바탕으로 PSM-DID event study 방법론을 활용하여 스마트공장의 도입이 매출 및 고용에 미치는 효과를 추정할 결과는 다음과 같다(<Table 3> 및 <Figure 1> 참조). 본 연구의 주요인인 스마트공장의 도입 효과를 보면, 스마트공장 도입으로 인해 매출과 고용 모두 도입 2년 전을 기준으로 10% 중후반의 증가 효과가 발생하는 것으로 나타났다. 기준연도($\tau = -2$) 전의 추정치들이 통계적으로 유의하지 않은 것은 처치(스마트공장 도입) 전 두 집단 간 성과변수에 상이한 추세(pre-trend)가 발생하지 않음을 의미한다(Jeon and Pohl, 2017).

여기서 <Table 3>의 (1)열은 식 (1)에서 고정효과 변수와 시차 변수를 모두 포함하지 않은 경우, (2)열은 시차변수만 통제하지 않은 경우, (3)열은 식 (1)의 변수를 모두 고려한 추정결과이다. <Figure 1>은 (3)열의 결과를 도식화한 것이다. (1)열의 결과에 비해 (2)열이, (2)열의 결과에 비해 (3)열의 스마트공장 도입 효과가 보다 낮아진 것을 알 수 있으며, 이를 통해 고정효과와 시차 변수를 고려하지 않을 경우 과대 추정된(overestimated) 결과가 야기될 수 있음을 알 수 있다. 다만 시차변수를 활용함에 있어 변수에 결측치 문제가 발생해 (1)열과 (2)열의 관측치에 비해 표본의 크기가 작아진다. 이로 인해 표준오차가 다소 커지는 문제가 발생하지만, 본 연구에서는 시차변수를 회귀식에 추가함으로써 보다 정확한 스마트공장 도입 효과를 도출하고자 하였다. 또한 본 연구의 최종모형 R-squared 값은 0.07~0.11 정도로 낮은 수준으로 나타났다. 이는 KED 제공 자료의 한계로 인해 개별기업의 매출 및 고용 변동을 설명하는 충분한 독립변수를 포함하지 못한 것에 기인하는 것으로 판단된다. 본 연구의 PSM-DID 방법론을 활용한 유사 연구들(Kim and Koh, 2022; Kong and Zhou, 2021; Lawler, 2020)에서도 R-squared 값은 유사한 범위(0.009~0.254)로 나타났다. 그럼에도 불구하고 본 연구의 중점 관심인 스마트공장 도입으로 인한 시점별 고용 및 매출 변화에 두 집단 간 유의미한 차이를 통계적으로 확인할 수 있는 점에서 본 분석은 여전히 의미 있는 결과를 제공한다. 이외 식 (1) 추정에 있어 활용된 통제변수들에 대한 세부적인 추정값은 <Appendix 3>

Table 2. Descriptive statistics

	Variable	Obs.	Mean	S. D.	Min	Max
A. Outcome	In_sales	3,820	16.009	1.3181	4.7875	20.9644
	In_workers	2,737	3.7136	1.0309	0.6932	7.6372
B. Firm-level characteristics	Size	3,820	2.6142	0.6975	1	4
	Year	3,820	2016.708	1.6696	2014	2019
	Research	3,086	594,390.3	2,302.7	1	92,200.0

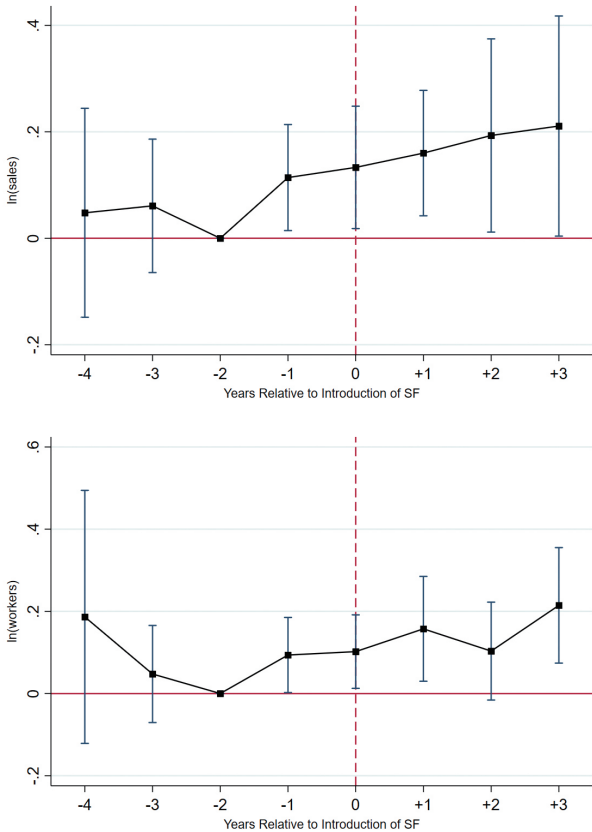


Figure 1. Main findings: the effects of SF on sales and Workers

에서 확인할 수 있다.

2. 이질성 분석

본 절에서는 사업체의 고유한 특성에 따라 분석결과가 상이하게 나타날 수 있음을 감안하여 이질성 분석을 수행한다. 이질성 분석은 생산요소 투입 집적도와 기업 업력으로 구분하여 접근한다. 생산요소를 고려한 것은 업종별, 기업별 투입산출구조가 다르기 때문이며, 기업 업력은 기업의 운영 효율성 차이 등을 감안하기 위해서이다.

