

자료포락분석과 전과정평가를 이용한 집단에너지사업의
에코효율성 평가 모형 구축 연구김태형^{1*}, 전의찬²¹GS에너지, ²세종대학교 기후에너지융합학과 교수Eco-Efficiency Evaluation of District Energy Businesses using Data
Envelopment Analysis and Life Cycle AssessmentTae Hyung Kim^{1*}, Eui-Chan Jeon²¹GS Energy Corporation,²Department of Climate and Energy, Sejong University, Korea

ABSTRACT

This study evaluates the eco-efficiency of domestic district energy businesses, considering both environmental and economic performance, and confirms the increased sustainability resulting from reduced environmental impact through the application of improvement potential using the DEA-LCA model. In preparation for the energy transition towards carbon neutrality and the mandatory ESG disclosure for corporations, this study verifies the applicability of the DEA-LCA model as a tool for energy companies to assess the sustainability of their combined heat and power generation subsidiaries, and to provide specific figures for improvement items, target values, and expected environmental improvement effects for enhancing sustainability.

Key words: eco-efficiency, LCA, DEA, district energy businesses, CHP

요 약

본 연구에서는 국내 집단에너지사업자를 대상으로 환경성과 경제성을 동시에 고려한 에코효율성을 평가하고, 개선잠재량 적용으로 환경영향이 감소되면 지속가능성이 높아지는 것을 DEA와 LCA를 함께 적용한 모형을 통해 확인하였다. 탄소중립을 향한 에너지전환과 기업의 ESG 공시 의무화에 대비하여 에너지기업에서 열병합발전 자회사의 지속가능성을 평가하고, 지속가능성 향상을 위한 개선 항목과 목표 값 그리고 예상되는 환경 개선 효과에 대한 구체적인 수치를 제시해 주는 도구로서 DEA-LCA 모형의 적용 가능성을 확인하였다.

주제어: 에코효율성, 전과정평가, 자료포락분석, 집단에너지, 열병합발전

1. 서 론

국내 에너지산업은 발전소를 보유하고 운영하는 에너지기

업에 대한 환경성과 경제성을 종합적으로 분석하고, 개선 방향을 제시할 수 있는 평가 프레임워크가 부재한 상황이다. 집단에너지사업의 경우, 높은 환경기여도에도 불구하고, 기업 내외

Date Received: Mar. 5, 2025, Date Revised: Apr. 18, 2025, Date Accepted: Apr. 21, 2025

* Corresponding author : Tae-Hyung Kim, Tel: +82-2-3408-4353, E-mail: take2sy@kakao.com

† 본 논문은 제1저자 김태형의 세종대학교 「기후에너지융합학과」 박사학위논문(2025)의 일부를 수정보완하여 작성한 것임.

© Copyright 2025 The Korean Society for Life Cycle Assessment. This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

부적으로 경제적인 성과를 중심으로 평가가 이루어져 왔다. 기업에 대한 온실가스 감축 정책 강화와 기후 공시 의무화 시대를 대비하여 집단에너지사업의 지속 가능한 성장을 위해서는 환경성과 경제성을 종합적으로 고려한 지속가능성 평가 및 개선 방안을 마련할 필요가 있다. 에코효율성은 경제적 가치를 환경부하로 나누어 주는 개념으로 자료포락분석(data envelopment analysis)의 투입 요소로 환경부하를 입력하고, 산출 요소로 경제적 가치를 입력하여 에코효율성을 평가할 수 있다. 본 연구에서는 자료포락분석(DEA)과 전과정평가(LCA)를 이용하여 천연가스 열병합발전소를 보유한 국내 집단에너지사업자에 대한 에코효율성 평가 기준을 수립하고, 지속가능성 향상을 위한 개선잠재량을 산정하였다. 또한 열병합발전소에 대한 개선잠재량을 적용하기 전후의 LCA 결과를 비교하여 환경영향의 변화에 따라 지속가능성 및 에코효율성이 어떻게 달라지는지 살펴보았다. 기존의 DEA를 활용한 에코효율성 평가가 개선잠재량을 통해 운영 관점의 벤치마크(operational benchmarks)를 제시하는데 그쳤다면, 본 연구에서는 개선잠재량 적용 시 도달 가능한 환경적 벤치마크(environmental benchmarks)를 LCA를 통해 추가로 제시하였다는 점에서 유용하다.

