미래사회
Journal of Future Society
2026. Vol. 17, No. 3, 440~457.
https://doi.org/10.22987/jifso.2026.17.3.440

AI 도입 지원정책이 기업의 경영성과에 미치는 영향 분석:
AI 바우처 지원사업을 중심으로

원 준 희* **김 성 현** **김 창 진****

건국대학교 **고려대학교** **대진대학교**

본 연구는 AI 바우처 지원사업이 기업의 경영성과에 미치는 영향을 실증적으로 분석하고, 기업 규모와 산업 특성에 따른 성과 양상을 탐색적으로 검토하는 데 목적이 있다. 이를 위해 2017~2024년 기업 패널데이터를 활용하고, 성향점수매칭(PSM)으로 수혜기업과 비수혜기업의 비교가능성을 확보한 뒤 이벤트 스터디와 이중차분(DID) 분석을 수행하였다. 분석결과, 기업·연도 고정효과를 적용한 주 분석모형에서 매출액 성장률은 중견기업에서만 10% 유의수준의 양(+)의 효과가 관찰되었다. 고용 성장률은 전체 표본과 중소기업에서 한계적인 음(−)의 추정치가 나타났으나 보조모형에서는 유의하지 않았고, 총자산 증가율에서는 유의한 효과가 확인되지 않았다. 산업별 보조분석에서는 일부 산업에서 제한적인 성과 수준 차이가 나타났다. 이는 AI 지원정책의 효과가 단기간에 모든 재무·고용성과로 직접 연결되기보다 기업 규모와 산업 특성에 따라 다르게 나타날 수 있음을 시사한다. 본 연구는 실제 수혜기업 자료와 성장률 지표를 활용하여 AI 지원정책의 성과를 실증적으로 검토하였다는 점에서 의의가 있다.

주제어: AI 바우처 지원사업, 정책효과 분석, 성향점수매칭(PSM), 이중차분(DID), 기업 경영성과

* 주저자: 원준희/건국대학교 일반대학원 기술경영학과 박사과정/서울시 노원구 중계동 369
/Tel: 010-2960-5609/E-mail: junhee5609@naver.com
** 교신저자: 김창진/대진대학교 행정정보학과 조교수/경기도 포천시 호국로 1007
/Tel: 031-539-1799/E-mail: kim77456@daejin.ac.kr

Ⅰ. 서론

AI(Artificial Intelligence)는 데이터 학습을 기반으로 인간의 인지·판단·예측 기능을 모사하는 기술로 정의된다. AI 기술은 국가경쟁력 강화를 위한 핵심 자산으로 최근에는 과학 분야를 넘어 제조, 유통, 의료, 물류, 서비스 등 산업 전반의 생산방식과 의사결정 구조를 재편하는 범용기술로 자리매김하며 활용 범위를 넓혀 가고 있다(박인선·마형렬, 2025). 이에 따라 전 세계적으로 AI 도입은 선택이 아닌 필수로 인식되고 있으며, AI 활용 여부 및 수준은 기업의 성장과 혁신에 많은 영향을 미치고 있다(Chen, Esperança, & Wang, 2022; Ho, Gan, Jin, & Le, 2022).

그러나 이러한 기술적 전환이 산업 전반에 곧바로 확산되기에는 한계가 있다. 바로 데이터 축적, 전문인력 확보, 초기 투자비용 등의 제약으로 자원과 역량이 부족한 기업은 이러한 기술적 전환의 실제 단계로 이행하는 것에 많은 어려움이 존재하기 때문이다(이태희·김태성, 2025). 이는 기업 규모 및 역량에 따라 AI 기술 격차가 확대될 위험이 존재하며, 산업 내 양극화로 이어질 가능성이 있다.

이에 정부는 AI 기술 활용의 보편적 확대를 도모하고 산업 간 격차를 완화하여 균일한 디지털 전환 성과를 달성하고자 2020년에 AI 바우처 지원사업을 도입하였다. 이는 바로 미래사회 변화를 예측하고 혁신 기술을 지원·확보함으로써 지속적인 성장을 이어가기 위함이다(박준희, 2024). 이에 AI 바우처 지원사업은 AI 솔루션이 필요한 수요기업에 바우처를 지급해 공급기업의 AI 서비스를 구매·활용할 수 있도록 지원하는 정책으로 모든 중소·중견기업의 AI 기술 접근성을 높이고 디지털 혁신을 전방위적으로 촉진하는 데 일차적인 목적을 둔다. 그러나 실제 집행 과정에서 현행 AI 바우처 지원사업은 공급기업과 수요기업이 결합하는 상호 매칭 구조를 지니며, 동시에 지원 대상 범위와 수혜기업의 유형도 시간이 지남에 따라 지속적으로 변화하여 왔다. 이러한 정책 수단의 구조적 특성과 집행 환경의 동태성은, 정부의 균일한 효과 기대와 달리 개별 기업이 보유한 조직역량이나 소속된 산업적 맥락에 따라 정책효과의 상당한 변이와 격차를 유발하는 원인이 될 수 있다.

다수의 선행연구는 이러한 AI 바우처 지원사업의 정책운영과 참여기업의 체감성과에 주목해 왔다. 조지연·송인국(2022)은 AI 솔루션을 제공하는 기업 관점에서 사업 운영상의 행정적 부담과 매칭 한계를 지적하였으며, 송인국·장윤희(2022)는 기업 유형에 따라 성과 체감에 대한 인식이 상이함을 검증하였다. 또한, 현보훈, 정유경, 신승용, 최훈(2025) 연구는 AI 지원정책에 따른 기업의 성과 발현 구조를 실증하며 산업 유형에 따라 정책효과의 격차가 존재함을 보고하였다. 그러나 이러한 초기 논의들은 대개 기업부설연구소 보유기업 중심의 제한적인 표본 구성에 치중하거나 기업별 실제 AI 활용 수준에 대한 정보가 부족하다는 한계가 있다. 무엇보다 신청주의에 기반한 정부 지원사업의 특성으로 인해 발생하는 정책 참여의 내생성(Endogeneity) 문제를 충분히 통제하지 못함으로써 정책 개입의 순수한 인과적 성과를 엄밀히 식별하는 데 한계를 보여 왔다.

따라서 AI 도입 지원정책의 실질적인 실효성을 규명하기 위해서는 인과관계 추정의 타당성을 확보할 수 있는 비교집단 구성과 분석 설계의 엄밀성이 강하게 요구된다. 이에 본 연구는 2017~2024년의 장기 기업 패널데이터를 구축하고 성향점수매칭을 통해 수혜기업과 비수혜기업 간의 비교가능성을 사전에 확보한 후 이중차분 모형을 결합하여 자발적 참여에 따른 선택 편의를 엄밀히 제어하고자 한다.

특히 본 연구는 고정된 수준의 값(매출액 등)이 아닌 매출액 성장률, 고용 성장률, 총자산 증가율 등의 동태적 성장률 변수를 중심으로 정책효과를 측정함으로써 기술 도입의 효과를 보수적으로 검토하고자 한다. 본 연구의 시도는 전체 표본의 평균적

효과를 검토하는 동시에, 기업 규모와 산업 유형에 따른 성과 양상의 차이를 보조적으로 살펴봄으로써, 향후 AI 지원정책의 효율적 자원 배분과 기업 성과 관리 체계 개선을 위한 실증적 참고자료를 제공하는 데 기여할 것으로 기대한다.

Ⅱ. 이론적 배경

1. AI 기술 도입의 장벽과 정부 개입의 필요성

오늘날 AI 기술은 스스로 성능을 고도화하는 '자가 학습'과 '예측 지능'의 능력을 기반으로 산업 시장 내 생산 공정의 최적화와 새로운 비즈니스 모델 창출 등 다양한 잠재력과 파급력을 미치고 있다(현보훈 외, 2025). 그러나 시장의 다수를 차지하는 중소기업이 AI 기술을 도입하고 조직 내에 실질적으로 체화하는 과정에는 여러 복합적인 장벽이 존재한다(Tornatzky & Fleischer, 1990; 송인국·장윤희, 2022; 이태희·김태성, 2025; Penrose, 1959/2009; Mpanza, 2025).

첫째는 기술적(Technological) 차원에서 AI 기술은 불확실성과 높은 초기 투자 비용을 수반한다는 점이다. 특히 인공지능을 구성하는 알고리즘의 복잡성과 이를 바탕으로 도출되는 결과의 비결정성은 자본력과 정보가 취약한 중소기업에 있어 상당한 진입 장벽으로 작용할 가능성이 크다. 이는 기술 도입의 실패가 기업 존립 위협으로 이어질 수 있다는 인식을 확산시켜, 자원이 부족한 기업들의 '리스크 회피 성향'을 강화하는 결과를 초래할 수 있다.

