

ISSN 2733-9696(온라인)  
ISSN 2733-9572(인쇄본)

2022  
Vol.3 No.21



# GTC BRIEF

CDM 사업의 탄소저감효과 결정 요인 도출을 위한  
머신러닝 알고리즘 적용 가능성 모색

조해인 / 이천환 / 신종석 / 이은미

## CDM 사업의 탄소저감효과 결정 요인 도출을 위한 머신러닝 알고리즘 적용 가능성 모색

조해인 / 국가기후기술협력센터(정책전략팀), hcho@gtck.re.kr  
이천환 / 국가기후기술협력센터(정책전략팀), chlee@gtck.re.kr  
신종석 / 국가기후기술협력센터(정책전략팀), jshin@gtck.re.kr  
이은미 / 국가기후기술협력센터(정책전략팀), emlee@gtck.re.kr

### 하이라이트

- 청정개발체제(Clean Development Mechanism, CDM)를 통해 이행되는 사업의 탄소 감축 효과는 기술·사회·경제·환경적 요인의 영향을 받음
- CDM 사업을 추진함에 다양한 결정 요인 간 상호작용에 대한 분석과 영향력이 높은 요인의 추출을 통한 전략 수립이 요구되며, 기존 전통적 분석 방법의 한계를 극복하기 위해 데이터사이언스의 활용에 대한 수요가 증가하는 추세
- 데이터사이언스의 대표적인 방법론인 머신러닝 알고리즘을 활용하여 실제 CDM 사업의 탄소 감축 효과 결정요인을 도출하고, 요인들의 영향력을 예측함으로써 데이터사이언스 기반 분석 방법의 활용 가능성을 검토

### 키워드

- Clean Development Mechanism(청정개발체제), CER Issuance rate(CER 인증률), Machine Learning(머신러닝), Random Forest(랜덤 포레스트)

### 서론

- 교토의정서 하 청정개발체제(Clean Development Mechanism, CDM) 사업은 선진국이 개발도상국의 온실가스 배출 감축 사업에 투자하여 얻은 감축량을 선진국의 감축 실적으로 인정하는 제도<sup>1)</sup>
- 파리협정 6.4조에 의거하여 CDM은 지속가능발전체제(Sustainable Development Mechanism, SDM)로 곧 전환되며, 개발도상국 뿐만 아니라 선진국을 포함한 모든 국가에서 온실가스 감축 사업 추진이 가능해짐
- 2000년부터 축적된 CDM 사업 이행 경험과 결과 분석을 통해, 더욱 생산적이고 효율적인 전략을 구축하여 SDM에 대응할 필요가 있음
- 기존 연구들에서는 정성 및 정량적 방법을 활용하여 CDM 사업의 탄소감축효과에 영향을 주는 장애 및 기회 요인을 분석하고, 대응 방안을 조사<sup>2-7)</sup>
- 특히, CDM사업이 이행되는 대상 국가의 외부 환경적 요소(국가 개발수준, 기반 등)가 CDM 사업의 탄소감축 성능(performance)에 주는 영향을 조사하는 연구에서는, 전문가 그룹 대상 인터뷰 등 정성적 방법이 주로 활용됨<sup>2-3),7)</sup>

## CDM 사업의 의미와 현황

- 데이터사이언스를 활용해 영향을 주는 주요 요인의 추출 및 예측 모형의 구축이 가능해지면서 과학적인 예측자료를 바탕으로 한 의사결정 이행이 더욱 강조되고 있지만<sup>8)</sup>, CDM 사업과 관련한 연구에서는 데이터사이언스를 이용한 연구는 부재한 상황
- 본 브리프는 CDM 사업 탄소 감축 효과 영향 요인을 분석한 기존 국내외 연구의 방법과 결과를 살펴보고, 요인 분석 및 효과 예측에 머신러닝을 새롭게 적용해 봄으로써 CDM 사업 연구에 데이터사이언스의 적용 가능성을 모색해보고자 함