2. 선행 연구 조사

2.1. 연구 모형의 개념

2.1.1. DEA 개념

DEA는 여러 종류의 투입(input)과 산출(output) 요소를 동시에 고려하여 각 의사결정단위(DMU: decision making unit)가 자원을 얼마나 효율적으로 활용하고 있는지를 상대적으로 평가하는 방법이다. DEA는 동일한 조건에서 운영되는 여러 DMU 중, 가장 효율적인 그룹을 벤치마크 대상인 ‘효율성 프론티어’로 설정하고, 각 DMU들이 이 ‘효율성 프론티어’와 얼마나 가까운지 측정하여 효율성 점수(0과 1 사이의 값)를 부여한다. 이때 효율성 점수가 1이면 효율적이며, 1보다 작은 경우 비효율적인 것으로 해석된다. DEA는 투입을 최소화 하거나 산출을 극대화하려는 두 가지 방향으로 분석될 수 있다. 본 연구에서 적용한 투입 지향형(input-oriented) 모형은 동일한 산출을 유지하면서 불필요한 자원 투입을 얼마나 줄일 수 있는지를 평가한다. 효율성 점수는 다음과 같이 정의된다.

$$Efficiency = \frac{\text{산출물의 가중합}}{\text{투입물의 가중합}} \leq 1$$

이때 가중치는 각 투입물과 산출물의 중요도를 나타내는 값

인데, DEA는 각 DMU가 자신의 효율성을 최대화할 수 있도록 최적의 가중치를 찾아준다. 이러한 최적의 가중치를 찾는 과정은 선형계획법이라는 수학적 방법을 통해 이루어지며, 각 DMU에게 가장 유리한 상황을 가정했을 때의 효율성을 평가하게 된다. 따라서 DEA는 사전에 주관적인 가중치를 부여할 필요 없이 데이터 자체의 특성을 반영하여 효율성을 객관적으로 평가할 수 있는 장점이 있다.

DEA 개발자의 이름을 따라 만든 CCR(charnes cooper and rhodes) 모형은 규모에 대한 수익 불변을 가정하여 일차함수인 직선형으로 나타낸다[1]. 수익 불변을 가정한 CCR 모형의 효율성은 가변 규모 수익하의 효율성과 규모 효율성(SE: scale efficiency)으로 나누어지며, 가변 규모 수익하의 효율성은 순수 기술효율성(PTE: pure technical efficiency)이라고 하여 규모의 비효율성을 배제한 효율성으로 정의된다. 한편, BCC(banker charnes and cooper) 모형은 규모에 따른 수익 가변을 가정하고 있으며, 여기에는 규모 수익 증가와 규모 수익 감소가 혼합되어 적용된다. 즉, 투입으로 인한 초기 상승이 일정 시점을 지나면서 둔화하는 경제학 논리에 따라 만들어진 모형이다[2].

2.2. DEA-LCA 모형을 이용한 선행 연구

Martin-Gamba et al.[3]은 2010~2015년 동안 스페인에 위치한 20개 LNG 복합화력발전소의 환경영향 효율성을 추정하기 위해 DEA와 LCA를 함께 적용하였다. 데이터 수집, LCA를 통한 환경영향 계산, DEA를 통한 환경영향 효율성의 새로운 추정 등 3단계 DEA-LCA 방법을 적용하여 연간 운영시간이 높은 발전소일수록 환경영향 효율성이 높다는 결론을 도출하였다. LCA 분석은 20개 발전소 각각에 대하여 1 MWh 전기를 생산하기 위해 투입된 천연가스량, 용수량과 배출된 CO₂, SO_x, NO_x를 입력하여 환경영향(GWP, ADP, AP, EP, HH)을 산정하였다. DEA 투입요소로 5가지 환경영향을, 산출 요소는 전기 생산량을 적용하였다.

Lorenzo-Toja et al.[4]은 스페인의 113개 폐수처리장을 대상으로 DEA와 LCA를 함께 적용한 연구를 통해 폐수처리장의 환경 효율성 증가가 환경영향의 감소와 직접적으로 연관이 있음을 보여주었다. LCA는 폐수처리장에서 처리된 폐수 1 m³를 기능단위로 하여 3가지 영향범주(ecosystem quality, resource depletion, human health)에 대하여 분석하였다. DEA 투입 요소는 폐수처리장의 전기 사용량, 화학물질 소비량, 슬러지 생산량이고, 산출 요소는 부영양화 지표인 NEB(kg-Neq)를 적용하였다.

과학 저널 및 컨퍼런스에 게재된 DEA-LCA 모형을 사용한

64개 논문을 분석한 Vásquez-Ibarra et al.[5]의 연구를 통해 기존 DEA-LCA 연구들의 특징도 추가로 살펴보았다.