둘째는 조직적(Organizational) 차원에서 조직 내부의 역량 결핍이 존재한다는 점이다. AI 기술의 성과는 결국 양질의 데이터 확보와 이를 운용·학습시킬 전문인력에 의존할 수밖에 없다. 그러나 다수의 중소기업은 데이터 탐색과 정제 시스템이 미비하며, 데이터 및 인공지능 관련 전문인력을 고용할 자원 또한 부족한 것이 현실이다. 이에 따라 AI 도입의 필요성을 인지하더라도 실제 실행 단계로 이행하지 못하는 '인식과 실행 사이의 괴리(Intention–Behavior Gap)'가 발생한다.

셋째는 환경적(Environmental) 차원에서 AI 기술은 강력한 네트워크 외부성과 공공재적 성격을 지닌다는 점이다. 개별 기업이 막대한 자원을 투입해 거둔 AI 혁신 성과가 산업 전반으로 빠르게 확산(Spillover)되는 경향이 있다. 이에 따라 기술 개발의 독점적 이윤은 지속적으로 보장받기 어려우며, 이는 기업의 자발적 투자를 위축시키는 지식 자산의 시장실패 근거가 된다(박인선·마형렬, 2025). 또한 중소 제조기업의 경우 AI가 가져올 잠재적 유용성보다는 도입 과정의 절차적 복잡성과 기존 운영 공정 및 시스템과의 충돌에 대한 불안감이 정책 참여 의향을 저해하는 심리적 장벽으로 작용한다. 이러한 다차원적 한계점들은 중소기업이 자발적으로 AI 전환에 도달하는 것을 저해하며, 시장 기능만으로 해결하기 어려운 격차를 해소하기 위해 정부의 정책적 개입이 필수적임을 시사한다.

2. 정부의 시장개입이 기업성과에 미치는 영향

통상적으로 정부의 시장개입은 시장실패를 교정하고 기업의 혁신 역량을 보완함으로써 국가 경제 성장을 도모하는 것에 목적을 둔다. 이러한 관점에서 정부의 기술 및 자금 지원은 기업성과에 다각적인 영향을 미치며, 이는 크게 세 가지 경로로 구체화할 수 있다.

첫째, 재무적 성과 측면에서 정부 지원은 기업의 유동성 제약을 완화하여 R&D 투자 및 설비 확충을 가능하게 하며, 이는 궁극적으로 매출액 증가와 수익성 개선으로 이어진다(정규채, 고혜수, 정성창, 2017). 특히 자금력이 부족한 중소기업의 경우 정부의 재정적 개입이 외부 자금 조달을 유인하는 마중물 역할을 수행함으로써 기업의 자본 구조를 안정화함과 동시에 총자산의 성장을 촉진하는 기제로

작동한다.

둘째, 인적 자원 및 고용 성과 측면에서 정부의 지원정책은 고용 창출이라는 긍정적인 외부효과를 유발한다(현보훈 외, 2025). 정부의 기술지원 사업을 통해 새로운 혁신 동력을 확보하고 생산 규모를 확장한 기업은, 증가한 운영 수요에 대응하기 위하여 신규 전문 인력을 추가로 채용하는 경향을 보인다. 이는 공공의 정책적 자원 투입이 개별 기업의 외형적 성장을 넘어 일자리 창출이라는 사회적 가치 확산으로 환류될 수 있음을 의미한다.

셋째, 성장통 극복 및 장기 생존력 강화 측면에서 정부의 시장개입은 기업의 수명 주기상 발생하는 성장 정체나 하락 국면을 타개하는 주요한 전환 기제로 작동한다(유화선, 김윤명, 정도범, 2021). 기존 선행연구들은 정부의 지속적인 자금 및 기술 지원이 자원 제약에 직면한 중소기업의 한계 비용 부담을 상쇄하고 기술적 성장통을 극복하도록 유도함으로써, 궁극적으로 시장 내 장기 생존 확률을 유의미하게 향상시켰음을 보고한 바 있다.

이러한 정부 지원사업의 성과 메커니즘은 최근 급격히 확대되고 있는 인공지능(AI) 지원 분야에서도 동일하게 관찰된다. 정부는 AI 도입에 따른 시장실패를 방지하기 위해 2020년 'AI 바우처 지원사업'을 시행하여, 국가 차원의 AI 경쟁력을 확보하고 중소기업의 AI 솔루션 활용을 지원하고 있다(송인국·장윤희, 2022; 조지연·송인국, 2022; 현보훈 외, 2025). 이 사업은 AI 기술 적용이 필요한 수요기업(중소, 벤처기업 등)을 대상으로 바우처를 발급하여, 공급기업의 AI 솔루션 및 서비스 구매를 도모하는 수요자 지향형 정책 도구이다.

구체적인 정책 목표는 다음과 같다. 첫째, AI 기술 도입의 의지가 있는 수요기업에 맞춤형 기술 구매 기회를 보장한다. 둘째, 기술력을 보유한 공급기업에는 안정적인 초기 시장과 판로를 제공함으로써 국내 AI 산업 생태계의 자생력을 강화한다. 셋째, 단기간 내에 최적의 솔루션을 현장에 적용함으로써 중소 및 벤처기업의 디지털 전환을 가속화하고 정책 수혜의 가시성을 제고한다. 결과적으로 AI 바우처 지원사업은 단순한 자금 지원의 프레임을 넘어 수요기업의 AI 전환과 공급기업의 성장을 동시에 견인하는 상생형 정책 모델로 작동하고 있다.

3. 선행연구 검토

국내 AI 지원정책과 관련된 초기 선행연구는 주로 사업의 운영 실태를 진단하고 참여기업들의 인식과 만족도를 정성적으로 평가하는 데 집중하였다. 조지연·송인국(2022)은 AI 솔루션을 제공하는 공급기업의 관점에서 심층 인터뷰를 진행하여, 사업 추진 과정상의 행정적 부담과 수요–공급 기업 간 매칭의 한계점 등을 도출하였다. 송인국·장윤희(2022)는 수요기업과 공급기업 모두를 대상으로 성과 체감도를 비교·분석하였다. 분석 결과 공급기업은 솔루션 고도화 및 판로 개척에 높은 만족도를 보인 반면, 수요기업은 기술 축적의 기회를 얻었음에도 재무적 성과 창출에는 불확실성을 느끼고 있음이 확인되었다.

최근에는 AI 지원에 따른 매출액, 종업원 수, 자산 규모 등 기업의 성과에 미친 영향을 분석한 실증 연구들 또한 등장하고 있다. 이태희·김태성(2025)은 구조방정식 모형을 활용하여 중소 제조기업이 직면하는 기술적, 조직적, 환경적 장벽을 분석하였으며, AI의 유용성 인식이 정책 참여 의향을 결정하는 핵심 요인임을 주장하였다. 현보훈 외(2025)의 연구는 이원 고정효과 모형(Two-way Fixed Effects)을 활용한 분석을 통해 지원정책 수혜기업이 비수혜기업 대비 매출액은 약 22%, 종업원 수는 약 6% 증가하였음을 확인하였다. 해당 연구에서는 이러한 정책효과가 약 2~3년 동안 지속되나, 산업별로 상이함을 주장하였다. 비제조업 분야에서는 매출 및 고용의 즉각적인 증대 효과가 관찰된 반면 제조업 분야에서는 직접적인 매출 증대보다는 공정

불량률 개선 등 비용 효율화 관점의 성과가 우선적으로 나타나는 경향을 보였다.

이러한 선행연구들을 바탕으로 본 연구는 분석 모형의 엄밀성과 정책환경의 현실적 맥락을 반영해 다음과 같은 차별성을 지닌다.

첫째, 정책 참여 여부가 자발적 신청으로 결정되는 AI 지원사업의 내생성(Endogeneity) 문제를 완화하기 위한 통계적 매칭 분석을 수행하였다. 특히 기존 연구가 단일 표본 중심으로 평균적 성과를 추정한 것과 달리, 본 연구는 AI 바우처 지원사업이 중소기업 중심에서 중견기업으로 확대되어 온 정책의 동태적 구조를 반영해 집단별로 독립적인 성향점수매칭(PSM)을 수행함으로써 수혜기업과 가장 유사한 대조군을 정교하게 구축하였다.

둘째, 정책성과 지표를 측정함에 있어 변수의 고정된 수준값이 아닌 매출액 성장률, 고용 성장률, 총자산 증가율 등의 동태적 성장률 변수를 중심으로 구성하여 정책효과를 보다 보수적이고 엄격한 관점에서 검토하였다. 이는 단순한 기업 규모의 차이에 따른 왜곡을 통제하고 정책 개입 이후 발생하는 실질적인 성과 변동 추이를 객관적으로 추정하기 위함이다.