### 청정개발체제(Clean Development Mechanism, CDM) 사업

- CDM 사업은 Annex I 국가가 Non-Annex I 국가<sup>1)</sup>에서 온실가스 배출 감축 사업을 시행하여 달성한 감축실적(Certified Emission Reduction, CER)을 자국의 감축목표 달성에 활용할 수 있도록 하는 제도
- 사업참여자가 CDM 사업 계획서를 작성하고, 국가 승인기구로부터 승인을 획득한 뒤, CDM 집행위원회(Executive Board, EB)가 등록하고, 모니터링 및 평가를 거친 뒤, CER을 발급받는 순서로 진행(그림 1)

그림 1 CDM 사업 추진체계<sup>9)</sup>



- 발급받은 CER은 국제시장에서 거래 가능하며, 발행량의 2%가 Adaptation Fund에 충당됨<sup>10)</sup>

1) 온실가스 배출 감축 의무를 지나는 국가는 Annex I에 속하고, 의무 부담이 없는 국가는 Non-Annex I에 속함

## CDM 사업 현황

- 글로벌 환경전략 연구소(Institute of Global Environmental Strategies, IGES)의 CDM project database<sup>2)</sup> 을 활용해 데이터 전처리 후 28개국에서 이행된 2,992개 사업을 대상으로 분석 수행(표1)
  - IGES 데이터베이스는 2000년부터 CER을 인정받기 시작한 12,518개의 CDM 사업의 정보를 보유하고 있음
  - 사업 참여 기관, 사업 종류, 모니터링 및 평가를 위하여 적용된 방법, 탄소배출 감축량, CER 인증감축량, CER 인증률(CER Issuance rate)<sup>\*</sup> 등의 정보가 제공됨
    - \* CER인증률은 실제 감축량을 예상 감축량으로 나눈 값으로, 사업 기획 단계의 예상치와 이행 후 실제 감축량 간의 비율을 보여줌
  - 분석대상 데이터는 CER 인증률 값의 누락에 따른 데이터 제거, 전체 데이터베이스 내의 결측치 처리 등의 전처리 과정을 거침
- IGES의 CDM 사업 정보 분석결과, 수력(hydro power)과 풍력(wind power)에 관련된 CDM 사업이 각기 30%, 33%로 가장 큰 비중을 차지하고, 전체 참여국 중 60% 이상의 국가에서 이행되어(수력 사업은 21개국, 풍력 사업은 17개국에서 이행됨), 다양한 국가에서 가장 활발히 적용된 기술 분류임을 알 수 있음

표 1 CDM 사업을 통해 이전된 기술의 종류와 각 기술별 이행 국가 수

CDM 사업 기술 종류	이행된 CDM 사업 수	해당 사업 이행 국가 수
Wind power	993	17
Hydro power	894	21
Biomass	217	14
Waste gas/heat utilization	177	8
Methane recovery & utilization (R&U)	175	17
Biogas	166	19
Energy Efficiency	66	11
PV	65	5
Fuel switch	64	9
N2O decomposition	49	9
Other renewable energies	23	9
Afforestation & reforestation	22	9
Methane avoidance	20	7
Cement	19	7
HFC reduction/avoidance	19	5
Transportation	11	4
SF6 replacement	6	3
Leak reduction	5	1
PFC reduction and substation	1	1
Total	2992	28

2) 13.1 버전, <https://www.iges.or.jp/en/pub/iges-cdm-project-database/en> (2022.02)

- 각 CDM사업별 CER 인증률<sup>3)</sup>을 분석한 결과, CDM 사업 계획 당시 제출한 예상 감축량과 실제 감축량에 차이가 있음을 알 수 있음(그림 2, 3)
- CER 인증률은 국가별 혹은 사업별로 두드러진 패턴이 드러나지 않음
  - CER 인증률의 국가별 분포를 살펴보면, 온두라스의 수력(Hydro Power) 사업이 6.43을 보여 가장 큰 수치를 나타내고, 인도의 풍력 (Wind Power), 멕시코의 바이오가스 (Biogas), 우간다의 조림 (Afforestation & Reforestation), 콜롬비아와 브라질의 메탄 회수 및 활용 (Methane Recovery & Utilization) 사업이 0.02로 가장 낮은 수치를 보이나, 국가별 혹은 사업별로 공통적 패턴은 발견되지 않음
  - CDM 사업으로 이전된 기술 종류별 CER 인증률을 살펴보면(그림 2), 수력(Hydro Power), 연료 전환(Fuel Switch), 조림(Afforestation & Reforestation) 사업에서 4 이상이 발견되나, 세 가지 기술의 사업에서 0에 가까운 인증률 수치도 발견되기에, 기술 분류에 따라 CER 인증률의 차이가 발생한다고 볼 수는 없음
- 기존 CDM 사업들로부터 CER 인증률의 공통적인 패턴을 찾아 주요 결정 요인을 도출할 수 있다면, 이를 활용하여 CDM사업의 장애요인 및 성공 요인을 파악하여 사업의 이행방안을 진단 할 수 있기에, 주요 영향 인자를 찾고 중요도를 비교 분석하는 방법론이 필요