DEA-LCA 모형을 이용한 선행 연구에서는 개선잠재량 적용에 따른 환경 개선 효과와 에코효율성 증가가 직접적인 연관성이 있음을 보여주면서 에코효율성에 영향을 미치는 원인 분석에 집중하였다.

본 연구에서는 외부 폐열을 통한 열 생산이라는 집단에너지 사업의 특수한 상황이 반영되어 개선 잠재량이 적용되어도 환경 개선 효과가 그만큼 발생하지 않는다는 결과를 도출하였다. 고효율로 인한 온실가스 감축이라는 장점을 가진 집단에너지 사업의 외부 폐열에 대한 LCA 분석 결과, 외부 폐열도 그 종류에 따라 잠재적인 환경영향이 다를 수 있음을 확인하였다는 점에서도 의미가 있을 것이다.

3. 집단에너지사업의 에코효율성 평가 모형 구축

3.1. DEA-LCA 모형 구축

3.1.1. 연구 순서

본 연구에 적용한 DEA-LCA 모형의 연구 순서는 첫째, 천연가스 열병합발전소를 보유한 국내 집단에너지사업자를 대상으로 DEA를 이용한 에코효율성 평가 점수를 도출하고, 에코효율성 평가 점수가 1인 효율적인 사업자들이 형성하는 참조 집합을 기준으로 각각의 비효율적인 사업자(평가 점수 1미만)가 효율성 향상을 위해 도달해야 할 개선잠재량(operational benchmarks)을 구한다. 둘째, 에코효율성이 비효율적으로 평가된 1개 사업자의 실제 열병합발전소 운영데이터를 반영하여 LCA를 수행하고, 앞서 DEA에서 도출된 개선잠재량을 반영한 LCA 결과(environmental benchmarks)와 비교하여 잠재적인 환경영향의 변화를 살펴본다. 즉, 열병합발전소의 실제 운영자료(LCIs)를 기반으로 한 평가 결과(current impacts)와 DEA를 통해 도출된 개선잠재량을 적용한 가상의 자료(target LCIs)에 대한 평가 결과(target impacts)를 비교하여 개선잠재량 적용시 환경영향이 어떻게 변화하는지 분석한다고 설명할 수 있다. DEA-LCA 모형의 연구 순서는 Fig. 1과 같다.

3.1.2. 에코효율성 평가 변수 선정

평가 대상은 LNG 열병합발전소를 보유한 국내 20개 집단에너지사업자이다. 이들은 LNG, 신재생에너지, 폐열 등을 활용하여 열과 전기를 생산한다. 또한 실제 발전소 운영자 입장에서 탄소 저감과 지역 주민 수용성 관리를 위해 대기오염 물질과 온실가스 배출을 가장 중점적으로 관리한다. 이를 고려

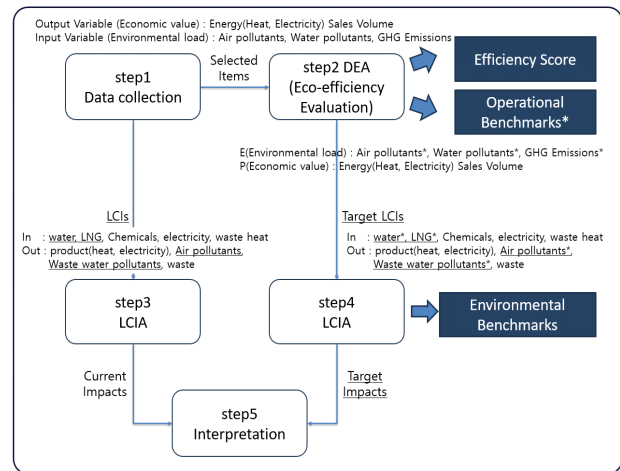


Fig. 1. Study procedure of a model using DEA and LCA.

하여 에코효율성 평가를 위한 투입 변수는 발전소의 환경부하인 연간 대기오염물질 배출량, 수질오염물질 배출량, 온실가스 배출량 3개이고, 산출 변수는 경제적 가치로서 열과 전기 판매량을 합한 에너지판매량 1개로 선정하였다.