셋째, 산업별 특성을 고려하여 AI 도입 이후 기업성과의 차이를 보조적으로 검토하였다. 다수의 선행연구는 전체 기업을 하나의 표본으로 통합해 평균적인 효과를 제시하는 데 초점을 두었으나, 본 연구는 정보통신업, 유통업, 서비스업, 제조업 등 개별 산업 특성을 함께 고려함으로써 산업별 성과 수준의 차이를 추가적으로 살펴보았다. 다만 본 연구의 산업별 분석은 정책효과와 산업유형 간 상호작용을 직접 검정한 것이 아니라, 산업별 성과 양상의 차이를 탐색적으로 확인한 보조분석이라는 점에서 해석에 주의가 필요하다.

Ⅲ. 연구 설계

1. 분석자료 및 연구대상

AI 바우처 지원사업에 따른 정책효과의 차이를 분석하기 위해, 본 연구는 NICE Value Search DB 및 정보공개청구를 통해 확보한 자료를 활용하였다. NICE Value Search DB는 국내 약 150만 개 법인을 대상으로 재무, 시장, 산업 정보 등을 포함하며, 기업 간 비교 분석 및 정책효과 분석에 활용되고 있다. 이와 함께 정보공개청구를 통해 정보통신산업진흥원으로부터 확보한 공개자료 내 432개[1]의 AI 바우처 지원정책 수혜기업을 선별하였으며, 두 자료를 병합한 DB를 활용하여 분석하였다.

연구대상은 DB 내 재무정보의 결측치가 있거나 주요 재무변수가 음(−)의 값을 갖는 등 이상치로 판단되는 기업을 제외한 후 한정하였으며, 이에 따라 최초 20,482개의 표본을 추출하였다. 이후 정책효과 분석의 내적 타당성을 확보하고 정책 노출 이전 기업 특성의 관측 가능성을 확보하기 위하여 추가적인 표본 정제 절차를 수행하였다.

먼저 정보통신산업진흥원 홈페이지 내 연도별 「AI 바우처 지원사업 공고」에서 제시된 공급기업 목록(pool)을 참고하여 공급기업을 선별하였다. 이후 정책 노출 이전 기업 특성을 충분히 관측하기 어려운 신생기업(2017년 이후 설립)을 제외하였으며, 정책의 직접적 수혜 대상인 수요기업 중심의 효과를 식별하기 위해 공급기업 역시 분석표본에서 제외하였다. 이는 관측 가능한 사전 특성에 기반하여 처리집단과 비교집단 간 동질성을 확보함으로써 선택편의를 최소화하고자 하는 성향점수매칭의 기본 원리(Rosenbaum & Rubin, 1983)에 근거한 표본 설계이다.

1) 정보공개청구를 통해 확보된 수혜기업 건수의 경우 충분한 규모 측면에서는 다소 한계가 있으나, 실제 정책 참여 기업 자료를 기반으로 정책효과를 실증적으로 분석하였다는 점에서 연구적 의의를 가진다(윤은하 외, 2014).

다음으로 표본의 이질성을 고려하여 대기업을 제외하였으며, 최종적으로 20,099개 기업을 연구대상으로 선정하였다. 이 중 AI 바우처 지원기업은 157개, 비수혜기업은 19,942개로 구성되었다. 이후 처리집단과 비교집단 간 특성 차이를 최소화하기 위해 성향점수매칭(PSM)을 수행하였으며, 최종적으로 정책 수혜기업 157개와 1:3 최근접 이웃 매칭으로 선정된 비수혜기업 471개를 포함한 총 628개 기업을 최종 분석표본으로 확정하였다. 본 연구는 이들 628개 기업의 2017년부터 2024년까지 8개년 자료를 결합하여 총 5,024개의 관측치로 구성된 균형패널데이터(Balanced Panel Dataset)를 구축하고 실증분석에 활용하였다.

2. 변수정의

본 연구에 활용한 변수는 최근 AI 지원정책 연구와 함께 기존 중소기업 대상의 지원정책 및 기업성과 분석 연구에서 반복적으로 활용된 변수들을 중심으로 선정하였다.

첫째, 종속변수는 기업의 성과로 매출액 성장률, 고용 성장률, 총자산 증가율을 통해 측정하였다.[2] 매출액은 기업의 시장성과 및 외형적 성장 수준을 나타내는 대표적 지표이며, 고용 성장률은 정책의 고용 효과를 반영하는 핵심 변수이다. 이와 함께 총자산 증가율은 기업의 성장성과 투자 확대를 나타내는 대표적인 지표로 활용된다(권선주·이천우, 2006; 이윤보 외, 2006; 현보훈 외, 2025). 그리고 성장률 변수는 각 연도의 값과 전년도 값의 차이를 전년도 값으로 나눈 백분율로 산출하였다(단위: %). 분모가 0 이하인 관측치는 분석에서 제외하였으며, 극단값의 영향을 완화하기 위해 각 성장률 변수의 상·하위 1%를 winsorizing 처리하였다.

둘째, 독립변수는 AI 바우처 지원사업 수혜 여부로 선정하였다. 본 연구에서는 정책 수혜기업을 처리집단으로 정의하고 비수혜기업을 비교집단으로 정의하였다. 수혜기업은 2024년까지 최소 2년 이상 지원을 받은 기업으로 한정하였다.[3] 단, 처치시점은 개별기업의 최초 수혜연도가 아니라, 기업유형별 정책 노출 및 지원대상 확대 시점을 기준으로 설정하였다.

셋째, 통제변수는 기존의 선행연구(이윤보, 심충진, 김문현, 이동주, 2006; 오상영 외, 2009; 박성근·김병근, 2011; 장현주, 2018; 정근주·원이중, 2023; 현보훈 외, 2025)를 바탕으로 부채비율, 기업연령, 산업분류로 구성하였다. 부채비율은 기업의 재무구조를 반영하는 대표적인 지표이며, 기업연령(업력)은 성장단계를 의미한다. 산업분류 변수는 제조업, 유통업, 정보통신업, 서비스업 등 산업 간 구조적 차이를 반영하기 위한 목적으로 분석에 활용하였다.[4] 이와 함께 AI 바우처 지원사업이 처음 도입된 2020년에는 중소기업 중심에서 시작하여 이후 중견기업, 의료기관, 비영리 단체 등으로 확대된 점을 반영하여, 기업 유형 변수는 '중소기업'과 '중견기업'으로 분류[5]하여 정의하였다.

2) 본 연구는 기업 간 규모 차이에 따른 영향을 최소화하고 정책 노출 이후의 성과 변화에 초점을 맞추기 위하여 매출, 고용, 총자산을 수준 값이 아닌 성장률로 재구성하여 분석하였다. 이러한 접근은 기업성과 분석에서 동태적 성장률 변화를 파악하는 방식과 일관되며, 특히 중소기업 지원정책 효과 분석에서 성과지표를 변화율 중심으로 측정할 필요성이 제기된 바 있다(이윤보 외, 2006).

3) 이는 정부지원사업의 성과가 시간의 경과에 따라 나타나거나 반복 수혜에서 보다 뚜렷해질 수 있다는 최종민·황희영(2022)의 연구를 반영해, 단기적 변동에 따른 일시적 효과를 배제하고 정책의 구조적 효과를 보다 안정적으로 식별하기 위함이다.

4) 산업분류는 기업 간 구조적 이질성을 통제하기 위해 주요 산업군 단위로 재분류하였으며, 이는 산업별 특성이 기업성과에 영향을 미칠 수 있다는 기존 연구를 반영한 것이다(박성근·김병근, 2011).

5) 기업 재무성과를 기준으로 정책효과를 일관되게 비교하기 위해 분석대상을 중소기업과 중견기업으로 한정하고

3. 연구모형, 분석방법 및 연구가설

본 연구는 AI 지원사업의 정책효과를 식별하기 위해 성향점수매칭(Propensity Score Matching, PSM)과 이중차분(Difference-in-Difference, DID) 모형을 결합한 분석을 수행하였다. 이는 정책 참여가 무작위적으로 이루어지지 않는 상황에서 발생할 수 있는 선택편의(Selection bias)를 완화하여, 정책효과를 보다 엄밀하게 추정하기 위한 접근이다. 자료 병합 및 변수 생성은 Excel을 통해 수행하였으며, 이후 모든 분석에는 Stata 18과 R 4.5.1을 활용하였다. 패널자료의 계열상관을 고려하여 모든 회귀분석의 표준오차는 기업 수준에서 군집화(cluster-robust)하여 산출하였다(Bertrand, Duflo, & Mullainathan, 2004).

