

AI 중소기업 바우처 지원이 기업성장에 미치는 영향: PSM-DID 결합모형을 활용한 정책효과 분석

(The Impact of Voucher Support on Economic Performance for AI Companies: Policy Effectiveness Analysis using PSM-DID Model)

최 석 원¹⁾, 이 주 연^{2)*}
(SeokWon Choi and JooYeon Lee)

요 약 전세계적으로 인공지능(AI)을 활용한 디지털전환을 위해 국가적 역량을 집중하고 있는 상황에서 국내 AI 기업 육성이나 AI 산업생태계 환경조성은 더디기만 하다. 정부는 대내외적으로 힘든 경제상황을 타개하기 위해 거액의 공적자금을 투입하고 있으나 그 효과에 대한 체계적 연구는 미진하다. 이런 이유로 본 연구는 성향점수매칭(PSM)과 이중차분법(DID)을 활용하여 정부 인공지능 솔루션 바우처 지원 사업이 수혜기업의 경제적 성과에 미치는 정책효과를 살펴보고자 하였다. 실증분석을 위해 정보통신산업진흥원에서 공개한 AI 중소기업 정보 중 바우처 지원 이력이 있는 461개 기업을 대상으로 2019년 이후 매출 실적을 활용해 PSM-DID 분석을 수행하였다. 실험군과 대조군을 비교 분석한 결과 수혜기업은 정부지원 이후 자산증가, 임금, 연구개발비 등이 전반적으로 증가한 반면, 수익측면에서는 유의미한 기여도를 확인할 수 없었다. 이는 AI 바우처 정책사업이 단기적으로 기업 외형성장에 직접적인 기여를 하였으나 수익창출 여부는 중장기적 시간이 필요하다는 점을 시사한다.

핵심주제어: 중소기업, 바우처 정책, 성향점수매칭, 이중차분법

Abstract In a situation where digital transformation using artificial intelligence is active around the world, the growth of domestic AI companies or AI industrial ecosystems is slow. Where a large amount of government funds related to AI are being invested to overcome the difficult economic situation, systematic research on the effect is insufficient. So, this study aimed to examine the policy effectiveness of the government artificial intelligence solution voucher support project for small and medium-sized enterprises (SMEs) using Propensity Score Matching (PSM) and Difference-in-Differences (DID) on the financial performance of beneficiary companies. For empirical analysis, PSM-DID analysis was performed using sales performance since 2019 for 461 companies with a history of voucher support among the AI SMEs data released by the National IT Industry Promotion Agency. As a result of the analysis, the beneficiary companies' asset growth, salary, and R&D expenses increased overall after government support, and no significant contribution could be confirmed in terms of profits. This study suggests that the voucher policy business directly contributed to the company's growth in the short term, but it requires a certain period of time to generate profits.

Keywords: SMEs, Voucher Policy, Propensity Score Matching(PSM), Difference-in-Differences(DID)

* Corresponding Author: jooyeoun325@ajou.ac.kr
Manuscript received January 10, 2023 / revised
January 30, 2023 / accepted February 05, 2023

1) 아주대학교 일반대학원 과학기술정책학과, 제1저자
2) 아주대학교 일반대학원 과학기술정책학과, 교신저자

1. 서론

우리 경제성장의 신성장 동력으로 주목받고 있는 기술인 인공지능(AI)은 선진국 대비 확산 속도가 느리며 특히 중소기업의 경우 AI 도입에 따른 자금부담이나 성과사례가 많지 않다는 이유 등으로 현장에서 외면받는 현실이다. 이로 인해 AI 기술을 개발한 기업 역시 판로를 확보하지 못해 산업이 정체되는 악순환이 지속되고 있는 상황이다(4차 산업혁명위원회, 2021).

정부는 AI 산업생태계 조성과 AI 활용을 확산하여 어려운 대외 경제여건과 코로나로 인한 경기침체 등을 극복하고자 중소기업 AI 활용 촉진을 위해 AI 바우처 사업을 2020년부터 시작하게 되었다(과학기술정보통신부, 2020).

AI 바우처 사업은 디지털 전환이 가속화되고 있는 상황에서 상대적으로 전환속도가 느린 국내 중소기업의 디지털 전환을 지원하기 위해 과제당 3억원의 AI 도입비용을 지원하는 사업이며 사전 등록된 AI 기업과 수요기업이 매칭하여 솔루션 도입과 관련한 제반 비용을 지원하는 사업이다.



Fig. 1 AI voucher operating structure

2020년 39.2억원의 소규모 사업이었던 AI 바우처 사업은 첫 사업임에도 불구하고 24:1의 높은 경쟁률을 보였으며 AI 활용에 대한 수요를 대응하기 위해 560억원 규모로 사업을 확대하였고 2022년에는 980억원 예산으로 350개 과제를 지원하게 되었다. 특히, 사업 초기에 369개에 불과했던 인공지능 솔루션 공급기업은 연간 500여개씩 증가하여 2022년 기준으로 1,553개까지 증가하였다(정보통신산업진흥원 사업 보고서, 2021).

외형적으로만 보면 과기정통부 사업 중 데이터 구축 사업을 제외하면 국내 AI 지원사업으로는 가장 많은 기업이 참여하는 대규모 사업이다.

Table 1 AI voucher application status by year

| Category | 2020 (Pilot) | 2020 (Main) | 2021 | 2022 |
|----------------------------------|--------------|-------------|---------|---------|
| Selected tasks | 15 | 210 | 207 | 350 |
| Applications | 335 | 475 | 1,048 | 1,557 |
| Competition rate | 24 : 1 | 2.4 : 1 | 5.2 : 1 | 4.5 : 1 |
| Project budget (KRW 100 million) | 39.2 | 560 | 560 | 980 |
| Registered suppliers | 369 | 553 | 991 | 1,553 |

중소벤처 기업부에서 지원하는 중소기업 예산만 한해 18조원(중소벤처 기업부, 2022)에 이르는 등 천문학적 예산이 집행되고 있으나 사업 타당성 조사, 지원사업 실증분석, 사후 추적조사 등에 대해서는 국비 300억원, 총사업비 500억원 이상의 대형사업에 국한하여 예비 타당성 심사가 의무적으로 시행되고 있다.

정부 바우처 효과를 실증하는 연구는 국내·외에서 일부 진행된 바 있기는 하나 국가연구개발 등을 중심으로 연구가 편중되어 있고 AI를 포함한 신기술 정책효과에 대해서는 축적된 데이터 부족으로 인해 심층연구가 본격적으로 시행되고 있지 않다.