3.2. DEA 모형 구축

3.2.1. DEA 적용 모형

본 연구는 경제적 가치를 유지하면서 환경부하를 최소화하는 개념을 반영하여 자료포락분석 중 투입 지향 모형을 사용한다. 20개 집단에너지사업자에 대해 CCR 모형, BCC 모형의 효율성 평가 점수를 도출하고, 비효율의 발생 원인이 규모의 적정성 문제인지, 운영상의 문제인지 평가한다. 에코효율성이 높게 평가된 사업자들의 특징과 이들이 효율성 프런티어 면을 형성하는 것을 확인한 후에 에코효율성이 낮게 평가된 사업자들의 개선잠재량을 분석한다.

DEA는 선형계획법의 일종으로 문제를 구성하는 원리만 이해하면 실제 계산은 선형계획법을 분석하기 위해 개발된 프로그램으로 활용하여 구할 수 있다[1]. 본 연구에서는 DEA 프로그램으로 Frontier Analyst 4.5를 활용하여 에코효율성을 평가하였다.

3.3. LCA 모형 구축

3.3.1. 목적 및 범위 정의

LCA의 목적은 도시에 지역난방을 공급하기 위해 실제 운영 중인 LNG 열병합발전소로부터 생산되는 열과 전기에 대해 전 과정에 걸쳐 온실가스 등의 환경영향을 분석하는 것이

다. 열과 전기라는 제품이 에너지 시장에서 통상적으로 거래되는 기준에 따라 기능단위는 열 1 MJ, 전기 1 MWh로 정의하였다. 시스템경계는 Fig. 2와 같으며, 원자재 추출-제품 생산 (cradel to gate)으로 발전소 주변 공장에서 발생하는 폐열을 포함한다.

3.3.2. 목록분석 및 전과정영향평가

LNG 열병합발전소의 투입 및 산출물은 Fig. 3과 같으며, 투입·산출물 데이터는 발전소로부터 직접 입수하였다. 천연가스(LNG)는 가스공사로부터 공급받고, 용수는 시에서 운영하는 상수도사업본부로부터 공급받는다. 암모니아수 등의 수처리 약품은 보일러 용수와 폐수처리를 위해 사용되며, 폐수는 직접 방류하지 않고 중말처리장으로 연계 처리한다. 폐열은 발전소 인근의 공공 소각장, 철강 및 석유화학 공장, 연료전지발전소로부터 제공받은 데이터를 사용하였다.

전과정영향평가는 전용 소프트웨어를 사용하여 데이터 목록분석에 작성한 기능 단위별 투입물과 산출물을 입력하여 특

Table 1. LCA impact categories of heat and electricity

Impact category	Indicator	Unit
Acidification	AP	mol H+eq/MWh, MJ
Climate change	GHG	kg CO ₂ eq/MWh, MJ
Ecotoxicity-freshwater	ET	CTUe/MWh, MJ
Particulate matter	PM	disease inc./MWh, MJ
Human toxicity-cancer	HTP	CTUh/MWh, MJ
Photochemical oxidant formation	POF	kg NMVOCeq/MWh, MJ
Resource depletion	RD	MJ/MWh, MJ

성화, 정규화 및 가중화를 거쳐 평가 결과를 분석하였다. 본 연구에서는 Environmental Footprint 3.1에서 제시하는 16가지 영향범주 중 도시에 있는 LNG 발전소의 특징과 관련성이 높은 7가지 범주에 대해 평가하였으며, 영향범주의 표시 및 단위는 Table 1과 같다.

3.3.3. 데이터 할당 등

LCA 분석의 최종 산출물인 열과 전기에 대해서는 에너지 산업에서 일반적으로 통용되는 할당 방법을 적용하였고, 그 내용은 Table 2 및 Table 3과 같다. 에너지효율 기준의 경우 국내 배출권거래제에서 사용되는 열병합발전에 대한 온실가스

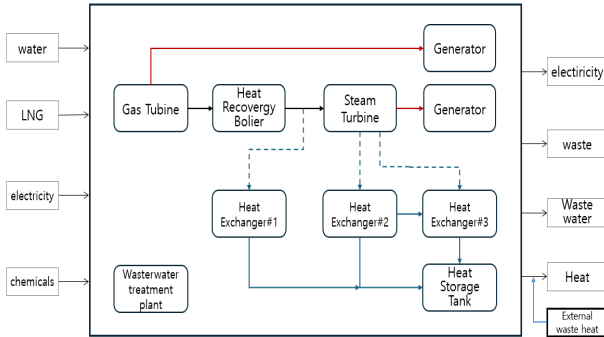


Fig. 2. System boundary of natural gas combined heat and power plant.