먼저 기업유형에 따른 정책 노출 시점에 차이가 있는 점을 고려하여, 각 기업유형별 정책 노출 직전 연도의 부채비율, 기업연령 및 산업분류를 기준으로 성향점수(Propensity Score)를 추정하였다. 이후 최근접 이웃 매칭(Nearest neighbor matching)을 활용하여 1:3 매칭을 수행하였다. 1:3 매칭은 충분한 비교집단 표본이 확보된 경우 1:1 매칭보다 표본 활용성과 추정의 안정성을 높일 수 있다는 기존 논의(Stuart, 2010; 이석민, 2018)에 근거한 것이다. 이를 통해 수혜집단과 비수혜집단 간 비교가능성을 확보하였다. 매칭의 적절성은 매칭 전후 공변량의 평균 차이 검정과 함께 표준화 평균차(standardized mean difference, SMD)를 산출하여 확인하였다. 일반적으로 |SMD| < 0.1은 공변량 균형이 양호한 수준으로 해석되므로(Austin, 2011), 본 연구에서도 이를 주요 판단 기준으로 활용하였다. 다만 범주형 변수인 산업분류의 경우 범주별 SMD와 평균 차이 검정 결과를 함께 고려하여 매칭 이후 균형성을 판단하였다.

본 연구에서는 이중차분 분석을 수행하기에 앞서, 이벤트 스터디(Event study) 분석을 수행하였다. 해당 분석은 정책 노출 전후의 동태적 효과와 평행추세(Parallel Trend) 가정을 검토하기 위한 방법이다. 특히 처치시점이 상이한 패널자료에서 기존 이원 고정효과 추정량이 가중치 구조로 인해 편의될 수 있다는 논의(Goodman-Bacon, 2021; Callaway & Sant'Anna, 2021)를 고려하여, 본 연구는 기업규모별 정책노출 기준연도가 상이한 점을 반영한 Sun & Abraham(2021)의 이질적 처치시점(Staggered Treatment) 기반 추정방법을 적용하였다.[6] 이를 위해 기업유형별 AI 바우처 지원사업의 정책 노출 기준연도(중소기업 2020년, 중견기업 2021년)를 기준으로 상대시점(event time)을 설정하였으며, 모형은 식 (1)과 같다.

$$Y_{it} = \beta_0 + \sum_{k \neq -1} \beta_k D_{it}^k + \gamma X_{it} + \lambda_i + \delta_t + \epsilon_{it} \quad (1)$$

D_{it}^k는 기업유형별 AI 바우처 지원사업의 정책노출 기준연도를 기준으로 생성한 상대시점 더미변수이며(Sun & Abraham, 2021), $k = -1$은 정책 노출 기준연도 직전연도(ref), $k < -1$은 정책 노출 이전, $k \geq 0$은 정책 노출 이후를 의미한다. 본 연구에서는 중소기업은 AI 바우처 지원사업이 시행된 2020년, 중견기업은 지원대상이 확대된 2021년을 각각 정책노출 기준연도($k = 0$)로 설정하였다.

다음으로 매칭된 표본을 대상으로 DID 모형을 활용하여 정책효과를 추정하였다. 이중차분 모형은 집단 간 정책 노출 전후 시점의 격차 변화를 비교함으로써, 정책의 인과효과를 식별하는 대표적인 방

그 외 기관은 제외하였다(정영호, 2021).

6) 정책 노출 기준연도의 이질성으로 인한 추정 편의를 완화하기 위해 이원 고정효과 기반 이벤트 스터디 대신 Sun & Abraham(2021)의 추정방법을 적용했다. 본 연구의 정책노출 기준연도는 개별기업의 실제 최초 수혜연도가 아니라 기업유형별 제도적 도입 및 확대 시점을 기준으로 설정하였다.

법론이다.

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1(Treated_i \times Post_t) + \gamma X_{it} + \lambda_i + \delta_t + \epsilon_{it} \quad (2)^{7)}$$

모형을 설명하는 수식(2)에서 Y_{it}는 i기업의 t 시점에서의 성과지표(매출액 성장률, 고용 성장률, 총자산 증가율)를 의미한다. $Treated_i$는 AI 바우처 지원사업의 수혜기업 여부(수혜=1, 비수혜=0)를 나타내는 집단 더미변수이다. $Post_t$는 기업유형별 정책노출 기준연도 이후의 기간을 나타내는 시점 더미변수이며, 중소기업은 2020년 이후, 중견기업은 2021년 이후를 사후기간으로 정의하였다. 두 변수의 상호작용항($Treated_i \times Post_t$)의 계수 β_1가 본 연구에서 식별하고자 하는 정책효과(DID 추정치)를 의미한다. 마지막으로 γX_{it}는 기업 특성을 반영한 통제변수 벡터이며, ϵ_{it}은 오차항이다. 기업 고정효과는 관측되지 않는 기업 고유의 시불변 특성을 통제하며 연도 고정효과는 모든 기업에 공통으로 작용하는 시기별 충격을 통제한다. 본 연구는 두 고정효과를 함께 적용한 식 (2)를 주 분석모형(primary specification)으로 설정하고 이 모형의 β_1을 정책효과 판단의 기준으로 삼았다.

이와 함께 기업 규모와 산업 특성에 따른 성과 양상을 확인하기 위해 산업·규모별 보조분석을 수행하였다. 기업 규모별 분석은 중소기업과 중견기업 표본에 식 (2)를 각각 적용한 것으로, 기업규모와 정책효과 간 계수 차이를 직접 검정한 것은 아니다. 또한 산업분류는 기업별 시불변 변수이므로 기업 고정효과 모형에서는 직접 추정되지 않는다(Wooldridge, 2010). 이에 보조분석에서는 기업 고정효과를 제외하고 연도 고정효과만 적용한 DID 모형을 활용하였다. 다만 해당 모형은 기업 고유의 이질성을 통제하지 못하므로, 보조모형 결과는 산업·규모별 성과 수준의 차이를 탐색하는 참고자료로 해석하였다. 정책효과 판단은 주 분석모형을 기준으로 하였다.

이를 토대로 본 연구는 AI 바우처 지원사업이 기업의 경영성과에 미치는 영향과 산업·규모별 차이를 분석하고자 하였다. 이에 따라 아래와 같은 연구가설을 설정하였다.

- **가설 1.** AI 바우처 지원사업은 기업의 경영성과에 유의한 영향을 미칠 것이다.
- **가설 2.** AI 바우처 지원사업 효과와 성과 양상은 기업 규모에 따라 상이하게 나타날 수 있다.
- **가설 3.** AI 바우처 지원사업 이후의 성과 양상은 산업 유형에 따라 상이하게 나타날 수 있다.

Ⅳ. 연구결과

1. 성향점수매칭(PSM) 결과

본 연구는 AI 바우처 지원사업 수혜기업과 비수혜기업 간 비교가능성을 확보하기 위하여 성향점수매칭(PSM)을 수행하였다. 정책 노출 시점의 차이를 고려해 중소기업과 중견기업을 구분하여 각각 매칭하였다. 부채비율, 기업연령, 산업분류 등 정책 참여 이전 시점에서 관측된 기업 특성을 매칭변수로 활용하였으며, 정책 개입 이후의 성과가 매칭에 반영되지 않도록 하였다. 다만 사전 성과추세를 매칭에 포함하는 것이 선택편의 완화에 유효하다는 논의(Heckman, Ichimura, & Todd, 1997; Stuart et al., 2014)를 고려할 때 성장률 변수를 매칭에서 제외한

7) 본 연구의 처치시점은 중소기업(2020년)과 중견기업(2021년) 두 시점에 국한되며, 정책 미수혜 기업으로 구성된 순수 대조군이 확보되어 있다. 따라서 이질적 처치시점에 따른 이원고정효과 추정량의 편의(Goodman-Bacon, 2021; Sun & Abraham, 2021)가 발생할 여지는 제한적이나 향후 연구에서는 Callaway & Sant'Anna(2021)의 추정량을 적용한 교차검증이 필요하다.

점은 본 연구의 한계로 남는다.

분석결과, 앞서 설명한 최근접 이웃 방식의 적용을 통해 최종 분석 표본은 중소기업 416개(수혜기업 104개, 비수혜기업 312개)와 중견기업 212개(수혜기업 53개, 비수혜기업 159개)로 구성되었다.

<표 1> 성향점수매칭 결과

구분	중소기업(n)		중견기업(n)	
	수혜	비수혜	수혜	비수혜
매칭 전	104	16,104	53	3,838
매칭 후	104	312	53	159

이는 수혜기업과 유사한 비수혜기업 집단을 구성하여 정책 참여에 따른 선택편의를 완화하고, DID 분석의 비교가능성을 확보하기 위한 과정이다. 본 연구는 AI 바우처 지원사업이 중소기업 중심에서 중견기업으로 확대된 정책 특성을 반영하여 집단별로 별도 매칭을 수행하였다. 또한, 매칭 이후 수혜기업과 비수혜기업 간 주요 변수의 균형성을 확인하기 위해 평균 차이 검정을 실시하였다.

<표 2>의 분석결과, 중소기업 집단은 매칭 이전 산업분류에서 두 집단 간 유의한 차이가 있었으며, 최근접 이웃 1:3 매칭 이후에도 산업분류의 차이는 5% 수준에서 통계적으로 유의하게 남아 있었다. 다만 부채비율과 기업연령의 SMD는 매칭 이후 각각 0.078, 0.009로 감소하여 연속형 공변량의 균형성은 개선된 것으로 나타났다. 또한 일부 산업범주에서는 SMD가 0.1을 상회하여 산업구성의 잔여 차이 가능성이 존재하는 것으로 고려된다.