다만, AI 바우처 사업의 경우 2022년 기준 980억원 예산에 350개 과제를 지원하는 등 타 사업 대비 다량의 실적 데이터가 축적되어 있어 경제·경영학적 분석방법론을 활용한 분석을 위한 기술적 여건은 충족되었다 할 수 있다.

AI 바우처 사업의 추진목적이 AI 초기시장 판로개척과 AI 기업성장이었다 만큼 경제적 사업성과에 대한 평가는 향후 사업 추진과 정책입안에 있어 중요한 의사결정 근거가 될 수 있을 것이다.

성향점수매칭(Propensity score matching, PSM)과 이중차분법(Difference-in-differences, DID)은 기획재정부의 재정사업 심층평가(기획재정부 재정사업심층평가보고서, 2021) 등 공공사업 전반에서 널리 활용되고 있는 대표적 성과평가 연구 모형으로 PSM와 DID를 결합한 연구모형은 재무성과평가에 적합한 도구로 활용될 수 있다.

본 연구를 위해 정보통신산업진흥원에서 공개한 461개 기업 데이터를 기반으로 한국 평가데이터에서 제공하는 기업 재무자료를 활용하여 분석을 수행하였으며 총자산, 매출액, 당기순이익이 공개되지 않은 일부 기업 데이터는 분석대상에서 제외하여 이상치나 오류데이터에 의한 결과 왜곡을 최소화하고 연구결과의 신뢰성을 높이고자 하였다.

AI 기술 활용과 관련한 정부 정책사업에 대규모 예산이 투입되는 상황에서 사업 추진과정에서의 성과검토는 아직까지 미진한 상태이며 이런 문제점을 해소하고자 PSM-DID 결합모형을 적용하여 정부의 정책지원이 기업의 경제적 성과에 얼마나 기여하는 지 방법론적으로 규명하고자 한다. 본 연구를 통해 정부 재정지원의 정책 시행이나 제도화에 있어 유용한 기초 자료로 활용될 것이라 기대한다.

2. 이론적 배경 및 선행연구

2.1 이론적 배경

신고전 경제학파에 의하면 기술혁신이 경제 성장을 견인하는 요인이라는 점이 강조되고 있다.(정준호, 2017). 기업의 기술혁신 활동이 투자 과소로 인한 시장실패(Market failure)가 예측될 때 정부는 이를 보완하기 위해 개입해야 할 필요가 있고, 사회적 가치가 높은 연구개발 등에 공공자금을 투입해야 한다고 주장했다(김호·김병근, 2012.)

반면, 정부의 과도한 시장 개입이 시장경제 체계를 정상 동작하지 않게 하는 부작용인 정부실패 (Government failure)에 대한 우려도 있다. 특히 신기술 지원은 투입 대비 단기 성과가 적게 나와 정책실패로 이어질 수 있는 분야이기 때문에 투자 전에 충분한 검증을 위한 예비타당성 심사를 시행하고 있기는 하나 반드시 수행해야 하는 의무사항이 아닐 뿐 아니라 정책적 판단에 따라 추진되는 사업의 경우 이를 이행하지 않아 실효성이 미미하다는 문제가 있다.

정부사업에 대한 평가방법은 정성적 방법과 정량적 방법으로 나뉠 수 있는데 정량적 방법으로 계량서지학 분석, 계량 경제학 분석, 비용·편익분석이 활용되며 사후측정 비교집단 설계, 단일집단 사전사후 측정설계, 시계열 분석 등과 같은 준실험 설계방법을 활용하고 있다. 이러한 계량적 분석은 결과에 대한 신뢰도와 일반화 가능성을 높여준다.

정부지원이 기업의 경제적 성과에 어떠한 영향을 주었는지와 관련된 연구결과는 비교적 다양한데 독일기업을 상대로 한 연구개발 보조금 지원의 경우 보조금 1달러 지원 시 기업의 연구개발 투자가 1달러 만큼 유발된다는 연구(Hussinger, 2008)가 있는가 하면 유럽 18개국 대상으로 2003년에서 2007년까지 연구개발 지출이 많은 754개를 분석한 결과에 따르면 첨단산업의 경우 정부지원이 확실한 효과가 있는 반면 일반산업의 경우에는 반대의 결과를 나타내었다(Garcia-manjon, 2012).

본 연구는 기술혁신을 통한 기업성장 및 경제발전을 목표로 하는 정부지원정책 중 대표적 사업인 AI 바우처 사례를 실증분석함으로써 여타 기술혁신 지원사업에 대한 정책성과 연구에 확대하여 활용될 수 있을 것이라 기대한다.

2.2 선행연구 분석

국내 선행연구 결과는 정부의 기업지원 정책이 전반적으로 긍정적인 성과가 있다는 평가가 대다수이며 연구 방법으로 설문결과 기반 계량분석, 총 요소 생산성 분석을 통한 효과 추정, 준 실험설계 방법 등이 있으며 설문결과는 응답 집단의 성실도에 따라 결과의 신뢰수준이 크게 좌우되는 문제가 있어, 무작위 실험평가와 같이 선택 편의를 제거하고 효과를 추정할 수 있는 정책성과 추정방법으로 성향추정매칭(PSM)을 활용한 연구성과 분석이 시작되었다(이석원, 2008). 성향점수매칭은 Rosenbaum and Rubin(1983)이 방법론 제시 후, 국내외 정책성과 측정에 다수 활용되고 있다.

Table 2 The literature review using PSM-DID on the government sponsored project

| Researcher | Research topic |
|----------------------|---|
| Shin kwang-keun('22) | Analysis of the effective of corporate support for environmental R&D using PSM-DID model |
| Yoo hwa-seon ('21) | The impact of government support on overcoming growing pains of SMEs with materials and components: policy effectiveness analysis using PSM-DID |
| Yoon sang-pil('21) | An empirical study on effects of SMEs packaging support projects |
| Jeong hae-il('21) | Analysis of the effectiveness of government-sponsored management consulting projects using PSM-DID |
| Yuk heon-young('19) | An empirical study on effectiveness and contribution of SME technology development support project |
| Jeong gyu-cha('17) | A economic performance analysis of the R&D projects using PSM-DID |
| Park kyung-ju('07) | The economic effect analysis of R&D investment in SMEs technological innovation areas |

Table 2의 선행연구는 PSM-DID 모형을 이용해 기업에 대한 정부의 지원에 대한 성과를 분석한 연구들이며 연구개발이나 자금지원이 경영성파에 미치는 효과를 분석한 사례들이다. 성과분석을 위해 기업 재무제표 자료를 바탕으로 지원에 따른 처치효과를 정부 사업참여 후 수년에 걸친 실적을 분석하였으며, 성과대상은 선정기업과 탈락기업 간 매출액 증가, 종업원 수, 연구개발비 증가율, 총 자산 순이익율 증가 등이었다.

