

KIPF ISSUE PAPER No.109

통권
제109호

조세재정 브리프

2021. 6. 17
www.kipf.re.kr

머신러닝(Machine Learning)을 활용한 조세정책의 평가와 설계

정재현 한국조세재정연구원 부연구위원 / jjung6@kipf.re.kr

- 1 들어가는 글
- 2 정책효과 분석을 위한 머신러닝
- 3 머신러닝을 활용한 비과세종합저축 효과성 추정
- 4 맺음말

참고문헌





요약

- ▶ 머신러닝은 데이터 기반 학습을 통하여 작업의 성능을 향상시키는 것으로 최근 정책 설계와 효과성 평가에도 머신러닝의 적용방안에 대한 논의가 활발히 진행되고 있음
- ▶ 최근에는 정책의 이질적 처치효과 분석에 머신러닝이 활용되고 있으며, 이러한 이유로 머신러닝이 정책효과 예측에 유용한 분석도구로 활용될 수 있다고 판단됨
- ▶ 본고에서는 현재 시행 중인 조세특례제도의 효과에 대한 머신러닝 분석을 예로 들어, 정책의 효과성 평가에 머신러닝이 활용될 수 있는 사례를 제시하고자 함

※ 본 조세재정 브리프는 정재현 · 이환웅, 『머신러닝(Machine Learning)을 활용한 조세 · 재정정책의 평가와 설계』, 한국조세재정연구원, 2020 중 일부 내용을 발췌 · 요약한 것임

KIPF ISSUE PAPER

1 들어가는 글

- ▶ 빅데이터와 컴퓨팅 성능의 발달로 머신러닝은 다양한 분야에 활용되고 있으며, 그중 정책의 효과성 평가에도 머신러닝을 활용하고자 하는 연구가 활발히 진행되고 있음
 - 머신러닝은 명시적인 프로그래밍 없이 데이터 기반 학습을 통하여 작업의 성능을 향상시키는 것으로, 기존의 모델 기반 추정과 비교해 예측(prediction)의 정확성을 획기적으로 높일 수 있는 것으로 평가됨
- ▶ 머신러닝은 정책 시행에 따른 효과를 예측하고 ‘누가’ 가장 적절한 정책 대상자가 되어야 하는 가를 다루는 정책 예측의 문제(Policy prediction problem) 해결에 탁월함
 - 수혜자의 다양한 특성을 조합하여 이질적 효과(Heterogenous effects)를 분석하는 데 적합한 머신러닝을 활용하여 정책 대상자 선정(Policy targeting)의 효율성을 증진시키는 방안에 대한 연구가 진행되어 왔음
 - 또한, 정책평가에서도 무작위 통제실험이나 준실험적 분석이 불가능한 경우, 정책 시행과 효과 사이의 인과적 영향(Causal effect)을 살펴볼 수 있는 머신러닝 방법이 연구되고 있음
- ▶ 본고에서는 현재 시행 중인 조세특례제도의 효과에 대한 머신러닝 분석을 예로 들어, 정책의 효과성 평가에 머신러닝이 활용될 수 있는 사례를 제시하고자 함
 - 2019년 수행한 비과세종합저축에 대한 조세특례평가를 선정하여 머신러닝을 활용한 정책효과 분석이 기존 선형회귀를 활용한 분석과 비교해 어떻게 정책 개선방안을 제시하는 데 도움을 줄 수 있을지를 살펴봄
 - 비과세종합저축에 대한 과세특례는 생계형 저축에 대하여 비과세하는 제도로 노인 · 장애인 · 생활보호대상자 등 취약계층의 재산형성을 지원하기 위하여 도입된 과세특례임