<표 2> 중소기업 대상 PSM 전후 비교

변수	매칭 전				
	수혜기업 n(%)/ M(SD)	비수혜기업 n(%)/ M(SD)	χ^2/t	p	SMD
부채 비율	161.43 (189.22)	271.15 (1394.28)	1.174	0.241	0.110
기업 연령	18.18 (8.93)	18.47 (10.22)	0.593	0.554	0.030
산업분류 제조	55 (52.88)	10,860 (67.44)	18.742	0.001	0.301
산업분류 유통	10 (9.62)	2,674 (16.60)			0.208
산업분류 정보통신	26 (25.00)	253 (1.57)			0.735
산업분류 서비스	13 (12.50)	2,317 (14.39)			0.055
변수	매칭 후				
	수혜기업 n(%)/ M(SD)	비수혜기업 n(%)/ M(SD)	χ^2/t	p	SMD
부채 비율	161.43 (189.22)	148.61 (136.83)	0.638	0.525	0.078
기업 연령	18.18 (8.93)	18.10 (8.20)	0.084	0.933	0.009
산업분류 제조	55 (52.88)	181 (58.01)	8.456	0.037	0.103
산업분류 유통	10 (9.62)	25 (8.01)			0.057
산업분류 정보통신	26 (25.00)	44 (14.10)			0.277
산업분류 서비스	13 (12.50)	62 (19.87)			0.201

주1: * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01
주2: M, Mean; SD, Standard deviation
주3: SMD는 표준화 평균차의 절대값 기준임

다음 <표 3>은 중견기업을 대상으로 PSM 전후 공변량 균형을 비교한 결과이다. 매칭 이전에는 부채비율, 기업연령 및 산업분류에서 수혜기업과 비수혜기업 간 통계적으로 유의한 차이가 나타나지 않았다. 매칭 이후에도 부채비율과 기업연령의 SMD는 각각 0.061, 0.002로 감소하여 연속형 공변량의

균형성은 개선되었다. 다만 산업분류는 매칭 이후 10% 수준에서 차이가 관측되었고, 일부 산업범주의 SMD가 기준값을 상회하여 산업구성 측면의 잔여 불균형 가능성을 배제하기 어렵다. 이에 산업 관련 결과는 산업별 성과 수준 차이를 보조적으로 확인하는 결과로 해석하였다.

<표 3> 중견기업 대상 PSM 전후 비교

변수		수혜기업 n(%)/ M(SD)	비수혜기업 n(%)/ M(SD)	χ^2/t	p	SMD
매칭 전						
부채 비율		107.81 (118.66)	219.42 (1298.74)	0.061	0.951	0.121
기업 연령		27.45 (13.49)	27.13 (15.04)	0.712	0.478	0.022
산업 분류	제조	41 (77.36)	2,454 (63.94)	3.954	0.267	0.298
	유통	1 (1.89)	836 (21.78)			0.647
	정보 통신	3 (5.66)	112 (2.92)			0.136
	서비스	8 (15.09)	436 (11.36)			0.110
매칭 후						
부채 비율		107.81 (118.66)	101.22 (96.80)	0.366	0.716	0.061
기업 연령		27.45 (13.49)	27.48 (13.01)	−0.012	0.991	0.002
산업 분류	제조	41 (77.36)	91 (57.23)	7.729	0.052	0.439
	유통	1 (1.89)	14 (8.81)			0.311
	정보 통신	3 (5.66)	11 (6.92)			0.052
	서비스	8 (15.09)	43 (27.04)			0.296

주1: * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01
주2: M, Mean; SD, Standard deviation
주3: SMD는 표준화 평균차의 절대값 기준임

2. 이벤트 스터디(Event Study) 분석결과

다음으로 AI 바우처 지원사업의 정책 노출 전후 동태적 효과와 평행추세 가정을 검토하기 위하여 이벤트 스터디 분석을 수행하였다.

<표 4> 분석 표본의 이벤트 스터디 분석결과

상대 시점	매출액성장률 (Coef.)	고용성장률 (Coef.)	총자산증가율 (Coef.)
−4	2.080	2.130	−3.230
−3	0.264	−0.700	3.000
−2	−1.190	0.569	−1.810
−1	Reference : 정책 노출 직전 기준시점		
0	0.255	−0.150	3.600
+1	−1.700	−1.680	−1.530
+2	0.816	−3.070	1.530
+3	−2.000	−3.370*	0.599
+4	−2.280	−0.019	−2.030
N		5,024	
R^2	0.184	0.162	0.240

주1: * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01
주2: Firm−Fixed = yes
주3: Year−Fixed = yes

먼저 Sun & Abraham(2021) 방식의 이벤트 스터디 분석결과, 매출액 성장률과 총자산 증가율은 정책 노출 전후 모두에서 통계적으로 유의한 변화가 확인되지 않았다. 고용 성장률 역시 정책 노출 이전에는 처리집단과 비교집단 간 유의한 차이가 관측되지 않았다. 다만 사전추세 검정은 검정력이 낮을 경우 위반을 탐지하지 못할 수 있으므로(Roth, 2022), 본 결과는 평행추세 가정의 명백한 위반이 관측되지 않았다는 의미로 해석하는 것이 타당하다. 정책 노출 이후에는 고용 성장률에서 시행 3년 후 일시적인 음(−)의 효과가 나타났으나, 매출액 성장률과 총자산 증가율에서는 일관된 정책효과가 확인되지 않았다. 이는 단기 고용 확대보다 업무 자동화·인력

효율화 또는 고용 성장세가 정체된 기업의 참여 특성이 반영되었을 가능성을 시사한다(Acemoglu et al., 2022). 다만 본 연구자료만으로 이를 명확히 구분하기는 어려우므로 제한적으로 해석할 필요가 있다.

3. 이중차분 분석 및 산업·규모별 보조분석 결과

다음으로 PSM을 통해 비교가능성을 확보한 표본을 대상으로 DID 분석과 부가적으로 산업 및 기업규모에 따른 성과 수준 차이를 살펴보기 위한 산업·규모별 보조분석을 추가로 수행하였다. 먼저, 매출액 성장률 DID 분석결과는 아래의 <표 5>와 같다.

<표 5> 이중차분 분석결과: 매출액 성장률

구분	전체 표본 Coef./(S.E.)	중소기업 Coef./(S.E.)	중견기업 Coef./(S.E.)
정책효과 (지원×시점)	−0.030 (1.810)	−2.206 (2.300)	2.925* (1.729)
부채비율	0.0002 (0.0004)	0.0002 (0.0004)	0.032* (0.0189)
N	5,024	3,328	1,696
R^2	0.182	0.184	0.179

주1: * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01
주2: S.E. = cluster−robust standard error
주3: Firm−Fixed = yes
주4: Year−Fixed = yes
주5: '기업연령', '산업분류' 변수는 기업 고정효과(FE) 적용 과정에서 흡수되어 추정계수에서 제외됨

전체 표본과 중소기업에서는 AI 바우처 지원사업이 매출액 성장률에 미치는 정책효과가 통계적으로 유의하지 않았다. 반면, 중견기업에서는 10% 유의수준에서 한계적으로 유의한 양(+)의 정책효과가 관찰되어, 매출 성장 효과가 중견기업 표본에서 상대적으로 두드러질 가능성을 시사한다. 다만 이는 하위표본별 추정결과에 근거한 것으로, 기업규모 간 정책효과 계수 차이를 직접 검정한 결과는 아니다. 또한 부채비율은 중견기업에서만 유의한 양(+)의 영향을 보여, 재무적 여건이 매출 성장과 일부 관련될 가능성이 있다.

다음 매출액 성장률 관련 산업·규모별 보조분석 결과는 <표 6>과 같다.

<표 6> 산업·규모별 보조분석: 매출액 성장률

구분		전체 표본 Coef./(S.E.)	중소기업 Coef./(S.E.)	중견기업 Coef./(S.E.)
정책효과 (지원×시점)		−0.039 (1.335)	−1.842 (1.619)	3.777* (2.248)
산업분류	제조		Reference	
	유통	−0.567 (1.608)	−0.710 (2.273)	−
	정보통신	0.685 (1.652)	1.563 (1.915)	−
	서비스	1.683 (1.156)	1.834 (1.560)	2.293** (1.048)
규모	중소		Reference	
	중견	0.336 (0.887)	−	Reference
N		5,024	3,328	1,696
R^2		0.046	0.046	0.067

주1: * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01
주2: S.E. = cluster−robust standard error
주3: 기준산업(reference)은 제조업이며, 규모 변수의 기준집단은 중소기업임
주4: 유통 및 정보통신 변수는 중견기업 내 관측치가 제한적이어서 추정 안정성이 낮거나 공선성으로 인해 모형 내에서 흡수됨
주5: 기업 고정효과 제외, 연도 고정효과만 적용함

산업 및 기업규모를 통제한 분석결과, 산업 간 매출액 성장률 수준에서 일부 차이가 관측되었다. 다만 본 모형의 산업분류 계수는 산업 간 성과 수준의 차이를 나타내는 것으로 정책효과 자체의 산업별 이질성을 직접 검정한 것은 아니라는 점에 유의할 필요가 있다. 전체 표본과 중소기업에서는 산업분류 및 기업규모 변수 모두 통계적으로 유의한 차이가 확인되지 않았다. 반면, 중견기업에서는 서비스업이 제조업 대비 상대적으로 높은 매출액 성장률 수준을 보였다.