3. 연구방법

3.1 연구대상 및 연구가설

본 연구 분석대상은 2021년부터 2021년까지 AI 바우처 사업에 선정된 인공지능 기술 공급기업군(이하 실험군)과 탈락한 기업군(이하 비교군)을 대상으로 한다.

Table 3 AI voucher companies by year

| Year | Selected | Dropped | Sum |
|---------------------|-------------|-------------|--------------|
| 2020 | 160 | 274 | 434 |
| 2021 | 165 | 301 | 466 |
| Sum (duplicated) | 265 (60) | 491 (84) | 756 (144) |

Table 3의 연도별 지원현황에서 공급기업은 2020년에 434개 기업이 지원하여 160개 기업이 선정되었으며 2021년은 466개 기업이 지원하여 165개 기업이 선정되었다. 2개년 연속 지원한 기업은 144개이며 이 중 연속으로 선정된 기업은 60개로 집계되었다. 중복을 제외하면 선정기업 수는 265개이고 한번도 선정되지 못했던 탈락기업은 491개이다.

분석대상 실험군과 비교군 기업 재무 데이터는 한국평가데이터에서 제공하는 크레탑(www.cretop.com)을 활용하였다.

본 연구에서는 정부 연구개발 지원사업이 기술혁신에 긍정적인 효과가 있었다는 연구결과(박용 외, 2017)나 경영 컨설팅이 경영성파에 긍정적 영향을 주었다는 연구(이건우와 신호균, 2020) 등 선행연구를 참고하여 AI 바우처 지원사업이 기업성파에 어떤 영향을 주었는지에 대해 다음과 같은 연구가설을 설정하였다.

[연구가설] AI 바우처 수혜기업인 실험군은 수혜받지 못한 대조군 대비 기업의 외형성장파 수익측면에서 긍정적 단기 성파가 있다.

3.2 성향점수매칭(PSM)

정책효과를 평가하기 위해 이론적으로 가장 직관적이면서도 효과적 방법은 무작위 배정을 하고 실험군과 대조군을 비교하는 방법이다. 무작위 선정을 하지 않는 경우, 높은 평가를 받은 선정기업이 탈락기업에 대비하여 역량이 우수함으로 인해 경영성파 차이를 보일 수 있는 만큼 선정 여부를 제외한 나머지 경영역량의 차이가 최소화될 수 있도록 비교군 선정이 무엇보다 중요하다. 경영역량을 최대한 유사하게 실험군과 대조군으로 선정할 필요가 있는 것이다.

현실적으로 정부지원 효과를 추정하기 위해 실험군과 대조군 간 성과의 단순 비교를 할 경우 다음과 같은 문제점이 발생할 수 있다.

우선, 실험군 자체의 선택편의(Selection bias)에서 자유롭지 못하다는 점이다. 기초 통계량과 단순 회귀분석을 적용한 분석 결과는 통계적 유의성 문제에 더해 과소추정이나 과대추정의 위험이 있을 수 밖에 없다.

다음으로 내생성(Endogeneity)의 문제이다. 분석의 결과가 변수들 간의 상관관계에 의해 영향을 받을 수 있는데 본 연구의 대상이 되는 기업 재무정보의 각 변수 간 내생성이 높을 가능성이 있다.

선택편의와 내생성의 자료 한계를 보완하기 위한 방법론이 준실험적(Quasi-experimental) 통계 방법이며 이를 통해 선택편의나 내생성 문제를 어느 정도 수준까지 보완할 수 있으며 정책효과 분석에 자주 활용되는 대표적 준실험적 방법으로 성향점수매칭(P propensity score matching, PSM)과 이중차분법(Difference-in-differences, DID)이 있으며 둘의 약점을 보완한 PSM-DID 결합모형을 활용할 수 있다.

성향점수매칭은 정부 정책분야의 성과평가에 범용적으로 사용되며 실험군과 비교할 수 있는 대조군을 인위적으로 찾거나 구성하는 방법이다. 관측된 공변수를 바탕으로 처치한 실험군과 처치하지 않은 대조군 사이에 존재하는 차이를 좁히기 위해 활용된다. 두 집단 간 성격 차이가 존재할 경우나 효과를 확인하고자 하는 집단 간 대상 개체 수가 차이가 나는 경우에도 적용하며 같은 특성을 가진 집단을 구성하기 위해 여러 변수들을 단일 차원으로 축소하고 점수화하기 위해 필요한 것이 성향점수이며 이를 기반으로 가장 인접한 성향의 비교 대상을 추출해 내는 것이다(Rosenbaum and Rubin, 1983).

성향점수를 산출하기 위해서는 매칭 기준이 되는 점수를 기준으로 주어진 변수를 활용하여 실험군에 속할 조건부 확률을 산출한다. 구체적으로 이변량 변수를 이용하며 프로빗(Probit)이나 로짓(Logit) 회귀함수를 활용하여 추정하는데 성향점수 추정은 다음과 같은 산식으로 정의할 수 있다.

$$Treatment = \beta_0 + \sum_{k=1}^n \beta_k \times Control_k + \epsilon \quad (1)$$

상기 식의 처치(Treatment)는 처치 받은 경우를 1로 받지 않는 경우를 0으로 하는 이변량 변수이며 통제(Control)는 처리받은 실험군의 특성을 나타내는 공변수를 의미한다.

성향점수는 기업규모나 연구개발비 투자 등의 영향인자를 통해 기업이 과제 선정을 받을 조건부 확률이며 관측 불가능한 특성에 대한 통제 불가능성에 대한 고려가 필요하다.

실험군은 처치 받은 그룹이므로 처치 값 1이 적용되기 때문에 대조군에 대비하여 성향점수가 높게 나타날 수 밖에 없으며 성향점수가 과도하게 높거나 낮은 기업에 대해서는 매칭 대상에서 제외해야 한다.

본 연구에서는 매칭을 위한 여러 방법 중 가장 범용적으로 활용되는 최근접 매칭(Nearest neighbor matching)을 활용하며 이는 하나의 실험군 기업 대비 하나의 대조군 기업을 매칭하거나 유사성이 높은 순서로 여러 기업을 매칭한 후 이들의 평균값을 산출하는 방법이다. 이 방법은 실험군과 대조군 간 가장 비슷한 기업을 효과적으로 매칭시킬 수 있는데 하나의 기업에 대응되는 기업 수는 정해진 바는 없으나 1개에서 10개까지 다양한 매칭을 할 수 있다.