3) 승인받은 실제 감축량을 예상 감축량으로 나눈 값으로, 그림 2의 x축, 그림 3의 y축 값

그림 2 이행 국가별 예상 감축량 대비 감축실적의 비율

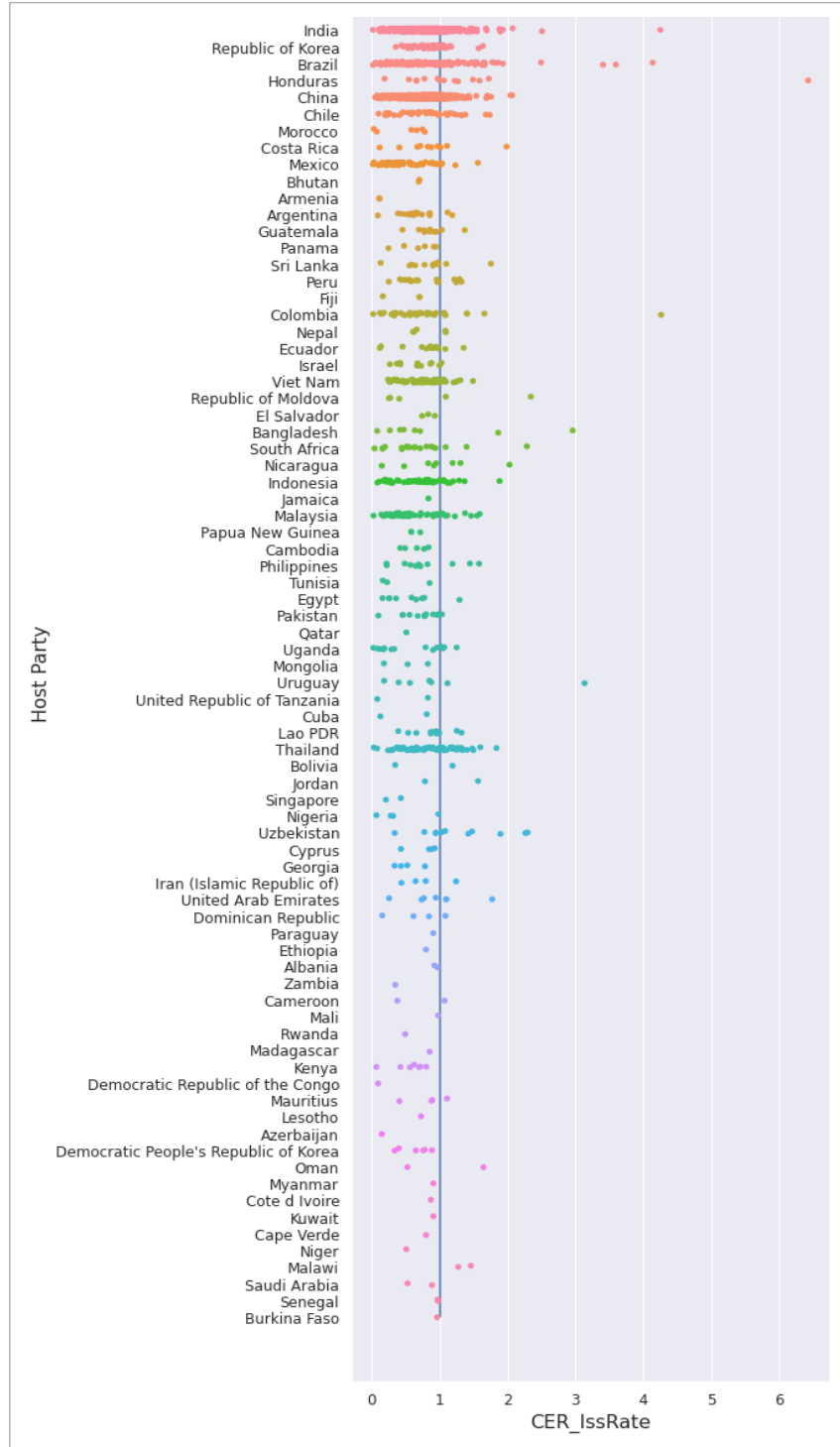
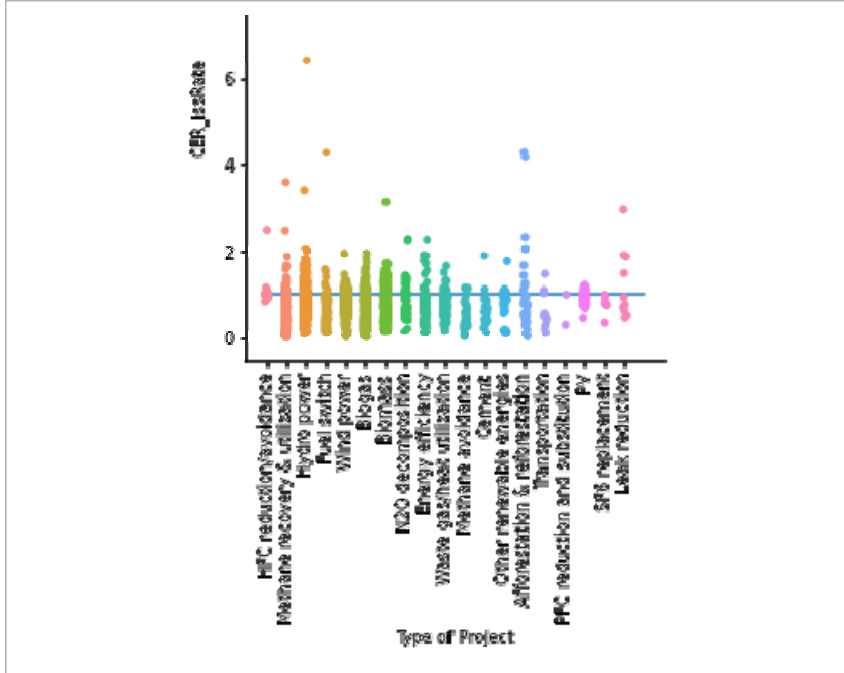