2 정책효과 분석을 위한 머신러닝

- ▶ 정책의 인과적 효과(Causal effect)는 일반적으로 정책 대상자 전체의 효과를 살피는 평균처치효과(Average treatment effects)로 주로 제시되며, 이러한 평균처치효과의 유무가 정책의 성패를 판별하는 주요 평가 요소로 고려됨
 - 연구자는 정책의 가입 및 미가입에 따르는 잠재적 성과 두 가지를 개인 단위에서는 동시에 관찰할 수 없기 때문에 정책이 개인에게 미치는 인과적 영향은 현실적으로 계산이 불가능한데, 바로 이 점이 인과적 추론에 있어서의 근본문제(Fundamental problem for causal inference)로 불리는 이유임
- ▶ 하지만 정책 대상의 하위집단(subgroup)별로 개별 처치효과의 편차가 클 때 평균처치효과가 주는 정보가 제한적일 수 있으며, 또는 하위집단별 처치효과를 파악하는 것 자체가 정책평가나 설계에 더 큰 함의를 지니는 경우도 있음
 - 특정 집단에서는 부(-)의 효과가 나타나고, 반대로 또 다른 특정 집단에서는 양(+)의 효과가 나타나는 경우, 집단 전체의 평균처치효과를 구하는 선형분석에서 영(0)의 효과가 추정될 가능성이 있음
 - 또한, 양(+)의 효과가 나타날 것으로 사전적으로 기대했던 특정 집단이 부(-)의 효과가 나타나는 경우, 해당 집단을 파악하고 그 집단의 특성을 특정할 수 있다면 좀 더 효과적인 정책 설계가 가능할 것임
- ▶ 최근 머신러닝을 활용하여 정책의 이질적 처치효과(Heterogeneous treatment effects)를 다루는 다양한 연구가 제시되고 있으며, 이러한 이유로 머신러닝이 정책의 효과성 평가와 설계에 유용한 분석도구로 활용될 수 있다고 판단됨
 - 기존 선형모델에서는 처치변수와 특성변수의 교차항을 추가하여, 특정한 사전적 특성을 공유한 그룹의 정책효과가 이질적임을 찾아내었음
 - 최근 연구(Athey et al., 2018)에서 실험군의 특성을 유연하게 조합할 수 있는 머신러닝(커절포레스트)을 활용해 개인 수준에서의 정책효과를 더 정확히 예측할 수 있다고 제시함
- ▶ 본 연구에서는 머신러닝 방법 중 커절포레스트를 활용하여 정책의 이질적 처치효과를 탐색하고자 함
 - 커절포레스트의 기본 구성요소는 결정트리(Decision tree)로 특성변수에 조건을 주고 예와 아니오의 구분을 통해 데이터를 분할하는 알고리즘을 의미하며, 편향과 분산의 절충의 이유로 여러 개의 머신러닝 예측을 수집하여 종합하면 가장 좋은 단일 모델보다 더욱 향상된 예측 성능을 기대할 수 있기에, 여러 결정트리 예측치를 종합하여 구성한 것이 랜덤포레스트(Random forest) 알고리즘임
 - Athey et al.(2018)이 논의한 커절포레스트(Causal forest)는 기본적으로 랜덤포레스트의 학습방법, 즉 개별적인 결정트리를 반복적으로 구성하고 이를 통합적으로 대표할 수 있는 모형을 구성하는 방식은 그대로 사용하되, 각각의 개별 트리들을 단순 평균내는 것이 아닌, 각각의 결정트리에 다른 가중치를 부여하여 인과적 효과를 탐색하는 작업을 수행함



3 머신러닝을 활용한 비과세종합저축 효과성 추정

- ▶ 본 연구에서는 2019년에 수행한 조세특례평가 중 비과세종합저축에 대한 과세특례(「조세특례제한법」 제88조의2)를 선정하여 머신러닝 분석을 진행함
 - 비과세종합저축의 효과성 분석에서는 해당 금융상품의 가입을 결정하게 하는 데 대상자의 어떤 특성이 가장 크게 영향을 끼치며, 또 어떠한 특성을 공유하고 있는 특정 집단이 가장 높은 가입률을 기록하고 가장 높은 저축효과 또는 자산형성 효과를 기록하는지를 파악하는 것이 중요함
 - 기존 선형분석보다 좀 더 다양한 특성변수를 조합할 수 있는 머신러닝을 활용해 개선된 효과성 추정치를 도출할 수 있을지를 살펴봄

- ▶ 비과세종합저축에 대한 과세특례는 노인·장애인·생활보호대상자 등 취약계층의 자산형성을 지원하기 위하여 도입된 제도로, 생계형 저축에 대하여 비과세하는 조세특례제도임
 - 주 정책 대상자는 65세 이상 거주자, 장애인, 독립유공자와 그 유족 또는 가족, 상이자, 기초생활수급자, 고엽제후유의증 환자, 5·18민주화운동부상자 등이나, 2018년 말 기준, 전체 가입자 427만명 중 65세 이상이 92.5%인 약 395만명으로 65세 이상 국민이 본 과세특례제도의 주 정책 대상임
 - 정책 대상자들은 금융회사 및 6대 공제회가 취급하는 저축(투자신탁·보험·공제 등 포함) 상품에 비과세 적용을 신청하여 가입하며, 비과세종합저축에서 발생하는 이자소득 또는 배당소득에 대하여 비과세하고 있음