우선 제조업 내에서는 각 세부 산업별 투입산출 구조가 상이하기 때문에 스마트공장 도입으로 인해 발생하는 효과도 서로 다를 가능성이 존재한다. 이를 고려하여 산업별 생산요소 집약도(intensity)에 따라 이질성 분석을 실시하였으며, 집약도를 분류하는 기준은 Kim et al. (2021)을 참고하였다(표본 구성 산업분류 <Appendix 2> 참고). 분석결과는 다음의 <Figure 2>와 같다. 매출액 증가 측면에서 노동집약적인 산업의 경우 스마트공장을 도입하더라도 매출에 대한 유의미한 변화가 발생하지 않는 것으로 나타난 반면, 자본 집약적인 산업의 경우 스마트공장을 도입함에 따라 양의 효과가 발생하였다. 고용측면에서는 노동집약적인 산업의 경우 부분적으로 스마트공장 도입에 대해 양의 효과가 나타

Table 3. The effects of SF on sales and workers

Interaction term	Outcome variable: ln_sales		
	(1)	(2)	(3)
$\tau = -4$	-0.0394 (0.0709)	-0.0505 (0.0692)	0.0478 (0.1000)
$\tau = -3$	-0.0487 (0.0589)	-0.0340 (0.0566)	0.0609 (0.0639)
$\tau = -2$	Reference year		
$\tau = -1$	0.1250** (0.0435)	0.1281*** (0.0402)	0.1141* (0.0508)
$\tau = 0$	0.2015*** (0.0460)	0.1761*** (0.0440)	0.1332* (0.0586)
$\tau = +1$	0.2112*** (0.0511)	0.1791*** (0.0491)	0.1600** (0.0600)
$\tau = +2$	0.2534*** (0.0684)	0.2145** (0.0693)	0.1931* (0.0924)
$\tau = +3$	0.1897* (0.0847)	0.1653* (0.0839)	0.2108* (0.1053)
Obs.	3,820	3,820	1,690
R-squared	0.10	0.10	0.11
Firm FE		Y	Y
Lagged			Y

Interaction term	Outcome variable: ln_workers		
	(1)	(2)	(3)
$\tau = -4$	0.1361 (0.1040)	0.1507 (0.1111)	0.1865 (0.1569)
$\tau = -3$	0.0737 (0.0485)	0.1014 (0.0502)	0.0475 (0.0602)
$\tau = -2$	Reference year		
$\tau = -1$	0.0663 (0.0415)	0.0764 (0.0430)	0.0937* (0.0466)
$\tau = 0$	0.1329*** (0.0379)	0.1231** (0.0388)	0.1020* (0.0456)
$\tau = +1$	0.1700*** (0.0499)	0.1509** (0.0512)	0.1574* (0.0650)
$\tau = +2$	0.1423** (0.0507)	0.1201* (0.0518)	0.1033 (0.0607)
$\tau = +3$	0.2473*** (0.0635)	0.2225*** (0.0650)	0.2146** (0.0716)
Obs.	2,737	2,737	1,965
R-squared	0.05	0.06	0.07
Firm FE		Y	Y
Lagged			Y

Note: For statistical inference, we calculate standard errors corrected for heteroskedasticity and clustered at the firm level by allowing for serial correction within a firm. Significance noted as * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, and *** $p < 0.001$