그림 3 CDM 사업 종류별 예상 감축량 대비 감축실적의 비율



청정개발체제  
사업의  
탄소감축효과  
분석

- 기존 연구들은 CDM 사업의 탄소감축 효과에 영향을 주는 장애요인 및 기회 요인을 다양한 관점과 방법론을 적용하여 도출
  - 녹색기술센터<sup>3)</sup>의 연구에서는, 전문가 심층 면접조사 방법을 활용해, 기후기술을 보유한 중소기업의 사업개발 역량 부족, 낮은 신용도와 담보 제공 능력의 부재, 탄소배출권에 대한 가치 평가의 어려움 및 불확실성을 CDM 사업의 장애요인으로 발견
  - S. Hwang<sup>2)</sup>은 이행국가의 국민들의 수용성, 이해관계의 충돌, 실제 사업의 건설단계에서 발생하는 기술적 및 정치적 리스크, 현지 이행기구와의 문화적 차이, 정보의 불균형을 논의
  - 국회입법조사처<sup>4)</sup>의 연구에서는, 로짓 회귀분석(logit regression)을 644개 사업을 대상으로 실시하여, 사업 규모가 크고, 크레딧 구매자가 사업에 많이 참여할수록, Annex-I 국가의 자회사가 많을수록, 무역 거래량이 많아 대외개방도가 높을수록, GDP 성장률이 높을수록 기술이전에 긍정적 영향을 미침을 발견
  - P. Castro<sup>5)</sup>는 중국의 청정개발체제 사업을 위주로 PDD<sup>4)</sup>와 CER을 분석하여, 1) 2007년에 변동된 표준 배출 계수 (standardized emission factors), 2) 신뢰할 수 있는 데이터 부족, 3) 모니터링의 어려움, 4) 승인 기간의 변동, 5) overperformance를 달성하기 위한 인센티브와 관련된 측면을 논하며, 방법론(methodological), 제도(institutional), 재무(financial)적 요인으로 분류