- ▶ 기존 보고서(정재현 외, 2019)¹⁾의 효과성 분석에서는 가입 가능 연령을 높인 2014년 법 개정 사례를 이용해 비과세종합저축 가입자격 부여에 따른 저축액 증가 등의 평균처리효과를 준실험적 방법으로 추정함²⁾
 - 2014년부터 2019년까지의 「가계금융복지조사」 자료를 활용하여 1954년생은 처치그룹(1,875명, 43.7%), 1955년생은 통제집단(2,415명, 56.3%)으로 정의한 후, 총 4,290명을 샘플로 분석
 - 본고에서는 가장 큰 변화가 예상되는 저축효과, 구체적으로는 적립식 예금의 증감 여부를 가지고 정책의 효과성을 제시함

- ▶ 기존 선형회귀 분석 결과(〈표 1〉; 정재현 외, 2019), 1954년생과 1955년생 간 적립식 예금액의 차액으로 파악한 비과세종합저축 가입자격의 평균처리효과는 통계적으로 유의미하지 않음

1) 정재현 외, 『2019 조세특례 심층평가(1): 비과세종합저축에 대한 과세특례』, 2019.

2) 2014년 법 개정 과정에서 가입 가능 연령 제한을 60세에서 65세로 강화하고 가입 가능 연령을 1세씩 점진적으로 상향 조정함에 따라 2014년 당시 60세였던 1954년생은 2014년 이후 항상 가입 가능하나, 당시 59세였던 1955년생은 2019년 당시까지 가입이 불가능했음. 이러한 외생적인 자격기준 변화를 활용하여 기존 효과성 분석(정재현 외, 2019)에서는 두 집단 간의 저축 행태 비교를 통하여 비과세종합저축의 효과를 측정함

- 연령의 고정효과를 통제하고 남은 적립식 저축액의 잔차를 종속변수로, 가입자격이 주어지지 않은 1955년생과 비교하여 비과세종합저축에 가입 가능한 1954년생 여부를 처치변수로 설정하여 선형회귀 분석 결과³⁾를 도출
- 저축효과 이외에도 비과세종합저축 과세특례제도의 저축, 자산이동, 자산형성 지원 등에 대한 전체 대상 그룹의 평균처치효과 또한 통계적으로 유의미하지 않은 것으로 나타남

〈표 1〉 특성변수를 포함한 선형회귀 분석 결과

(단위: 만원, 개)

특성변수	반응변수: 적립식 예금액 총액
비과세종합저축 가입자격(1954년생)	296.8 (527.5)
가구원 수	-704.9** (331.9)
가구주 교육수준	1,774*** (224.6)
수도권 거주 여부	1,127* (579.2)
가구주 직업의 관리자 여부	13,324*** (3,424)
소득 1분위 여부	-15,628*** (1,156)
소득 2분위 여부	-12,712*** (990.4)
소득 3분위 여부	-11,191*** (947.0)
소득 4분위 여부	-9,159*** (937.3)
샘플 수	4,290
R-squared	0.153