Table 4 Measurement variables by performance

| Category | Description | Variable |
|-----------------------|-----------------------------------|-----------------------------|
| Technical performance | Originality & marketability | Patent application |
| | | Patent registration |
| Economic performance | Business scale & growth potential | Sales |
| | | Total Assets |
| | | Net incomes |
| | | Return on total assets |
| Social performance | Increase in employment | Total return on capital |
| | | Operating margin |
| Social performance | Increase in employment | Number of insured persons |
| | | Number of full-time workers |

정부 지원사업에 대한 성과는 기술적 성과, 경제적 성과, 사회적 성과로 구분하며(장현주, 2016). AI 바우처를 포함한 비 R&D 지원사업의 정책목표가 기업의 경제적 성과창출인 만큼 기술적 성과인 특허 등록과 출원과 사회적 가치 성과인 고용효과를 제외하고 재무제표에서 확인할 수 있는 총자산, 총부채, 매출, 임금, 연구개발비, 순이익, 무형자산, 총자본, 판매관리비를 성과항목으로 선정하였다.

기업간 유사성을 판단하기 위해 지원여부가 영향을 주기 전인 2019년을 기준으로 무형자산, 총자본, 판매 및 관리비를 공변수로 사용하였다.

프로빗 회귀분석식은 다음과 같이 정의하였다.

$$Treatment = \beta_0 + \beta_1 \times \ln(IA) + \beta_2 \times \ln(Equity) + \beta_3 \times \ln(SG\&A) + \epsilon \quad (2)$$

이때 처치(Treatment)는 AI 바우처 사업 선정 유무, $\ln(IA)$ 는 2019년도 무형자산의 로그값, $\ln(Equity)$ 는 2019년도 총자본의 로그값, $\ln(SG\&A)$ 는 2019년도 판매·관리비의 로그값을 의미한다.

기업지원의 성과가 나타나는 시점은 예측하기 어려운 측면이 있는데 알몬(Almon) 모형을 통해 분석한 결과를 참조하면 투자와 특허출원의 시차의 경우 산업군별로 차이가 있을 수는 있으나 일반적으로 2년 내외의 기간이 평균적으로 소요되는 것으로 분석하였다(이현준 외, 2012). AI 바우처 사업이 솔루션 활용이라는 사업적 특성을 고려할 경우 지원기간이 비교적 단기간임에도 알몬 모형에 근거하여 자산 증가와 수익성 개선 등 경제적 성과가 2년 내외에 있었을 것이라는 가설을 하였다.

3.3 이중차분법(DID)

이중차분법은 대조군을 선정하여 실험군과 대조군 간의 처치(Treatment) 즉, 지원 전 후의 성과차이를 비교하여 효과 차이를 확인하는 방법이며 이 경우에도 시간적 영향을 고려해야 한다. 이중차분법은 실험군과 대조군의 처치

여부만을 차이로 하고 다른 특성은 유사하게 구성된 집단으로 설정해야 하는 전제가 충족되어야 하는데 성향매칭분석 활용을 통해 이를 가능하게 할 수 있는 것이다.

대조군의 특성이 실험군과 유사하도록 성향점수매칭을 통해 집단을 구성한 후 이중차분법을 사용하여 효과를 분석하는 PSM-DID 결합모형을 활용하여 관측 가능한 변수에 대한 동질성을 확보하고 관측이 불가능한 변수 또한 동질성 확보가 가능해진다는 측면에서 상호보완적이라 할 수 있다.

본 연구에서 사업 지원시점 전후인 2019년과 2021년을 기준으로 선정기업과 탈락기업 간 재무상태 변화를 비교하고 그 차이를 사업지원 순효과로 추정한다.

Fig. 2는 PSM-DID 결합모형을 통해 순효과를 도출하는 개념을 나타낸 것이다.

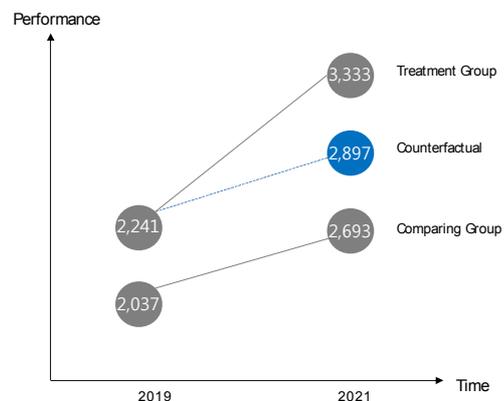


Fig. 2 Performance analysis using PSM-DID

AI 바우처 사업 선정 전인 2019년에서 선정 후인 2022년의 매출액 차이를 보여주고 있으며 2019년 실험군(Treatment group)과 대조군(Comparing group)이 외생변수가 없는 상태라면 초기 격차가 유지되었을 것이고 실험군은 28.97억원의 매출을 예상(Counterfactual)할 수 있으나 실제로는 그 보다 많은 33.33억원의 매출이 발생하였다. 실험군의 실적치와 예상치 간 격차는 사업지원에 따른 처치효과(Treatment effect)로 볼 수 있다.(정윤선 외, 2019).

성향점수매칭의 역할은 실험군과 비교군의 기울기를 유사하게 통제하는 데 있고 이중차분법은 처치 전후에 존재하는 실험군과 대조군의 고유차이를 통제하는 데 있다. 이를 통해 처치에 따른 처치집단 기울기 차이로 발생하는 처치 순효과를 도출할 수 있게 되는 것이다.

본 연구에서는 성향점수매칭과 이중차분법을 모두 활용한 결합모형인 PSM-DID를 활용하여 AI 바우처 사업의 수혜기업군인 실험군의 총자산, 총부채, 매출액, 임금, 연구개발비, 당기 순이익 등에 미치는 순효과를 도출하고자 하였다. 2019년과 2021년 사이의 재무지표의 변화량을 실험군과 대조군을 비교함으로써 AI 바우처 사업 선정에 따른 순효과를 도출하고자 하는 것이며 각 재무지표에 대한 비교는 t-검정을 통해 차분 평균차이를 검정하였다.

3.4 성향점수매칭과 이중차분법 결합모형

본 연구에서 성향점수 매칭과 이중차분분석을 결합한 모형(PSM-DID)을 사용하는 이유에 대해 다시 정리하면, 성향점수 매칭만 사용하는 경우에 대비하여 선택편의를 완화시키며(권현정 외, 2011) 내생성으로 인한 문제를 해소한다는 측면에서 유용하기 때문이다.

또한 성향점수매칭의 경우 횡단 데이터만으로 분석이 가능한 반면 결합모형을 사용하면 여러 시점의 종단 데이터를 기반으로 분석할 수 있다는 측면도 고려되었다.