4) PDD는 Project Design Document를 뜻하며 CDM 사업 등록신청에 필요한 사업계획서를 말함

**데이터 사이언스  
활용 연구 개념 및  
사례**

- P. Castro와 G. Benecke<sup>6)</sup>는 인도의 청정개발체제 사업의 PDD를 분석한 뒤, 재정 확보의 어려움, 기술적 한계, 평가 지표의 문제를 장애요인으로 제시
- E. Lockey[7]의 연구에서는, 멕시코 내에 재생에너지 CDM 사업을 질적으로 분석해, 제한된 에너지 시장과 에너지 공급자의 국유화를 CDM 사업의 장애요인으로 도출
- 녹색기술센터<sup>11)</sup>의 연구에서, UNFCCC CDM 등록 시도사업(총 13,091건)을 전수조사하여 성공 및 실패요인을 분석한 결과, 전체 사례의 36%가 실패사례로 발견되었고, 주된 실패요인은 '방법론'의 잘못된 적용 또는 부족한 이해 및 정보로 밝혀짐
- 기존의 CDM 사업 탄소 감축 성능 영향 요인 분석은 대부분 사례 분석, 전문가 자문 등을 활용한 정성적 방식 또는 통계모형을 활용한 정량적 방식으로 이루어짐
- 기후기술 이전 사업의 사례 수가 많아지고, 수집가능한 데이터가 많아지지만, 데이터 종류의 다양화로 전통적인 정량 분석 방법으로 요인들 간의 상호작용을 분석하기엔 한계가 있기에, 데이터사이언스 적용을 통한 분석 방법 개선에 대한 수요가 증가하고 있음

**데이터사이언스 활용 연구 개념 및 방법**

- 데이터사이언스 기법을 통해, 사용가능한 다양한 형태의 데이터를 종합적으로 분석하고 패턴을 찾아, 기후 기술의 성공적 이전에 영향을 주는 요인을 조사하고, 기술의 성능(performance) 예측이 가능해짐
- 데이터사이언스 기법은 관련된 수많은 데이터를 학습시켜 거기에 존재하는 패턴을 찾아내는 것으로, 전통적인 시계열 통계분석법과 달리 변수 간의 제약이 없고 유동적 상황에서도 분석 및 예측이 가능하여 모델의 적용 범위가 넓고 예측력 또한 높음
- 대표적인 데이터사이언스 방법론 중, 비교적 간단한 원리와 높은 정확도로 요인 추출 및 예측 작업을 수행하는 Random Forest, Decision Tree와 같은 머신러닝 알고리즘, 인공신경망(Artificial Neural Network)를 활용하는 딥러닝 기술이 잘 알려져 있음
  - Decision Tree : 의사결정나무(Decision Tree)를 활용해 관측값과 목표값을 연결하는 방법으로, 의사결정 과정과 결정된 의사를 보여주는 장점이 있음<sup>12)</sup>
  - Random Forest : 다수의 의사결정나무들로 구성된 Random Forest는 하나의 모델이 아닌 여러 모델을 학습시켜 결합한 앙상블(ensemble)기법을 활용한 것으로, overfitting을 막고, 일반화 성능을 향상함
  - Artificial Neural Network : 머신러닝 기법과 달리 요인추출 과정 없이 Raw 데이터를 직접 신경망에 적용하여 Raw 데이터 간의 복잡한 상호작용을 복구. 다만 Decision Tree와 같이 의사결정 과정을 투명하게 드러내진 못함
- 영향력이 높은 요인을 추출하기 위해, 요인별 중요도를 산출하는데, 트리 기반의 방법들의 경우, 샘플의 불순도(impurity)를 측정하고, 불순도를 가장 크게 감소시키는 방향으로 샘플을 분류하는 요인이 높은 중요도를 갖게 됨



- 샘플들의 정보가 이질적일수록 불순도가 높음을 의미하여, 데이터를 분류하였을 때, 샘플의 클래스가 섞이지 않고 분류가 잘 되었을수록 불순도가 낮고, 클래스가 섞여 있을수록 불순도가 높음