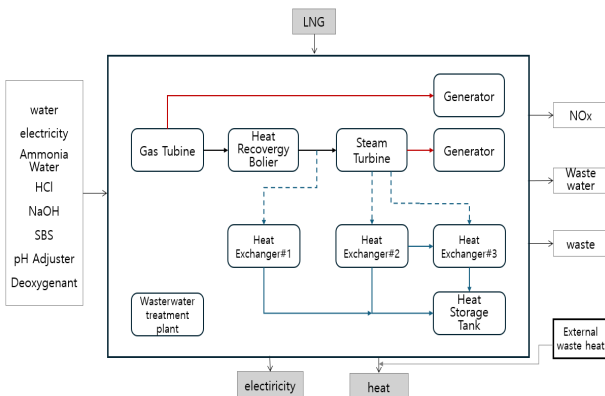


Fig. 3. Input and outputs of natural gas combined heat and power plant.

Table 2. Data allocation criteria

Category	Allocation ratio(%)	
	Electricity	Heat
Based on energy efficiency standard (GHG emission allocation for CHP in Korea ETS)	71.50	28.50

Table 3. GHG emission allocation for CHP in Korea ETS

$$E_{H,i} = \frac{H}{H + P \times R_{eff}} \times E_{T,i}, R_{eff} = \frac{e_H}{e_P}$$

$E_{H,i}$: GHG emissions from heat production (tGHG)

$E_{T,i}$: total GHG emissions from CHP (tGHGs)

H : final heat output of CHP plant (TJ)

P : final electricity output of CHP plant (TJ)

R_{eff} : efficiency ratio of heat and electricity

e_H : heat production efficiency (default value 0.8)

e_P : electricity production efficiency (default value 0.35)

i : emission GHG (CO₂, CH₄, N₂O)

배출량 배분법을 적용하였다. 열 배관을 통해 외부에서 유입되는 폐열은 모두 열 생산에 할당하였다. LCA 분석은 SimaPro 9.5를 사용하였고, 인벤토리는 Ecoinvent v3를 사용하였다. 본 연구에 적용된 LCI 데이터 세트는 LNG가 “Natural gas, high pressure{RoW}market for natural gas”이고, 소각장 폐열의 경우 한국에서 제공된 “heat from municipal waste incineration{KR}”을 적용하여 각 영향범주에 대한 배출계수가 0으로 적용되었다.

4. 분석 결과

4.1. 집단에너지사업의 에코효율성 평가

4.1.1. 에코효율성 평가 점수

집단에너지사업자들의 2022년도 운영자료를 기반으로 DEA 모형 중 투입 기준 CCR 모형과 BCC 모형을 사용하여 에코효율성을 평가하였다. 구체적인 에코효율성 평가 결과와 규모 수익성 상태를 나타낸 결과는 Table 4에 나타내었다.

집단에너지사업자의 에코효율성에 미치는 규모의 영향을 분석한 결과, 전체 20개 사업자 중 9개가 규모의 효율성 점수보다 BCC 모형의 평가 점수가 조금 낮게 나타났다. 이들의 45%는 규모보다는 순수 기술효율성 즉, 내부 운영의 비효율이 비효율의 주된 원인이라고 분석된다.

CCR 모형과 BCC 모형 양쪽에서 에코효율성 평가 점수가 1로 나타난 DH04, DH16, DH20은 가장 생산적인 규모의 크기와 함께 내부적으로도 효율적으로 운영되고 있는 것으로 분석되었다. 이들 3개 참조 집합은 생산변경(production frontier)을 형성하여 다른 사업자들이 효율성 개선을 위해 참조해야 할 레퍼런스가 되어준다.

집단에너지사업자의 85%(17개)는 DRS 또는 IRS로 규모 수익 상태가 가변적인 것으로 나타났다. 이들은 최적의 규모로 운영되지 않거나, 회사의 경영 또는 시설 운영 측면에서 비효율적인 상태임을 알 수 있다. 규모 수익성은 CRS가 3개(15%), DRS가 11개(55%), IRS가 6개(30%)로 분석되었다. DRS로 나타난 DH01 등 11개 사업자는 규모 감량화 등 환경부하를 축소시킴으로써 환경부하 대비 경제적 가치의 비율인 에코효율성을 향상할 수 있는 것으로 나타났다. 반면, IRS로 나타난 DH05 등 6개 사업자는 시설 규모 확대 등 열 및 전기 생산량 증대를 통하여 에코효율성 향상이 가능한 것으로 분석되었다.