났으며, 자본 집약적인 산업의 경우 <Figure 1>의 결과와 마찬가지로 10% 중후반의 양의 효과가 나타나는 것으로 도출되었다. 전

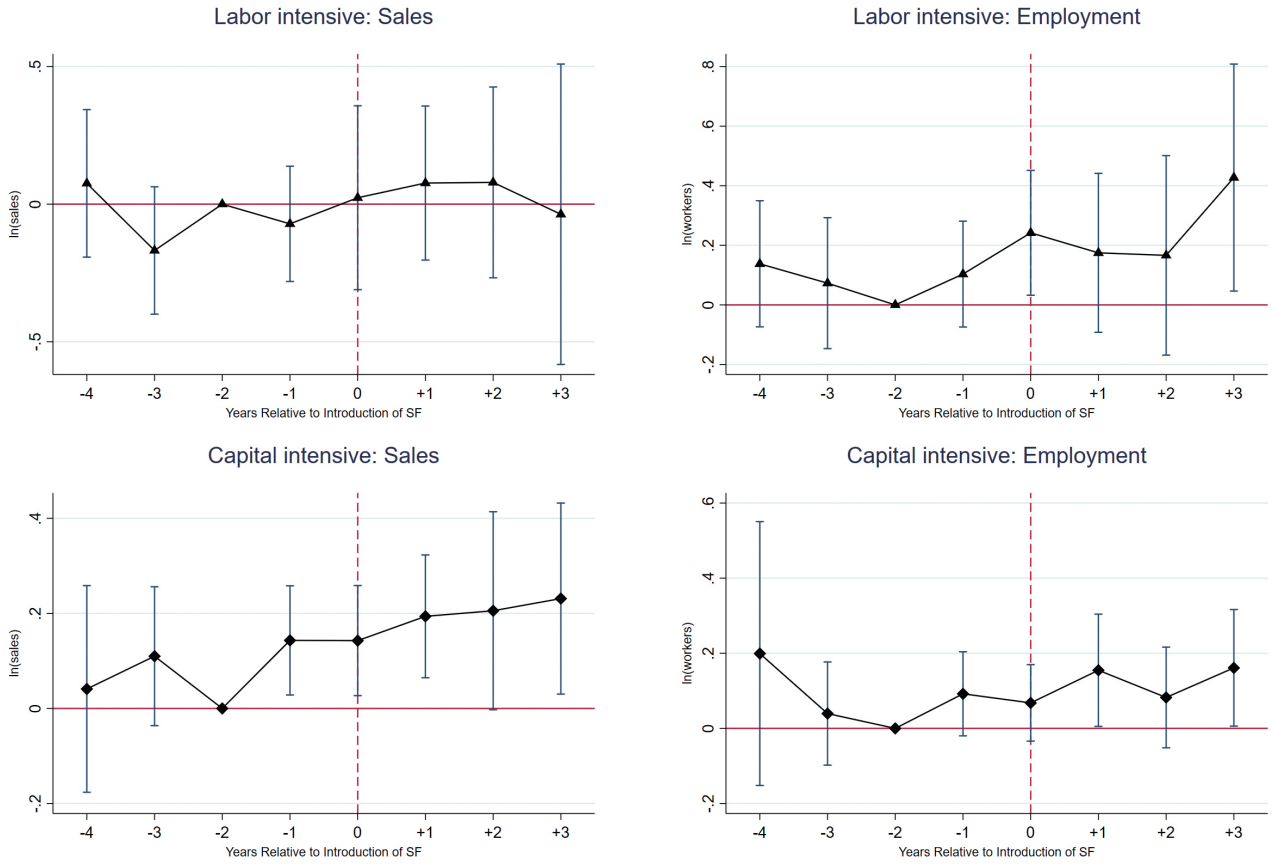


Figure 2. Heterogeneity analysis by factor input intensity

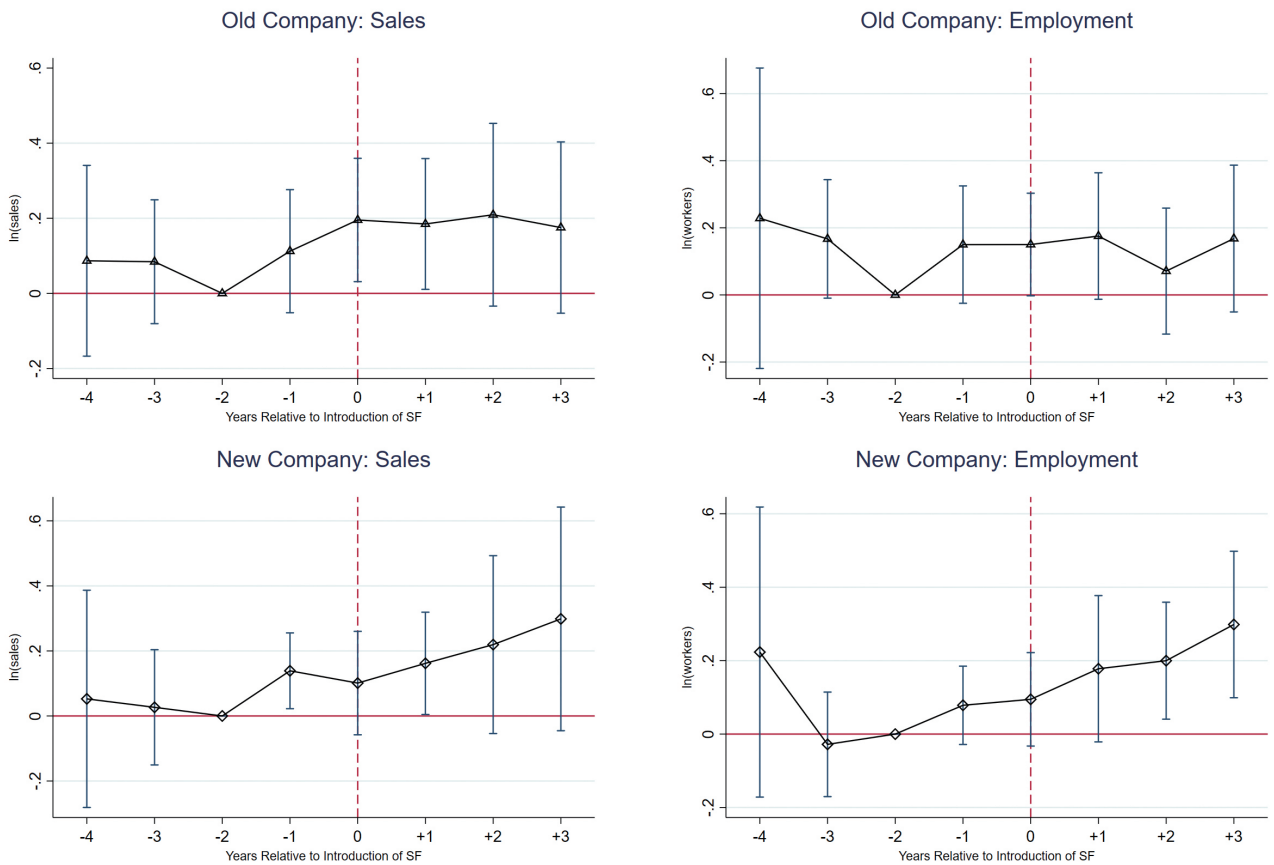


Figure 3. Heterogeneity analysis by firm's age

반적으로 스마트공장 구축으로 인한 디지털 생산요소 도입은 자본 집약적 산업에서 성과가 더욱 뚜렷이 나타났다.