다만 본 연구에 있어 결합모형을 사용한 종단적 연구를 위해서는 데이터 확보가 가장 중요한데 AI 바우처 사업의 경우 2020년에 사업이 처음 시작되어 축적된 종단적 데이터 확보에 한계가 있어 향후 수년이 경과된 이후 축적된 데이터를 이용한 후속연구가 필요할 것으로 보인다. 이런 제약에도 불구하고 대규모 투자가 수반된 AI바우처 정책효과 분석은 투자 지속여부를 위한 정책판단 근거자료로 큰 의미가 있을 것이다.

4. 실증분석 결과

4.1 기초통계량

정보통신산업진흥원이 공개한 AI 바우처 2,144개 기업 중 선정기업 757개와 탈락기업 1,692개 중에서 앞에서 기술된 바와 같이 선정기업 265개와 탈락기업 491개를 모집단으로 선정하였다. 이 중 사업자번호가 없거나 조회가 되지 않는 기업, 총자산, 매출액, 당기 순이익 데이터가 모두 없는 기업 데이터는 대상에서 제외하였다. 분석 가능한 유효 재무 데이터는 265개 선정기업 중 218개 기업을 실험군으로 선정하고 491개 탈락기업 중 성향점수매칭을 통해 243개 기업을 비교군으로 최종 선정하였다. 실험군의 데이터는 2019년부터 2021년까지 총자산, 총부채, 매출, 임금, 연구개발비, 순이익, 무형자산, 총자본, 판매관리비 현황을 조사하였다.

Table 5 AI voucher selected companies statistics

| Variable | Average | | Standard deviation | |
|-------------------|----------|----------|--------------------|-----------|
| | 2019 | 2021 | 2019 | 2021 |
| Total assets | 3,125.53 | 5,273.52 | 11,199.04 | 13,348.31 |
| Total debt | 1,138.43 | 1,994.36 | 3,054.37 | 4,581.42 |
| Sales | 2,612.70 | 3,826.02 | 8,548.47 | 10,262.50 |
| Salary | 563.62 | 920.76 | 1,882.44 | 2,443.75 |
| R&D | 177.79 | 327.57 | 300.68 | 535.20 |
| Net income | 53.46 | -166.47 | 825.69 | 1,771.37 |
| Intangible assets | 433.31 | 599.82 | 866.49 | 1,269.44 |
| Total capital | 1,987.10 | 3,279.16 | 8,672.84 | 10,670.14 |
| SG&A expenses | 1,662.47 | 2,790.67 | 5,401.57 | 7,231.14 |

선정기업인 실험군의 총자산의 경우 2019년 31.3억 원에서 52.7억 원으로 68.7% 상승하였고, 총부채 또한 11.4억 원에서 19.9억 원으로 75.2% 상승하였다. 매출액 또한 46.4% 증가하여 2021년도 38.3억 원을 기록하였으며, 임금과 경상연구개발비 또한 증가세인 반면 수익성을 나타내는 당기 순이익의 경우 2019년 0.5억

원에서 2021년 -1.7억 원으로 수익이 오히려 줄어들어 정부지원이 수익에 직접적인 기여를 했다는 사실은 확인할 수 없었다. 실험군과 대조군의 특성을 결정하는 무형자산, 총자본, 판매관리비도 모두 증가세를 보였다.

Table 6 AI voucher dropped companies statistics

| Variable | Average | | Standard deviation | |
|-------------------|----------|----------|--------------------|----------|
| | 2019 | 2021 | 2019 | 2021 |
| Total assets | 1,967.61 | 3,303.02 | 6,930.81 | 9,239.82 |
| Total debt | 902.46 | 1,710.47 | 2,476.94 | 6,087.61 |
| Sales | 2,113.98 | 3,046.14 | 7,350.16 | 9,447.58 |
| Salary | 519.01 | 721.98 | 1,942.36 | 2,200.29 |
| R&D | 114.25 | 225.96 | 250.07 | 467.05 |
| Net income | -21.74 | -159.24 | 608.59 | 2,436.47 |
| Intangible assets | 284.42 | 408.79 | 699.08 | 980.96 |
| Total capital | 1,065.15 | 1,592.55 | 4,651.05 | 3,853.73 |
| SG&A expenses | 1,399.97 | 2,276.68 | 5,317.52 | 7,607.45 |

탈락기업인 대조군 역시 총자산, 총부채, 매출액, 임금, 경상연구개발비, 당기순이익, 무형자산, 총자본, 판매관리비는 모두 증가추세이며 실험군과 집단간 특성차이가 없음을 확인하였다. 다만 실험군과 대조군의 추세는 같아도 규모 상 차이가 존재했으며 2019년 -0.22억원로 적자였던 당기 순이익은 2021년 -1.6억원으로 7배 이상의 큰 폭으로 적자가 확대되었다.

4.2 성향점수매칭 추정결과

성향점수 추정을 위한 프로빗(Probit) 회귀분석 결과는 Table 7과 같다. 프로빗 회귀분석 결과를 바탕으로 성향점수를 추정하여 선정기업과 탈락기업 간 1:1 매칭을 수행하였다.

Table 7 Probit regression results

| Variable | coef. | Std. Err. | Z | P> Z |
|-------------------------|-----------|-----------|-------|---------|
| ln(TA) | 0.0257 | 0.0115 | 2.23 | 0.026** |
| ln(Equity) | 0.0419 | 0.0191 | 2.20 | 0.028** |
| ln(SG&A) | 0.0287 | 0.0400 | 0.72 | 0.474 |
| Cons. | -1.1547 | 0.4662 | -2.48 | 0.013** |
| N | 461 | | | |
| Log likelihood | -309.1712 | | | |
| Prob > Chi ² | 0.0002 | | | |
| Pseudo R ² | 0.0304 | | | |

***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1

프로빗 회귀분석 결과를 통해 처치 유무에 각 공변수가 미치는 영향을 확인할 수 있었다. 공급기업의 경우 유의수준 5% 이내로 유형자산과 총자본이 높을수록 AI 바우처 사업에 선정될 확률이 높았다.

Table 8 T-test results for each variable before PSM

| Variable | Group | N | Mean | t | p> t |
|------------|----------|-----|--------|------|----------|
| ln(TA) | Selected | 218 | 9.069 | 3.44 | 0.001*** |
| | Dropped | 243 | 7.285 | | |
| ln(Equity) | Selected | 218 | 12.478 | 3.48 | 0.001*** |
| | Dropped | 243 | 11.320 | | |
| ln(SG&A) | Selected | 218 | 13.313 | 2.83 | 0.005*** |
| | Dropped | 243 | 12.864 | | |

***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1

성향점수매칭 전 분석결과에 의하면 무형자산, 총자본, 판매 및 관리비 모두 유의수준 1% 이내로 집단 간 차이를 보였다.