두 번째로 고용 성장률에 대한 DID 분석결과는 <표 7>과 같다. 분석결과, 전체 표본(β=−1.530)과

중소기업(β=−2.177)에서는 정책효과 추정치가 음(−)으로 나타났으며, 10% 유의수준에서 한계적으로 유의하였다. 다만 두 추정치는 유의수준 5%에서는 유의하지 않았다. 반면, 중견기업(β=−0.614)에서는 통계적으로 유의한 정책효과가 확인되지 않았다. 통제변수인 부채비율은 모든 집단에서 유의한 관계를 보이지 않았다.

<표 7> 이중차분 분석결과: 고용 성장률

구분	전체 표본 Coef./(S.E.)	중소기업 Coef./(S.E.)	중견기업 Coef./(S.E.)
정책효과 (지원×시점)	−1.530* (0.894)	−2.177* (1.170)	−0.614 (1.470)
부채비율	−0.0005 (0.0006)	−0.0005 (0.0006)	−0.0032 (0.0032)
N	5,024	3,328	1,696
R^2	0.159	0.145	0.201

주1: * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01
주2: S.E. = cluster−robust standard error
주3: Firm−Fixed = yes
주4: Year−Fixed = yes
주5: '기업연령', '산업분류' 변수는 기업 고정효과(FE) 적용 과정에서 흡수되어 추정계수에서 제외됨

이러한 결과는 분석기간 내에서 AI 바우처 지원사업이 수혜기업의 고용 확대로 이어지지 않았을 가능성을 시사한다. 앞서 이벤트 스터디에서도 정책 노출 3년 후 고용 성장률에 일시적인 음(−)의 추정치가 관측되어 추정의 방향은 대체로 일치한다. 그러나 추정치가 한계적 유의수준에 머물러 있고 기업 고정효과를 제외한 보조분석(<표 8>)에서는 유의하지 않게 나타나므로 이를 정책에 따른 고용 감소로 해석하기에는 신중할 필요가 있다. 또한 본 연구의 자료로는 이 결과가 AI 도입에 따른 기존 인력의 효율적 활용에서 비롯된 것인지 성장 정체 국면에 있는 기업이 정책에 상대적으로 많이 참여한 선택효과에서 비롯된 것인지 구분하기 어렵다. 따라서 고용 성장률 결과는 정책효과의 방향을 보여주는 제한적 근거로 해석하는 것이 적절하다.

다음으로 고용 성장률에 대한 산업·규모별 보조분석 결과는 <표 8>과 같다. 연도 고정효과만 적용한 이 모형에서 정책효과 추정치는 전체 표본(β=−0.308)과 중소기업(β=−0.249) 그리고 중견기업(β=−0.216) 모두에서 통계적으로 유의하지 않았다. 산업분류 변수의 경우 전체 표본과 중소기업에서는 제조업 대비 유의한 차이가 나타나지 않았다. 중견기업에서는 서비스업이 제조업보다 높은 고용 성장률 수준을 보였으나 10% 유의수준에 머물렀다. 기업규모 변수에서는 전체 표본 기준으로 중견기업의 고용 성장률이 중소기업보다 1% 유의수준에서 높게 나타났다. 다만 이들 산업·규모 계수는 집단 간 성과 수준의 차이를 의미하며 정책효과의 산업별·규모별 차이를 직접 검정한 결과는 아니다.

<표 8> 산업·규모별 보조분석: 고용 성장률

구분		전체 표본 Coef./(S.E.)	중소기업 Coef./(S.E.)	중견기업 Coef./(S.E.)
정책효과 (지원×시점)		−0.308 (0.479)	−0.249 (0.520)	−0.216 (1.067)
산업분류	제조		Reference	
	유통	−0.628 (0.664)	−0.957 (0.843)	—
	정보통신	−0.099 (0.670)	−0.397 (0.764)	—
	서비스	0.544 (0.503)	0.173 (0.632)	1.395* (0.820)
규모	중소		Reference	
	중견	1.281*** (0.460)	—	Reference
N		5,024	3,328	1,696
R^2		0.017	0.011	0.043

주1: * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01
주2: S.E. = cluster−robust standard error
주3: 기준산업(reference)은 제조업이며, 규모 변수의 기준집단은 중소기업임
주4: 유통 및 정보통신 변수는 중견기업 내 관측치가 제한적이어서 추정 안정성이 낮거나 공선성으로 인해 모형 내에서 흡수됨
주5: 기업 고정효과 제외, 연도 고정효과만 적용함

<표 7>과 <표 8>에서 고용 성장률의 정책효과

추정치가 다르게 나타난 것은 두 모형의 식별 구조 차이에서 비롯된 것으로 판단된다. <표 7>은 기업 고정효과와 연도 고정효과를 함께 적용해 동일 기업 안에서 정책 전후의 변화를 비교하는 주 분석모형이다. 반면 <표 8>은 산업분류와 기업규모의 계수를 추정하기 위해 기업 고정효과를 제외한 보조 모형으로 기업 간에 존재하는 관측되지 않은 고정적 이질성이 추정치에 함께 반영된다(Wooldridge, 2010). 이에 본 연구는 정책효과 판단의 기준으로 주 분석모형인 <표 7>의 결과를 사용하였다. 그럼에도 두 모형의 결과가 일치하지 않는다는 점은 고용 성장률에 대한 정책효과 추정이 모형 설정에 민감할 수 있음을 보여준다. 따라서 고용 성장률 결과는 신중하게 해석할 필요가 있으며 이 점을 연구의 한계로 함께 제시하였다.

마지막으로 <표 9>의 DID 분석결과, 총자산 증가율 기준 전체 표본, 중소기업, 중견기업 모두에서 AI 바우처 지원사업의 정책효과는 통계적으로 유의하지 않았다. 부채비율 역시 모든 집단에서 유의한 결과가 확인되지 않았다. 종합하면, 총자산 증가율에서는 AI 바우처 지원사업이 기업의 자산 증가에 미치는 정책효과를 확인하기 어려웠으며, 기업규모에 따른 차별적 효과도 나타나지 않았다.

<표 9> 이중차분 분석결과: 총자산 증가율

구분	전체 표본 Coef./(S.E.)	중소기업 Coef./(S.E.)	중견기업 Coef./(S.E.)
정책효과 (지원×시점)	0.863 (1.700)	2.357 (2.290)	−2.318 (2.630)
부채비율	−0.0003 (0.0004)	−0.0003 (0.0004)	0.0105 (0.152)
N	5,024	3,328	1,696
R^2	0.237	0.247	0.195

주1: * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01
주2: S.E. = cluster−robust standard error
주3: Firm−Fixed = yes
주4: Year−Fixed = yes
주5: '기업연령', '산업분류' 변수는 기업 고정효과(FE) 적용 과정에서 흡수되어 추정계수에서 제외됨

마찬가지로 총자산 증가율에 대한 산업·규모별 보조분석 결과는 <표 10>과 같이 일부 산업에서 제한적인 성과 수준 차이가 확인되었다. 전체 표본에서는 정보통신업이 제조업 대비 상대적으로 높은 총자산 증가율 수준을 보였으며, 유통업, 서비스업 및 기업규모 변수에서는 통계적으로 유의한 차이가 확인되지 않았다.

<표 10> 산업·규모별 보조분석: 총자산 증가율

구분		전체 표본 Coef./(S.E.)	중소기업 Coef./(S.E.)	중견기업 Coef./(S.E.)
정책효과 (지원×시점)		−0.828 (1.235)	−1.111 (1.539)	−0.318 (1.959)
산업분류	제조		Reference	
	유통	1.319 (1.853)	1.540 (2.557)	—
	정보통신	3.792** (1.614)	4.063** (1.833)	—
	서비스	1.836 (1.248)	2.378 (1.746)	2.326 (1.563)
규모	중소		Reference	
	중견	−2.318 (2.990)	—	Reference
N		5,024	3,328	1,696
R^2		0.049	0.060	0.042

주1: * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01
주2: S.E. = cluster−robust standard error
주3: 기준산업(reference)은 제조업이며, 규모 변수의 기준집단은 중소기업임
주4: 유통 및 정보통신 변수는 중견기업 내 관측치가 제한적이어서 추정 안정성이 낮거나 공선성으로 인해 모형 내에서 흡수됨
주5: 기업 고정효과 제외, 연도 고정효과만 적용함

중소기업에서도 정보통신업이 제조업 대비 5% 유의수준에서 상대적으로 높은 총자산 증가율 수준을 보였으나, 유통업과 서비스업에서는 유의한 차이가 나타나지 않았다. 반면, 중견기업에서는 산업 및

기업규모 변수 모두 통계적으로 유의한 결과가 확인되지 않았다. 결과적으로 총자산 증가율 모형에서는 전체 표본과 중소기업의 정보통신업에서만 제한적인 산업별 성과 수준 차이가 확인되었으며, 그 외 산업 및 기업규모에 따른 차이는 뚜렷하지 않았다.