4.1.2. 에코효율성 프런티어 그룹 형성

에코효율성 평가 점수가 1인 효율적인 사업자들(DH04,

Table 4. Eco-efficiency evaluation score

사업자	Eco-efficiency evaluation score (CCR=BCC×SE)			Returns to scale*
	CCR	BCC	SE	
DH01	0.75	1.00	0.75	DRS**
DH02	0.41	1.00	0.41	DRS
DH03	0.41	1.00	0.41	DRS
DH04	1.00	1.00	1.00	CRS***
DH05	0.16	0.17	0.97	IRS****
DH06	0.63	1.00	0.63	IRS
DH07	0.73	1.00	0.73	DRS
DH08	0.21	0.97	0.22	DRS
DH09	0.46	0.59	0.77	DRS
DH10	0.14	0.29	0.48	DRS
DH11	0.12	0.15	0.80	DRS
DH12	0.15	0.31	0.48	DRS
DH13	0.15	1.00	0.15	IRS
DH14	0.34	0.52	0.65	DRS
DH15	0.02	0.02	0.96	IRS
DH16	1.00	1.00	1.00	CRS
DH17	0.44	0.47	0.94	IRS
DH18	0.68	1.00	0.68	IRS
DH19	0.61	0.66	0.92	DRS
DH20	1.00	1.00	1.00	CRS
평균	0.47	0.71	0.70	

*Return to scale: indicates the state of the whether output increases by 1%, more than 1%, or less than 1% when input increases by 1%.

**DRS: decreasing return to scale.

***CRS: constant return to scale.

****IRS: increasing return to scale.

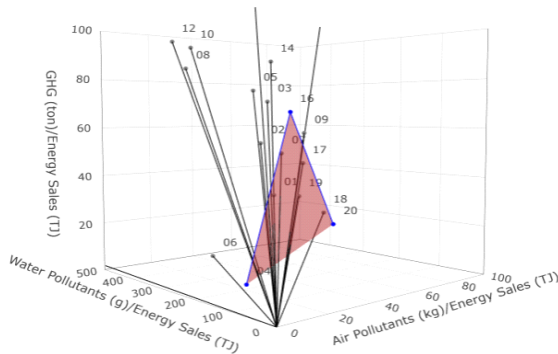
DH16, DH20)은 상대적으로 효율성 점수가 낮은 사업자들이 에코효율성을 높이하고자 할 때 기준으로 삼아야 하는 벤치마킹 대상이 된다. 따라서 에코효율성 평가 시 타 사업자에게 참조된 횟수가 많은 특징을 보인다. 참조 집합은 평가 대상 사업자와 유사한 투입 구조를 가지고 있어서 현재의 생산방식을 대부분 유지한 상태로 효율성을 향상시킬 수 있는 방향성을 제공한다(이정동 외, 2012).

DH04가 참조 횟수 18회로 가장 많이 참조된 벤치마킹 대상으로 분석되었고, DH20(15회), DH16(13회) 순으로 참조 횟수가 많은 것으로 나타났다(Table 5 참조).

Fig. 4는 에코효율성이 1로 평가되어 파란색 점으로 표시된 3개 사업자가 생산변경(production frontier) 즉, 에코효율성

Table 5. Number of referecnes for DMUs with eco-efficiency of 1

Efficient DMU	Number of references	Referenced DMUs
DH04	18	DH01, DH02, DH03, DH04, DH05, DH06, DH07, DH08, DH09, DH10, DH11, DH12, DH13, DH14, DH15, DH17, DH18, DH19
DH20	15	DH01, DH02, DH03, DH05, DH07, DH08, DH09, DH10, DH12, DH14, DH15, DH17, DH18, DH19, DH20
DH16	13	DH01, DH02, DH03, DH07, DH08, DH09, DH11, DH12, DH14, DH15, DH16, DH17, DH19

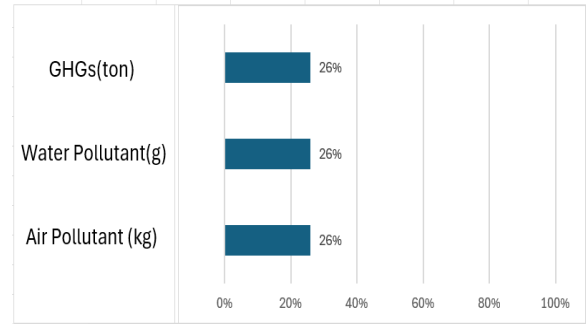
**Fig. 4.** Formation of eco-efficiency frontier surface (origin-based).