- 불순도를 측정하는 지표로 주로 Gini 계수를 사용하는데, 같은 모집단에서 무작위로 선택된 샘플들이 같은 클래스에 있을 확률을 나타내는 지표로 아래와 같이 산출

$$Gini = 1 - \sum_{i=1}^C (p_i)^2$$

- 트리 기반 방법들은 이 불순도가 낮아지는 방향으로 학습을 하고, 불순도 감소량이 높을수록 요인의 중요도가 높아짐

• 도출된 중요도 높은 요인의 예측 성능을 확인하는 척도로 다음의 4가지 지표가 활용됨(그림 4)

그림 4 모델 예측의 4가지 경우의 수

		실제 값	
		1	0
예측 값	1	True Positive	False Positive
	0	False Negative	True Negative

참고: 실제 값 1을 정확히 예측하는 경우는 True Positive (TP), 실제 값 0을 정확히 예측할 경우 False Positive (FP), 실제 값 1을 잘못 예측할 경우 False Negative (FN), 실제 값 0을 잘못 예측할 경우 True Negative (TN)

- Accuracy : 올바르게 예측된 데이터의 수를 전체 데이터의 수로 나눈 값

$$\frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

- Recall : 그림 3에서 실제 값이 1인 경우 중 올바르게 1로 예측한 경우의 수

$$\frac{TP}{TP + FN}$$

- Precision : 그림 3에서 1이라 예측한 경우 중 실제 값이 1인 경우의 수

$$\frac{TP}{TP + FP}$$

- F-measure : Recall과 Precision의 조화평균으로 중심경향치를 측정하기에, 예측 정확도 측정에서 가장 많이 활용됨

$$\frac{2 \cdot Precision \cdot Recall}{Precision + Recall}$$

### 머신러닝/딥러닝 활용 기존 연구 사례

- M.S.M. Lima et al.<sup>13)</sup>는 정치적 부패의 원인을 분석하기 위해 Random Forest 를 활용해 중요 요인을 추출하고 예측 모델을 만들
  - Random Forest를 활용해 샘플의 불순도의 변화량을 측정하여 (Gini 계수 이용) 변수 중요도를 산출한 결과, 정부의 청렴도, 재산권, 사법적 효율성, 교육이 부패의 정도에 영향을 미치는 중요 요인으로 추출
  - 최종 모델은 85.77%의 정확도(Accuracy) 달성
- Niu et al.<sup>14)</sup>은 태양광발전 출력전력 예측의 정확도를 높이기 위하여 Random Forest를 활용해 중요 요인을 추출하고, 추출된 요인을 neural network를 구성하는 input으로 활용
  - Gini 계수를 이용해 샘플의 불순도 변화를 측정하고, 불순도 감소량이 가장 적은 변수인, 바람의 방향, 을 제거하여 neural network 구성
  - 최종적으로 만들어진 예측 모델의 오차 발생률은 최대 83.66% 줄어듦
- 비선형성(non-linearity), 무작위성(randomness), 변동성(fluctuation)의 특성을 갖는 데이터에서 중요 요인을 추출하고 예측하는 모델을 만들 경우, 비교적 간단한 원리로 높은 정확도를 달성하는 Random Forest가 활발히 사용됨<sup>13),14)</sup>

### 데이터사이언스를 활용한 CDM 사업 탄소감축실적 예측

- 본 브리프에서는, CDM 사업의 CER 인증률 차이를 만드는 요인을 분석하고, CER 인증률 값을 예측하는 모델을 머신러닝을 통해 구축하여 CDM 사업 연구에 데이터사이언스의 활용 가능성을 확인하고자 함
- 전통적 통계 모델을 활용할 경우, 사회, 경제, 환경 간 상호작용의 분석 및 해석에 한계가 있기에 데이터사이언스를 활용하여 새로운 방법론을 구축하고, 분석 수준 향상 가능성을 모색
- 기술적 측면이 아닌, CDM 사업이 이행된 국가의 사회·경제·환경적 측면에서 CER 인증률 차이를 결정하는 요인을 모색
- **(데이터 수집)** 2022년 2월 업데이트된 IGES의 데이터베이스와 세계은행의 1443개의 개발지표(development indicator)를 활용
  - 세계은행 개발지표는 오픈 데이터로 제공되며, 총 1443개의 지표가 10가지 카테고리\*로 분류되어 있음
  - \* 10대 카테고리는 Economic Policy and Debt, Education, Environment, Health, Social Protection 등 사회, 경제, 환경 분야를 넓게 포괄
- **(데이터 전처리)** 2,992개의 CDM 사업을 대상으로 세계은행 개발 데이터와 매칭하고, CER 인증률값이 1 이상이면, 실제 감축량이 예상 감축량에 비해 많은 것으로 예상보다 더 높은 성과를 내었기에, over-performance, 1 이하이면 예상기준 대비 더 낮은 성과이기에, under-performance로 분류