마지막으로 기업의 업력에 따라 두 집단으로 나누어 이질성 분석을 실시하였다. 업력이 20년을 넘은 장년기업(1999년 12월 전에 설립된 기업)과 업력이 상대적으로 짧은 신생 혹은 청년기업(2000년 1월 이후에 설립된 기업)으로 구분하였다.⁷⁾ 분석결과는 <Figure 3>에 제시하였다. 업력이 오래된 기업의 경우 스마트공장의 도입으로 인해 매출과 고용 모두 단기적인 효과(short-term effect)만 가지는 것으로 나타났다. 도입한 지 2년이 지난 시점($\tau = +2$) 이후로는 통계적으로 유의한 추정치가 도출되지 않았다. 신생 혹은 청년기업의 경우 매출측면에서는 업력이 오래된 기업과 마찬가지로 스마트공장 도입으로 인해 단기적인 효과를 가지는 것으로 나타났으나, 고용의 경우 단기적인 효과보다는 오히려 장기적인 효과(long-term effect)를 가지는 것으로 나타났다. 신생기업의 경우 스마트공장 도입 효과의 지속성이 높은 것으로 나타났다. 본 이질성 분석의 결과를 해석하는 데 주의해야 할 점은 업력이 오래되지 않은 신생기업은 매출액, 고용자 수가 업력이 긴 기업보다 작아 성장률의 변동이 상대적으로 크게 나타날 가능성이 있다는 것이다. 실제로 이를 검토한 결과, 전술한 특성이 신생기업에서 더 작은 것으로 나타났다.

V. 요약 및 결론

본 연구는 인천광역시에 위치한 제조업체를 대상으로 스마트공장 도입에 따른 인과효과를 매출과 고용 측면에서 분석하여 스마트공장 보급 및 확장 정책에 대한 시사점을 도출하는 데 목적이 있다. 이를 위해 정책효과 분석에 주로 활용되는 DID event study를 식별전략으로 채택하였으며, 사업체의 스마트공장 도입 결정 과정에 발생할 수 있는 내생성을 완화하기 위해 PSM을 추가적으로 적용하여 스마트공장 도입 효과를 추정하였다.

스마트공장의 도입에 따라 인천광역시에 위치한 제조업체는 대조군 사업체 집단에 비해 매출과 고용에서 모두 약 10% 중후반 정도의 양의 효과를 경험한 것으로 나타났다. 생산 자동화와 스마트공장 도입에 따른 고용감소를 우려한 기존 선행연구들(Acemoglu and Restrepo, 2017; 방형준·노용진, 2019; 양혁승 외, 2017)이 존재하지만, 본 연구에서는 고용감소 효과가 나타나지 않았다. 이러한 결과가 도출된 이유를 현재 스마트공장 도입 기술의 성격 및 수준과 연관 지어 해석해볼 수 있다. 스마트공장 도입 정책이 시행된 지 수년이 지났지만 현장에서 시행되는 대부분의 사업들은 기초수준인 1단계 혹은 2단계 수준에 머물러 있다(최태림, 2021).⁴⁾ 1-2단계는 생산체계의 표준화, 정보관리의 디지털화, 생산정보 모니터링 등 정보의 생산, 수집, 활용에 집중되어 있다. 스마트 공장 4-5단계에 해당하는 생산의 자율제어, 자동화, 지능화 등은 전국에서 소수의 선도적인 사례만 보고되는 실

정이다. 따라서 현재의 스마트공장 보급 수준이 고용대체가 광범위하게 발생할 수 있는 자율지능생산 단계에 도달하지 않아 고용 대체 효과가 본 분석에서 나타나지 않은 것으로 판단된다. 따라서 본 연구에서 제시한 고용증가 효과는 현시점의 기술적, 경영적 여건에 근거한 결과로 이해하는 것이 바람직할 것이다. 향후 정보화 수준의 사업들이 마무리되고 자동화, 지능화 기술이 확산되는 단계가 되면 고용에 대한 부정적인 영향이 현실화할 가능성을 염두에 둘 필요가 있다. 즉, 인공지능을 포함한 디지털 기술 발전이 지속되고 제조업의 적용이 확산할 것을 고려하여야 하며, 향후 생산체계의 스마트화에 대한 영향을 엄밀히 분석할 수 있도록 정부차원의 행정자료 구축과 사업평가를 체계화하는 것이 요구된다. 또한 본 연구는 사업체의 고유한 특성에 따라 스마트공장 도입 효과가 상이해질 가능성을 반영하여 이질성 분석을 추가로 실시하였다. 대체로 자본 집약적인 기업과 업력이 상대적으로 짧은 신생기업에서 매출과 고용 효과가 더 뚜렷하게 나타났다. 인력투입에 대한 의존도가 높은 기업은 여전히 생산 및 관리 활동을 디지털화 할 수 있는 역량이 낮고 그로 인한 성과도 불투명한 것으로 판단되며, 신생기업의 경우 새로운 디지털 기술을 유연하게 받아들일 수 있어 상대적으로 양호한 결과가 나타난 것으로 볼 수 있다. 따라서 업종과 기업의 특성을 고려한 맞춤형 지원체계를 수립하는 것이 중요할 것이다.

제조업의 디지털화는 제조업의 경쟁력 강화를 위한 국가적인 정책 담론이 되었고 이에 따라 중앙정부 주도의 정책 사업으로 구체화되어 왔지만(Reischauer, 2018), 지역산업의 경쟁력 강화 관점에서 정책적인 논의는 일부 해외 연구를 제외하고는 충분히 이루어지고 있지 못하다. 예를 들면 Barzotto et al.(2020)은 디지털 기술과 기존의 스마트 특성화 전략(smart specialization strategy)을 연계하여 낙후된 유럽지역의 산업 활성화를 도모하는 전략을 논의하였고, Götz and Jankowska(2017)는 지역산업 클러스터의 특징이 디지털 전환을 촉진할 수 있는지 여부를 제시하였으며, Laffi and Boschma(2022)는 지역산업의 구조적 특성과 디지털 기술혁신과의 연관성을 분석하였다. 이러한 해외 연구들은 지역의 산업적인 특성들이 디지털 전환과 어떠한 연관성을 갖는지에 대해 중점을 두고 연구하고 있다. 향후 우리나라의 지역을 대상으로 산업의 디지털 전환을 촉진하는 지역 산업적 특성들을 이해하고 이를 바탕으로 한 정책논의를 제시하는 연구가 필요할 것이다.