개선시 기준이 되는 효율성 프런티어 면(선)을 형성한 결과를 3차원 그림으로 보여준다. x, y, z축은 각각 환경부하(대기, 수질, 온실가스)를 에너지판매량으로 나눈 값을 나타내고 있고, 20개 집단에너지사업자는 각 DH에 해당 번호를 붙인 점으로 표시되어 있다.

투입 기준 CCR 모형의 원리에 따라 비효율적인 사업자들이 현재 위치에서 에코효율성을 높이기 위해서는 산출 변수인 에너지판매량은 유지하면서 원점 방향으로 참조 집합을 형성하고 있는 에코효율성 프런티어 면에 도달할 때까지 투입 변수인 환경부하를 감축하면 된다.

4.1.3. 개선잠재량 산출

DEA는 동일 그룹 내 효율적인 개체를 결정하여 이들을 참조 집합으로 선정하고 비효율적인 개체의 효율을 개선하기 위한 실현 가능한 개선잠재량을 제시한다. 이를 통해 비효율의 정도와 원인, 즉 에코효율성 프런티어 그룹과 비교하여 과다하게 투입된 자원의 종류와 양, 과소하게 산출된 산출물의 종류

**Fig. 5.** Potential improvement of DH07.

와 양 등 구체적인 정보를 제공한다. 이를 통해 비효율적인 사업자는 환경부하와 경제적 가치 변수의 조정을 통해 에코효율성 점수 1에 도달할 수 있게 한다. 후속되는 LCA 분석 대상인 DH07이 효율성 점수 1에 도달하기 위해서는 온실가스 배출량, 수질오염물질 배출량, 대기오염물질 배출량을 모두 26%씩 감축해야 한다(Fig. 5 참조). 개선잠재량은 양의 값으로 표시하였다.

4.2. 천연가스 열병합발전소의 LCA 분석

전과정평가 대상은 앞서 DEA에서 비효율적으로 평가된 DH07의 열과 전기이다.

4.2.1. 특성화 결과

기후변화에 미치는 영향은 열 1 MJ 생산에 3.33E-02kg CO₂eq의 온실가스가 배출되었다. 온실가스 배출에 가장 영향이 큰 부분은 석유화학기업에서 받는 폐열이 57.2%, 천연가스 사용 20.8%, 연료전지발전소 폐열이 17.3%를 차지하였다. 전기 1 MWh 생산 시 9.70E+01kgCO₂eq의 온실가스가 배출되었고, 주요 영향으로 천연가스 사용 94.6%, 발전소 내 전기 사용 3.9%, 암모니아수 1.4% 순으로 나타났다. 자원 고갈은 열 1 MJ 생산 시 7.93E-01MJ이 소모되었으며, 천연가스 57.6%, 화학 폐열 29%, 연료전지 폐열 11.1%의 비중을 나타냈다. 생산되는 열에너지보다 소모된 자원이 더 적은 것은 전기와 달리 천연가스 외에 주위의 폐열을 활용하여 열을 생산하기 때문이다. 전기 1 MWh 생산 시 6.14E+03MJ의 자원이 소모되었고, 천연가스 사용이 98.7%로 대부분을 차지하였다.

광화학산화제 생성의 경우, 열 1 MJ 생산 시 1.20E-04kg NMVOCeq, 전기 1 MWh 생산 시 7.54E-01kg NMVOCeq로 분석되었다. 미세먼지의 경우, 열 1 MJ는 1.10E-09 disease inc.이고, 전기 1 MWh는 1.66E-06 disease inc.의 영향을 미치는 것으로 분석되었다. 1 MJ 열 생산과 1 MWh 전기 생산

Table 6. Input material contribution by impact category for 1 MJ of heat

Damage category	GHG (%)	RD (%)	POF (%)	PM (%)	AP (%)	ET (%)	HTP (%)
CHP	0	0	3.3	0.6	2.8	0	0
LNG	20.8	57.6	43.0	10.2	21.5	28.1	13.2
Electricity	0.9	0.6	0.7	0.3	0.9	0.6	0.3
Ammonia water	0.3	0.1	0.2	0.3	0.3	0.2	0.1
Waste heat (chemical)	57.2	29.0	37.4	75.2	64.2	53.6	14.6
Waste heat (steel)	3.6	1.6	3.8	11.0	5.2	14.1	69.0
Waste heat (waste)	0	0	0	0	0	0	0
Waste heat (fuelcell)	17.3	11.1	11.6	2.4	5.1	2.7	2.9

에 따른 각 영향범주에 대한 투입 물질별 기여율은 Table 6 및 Table 7과 같다.