Table 9 T-test results for each variable after PSM

| Variable | Group | N | Mean | t | p> t |
|------------|----------|-----|--------|-------|-------|
| ln(TA) | Selected | 217 | 9.039 | 0.23 | 0.818 |
| | Dropped | 125 | 8.922 | | |
| ln(Equity) | Selected | 217 | 12.450 | -0.08 | 0.939 |
| | Dropped | 125 | 12.472 | | |
| ln(SG&A) | Selected | 217 | 13.291 | -0.49 | 0.624 |
| | Dropped | 125 | 13.369 | | |

***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1

성향점수매칭 후 변수에서 집단 간 유의미한 차이가 확인되지 않아 매칭 후 집단간 차이가 줄어 선택적 편의가 해소되었음을 알 수 있다.

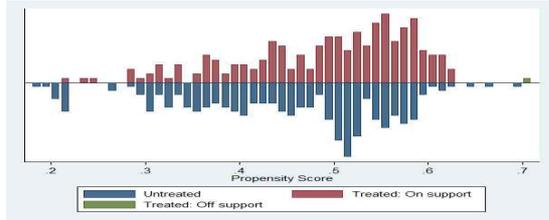


Fig. 3 Propensity distribution before matching

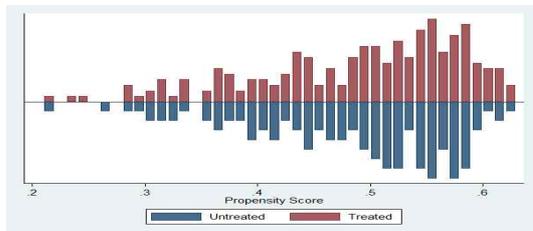


Fig. 4 Propensity distribution after matching

Fig. 3과 Fig. 4는 매칭 전후 성향점수 분포를 나타내며 실험군과 대조군의 성향점수 분포가 유사해졌다.

4.3 이종차분 사업지원 효과

2019년과 2021년 각 재무변수의 차이를 구하면 Table 10과 같다.

Table 10 Mean per year per variable after matching (million won)

| Variable | 2019(A) | | 2021(B) | | Gap(B-A) | |
|--------------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| | Selected | Dropped | Selected | Dropped | Selected | Dropped |
| Total assets | 2,434.25 | 1,901.26 | 4,487.25 | 3,081.44 | 2,053.00 | 1,180.18 |
| Total debt | 976.90 | 973.25 | 1,806.94 | 1,517.85 | 830.04 | 544.60 |
| sales | 2,241.10 | 2,036.98 | 3,333.52 | 2,693.05 | 1,092.42 | 656.07 |
| salary | 444.81 | 435.15 | 769.79 | 627.06 | 324.98 | 191.91 |
| R&D | 178.61 | 144.49 | 329.08 | 231.79 | 150.47 | 87.30 |
| Net income | 16.36 | 29.61 | -212.32 | 33.25 | -228.68 | 3.64 |

변수별 매칭 이후 총자산, 총부채, 매출액, 임금, 연구개발비의 경우 대조군에 비해 실험군이 더 큰 폭으로 증가했으나 당기 순이익은 대조군이 증가한 데 비해 실험군은 오히려 감소하여 결과가 대비되는 것을 알 수 있다.

실험군과 대조기업 간 2019년과 2021년의 증감차이에 대한 유의성을 확인하기 위해 t-검정을 수행한 결과는 Table 11과 같다.

Table 11 t-test results

| Variable | Group | N | Mean | Gap | t | p> t |
|--------------|----------|-----|----------|---------|-------|---------|
| Total assets | Selected | 217 | 2,053.00 | 872.82 | 2.36 | 0.0190* |
| | Dropped | 125 | 1,180.18 | | | |
| Total debt | Selected | 217 | 830.04 | 285.44 | 0.97 | 0.3348 |
| | Dropped | 125 | 544.60 | | | |
| Sales | Selected | 217 | 1,092.42 | 436.34 | 2.37 | 0.0183* |
| | Dropped | 125 | 656.07 | | | |
| Salary | Selected | 217 | 324.98 | 133.07 | 2.34 | 0.0200* |
| | Dropped | 125 | 191.91 | | | |
| R&D | Selected | 217 | 150.47 | 63.17 | 1.48 | 0.1401 |
| | Dropped | 125 | 87.30 | | | |
| Net income | Selected | 217 | -228.68 | -232.33 | -1.72 | 0.0869* |
| | Dropped | 125 | 3.64 | | | |

***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1

Table 11의 t-test 결과 총자산, 매출액, 임금의 경우 유의수준 5% 이내로 실험군이 대조군 대비 유의미하게 더 증가하였다. 총자산의 경우 8.7억 원, 매출액의 경우 4.4억 원, 임금의 경우 1.3억 원의 증가하는 등의 지원사업 순효과를 확인할 수 있었다.

이에 반해 당기 순이익은 유의수준 10% 이내로 실험군이 대조군 대비하여 유의미하게 감소 하였다고 볼 수 있다. 다만, 임금과 연구개발비가 평균적으로 더 증가한 사실과 AI 기업이 초기 성장단계인 점 등을 미루어 봤을 때 기술개발 투자가 원인 중 하나가 되었을 것이라 추정해 볼 수 있다.

5. 결론 및 시사점

본 연구는 정부의 AI 지원사업 중 가장 큰 규모 사업인 AI 바우처 사업의 정책효과를 분석하여 바우처 형태의 정부지원이 기업의 경제적 성과에 미치는 영향을 알아보고자 하였다.

이를 위해 지원사업 성과분석 선행연구를 검토하여 준 실험적(Quasi-experimental) 방법론인 PSM-DID를 선택하였으며 실험군과 대조군을 선정하여 그 효과를 분석하였다.

성향점수매칭을 통해 매칭된 실험군과 대조군을 분석한 결과 총자산 8.7억원, 매출액 4.4억원 증가의 긍정적인 지원사업 순효과가 있다는 사실을 확인하였다. 반면, 당기 순이익에 대해서는 오히려 감소하여 직접적 기여는 확인할 수 없었다. 이는 AI 바우처 공급기업의 평균 업력이 9년에 미치지 못하고 인력이나 매출면에서 소규모인 점이 영향을 미쳤다고 추론해 볼 수 있는데, AI 기업이 성장기에 있어 고용 등 투자가 발생하는 등 외형 성장이 또 다른 원인이 되었을 것으로 보인다.