- **(분석 방법)** 머신러닝의 분류(classification)알고리즘인 Random Forest Classification(RFC)\*를 적용해 주요 요인을 추출하고 이를 활용해 over-performance일지 혹은 under-performance일지 추측하는 모델 설계
  - \* RFC는 오버피팅을 방지하기 위해 최적의 기준 변수를 랜덤 선택하는 방법으로, 기존의 일반적 의사결정나무 알고리즘의 한계를 극복하고 모델 정확도를 향상시킴

### 예측 모델 성능 평가

- 수력(Hydro power)과 풍력(wind power)을 대상으로 설계한 예측 모델은 F-measure 87%, 92%로 높은 예측 성능을 달성
- 수력(Hydro power)의 경우, CER 인증률을 결정하는 데 있어, '환경' 분류체계에 관련된 지표가 가장 높은 중요도를 가짐(표 2)

표 2 CDM수력사업의 탄소감축실적 예측에 영향을 주는 요인과 중요도

세계은행 개발 지표 (world bank development indicators) 분류	중요도 비중(%)
Environment	19.2
Health	18.8
Private sector & trade	17.3
Financial Sector	16.8
Public sector	15.3
Economic Policy and Debt	9
Education	3.6
Infrastructure	0
Poverty	0
Social Protection & Labor	0

- '환경' 분류 체계 내의 139개의 요인 중, PM 2.5 오염도가 가장 큰 영향을 주는 인자로 도출되었고, 이어 재생에너지 사용량이 주요 영향 인자로 발견됨
- 풍력(Wind power)의 경우, CER Issuance rate를 결정하는 데 있어, 경제정책에 관련된 지표가 가장 높은 중요도를 가짐(표 3)

표 3 CDM풍력사업의 탄소감축실적 예측에 영향을 주는 요인과 중요도

세계은행 개발 지표 (world bank development indicators) 분류	중요도 비중(%)
Economic Policy and Debt	22.5
Education	20.2
Social Protection & Labor	14.3
Private sector & trade	11.4
Public sector	10.8
Health	7.8
Environment	6.9
Financial Sector	5.5
Infrastructure	0.5
Poverty	0

- '경제정책' 분류 체계 내의 346개의 요인 중, 농업 원료 수출의 비중, 공공섹터 금융자산의 순 취득 규모 등이 주요 인자로 도출됨

## 데이터사이언스 기반 분석 기법의 활용 가능성 논의

- 20년 간(2000년~2020년) 축적된 IGES의 CDM 사업(수력, 풍력) 데이터베이스와 세계은행 개발지표에 머신러닝 기법을 적용하여, 탄소배출 감축량 효과에 영향을 주는 인자를 추출하고, 탄소 감축 효과를 예측하는 모델을 실험적으로 구축
- 기존 지표에 따른 평가 방법과 전통적 통계 모형으로 확인이 어려운 데이터 패턴을 발견하고, under/over-performance에 대한 원인을 파악하고 효과를 예측할 수 있도록 도와 효과적 사업 운영 전략 수립을 가능하게 함
- CDM 사업이 이행되는 국가의 개발 수준을 연계해 봄으로써, 사업의 성공적 수행을 위하여 검토 및 진단되어야 할 국가별 특징을 도출하고, 해외 국가와 협업 전략을 최적화하는 데 기여
- 데이터사이언스 기법은 CDM 사업과 같은 기후변화 감축 기술의 해외 이전 사업의 탄소 감축량을 예측하고, 사업성과에 미치는 영향 요인을 도출하며, 해외 이전 경로를 최적화할 수 있도록 도움 수 있을 것으로 예상
- 추후 텍스트 데이터와 같은 비정형 데이터(예: CDM PDD)도 추가하여 함께 분석함으로써, 예측 모형 및 데이터 분석 결과의 정확도를 최대화하고 정보에 입각한 빠르고 합리적인 사업 이행의 의사 결정 과정을 가능하게 하고자 함