마지막으로 연구의 한계점은 다음과 같다. 본 연구는 인천광역시에 위치한 제조업을 대상으로 분석하였기에 그 결과를 일반화하는 데 주의할 필요가 있다. 인천광역시의 스마트공장 도입 제조업은 주로 전자, 전기부품 제조업, 금속제품 가공업, 화장품 제조업 등 일부 업종에 특화되어 있다. 업종의 특성에 따라 디지털화 요구와 전략이 다르며 이에 따른 기대효과도 차이가 날 수 있으므로 다른 지역에 대한 연구는 이와는 상이한 결과가 나타날 수

있다. 전국적으로 스마트공장 도입 사업에 참여한 기업 가운데 대략 6-7%만이 인천광역시에 위치해 있으므로 다른 지역사례들에 대해서는 그에 적합한 연구가 진행될 필요가 있다. 이렇게 지역을 기반으로 한 제한된 사례를 근거로 분석한 한계가 존재하지만, 본 연구는 분석과정에서 발생할 수 있는 내생성 및 선택편의를 통제하여 스마트공장 도입 효과의 인과관계를 추정했다는 점에서 의미가 있다. 또한 정부는 다년간에 걸쳐, 특히 2016년 이후 스마트공장의 양적보급 및 확산을 위해 상당한 재정을 투자하였으며 현재는 스마트 등대공장 구축과 같은 고도화 사업을 확장하고 있어 스마트공장의 구축은 향후에도 주요 정책적 관심사가 될 것으로 예상된다. 따라서 본 분석결과는 스마트공장 도입에 대한 성과평가뿐만 아니라, 추후 정부의 중·장기적인 계획수립에 있어 의미 있는 시사점을 제시할 수 있을 것이라 기대한다. 더불어 사업체 고유특성(생산요소 투입 집약도 및 기업의 업력)에 따라 상이한 효과가 나타날 수 있는 점을 고려하여 수행한 이질성 분석을 통해 스마트공장 도입 효과가 모든 기업에서 동일하지 않을 수 있다는 가능성을 실증적으로 제시하였다는 점에도 의미가 있음을 밝힌다.

주1. 중소벤처기업부, 과학기술정보통신부 등의 부처에서 스마트공장, 스마트제조혁신 등과 대상으로 다양한 재정사업 지원이 이루어지고 있는 상황이며, 더불어 '스마트 제조혁신 비전 2025'라는 슬로건하에 30,000개의 스마트공장을 보급하는 목표도 수립되어 적극적인 지원이 이루어지고 있다(산업통상자원부, 2017).

주2. 본 연구에서 Hausman test를 실시한 결과, 임의효과모형(random-effect model)보다 고정효과모형을 사용하는 것이 적절한 것으로 나타났다.

주3. PSM을 통해 도출된 총 관측치는 3,970개 업체이나, 상대연도 중 도입이 전 6년, 도입 후 4-5년을 제외하면, 최종 관측치는 총 3,820개로 조정된다. 도입 후 4-5년은 매칭된 미도입 기업이 없어 분석 표본으로부터 제외하였으며, 도입 전 6년은 빈도수가 낮아 이를 포함할 경우 타 시점에 비해 표준오차가 크게 나타나 분석결과의 신뢰성을 확보하기 어려웠기 때문이다. 또한, PSM을 통해 스마트공장 도입 4년 전($\tau = -4$)의 통제그룹도 구축하였으나, 이는 전술하였듯 표본크기의 불충분으로 인해 분석에는 해당 시점에 대한 효과는 도출하지 않았으며, 대신 시차변수를 활용할 때 이에 대한 값을 이용하였다.

Relative year	Full sample (Obs.)			Truncated sample (Obs.)		
	Intro	Non	Total	Intro	Non	Total
$\tau = -6$	78	37	115	-	-	-
$\tau = -5$	178	39	217	178	39	217
$\tau = -4$	283	113	396	283	113	396
$\tau = -3$	358	153	511	358	153	511
$\tau = -2$	426	187	613	426	187	613
$\tau = -1$	447	207	654	447	207	654
$\tau = 0$	368	214	582	368	214	582
$\tau = +1$	273	161	434	273	161	434
$\tau = +2$	167	92	259	167	92	259

Relative year	Full sample (Obs.)			Truncated sample (Obs.)		
	Intro	Non	Total	Intro	Non	Total
$\tau = +3$	96	58	154	96	58	154
$\tau = +4$	27	-	27	-	-	-
$\tau = +5$	8	-	8	-	-	-
Total	2,709	1,261	3,970	2,596	1,224	3,820

주4. 스마트공장을 도입한 기업들의 도입수준별 현황은 다음의 표와 같다.

Level	level 1	level 2	level 3
Obs.	2,372	203	21
Prop.	91.4%	7.8%	0.8%

주5. 스마트공장을 도입한 기업들의 기업규모 현황은 다음의 표와 같다.

Size	Pop store	Small	Medium	Middle
Obs.	247	1,185	1,065	99
Prop.	9.5%	45.7%	41.0%	3.8%

주6. 스마트공장을 도입한 기업들의 도입연도 현황은 다음과 같다.