본 연구를 통해 기업 수익성 측면에서 사업을 통한 정책 기여도가 크지 않았으나 글로벌 AI 소프트웨어 시장 수익이 2018년 101억달러에서 2025년 1,260억달러로 크게 성장할 것으로 예상 (statista, 2022)되는 등 향후 경제적 성과가 확대될 수 있으므로 수익성 측면의 후속 연구가 필요하다.

본 연구결과의 실무적 시사점은 다음과 같다.

우선, 정책성과 분석기간이 비교적 단기임을 고려하더라도 AI 바우처 실험군과 대조군 간 자산 증가가 통계상 유의미한 차이가 있다는 점에서 수혜기업에 대한 정책적 성과가 있었음을 확인할 수 있었다. 또한, 다수의 기업정보를 활용하여 분석하였음에도 불구하고 바우처 정책지원이 기업의 수익성 측면의 기여했다는 사실은 본 연구를 통해서도 확인할 수 없고 단기적으로는 감소된다는 점을 확인하였다.

정책목표달성이 초기 성과가 있었다는 사실과 별개로 이를 지속시키기 위한 기술역량, 경영능력, 기술수용 역량 등 기업의 역량이 함께 증가했는지 여부는 추가 연구가 필요하다.

또한, 단기 기업 재무 데이터에 기반하고 있어 데이터 바우처 사업, R&D 바우처 사업, AI+X 사업 등 AI 전반의 정책성과를 대표하기에는 범위가 한정적이라는 연구의 한계점이 있다.

본 연구결과의 학술적 시사점은 다음과 같다.

대규모 정책사업 성과평가 시 PSM-DID 결합모형을 사용한 체계적 실증 분석사례를 제시함으로써 향후 정책성과 분석이나 정책입안 시 근거자료로 유용하게 활용될 수 있을 것이다.

또한, 선행연구 다수가 연구개발 사업을 대상으로 다년간의 데이터에 기반한 사후분석인 반면 본 연구는 다수 기업정보를 대상으로 비교적 단기간의 경제적 성과를 기반으로 정책효과를 분석했다는 점에서 기존 연구와 차별화되었다고 할 수 있다.

다만, 재무재표 데이터 신뢰성을 높이기 위해 외부감사 대상 기업만을 분석대상으로 한정할 수도 있는데 이 경우 분석대상이 크게 줄어들게 되는 문제점이 있다. 따라서 많은 기업 데이터 확보를 목적으로 상대적 정확도가 낮은 크랩탑 데이터를 활용하였는데 이로 인해 외감기업 재무 데이터 사용에 대비하여 실제 데이터의 편차가 일부 발생할 수 있다는 제약사항이 있었다.

본 연구의 여러 한계에도 불구하고 정부의 신기술 산업육성을 위해 추진 중인 대규모 국책사업인 AI 바우처 지원사업이 기업성장에 어떤 영향을 주었는지에 대해 객관적이고 방법론적 분석을 하였다는 점에 의의가 있다.

아울러 본 연구결과를 기반으로 AI, 메타버스, 블록체인 등 신기술 지원사업의 정책성과에 대한 예측 가능성을 높이는데 기여하기를 기대한다.

References

- Bae Youn-gim. (2014). Efficiency and effectiveness analysis of SME R&D support projects. *Technology Innovation Research*, 22(2), 77-104.
- Chang Hyun-joo. (2016). An Analysis on the Effect of Government Supports for the R&D of SMEs: Focused on Technical, Economic,

- and Social Outcomes, *Korean Society and Public Administration*, 26(4), 195-218.
- Gray Virginia. (1973). Innovation in the States: A Diffusion Study, *American Political Science Review* 67, 1174-1185.
- Han Jeong-sook, Ahn Seong-yong & Kim Hakk-yun. (2017). A comparative study on the business effectiveness of government R&D, *Korean Journal of Innovation*, 12(2), 69-85.
- Information and Communications Technology Planning and Evaluation Institute. (2019). Overseas ICT R&D Policy Trends: Innovation Voucher System Trends, Technology Policy Group.
- Jeong gyu-chae, Go Hye-soo & Jeong Seongchang. (2017). A Economic Performance Analysis of the R&D Projects using PSM-DID Combined Model, *Korean Journal of Management Accounting Research*, 17(3), 281-305.
- Jeong jun-ho. (2017). The Current Research Trends and Challenges on Technological Innovation and Economic Growth: A Focus of Korean Cases, *Asian Journal of Technology Innovation*, 25(4), 47-78.
- Juan V. García-manjón & M. Elena Romero-merino. (2012), Research, development, and firm growth. Empirical evidence from European top R&D spending firms, *Research Policy*, 41(6), 1084-1092.
- Jung Hai-il & Lee Sang-ryul. (2021). Analysis of the Effectiveness of Government-sponsored Management Consulting Projects Using Propensity Score Matching(PSM) and Difference in Difference(DID), *Review of Accounting and Policy Studies*, 26(2), 237-260
- Katrin Hussinger. (2008), R&D and subsidies at the firm level: an application of parametric and semiparametric two-step selection models, *Journal of Applied Economics*, 23(6), 729-747.
- Kim Dae-hui & Kim Jong-keun. (2017). The Effects of R&D Capability and Market Orientation on Product Innovation Performance : The Moderating Role of Technological Innovation Orientation, *Journal of the Korea Industrial Information Systems Research*, 22(4), 79-95.
- Kim Eung-ho & Hong Kwan-soo. (2022). The Mediation Effect of Open Innovation Activity and Resilience in the Relationship between Preparation Competency for Industry-University Cooperation and Company Performance, *Journal of the Korea Industrial Information Systems Research*, 27(3), 145-164.
- Kim ho & Kim byung-keun (2012), Analyzing the effectiveness of public R&D subsidies on private R&D expenditure, *Korea Technology Innovation Society*, 15(3), 649-674.
- Kim Hyo-jung & Choi Won-yong. (2022). The Relationship between R&D Capability & Performance: Focusing the Moderating Role of Manufacturing Capability & Employee's Understanding the Biz-model), *Journal of the Korea Industrial Information Systems Research*, 27(1), 79-92.
- Korea Development Institute. (2020). Enterprise Awareness and Survey on Artificial Intelligence, KDI Economic Information Center.
- Kwon Hyun-jung, Cho Yong-un & Ko Ji-young. (2011). The Effects of Long-term Care Insurance on the Life Satisfaction and Satisfaction in Family Relationships. *Korean Journal of Social Welfare*, 63(4), 301-328.
- Lee Eun-sol, et al., (2019). A Study on the Analysis of Energy Voucher Effects Using Micro-household Data, *Korean Resource Economics Association*, 28(4), 527-556.
- Lee Hun-jun, Baek Chul-woo & Lee Jeong-dong. (2012), Analysis on Time Lag Effect of Firm's R&D Investment, *Korea Technology Innovation Society*, 22(1), 1-22.
- Lee Kun-woo & Shin Hok-yun. (2020).