## 결론

- 본 브리프는, 데이터사이언스를 적용해 CDM 사업 중 수력(Hydro Power)과 풍력(Wind Power)사업의 탄소 감축 실적에 영향을 주는 요인을 사회·경제·환경 측면에서 분석하고, under/over-performance를 예측하는 모델을 개발하여 데이터사이언스의 활용성을 입증
- 다량의, 다양한 형태로 존재하는 데이터의 패턴과 상호작용을 분석하고 예측을 가능하게 하기 위해선 전통적 통계 방법을 넘어 데이터사이언스 기술의 적용이 필요
- CDM 사업과 같은 기후변화 감축 기술(이하, 기후기술)이전 사업에서는, 사회·경제·환경적 문제가 복합적으로 작용해 사업 효과의 불확실성이 크기에, 데이터사이언스 방법론을 활용한 상호작용 분석과 예측의 정확도 향상이 중요
- 사업 계획 및 이행 단계에서 과학적 근거에 바탕을 둔 의사 결정 과정은 사업 효과를 향상시키고, 투자의 효율성을 제고하여, 추후 SDM으로 전환된 체제 하에서 기후기술 해외 이전 사업의 투자 규모 증가 및 사업의 스케일업을 위한 전략 수립에 기여할 것임

## Reference

- 1) UNFCCC, What is the CDM, <https://cdm.unfccc.int/about/index.html>
- 2) 황선영, 국내·외 CDM 사업 최근동향을 바탕으로 한 기업대응전략 수립, 2010
- 3) 윤순옥, 김기만, 김형주, CDM 기반의 온실가스 감축사업 장애요인 및 시사점 분석-국내 CDM 전문가를 대상으로, 2018
- 4) 조하현, 엄이슬, 청정개발체제(CDM)의 기술이전: 장애요인과 정책제언, 2015
- 5) Paula Castro, Empirical analysis of performance of CDM projects: case study China, 2008
- 6) Paula Castro, Cudrun Bencke, Empirical analysis of performance of CDM projects: case study India, 2008
- 7) Elizabeth Lokey, Barriers to clean development mechanism renewable energy projects in Mexico, Renewable Energy, 2009
- 8) 이진무, 빅데이터 기반의 사이버위험 측정 방법 및 사이버사고 예측모형 연구 IV. 사이버사고 예측모델 개발, 2018
- 9) 기후변화 홍보포털, 청정개발체제, <https://www.gihoo.or.kr/portal/kr/biz/cdm.do>
- 10) 김용건, 온실가스 배출권 거래제도: 국제 동향과 시사점, 2008
- 11) 주경원, 한수현, 2020년 국가연구개발과제의 기후기술 분류체계 기반 딥러닝 분류모델 적용 연구, GTC Brief, 2021
- 12) 이수경, 최가영, 문주연, 엄단비, 이은미, 전덕우, 기술선도형 신시장 메커니즘 연계방안 및 체계구축에 관한 연구, GTC 연구보고서, 2021
- 13) Marcio Salles Melo Lima, Dursun Delen, Predicting and explaining corruption across countries: A machine learning approach, Government information quarterly, 2020
- 14) Dongxia Niu, Keke Wang, Lijie Sun a,b, Jing Wu a, Xiaomin Xu, Short-term photovoltaic power generation forecasting based on random forest feature selection and CEEMD: A case study,,2020

본 발간물은 녹색기술센터(GTC)의 수탁사업(기후기술 국제협력력을 위한 정책지원 사업)으로 수행한 내용의 일부를 요약·정리한 것입니다.



04554 서울특별시 중구 퇴계로173  
남산스퀘어 빌딩 17층  
Tel. 02.3393.3900  
Fax. 02.3393.3919~20  
[www.gtck.re.kr](http://www.gtck.re.kr)

\* 본 GTC BRIEF의 내용은 필자의 개인적 견해이며, 센터의 공식적인 의견이 아님을 알려드립니다.