Year	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
Obs.	32	95	412	425	631	566	435
Ratio	1.2%	3.7%	15.9%	16.4%	24.3%	21.8%	16.8%

주7. 업력이 오래된 기업과 얼마 되지 않은 기업을 나누는 기준은 처치그룹에 속한 표본의 설립연도를 조사해, <Table 1>에 나타난 평균 설립연도 1999년을 기준으로 두 그룹을 나누었다. 따라서 1999년을 포함해 이전 기에 설립된 기업을 대상으로 오래된 기업으로, 2000년을 포함한 이후 연도에 설립된 기업을 신생기업으로 설정하였다.

인용문헌 References

- 김민호·정성훈·이창근, 2019. 「스마트공장 도입의 효과와 정책적 함의」, 세종: KDI 연구보고서.
Kim, M.H., Chung, S.H., and Lee, C.K., 2019. *Smart Factory: Economic Impacts and Policy Implications*, Sejong: KDI Working Paper.
- 김준, 2020. 「G밸리 도약을 위한 스마트공장 수요현황 및 도입효과 분석」, 구로구 구정연구반.
Kim, J., 2020. *Status of Demand for Smart Factory and Analysis of Effect through Its Introduction for the Leap into G-Valley*, Guro-gu, Local Autonomy Research Center.
- 박양신·지민웅, 2020. “국내 중소·중견기업의 스마트제조 구축 실태와 성과: 정부의 스마트공장사업 참여기업을 중심으로”, 『i-KIET 산업경제이슈』, 81: 1-11.
Park, Y.S. and Ji, M.W., 2020. “Status and Results of Smart Manufacturing by Korean SMEs and Mid-market Businesses Focused on Companies Participating in Government’s Smart Factory Project, *i-KIET Issues & Analysis*, 81: 1-11.
- 방형준·노용진, 2019. 「기계 분야 스마트공장 도입 촉진에 따른 고용변화」, 한국노동연구원 고용영향평가 연구보고서.

- Bang, H.J. and Nho, Y.J., 2019. *Employment Effects of Vitalizing the Robotics Industry*, KLI Employment Impact Assessment Working Paper.
5. 산업통상자원부, 2017. “스마트 제조혁신 비전 2025”. Ministry of Trade, Industry and Energy, 2017. “Vision 2025 for Smart Manufacturing Innovation”.
 6. 양혁승·이남형·김은정·박세범·신유정, 2017. 「스마트공장 도입이 고용에 미치는 효과: 해외 사례를 중심으로」, 서울: 국회예산정책처.
Yang, H.S., Lee, N.H., Kim, E.J., Park, S.B., and Shin, Y.J., 2017. *The Effects of the Introduction of Smart Factory on Employment: Evidence from the International Cases*, Seoul: National Assembly Budget Office.
 7. 윤영한, 2019. 「충북지역 스마트 팩토리 구축 동향 및 대응 전략」, 청주: 충북연구원.
Yoon, Y.H., 2019. *Strategies and Status for Smart Factory: Evidence from Chungbuk, South Korea*, Cheongju: Chungbuk Research Institute.
 8. 이정동·신기윤·최재원·정다운·김승환·이승민·박종혁·최성준·송진화, 2020. 「세계경제의 불확실성을 고려한 한국 4차산업혁명의 거시경제적 영향 분석」, 서울대학교.
Lee, J.D., Shin, K.Y., Choi, J.W., Jung, D.W., Kim, S.H., Lee, S.M., Park, J.H., Choi, S.J., and Song, J.H., 2020. *Economy-wide Impact Assessment of the 4th Industrial Revolution in Korea*, Seoul University.
 9. 이지훈·양원탁·최성환, 2019. 「전라북도 스마트공장 보급·확산 방안 연구」, 전주: 전북연구원.
Lee, J.H., Yang, W.T., and Choi, S.H., 2019. *A Study on the Promotion of the Spread of Smartization*, Jeonju: Jeonbuk Institute.
 10. 이환용, 2021. “재정사업의 효과성 평가에 관한 소고: 스마트공장 구축 지원 사업을 중심으로”, 「재정포럼」, 302: 8-29.
Lee, H.W., 2021. “Discussion of the Assessment for Budgetary Programs: Evidence from the Programs for the Promotion of the Spread of Smart Factory”, *Monthly Public Finance Forum*, 302: 8-29.
 11. 인천광역시, 2020. 「인천형 디지털 뉴딜 추진계획」, 인천. Incheon Metropolitan City, 2020. *Incheon-type Digital New Deal Plan*, Incheon.
 12. 중소기업벤처부, 2019. 「스마트공장 지원사업 성과조사분석연구」, 세종.
Ministry of SMEs and Startups, 2019. *A Study on the Performance of Smart Factory Support Programs*, Sejong.
 13. 최영록·임중수, 2019. 「경남지역 중소기업 스마트공장 도입전략」, 한국은행.
Choi, Y.R. and Im, J.S., 2019. *Strategies for the Introduction of Smart Factory to SMEs in Gyeongsangnam-do, South Korea*, Bank of Korea.
 14. 최태림·유광민·오수영·이하리, 2021. 「인천시 제조업의 디지털 전환 실태와 정책방향」, 인천연구원.
Choi, T.L., Yu, K.M., Oh, S.Y., and Lee, H.R., 2021. *A Study on the Digital Transformation and Policy for Incheon Manufacturing Industry*, Incheon Institute.
 15. 한치록, 2021. 「패널데이터강의」, 서울: 박영사.
 - Han, C.R., 2021. *Panel Data Analysis* (3rd ed), Seoul: Parkyongsa.
 16. Abadie, A., 2005. “Semiparametric Difference-in-Differences Estimators”, *The Review of Economic Studies*, 72(1): 1-19.
 17. Abadie, A., Athey, S., Imbens, G.W., and Wooldridge, J., 2017. *When Should You Adjust Standard Errors for Clustering?*, NBER Working Paper No. 24003.
 18. Acemoglu, D. and Restrepo, P., 2017. *Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets*, NBER Working Paper No. 23285.
 19. Ancarani, A., Di Mauro, C., and Mascali, F., 2019. “Backshoring Strategy and the Adoption of Industry 4.0: Evidence from Europe”, *Journal of World Business*, 54(4): 360-371.
 20. Ashenfelter, O. and Card, D., 1985. “Using the Longitudinal Structure of Earnings to Estimate the Effect of Training Programs”, *The Review of Economics and Statistics*, 67(4): 648-660.
 21. Barzotto, M., Corradini, C., Fai, F., Labory, S., and Tomlinson, P.R., 2020. “Smart Specialisation, Industry 4.0 and Lagging Regions: Some Directions for Policy”, *Regional Studies, Regional Science*, 7(1): 318-332.
 22. Borgschulte, M. and Vogler, J., 2019. “Run for Your Life? The Effect of Close Elections on the Life Expectancy of Politicians”, *Journal of Economic Behavior & Organization*, 167: 18-32.
 23. Boston Consulting Group, 2015. *Industry 4.0: The Future of Productivity and Growth in Manufacturing Industries*.
 24. Büchi, G., Cugno, M., and Castagnoli, R., 2020. “Smart Factory Performance and Industry 4.0”, *Technological Forecasting and Social Change*, 150: 119790.
 25. Chawla, I., 2022. “Benefitting from Investment Abroad? Evidence from Indian manufacturing”, *Asian and the Global Economy*, 2: 100022.
 26. Ericson, R. and Pakes, A., 1995. “Markov Perfect Industry Dynamics: A Framework for Empirical Work”, *The Review of Economic Studies*, 62(1): 53-82.
 27. Fang, Z., Kong, X., Sensoy, A., Cui, X., and Cheng, F., 2021. “Government’s Awareness of Environmental Protection and Corporate Green Innovation: A Natural Experiment from the New Environmental Protection Law in China”, *Economic Analysis and Policy*, 70: 294-312.
 28. Götz, M. and Jankowska, B., 2017. “Clusters and Industry 4.0 - Do They Fit Together?”, *European Planning Studies*, 25(9): 1633-1653.
 29. Imbens, G.W. and Rubin, D.B., 2015. *Causal Inference in Statistics, Social, and Biomedical Sciences, An Introduction*, Cambridge University Press.
 30. Jeon, S.H. and Pohl, R.V., 2017. “Health and Work in the Family: Evidence from Spouses’ Cancer Diagnoses”, *Journal of Health Economics*, 52: 1-18.
 31. Kim, K.I., Park, J.H., and Song, K.H., 2021. “Aggregate Productivity Growth and Firm Dynamics in Korean Manufacturing 2007-2017”, *International Economic Journal*, 35(3): 289-313.
 32. Kim, S.H. and Koh, K.H., 2022. “The Effects of the Affordable