Ⅴ. 결론

본 연구는 AI 바우처 지원사업이 기업의 경영성과에 미치는 영향을 실증적으로 분석하고, 그 성과 양상이 기업 규모와 산업 유형에 따라 달라질 가능성을 탐색하고자 하였다. 이를 위해 선택편의를 완화하는 PSM과 DID 모형을 결합하였으며, 이벤트 스터디를 통해 평행추세 가정의 명백한 위반 여부를 점검하였다. 또한 기업 규모와 산업 유형을 고려한 보조분석을 수행하여 주 분석결과를 보완적으로 해석하였다.

분석결과를 종합하면, 연구가설 1(AI 바우처 지원사업은 기업의 경영성과에 유의한 영향을 미칠 것이다)은 부분적으로 지지되었으나 그 근거는 10% 유의수준의 결과에 한정되었다. 주 분석모형에서 매출액 성장률은 중견기업에서만 10% 유의수준의 양(+)의 추정치를 보였고, 고용 성장률은 전체 표본과 중소기업에서 10% 유의수준의 음(−)의 추정치가 나타났다. 다만 고용 성장률은 기업 고정효과를 제외한 보조모형에서는 유의하지 않았으며, 총자산 증가율에서는 모든 집단에서 유의한 정책효과가 확인되지 않았다. 이는 AI 바우처 지원사업의 효과가 모든 성과지표에서 일관되게 나타나기보다 성과 유형과 기업 특성에 따라 달라질 가능성을 시사한다. 따라서 AI 지원정책의 성과는 단일 지표나 평균적 효과만으로 판단하기보다 여러 성과지표를 종합적으로 검토할 필요가 있다.

다음으로 연구가설 2(AI 바우처 지원사업 효과와 성과 양상은 기업 규모에 따라 상이하게 나타날 수 있다)는 본 연구의 분석만으로 직접적인 지지 여부를 판단하기 어렵고, 탐색적 결과로 해석할 필요가 있다. 하위 표본별 분석에서 매출액 성장률은 중견기업에서 10% 유의수준의 한계적인 양(+)의 정책효과가 관찰되었고, 고용 성장률은 중소기업에서 10% 유의수준의 한계적인 음(−)의 정책효과가 관찰되었다. 그러나 한 집단의 계수가 유의하고 다른 집단의 계수가 유의하지 않다는 사실만으로 두 계수 간 차이가 통계적으로 유의하다고 볼 수는 없다(Gelman & Stern, 2006). 따라서 규모별 분석결과는 상호작용항을 통한 직접 검정이라기보다, 기업규모에 따라 정책효과의 방향과 양상이 다르게 나타날 가능성을 보여주는 탐색적 근거로 해석하는 것이 타당하다. 또한 산업·규모별 보조분석에서 중견기업이 중소기업보다 높은 고용 성장률 수준을 보인 것은 정책효과의 차이라기보다 기업규모에 따른 성과 수준의 차이로 이해할 필요가 있다. 이는 AI 지원정책의 성과가 기업 규모뿐 아니라 기술수용 역량과 조직역량의 영향받을 가능성을 시사하며, AI 도입 과정에서 조직역량과 활용 여건의 중요성을 제시한 선행연구(이태희·김태성, 2025)와도 맥락을 같이한다. 이에 향후 AI 지원정책은 기업 규모에 따른 일률적 지원방식보다 기업의 디지털 역량과 활용 여건을 고려한 맞춤형 지원체계로 발전할 필요가 있다.[8)]

연구가설 3(AI 바우처 지원사업 이후의 성과 양상은 산업 유형에 따라 상이하게 나타날 수 있다)과 관련하여, 본 연구의 산업별 보조분석에서는 일부 산업에서 제한적인 성과 수준 차이가 관찰되었다. 구체적으로 총자산 증가율에서는 정보통신업이 제조업보다 상대적으로 높은 성과 수준을 보였고, 고용 성장률에서는 중견기업 서비스업에서 10% 유의

8) 하위표본별 추정결과의 유의성 차이를 두 계수 간 차이의 유의성으로 해석하는 데에는 주의가 필요하다(Gelman & Stern, 2006).

수준의 상대적으로 높은 성과 수준이 관찰되었다. 그러나 이러한 결과는 산업더미 계수가 제조업 대비 산업별 성과 수준의 차이를 나타낸 것으로, 정책효과와 산업 유형 간 상호작용을 직접 검정한 결과는 아니다. 따라서 본 연구의 산업별 분석결과는 AI 바우처 지원사업의 정책효과가 산업별로 차별적으로 나타났다는 근거라기보다, 산업별 성과 양상의 차이를 보여주는 보조적 결과로 해석하는 것이 타당하다. 향후 연구에서는 정책효과와 산업 유형의 상호작용항을 포함한 모형을 통해 산업별 정책효과 차이를 직접 검정할 필요가 있다.

이상의 결과에서 주목할 점은 주요 성과지표 대부분에서 평균적인 정책효과가 통계적으로 확인되지 않았다는 것이다. 이는 정책의 효과가 없다는 결론이라기보다 AI 지원이 단기간에 모든 재무·고용 성과로 연결되지 않을 수 있음을 보여주는 정책평가 결과로 이해할 필요가 있다. Ⅱ장에서 논의한 바와 같이 AI 기술은 데이터 축적과 조직 내 체화 과정을 거쳐 성과로 이어지는 특성을 지니므로 수혜 직후의 재무적 성과지표만으로 사업의 성패를 판단하는 데에는 주의가 필요하다. 이러한 점에서 AI 바우처 지원사업의 성과관리는 단기 재무지표와 함께 AI 활용 수준과 같은 중간성과 지표를 병행하는 방향으로 설계될 필요가 있다.

본 연구의 의의는 다음과 같다. 첫째, 본 연구는 AI 지원정책의 평균적 효과와 함께 기업 규모와 산업 유형을 고려한 보조분석을 수행하여 기업 특성에 따른 성과 수준의 차이를 탐색하였다. 이는 AI 지원정책을 평가할 때 평균적 효과와 더불어 수혜 기업의 특성과 산업별 여건을 함께 살펴볼 필요가 있음을 시사하며 향후 정책 설계에 참고할 수 있는 실증자료를 제공한다는 데 의의가 있다.

둘째, 본 연구는 PSM과 DID 모형을 결합하고 이벤트 스터디로 사전추세를 점검하는 정책평가 방법을 적용해 AI 바우처 지원사업의 효과를 분석하였다. 또한, 실제 수혜기업 자료와 기업 성장률 지표를 활용함으로써 사례연구나 설문조사를 중심으로 이루어진 관련 논의를 보완하고자 하였다. 아울러 성장률 변수의 상하위 1% 극단 값을 조정하여 이상치의 영향을 완화하였다. 이러한 분석은 향후 AI 지원정책의 효과를 평가하는 데 하나의 실증적 참고자료가 될 수 있을 것이다.

다만 본 연구는 다음과 같은 한계를 지닌다. 첫째, 정보공개로 확보한 수혜기업 명단과 재무자료를 활용하였기 때문에 AI 솔루션의 유형, 도입 목적, 활용 수준 등 정책효과의 작동 메커니즘을 직접 분석하지 못하였다. 둘째, 처치시점을 개별기업의 실제 최초 수혜연도가 아닌 기업유형별 정책노출 기준연도로 설정하여 실제 수혜시점과 분석상 처치시점이 일부 불일치할 수 있다. 셋째, 기업의 디지털 역량, 연구개발 투자, 전문인력 확보 등 기술수용 역량을 반영하지 못해 기업규모별 결과 차이를 충분히 설명하는 데 한계가 있다. 넷째, PSM 과정에서 정책 노출 이전의 성과수준이나 성장추세를 반영하지 못하였고, 일부 산업범주의 SMD도 기준값을 상회하여 선택편의를 완전히 배제하기 어렵다. 다섯째, 일부 산업은 표본 수가 제한적이며, 주요 결과 일부가 10% 유의수준에 머물고 고용 성장률은 모형 설정에 따라 유의성이 달라졌다. 따라서 본 연구결과는 확정적 정책효과라기보다 AI 바우처 지원사업의 성과 가능성과 효과 방향을 보여주는 제한적 근거로 해석할 필요가 있다.