- Performance Analysis of SMEs' Management Consulting by the Corporate Growth Support Center, *Korea Association of Logos Management*, 18(2), 49-68.
- Lee Seok-won et al. (2008). Policy Effect Analysis and Selection Bias: Focusing on Sequential Selection Model for SME Policy Fund Support Project, *Journal of Korean Public Administration*, 45(1), 197-227.
- Lee, Deok-soo. (2016). An empirical study on the influence of management consulting factors on corporate culture and business performance, *Journal of the Korea Industrial Information Systems Research*, 21(1), 83-92
- Lim Young-su & Young-kyun. (2022). Effect of open and closed leadership and marketing capabilities on corporate performance: Focusing on the usability of non-face-to-face services of small businesses, *Journal of the Korea Industrial Information Systems Research*, 27(3), 109-126
- Ministry of Science and ICT. (2019). Artificial Intelligence National Strategy, Joint Ministry.
- Ministry of Science and ICT. (2020). Korean New Deal Comprehensive Plan, Joint Ministry.
- Ministry of Strategy and Finance. (2021). Financial Project In-depth Evaluation Report.
- National IT Industry Promotion Agency. (2021). AI Voucher Support Project Handbook.
- Noh Min-seon, Cho Ho-soo & Baek Cheol-woo. (2018). Effectiveness Analysis and Improvement Plan of R&D Tax Support for SMEs. *Journal of Technology Innovation*, 21(2), 663-683.
- Noh Min-sun, Kim Seok-pil & Lee Ki-jong. (2013). A comparative analysis of the effectiveness of research manpower employment subsidy support and R&D fund contribution support. *Technology Innovation Research*, 21(3), 73-94.
- Park Kyung-joo. (2007). The Effect of R&D Investment on the Economic Effect of SME Technology Innovation: Focusing on the Number of Supported Tasks and Supported Amount, *Proceedings of the Korean Society of Venture Entrepreneurship Conference*, 103-122.
- Park Kyung-ju. (2007). The Economic Effect Analysis of R&D Investment in Small & Medium Enterprises Technological Innovation Areas, *Korea Safety Management & Science*, 9(5), 135-145.
- Park Wung, Park Ho-young & Yeom Myung-bae. (2017). The Effect on Technology Innovation Performance of Private and Public R&D Cooperation of ICT SMEs: Focused on Collaboration with Government-funded Research Institutes, *Asia-Pacific Journal of Business Venturing and Entrepreneurship*, 12(6), 139-150.
- Paul R. Rosenbaum & Donald B. Rubin. (1983). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects, *Biometrika*, 70(1), 41 - 55.
- Shin kwang-keun (2022). Analysis of the Effective of Corporate Support for Environmental R&D using Propensity Score Matching and Difference in Differences, *Journal of Environmental Policy and Administration*, 30(2), 1-27.
- Sun Jong-hak & Kim Seung-woon. (2019). A Study on the Antecedents and Performances of Technological Innovation in Small-Medium Ventures. *Journal of the Korea Industrial Information Systems Research*, 24(6), 67-79.
- Sung Ki-wook & Om Ki-yong. (2022). Influence of Organizational Factors on Business Performance in INNOBIZ SMEs:

- Focusing on the Mediating Effects of Absorption Capacity, *Journal of the Korea Industrial Information Systems Research*, 27(3), 59-88.
- The 20th Presidential Transition Committee. (2022). 110 National Tasks of the Yoon Seok-yeol Administration.
- Um Sa-rang, Shin Hye-ri & Kim Young-sun. (2021). The Effects of Internet Use on Life Satisfaction in Middle-aged and Older Adults: Analysis Using Propensity Score Matching and Difference-in-Difference Model, *Health and Social Welfare Review*, 41(4), 72-87.
- Yoon Sang-pil, et al., (2020). A Study on the Performance of Technical Support for SMEs by Government-Funded Research Institute: Focusing on Cooperation and Demand Response Support System, *Small Business Research*, 42(2), 93-115.
- Yoon Sang-pil, Seo Young-pyo & Jeong Yangheon. (2021). Effect Analysis of Small and Medium Enterprise Packaging Support Project. *Accounting and Policy Studies*, 26(1), 47-66.
- Yoon Sang-pil, Sue Young-pyo & Chung Yang-hon. (2021). An Empirical Study on Effects of SMEs Packaging Support Projects. *Review of accounting and policy studies*, 26(1), 47-66
- Yoon Yun-kyu & Koh Young-woo. (2011). Analysis of the effect of government R&D support on corporate performance: Focusing on the Southeast region industry promotion project, *Research on Technology Innovation*, 19(1), 29-53.
- You Hwa-sun, Kim Yunm-yung & Chung Do-bum. (2021). The impact of government support on overcoming growing pains of small and medium-sized enterprises with materials and components: Policy effectiveness analysis using PSM-DID combination model, *Journal of Korea Technology Innovation Society*, 24(5), 871-890.
- Yuk Heo-young, Noh Dong-gi & Seo Jong-hyen. (2019). An Empirical Study on Effectiveness and Contribution of SME Technology Development Support Project, *Korean Review of Corporation Management*, 10(10), 337-352.
- Yun Sun-jung, You Chang-hoon & Kwon Young-dae. (2019), Childbirth and Socioeconomic Status Changes in Korean Women: Using Propensity Score Matching and Difference-in-Differences Method, *The Journal of the Korea Contents Association*, 19(10), 667-676.



최 석 원 (Seokwon Choi)

- 정회원
- 아주대학교 산업공학 학사
- KAIST 과학저널리즘 석사
- 아주대학교 일반대학원 과학기술정책학과 박사과정
- KT 클라우드 공공전략사업팀(이사)
- 서울동부지방법원 조정위원
- 前) LG CNS 공공사업부 PM
- 관심분야 : Artificial Intelligence Policy



이 주 연 (Jooyeoun Lee)

- 정회원
- 인하대학교 대학원 경영학과 경영학박사
- 아주대학교 일반대학원 과학기술정책학과 교수
- 산업통상자원부 산업융합촉진 옴부즈만
- 前) 한국산업정보학회 회장
- 前) 포스코ICT 그린사업부문장(전무)
- 前) SK C&C 전략마케팅본부장(상무)
- 관심분야 : Business Intelligence, Convergence Technology