- Care Act Dependent Coverage Mandate on Parent's Labor Market Outcomes", *Labour Economics*, 75: 102128.
33. Kong, N. and Zhou, W., 2021. "The Curse of Modernization? Western Fast Food and Chinese Children's Weight", *Health Economics*, 30(10): 2345-2366.
34. Laffi, M. and Boschma, R., 2022. "Does A Local Knowledge Base in Industry 3.0 Foster Diversification in Industry 4.0 Technologies? Evidence from European Regions", *Papers in Regional Science*, 101(1): 5-35.
35. Lawler, E.C., 2020. "Giving Teens a Boost? Effects of Adolescent Meningococcal Vaccine Recommendations", *American Journal of Health Economics*, 6(2): 251-287.
36. Lee, K. and Park, T.Y., 2021. *Changing GVC in Post-Pandemic Asia: Korea, China and Southeast Asia*, Institute of Economic Research, Seoul National University.
37. Melitz, M.J., 2003. "The Impact of Trade on Intra-industry Reallocations and Aggregate Industry Productivity", *Econometrica*, 71(6): 1695-1725.
38. Mittal, S., Khan, M.A., Purohit, J.K., Menon, K., Romero, D., and Wuest, T., 2020. "A Smart Manufacturing Adoption Framework for SMEs", *International Journal of Production Research*, 58(5): 1555-1573.
39. Reischauer, G., 2018. "Industry 4.0 as Policy-driven Discourse to Institutionalize Innovation Systems in Manufacturing", *Technological Forecasting and Social Change*, 132: 26-33.
40. Roland Berger, 2016. *The Industrie 4.0 Transition Quantified*, Germany: Munich.
41. Rosenbaum, P.R. and Rubin, D.B., 1983. "The Central Role of the Propensity Score in Observational Studies for Causal Effects", *Biometrika*, 70(1): 41-55.
42. Smith, J.A. and Todd, P.E., 2005. "Does Matching Overcome LaLonde's Critique of Nonexperimental Estimators?", *Journal of Econometrics*, 125(1-2): 305-353.
43. Stentoft, J. and Rajkumar, C., 2020. "The Relevance of Industry 4.0 and Its Relationship with Moving Manufacturing Out, Back and Staying at Home", *International Journal of Production Research*, 58(10): 2953-2973.
44. Tao, F., Qi, Q., Liu, A., and Kusiak, A., 2018. "Data-driven Smart Manufacturing", *Journal of Manufacturing Systems*, 48: 157-169.