주: 1. ()안은 표준오차임

2. *, **, *** 은 각 10%, 5%, 1% 수준에서 통계적으로 유의함

자료: 통계청, 「가계금융복지조사」 자료를 활용하여 저자 작성

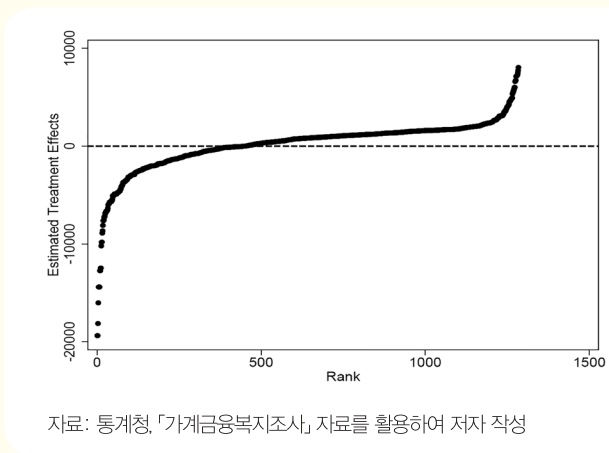
- ▶ 또한, 기존 분석(정재현 외, 2019)에서 만 65세 이상 대상자 중 일부 고소득층 및 고액자산가에게 비과세 혜택이 집중, 수직적 형평성을 저해할 가능성이 있어, 이를 완화하기 위한 다양한 보완책을 마련할 필요가 있음을 지적함
 - 실제로 국세청 납세자료를 활용하여 가입자 특성을 분석한 결과, 금융소득이 높을수록 그리고 다른 비과세·감면 금융상품을 활용 중인 저축자일수록 본 과세특례에 가입할 가능성이 높은 것으로 나타난 바 있음
 - 금융소득 하위 5분위의 가입률은 평균 약 3%에 불과한 반면, 상위 5분위의 가입률은 약 69%로 금융소득 상위 3분위가 보유한 비과세종합저축에서 발생하는 금융소득이 전체의 약 91%를 차지
- ▶ 어떠한 특성을 공유하고 있는 특정 집단이 가장 높은 저축효과를 보여주는지를 면밀히 파악할 수 있다면, 수직적 형평성을 저해하지 않으면서 취약계층의 자산형성에 도움을 주는 정책적 목표를 달성할 수 있는 개선방안 도출이 가능할 것임
 - 양(+)의 효과를 기대했던 저소득 취약계층에서 효과가 발견되지 않거나 부(-)의 효과가 나타나는 경우, 그 이유를 세밀히 파악하고 이질적 처치효과를 야기하는 특성을 잘 이해하여 좀 더 효과적인 정책 설계가 가능함
 - 다양한 특성변수를 조합할 수 있는 머신러닝을 활용해 개선된 효과성 추정치, 특히 가입 대상자별로 정책효과의 예측치를 도출하는 이질적 처치효과를 탐색할 필요가 있음

3) 선형회귀식은 다음과 같음. $y_{it} = \alpha + \beta D_{1954} + X' \gamma + \tau_t + \epsilon_{it}$ (y_{it} 는 적립식 저축액, D_{1954} 는 1954년생 여부, 즉 비과세종합저축 가입자격, X 는 개인 특성변수, τ_t 는 연령 고정효과임)



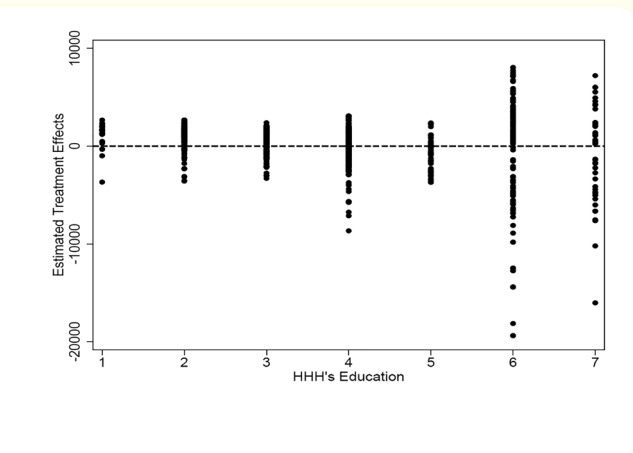
- ▶ 머신러닝 방법론 중 커질포레스트 분석을 활용하여 개인별 처치효과의 예측치를 구할 수 있고, 해당 개별 처치효과의 크기를 기준으로 오름차순으로 정리하여 [그림 1]에 제시함
 - 대부분의 처치효과가 0에 몰려 있는 가운데, 왼쪽 끝에는 부(-)의 처치효과가 발생하고, 오른쪽 끝에는 양(+)의 처치효과가 도출됨을 알 수 있음
 - 즉, 비과세종합저축의 가입자격이 주어졌을 때, 특정 그룹의 사람들은 적립식 저축금액이 다른 그룹에 비해 낮아졌음을, 반대로 어떤 특정 그룹의 사람들의 적립식 저축금액이 다른 그룹에 비해 높아졌음을 의미
- ▶ [그림 2]에서는 커질포레스트를 활용하여 비과세종합저축 가입자격이 적립식 저축액에 미치는 개인단위의 영향을 가구주의 교육수준별로 어떻게 다른지를 살펴봄
 - 각각의 교육수준은 1=안 받음, 2=초등학교 졸, 3=중학교 졸, 4=고등학교 졸, 5=대학교(3년제 이하) 졸, 6=대학교(4년제 이상) 졸, 7=대학원 이상 졸의 최종학력을 의미
 - 대부분 개인단위의 적립식 저축액의 차이가 0에 몰려 있어 비과세종합저축 가입자격이 적립식 저축액의 증감에 미치는 영향이 미미하다고 판단할 수 있는데, 대학교(3년제 이하) 졸(6)과 대학원 이상(7)의 학력에서 비과세종합저축의 가입자격에 따라 적립식 저축액의 차이가 발생할 수 있음을 발견할 수 있음