향후 연구에서는 기업별 최초 수혜연도 정보를 활용해 처치시점을 보다 정교하게 설정하고, 정책노출 이전의 성과수준 및 성장추세를 반영한 대안적 매칭방법을 검토할 필요가 있다. 또한, AI 솔루션의 유형과 활용 수준, 반복 수혜 여부, 기업의 디지털 역량 및 조직역량 등 미시적 요인을 함께 고려해야 한다. 나아가 정책효과와 기업 규모·산업 유형의 상호작용을 직접 검정하고, 장기 패널자료와 다양한 AI 지원사업 비교를 통해 AI 지원정책의 지속효과와 성과 발현 시점을 정교하게 분석할 필요가 있다.

참고문헌

권선주, 이천우 (2006). 중소기업 지원정책의 효과 분석: 기업미시자료를 중심으로. 산업경제연구, 19(6), 2571-2590.

박성근, 김병근 (2011). 한국의 서비스업에서 기술혁신전략이 고용에 미치는 영향: 기업수준의 연구. 기술혁신학회지, 14(2), 223-245.

박인선, 마형렬 (2025). 인공지능 기술의 산업 활용 촉진을 위한 정부 R&D 투자 현황분석 및 정책 방향 연구. 한국혁신학회지, 20(2), 97-134.

박준희 (2024). 디지털 혁신기술의 관광분야에서의 실현·적용 가능성에 관한 미래예측 연구. 미래사회, 15(2), 186-208.

송인국, 장윤희 (2022). AI 바우처 지원사업에 대한 사업전략 연구: 참여기업의 성과 체감도를 중심으로. 글로벌경영학회지, 19(4), 209-230.

오상영, 홍현기, 전제란 (2009). 정부의 중소기업 지원정책과 기업성과의 상관성 분석. 한국산학기술학회논문지, 10(7), 1696-1701.

유화선, 김윤명, 정도범 (2021). 정부 지원이 소재부품 중소기업 성장통 극복에 미치는 영향: PSM-DID 결합모형을 활용한 정책효과 분석. 기술혁신학회지, 24(5), 871-890.

윤은하, 배삼열, 심갑용, 김용 (2014). 정보공개청구를 통한 학술 정보 이용에 관한 연구: Strauss와 Corbin의 근거이론적 접근: 한국비블리아학회지, 25(1), 265-294.

이석민 (2018). R과 STATA를 활용한 평가 방법론. 서울: 법문사.

이윤보, 심충진, 김문현, 이동주 (2006). 중소기업에 대한 정책자금 지원성과와 그 영향요인에 관한 연구. 중소기업연구, 28(1), 202-226.

이태희, 김태성 (2025). 중소 제조기업의 AI 도입 장벽과 인식 경로에 관한 실증연구. 중소기업정책연구, 10(3), 165-195.

장현주 (2018). 중소기업 지원정책의 효과에 관한 연구: 중소기업 성장단계의 조절효과와 반복적 정부지원의 효과를 중심으로. 정책분석평가학회보, 28(4), 251-275.

정규채, 고혜수, 정성창 (2017). PSM-DID 결합모형을 이용한 기술지원사업의 경제적 성과분석에 관한 연구: K 출연연구기관이 수행한 부품·소재종합기술지원사업을 중심으로. 관리회계연구, 17(3), 281-305.

정근주, 원이중 (2023). 우리나라 중소기업지원정책 효과에 대한 메타연구. 중소기업연구, 45(2), 31-58.

정영호 (2021). 우리나라 AI 생태계 작동 아직 미흡해: AI에 대한 기업체 인식 및 실태 조사 결과. 세종: 한국개발연구원.

조지연, 송인국 (2022). AI 솔루션 기업 관점의 AI 바우처 지원사업 개선방안 연구. 한국인터넷방송통신학회 논문지, 22(4), 149-156.

최종민, 황희영 (2022). 중소기업지원사업 수혜가 기업의 성과에 미치는 영향 분석: 소재·부품·장비산업 중소기업을 중심으로. 기업과 혁신연구, 45(4), 177-191.

현보훈, 정유경, 신승용, 최훈 (2025). AI 기술 도입이 기업의 성장과 고용에 미치는 영향. 노동경제논집, 48(2), 1-33.

Acemoglu, D., Autor, D., Hazell, J., & Restrepo, P. (2022). Artificial intelligence and jobs: Evidence from online vacancies. *Journal of Labor Economics, 40*(S1), S293-S340.

Austin, P. C. (2011). An introduction to propensity score methods for reducing the effects of confounding in observational studies. *Multivariate Behavioral Research, 46*(3), 399-424.

Bertrand, M., Duflo, E., & Mullainathan, S. (2004). How much should we trust differences-in-differences estimates? *Quarterly Journal of Economics, 119*(1), 249-275.

Callaway, B., & Sant'Anna, P. H. C. (2021). Difference-in-differences with multiple time periods. *Journal of Econometrics, 225*(2), 200-230.

Chen, D., Esperança, J. P., & Wang, S. (2022). The impact of artificial intelligence on firm performance: An application of the resource-based view to e-commerce firms. *Frontiers in Psychology, 13,* 884830.

Gelman, A., & Stern, H. (2006). The difference between "significant" and "not significant" is not itself statistically significant. *The American Statistician, 60*(4), 328-331.

Goodman-Bacon, A. (2021). Difference-in-differences with variation in treatment timing. *Journal of Econometrics, 225*(2), 254-277.

Heckman, J. J., Ichimura, H., & Todd, P. E. (1997). Matching as an econometric evaluation estimator: Evidence from evaluating a job training programme. *Review of Economic Studies, 64*(4), 605-654.

Ho, L. T., Gan, C., Jin, S., & Le, B. (2022). Artificial intelligence and firm performance: Does machine intelligence shield firms from risks? *Journal of Risk and Financial Management, 15*(7), 302.

Mpanza, S. S. (2025). Revisiting the Technological-Organizational-Environmental (TOE) Framework and Diffusion of Innovation (DOI): A theoretical review for artificial intelligence (AI) adoption. *International Journal of Applied Research in Business and Management, 6*(5).

Penrose, E. T. (1959/2009). *The Theory of the Growth of the Firm.* Oxford University Press.

Rosenbaum, P. R., & Rubin, D. B. (1983). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika, 70*(1), 41-55.

Roth, J. (2022). Pretest with caution: Event-study estimates after testing for parallel trends. *American Economic Review: Insights, 4*(3), 305-322.

Stuart, E. A. (2010). Matching methods for causal inference: A review and a look forward. *Statistical Science, 25*(1), 1-21.

Stuart, E. A., Huskamp, H. A., Duckworth, K., Simmons, J., Song, Z., Chernew, M., & Barry, C. L. (2014). Using propensity scores in difference-in-differences models to estimate the effects of a policy change. *Health Services and Outcomes Research Methodology, 14*(4), 166-182.

Sun, L., & Abraham, S. (2021). Estimating dynamic treatment effects in event studies with heterogeneous treatment effects. *Journal of Econometrics, 225*(2), 175-199.

Tornatzky, L. G., & Fleischer, M. (1990). *The Processes of Technological Innovation. Lexington Books.*

Wooldridge, J. M. (2010). Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data (2nd ed.). MIT Press.

투고일자: 2026. 8. 3.
심사일자: 2026. 10. 4.
게재확정일자: 2026. 10. 8.

미래사회
Journal of Future Society
2026. Vol. 17, No. 3, 440~457.
https://doi.org/10.22987/jifso.2026.17.3.440

Analysis of the Impact of AI Adoption Support Policies on Firm Performance: Evidence from the AI Voucher Program

Junhee Won Konkuk University
Sunghyun Kim Korea University
Changjin Kim Daejin University

This study empirically examined the effects of the AI Voucher Program on firms' business performance and investigated whether performance patterns differed by firm size and industry characteristics. Using Korean firm-level panel data from 2017 to 2024, this study employed propensity score matching (PSM), followed by an event study and a difference-in-differences (DID) analysis. The results indicated that, in the primary specification with firm and year fixed effects, sales growth exhibited a positive effect only among middle-market enterprises at the 10% significance level. For employment growth, negative estimates were observed for the full sample and for small and medium-sized enterprises; however, these effects were not significant in the supplementary specification. No significant policy effect was found for total asset growth, although slight variations in effects were observed across certain industries in the supplementary industry-level analysis. These findings suggest that AI support policies may not improve all financial and employment outcomes in the short term, and that performance patterns may vary according to firm size and industry characteristics. This study contributes to the literature by utilizing actual AI Voucher Program beneficiary data, growth-based performance indicators, and a PSM-DID framework.

Key words: AI Voucher Program; Policy Impact Evaluation; Propensity Score Matching (PSM); Difference-in-Differences (DID); Firm Performance