Date Received	2022-05-29
Reviewed(1 st)	2022-07-12
Date Revised	2022-08-03
Reviewed(2 nd)	2022-08-16
Date Accepted	2022-08-16
Final Received	2022-08-19

부록 Appendix

Appendix 1. Levels of smart factory implementation

Classification	Factory automation	Manufacturing execution system	Enterprise resource planning	Product lifecycle management	Supply chain management
Advanced (level 5)	IoT/loS	CPS based on IoT/loS IoT/loS (module) Diagnosis and operation based on big data			Business CPS network collaboration in internet
Intermediate 2 (level 4)	Equipment control automation	Real-time factory control	Integration of factory operation	Simulation and batch process	Collaboration in multiple-product development
Intermediate 1 (level 3)	Automatic report of equipment data	Real-time decision-making	Integration of functions	Technological information and automatic collaboration	Collaboration in multiple-product development
Basic (level 1-2)	Automatic report of performance	Process logistics management (POP)	Individual operating functions	Technology/delivery management through the server	Dependence on a parent company
ICT not applied	Manual work	Manual work	Manual work	Manual work	Phone and e-mail

Source: Ministry of SMEs and Startup (<https://www.smart-factory.kr>)

Appendix 2. Sample composition by industrial sector (2-digit)

Categories	Introduced		Non-introduced	
	Obs.	Prop.	Obs.	Prop.
Manufacture of food products	97	3.7%	43	3.5%
Manufacture of textiles, except apparel	5	0.2%	17	1.4%
Manufacture of wearing apparel, clothing accessories and fur articles	21	0.8%	14	1.1%
Manufacture of leather, luggage and footwear	12	0.5%	1	0.1%
Manufacture of wood and cork; except furniture	40	1.5%	48	3.9%
Manufacture of pulp, paper and paper products	24	0.9%	9	0.7%
Printing and reproduction of recorded media	6	0.2%	25	2.0%
Manufacture of coke, briquettes and refined petroleum products	-	-	3	0.2%
Manufacture of chemicals and chemical products; except pharmaceuticals and medicinal chemicals	113	4.4%	70	5.7%
Manufacture of pharmaceuticals, medicinal and botanical products	18	0.7%	7	0.6%
Manufacture of rubber and plastics products	219	8.4%	81	6.6%
Manufacture of other non-metallic mineral products	40	1.5%	25	2.0%
Manufacture of basic metals	120	4.6%	57	4.7%
Manufacture of fabricated metal products, except machinery and furniture	357	13.8%	157	12.8%
Manufacture of electronic components, computer; visual, sounding and communication equipment	340	13.1%	135	11.0%
Manufacture medical, precision and optical instruments, watches and clocks	87	3.4%	19	1.6%
Manufacture of electrical equipment	178	6.9%	99	8.1%
Manufacture of other machinery and equipment	554	21.3%	267	21.8%
Manufacture of motor vehicles, trailers and semitrailers	154	5.9%	78	6.4%
Manufacture of other transport equipment	24	0.9%	8	0.7%
Manufacture of furniture	89	3.4%	23	1.9%
Other manufacturing	71	2.7%	19	1.6%
Maintenance and repair services of industrial machinery and equipment	6	0.2%	10	0.8%
Specialized construction activities	16	0.6%	-	-
Wholesale trade on own account or on a fee or contract basis	5	0.2%	7	0.6%
Real estate activities	-	-	2	0.2%
Total	2,596	100.0%	1,224	100.0%

Source: Korea Enterprise Data (KED)

Appendix 3. Estimates with additional control variables

Interaction term	Outcome variable: ln_sales		
	(1)	(2)	(3)
Year_2014	-	-	-
Year_2015	-0.0665 (0.0381)	0.0190 (0.0372)	-
Year_2016	-0.1213** (0.0453)	0.0613 (0.0428)	0.0051 (0.0361)
Year_2017	-0.1397* (0.0554)	0.1294* (0.0509)	0.0548 (0.0519)
Year_2018	-0.2259*** (0.0629)	0.1338* (0.0578)	0.0529 (0.0667)
Year_2019	-0.2985*** (0.0742)	0.1438* (0.0684)	0.0610 (0.0824)
Lagged research	-	-	2.04e-08 (0.154e-08)
Lagged worker	-	-	0.0015** (0.0005)
Obs.	3,820	3,820	1,690
R-squared	0.10	0.10	0.11
Fixed-effect		Y	Y
Lagged			Y
Interaction term	Outcome variable: ln_workers		
	(1)	(2)	(3)
Year_2014	-	-	-
Year_2015	-0.0108 (0.0229)	0.0284 (0.0232)	-
Year_2016	-0.0033 (0.0340)	0.0902* (0.0354)	0.0676* (0.0272)
Year_2017	-0.0220 (0.0427)	0.1172** (0.0450)	0.0833* (0.0387)
Year_2018	-0.0504 (0.0542)	0.1330* (0.0586)	0.0758 (0.0500)
Year_2019	-0.0738 (0.0621)	0.1531* (0.0675)	0.0811 (0.0613)
Lagged research	-	-	2.81e-08 (1.53e-08)
Lagged sales	-	-	1.53e-09 (7.87e-10)
Obs.	2,737	2,737	1,965
R-squared	0.05	0.06	0.07
Fixed-effect		Y	Y
Lagged			Y

Note: For statistical inference, we calculate standard errors corrected for heteroskedasticity and clustered at the firm level by allowing for serial correction within a firm. Significance noted as *p<0.05, **p<0.01, and ***p<0.001.