[그림 1] 커질포레스트를 활용한 비과세종합저축의 이질적 효과 추정



자료: 통계청, 「가계금융복지조사」 자료를 활용하여 저자 작성

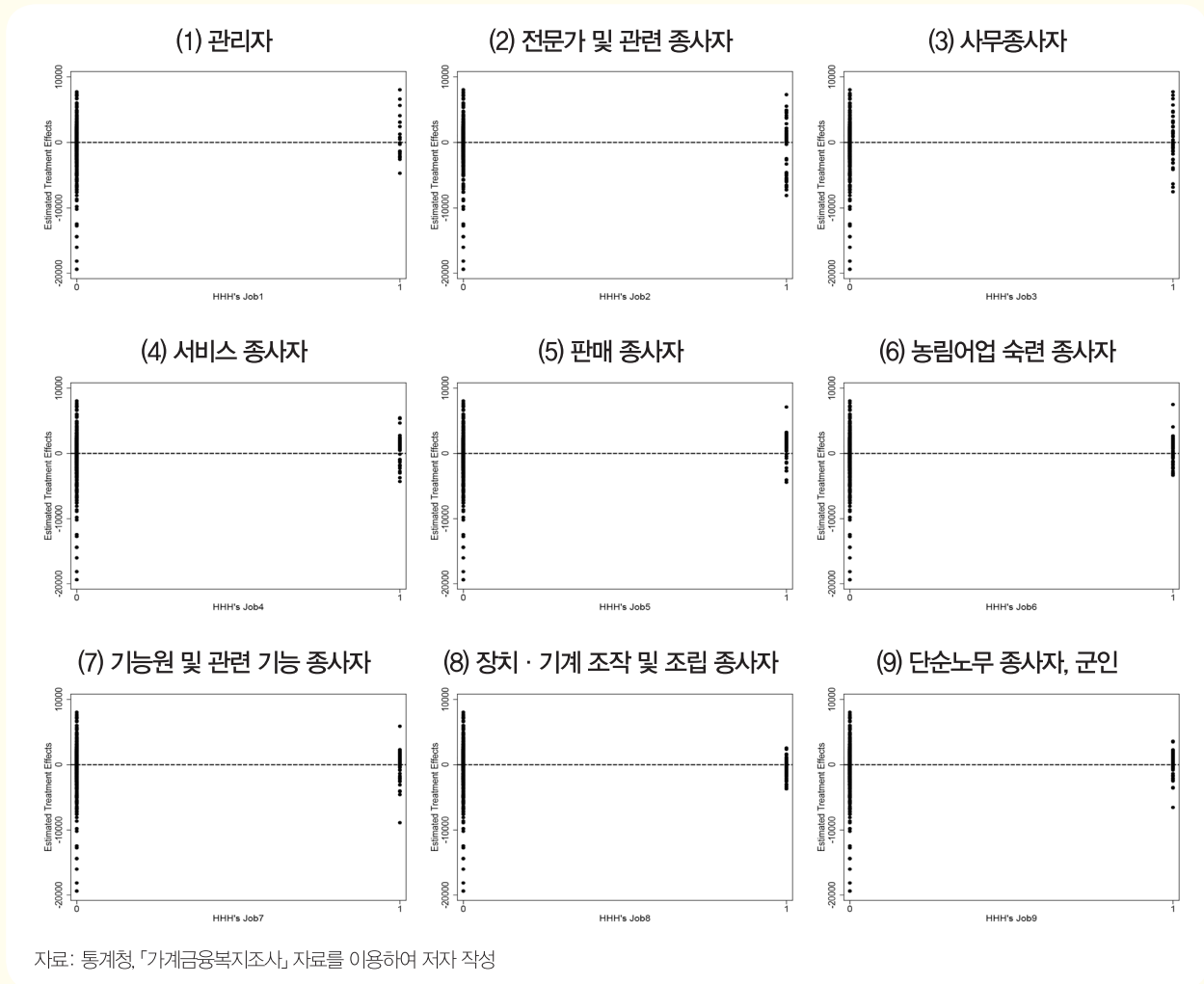
[그림 2] 교육수준에 따른 이질적 처치효과 추정



- ▶ [그림 3]에서는 커질포레스트를 활용하여 가구주의 직업에 따른 비과세종합저축 가입자격이 적립식 저축액에 미치는 영향을 개인단위에서 살펴봄
 - 각각의 직업군은 1=관리자, 2=전문가 및 관련 종사자, 3=사무종사자, 4=서비스 종사자, 5=판매 종사자, 6=농림어업 숙련 종사자, 7=기능원 및 관련 기능 종사자, 8=장치·기계조작 및 조립 종사자, 9=단순노무 종사자, 군인을 의미
 - 대부분 직업군에서 비과세종합저축 가입자격 여부에 따른 개인단위의 적립식 저축액의 차이가 0에 몰려 있어 비과세종합저축 가입자격이 저축에 미치는 영향은 미미하다고 판단할 수 있는데, 전문가 및 관련 종사자(2)와 사무종사자(3)의 직업에서 비과세종합저축의 가입자격에 따라 적립식 저축액의 차이가 발생하였음을 추정할 수 있음

- 교육수준에 따른 이질적 처치효과를 살펴본 앞선 분석과 일관되게 평균적으로 높은 근로소득을 지닌, 즉 조금 더 높은 저축 여력을 가질 것으로 기대할 수 있는 직업군[전문가 및 관련 종사자(2)와 사무종사자(3)]에서 이질적인 처치효과를 관측할 수 있음

[그림 3] 직업군에 따른 이질적 처치효과 추정



- ▶ 분석 결과를 종합하면, 고소득, 고자산가 등 은퇴 후 여유자금에 대한 능력이 있는 경우에 한하여 비과세종합저축의 가입자격이 적립식 저축금액에 영향을 끼칠 수 있음을 의미
 - 즉, 비과세종합저축 과세특례제도가 애초에 취약층을 대상으로 저축을 도모할 수 있도록 설계된 데 반해, 본 제도의 혜택은 실제로 저축 능력이 있는 사람들, 즉 높은 소득이나 자산을 가진 것으로 유추할 수 있는 집단(대졸 이상, 사무직 직군 등)에서 효과가 나타날 수 있음을 암시함
- ▶ 이렇게 머신러닝은 정책의 이질적 처치효과를 제시할 수 있어 정책효과 분석에 유용한 도구로 활용될 수 있음



- 기존 선형모델하에서는 처치변수와 함께 연구자의 가정에 의해 선택된 특성변수의 교차항을 추가하여 특정한 사전적 특성을 공유한 그룹의 정책효과가 더 크게 나타남을 발견하였음
- 머신러닝은 연구자의 가정에 기반하지 않고 실험군의 특성을 유연하게 조합하여 처치효과의 이질성을 이끌어내는 특성변수들을 효율적으로 선별해낼 수 있는 방법론을 제시함

KIPF ISSUE PAPER

4 맺음말

- ▶ 사회관계망 데이터나 대규모 미시행정 자료에 대한 접근성이 높아짐에 따라 머신러닝은 기존의 분석방법으로는 해결할 수 없는 복잡한 문제에 대한 해결방안을 제시하는 유용한 툴로 각광 받고 있음
- ▶ 정책의 이질적 효과 분석을 통해 최대의 효과를 끌어낼 수 있는 집단과 그렇지 않는 집단을 식별하였듯이, 머신러닝은 이전의 선형분석으로는 파악하기 쉽지 않았던 개별 집단의 효과나 행태 변화의 분석을 가능하게 하여, 정책입안자로 하여금 좀 더 통찰력 있는 제도를 설계하는 데 도움을 줄 수 있음
- ▶ 새로운 조세·재정정책이 충분한 사전점검 없이 시행되면 그에 따른 시행착오로 사회적 비용이 증가할 수 있으며, 정책이 의도한 효과를 극대화하기 위해서는 적절한 정책수혜자 선정은 그 무엇보다 중요한바, 머신러닝 방법론은 이러한 점에서 기존 분석보다 진일보한 결과를 제시해 줄 수 있을 것으로 기대함

[참고문헌]

- 정재현 · 강동익 · 윤성만, 『2019 조세특례 심층평가(Ⅰ) 비과세종합저축에 대한 과세특례』, 기획재정부 · 한국조세재정연구원, 2019.
- 정재현 · 이환웅, 『머신러닝(Machine Learning)을 활용한 조세 · 재정정책의 평가와 설계』, 한국조세재정연구원, 2020.
- Athey, Susan, Julie Tibshirani, and Stefan Wager, "Generalized random forests," *Annals of Statistics*, 47(2), 2019, pp. 1148~1178.