4.2.2. 정규화 및 가중화 결과

특성화 결과를 Environmental Footprint 3.1에서 제시하는 정규화 기준(normalization factor)으로 나누어서 계산한 영향범주별 정규화 결과는 Fig. 6 및 Fig. 7과 같다.

열 1 MJ 생산 시 기후변화에 미치는 영향은 석유화학 공장 폐열, 천연가스, 연료전지 폐열 순으로 크게 나타났다. 자원 고갈은 천연가스 사용이 가장 큰 비중을 차지하며, 석유화학 공장 폐열, 연료전지 폐열 순으로 나타났다. 전기 1 MWh 생산의 경우 모든 영향범주에서 천연가스 사용에 의한 영향이 대부분을 차지하였다.

Table 7. Input material contribution by impact category for 1 MWh of electricity

Damage category	GHG (%)	RD (%)	POF (%)	PM (%)	AP (%)	ET (%)	HTP (%)
CHP	0	0	6.9	5.0	11.1	0	0
LNG	94.6	98.7	91.2	89.6	84.2	95.2	97.2
Electricity	3.9	1.0	1.5	2.5	3.5	1.9	2.1
Ammonia water	1.4	0.2	0.4	2.5	1.0	0.5	0.5
NaOH	0	0	0	0.1	0.1	0	0.1
Deoxygenant	0	0	0	0.1	0	2.1	0
Waste water	0	0	0	0	0	0.2	0

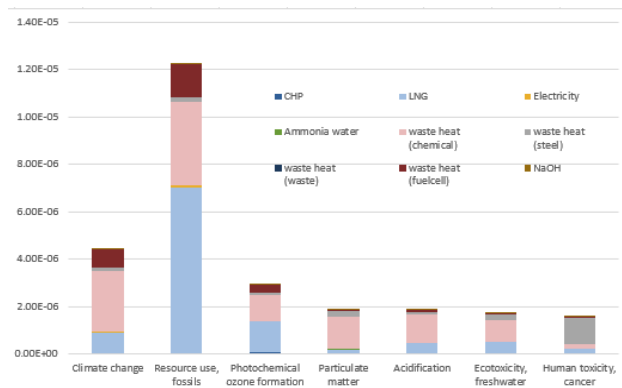


Fig. 6. Normalization results by impact category for 1 MJ of heat.

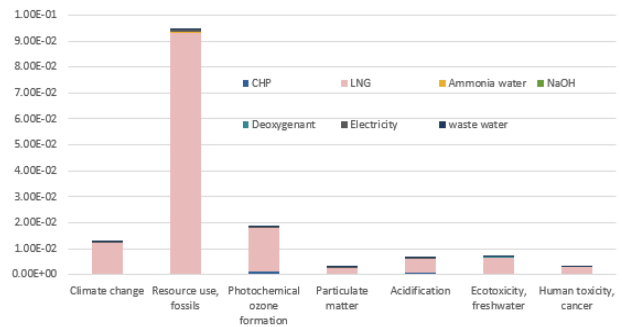


Fig. 7. Normalization results by impact category for 1 MWh of electricity.

1 MJ 열 생산에 따른 투입 물질별 환경영향은 Fig. 8과 같다. 천연가스 사용은 자원 고갈에 미치는 영향이 가장 크고, 다음으로 광화학 산화제 생성에 대한 영향이 크다. 화학 폐열

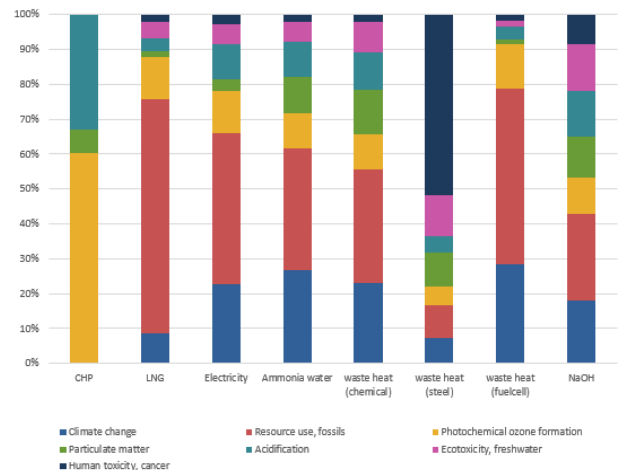


Fig. 8. Normalization results by input material for 1 MJ of heat.

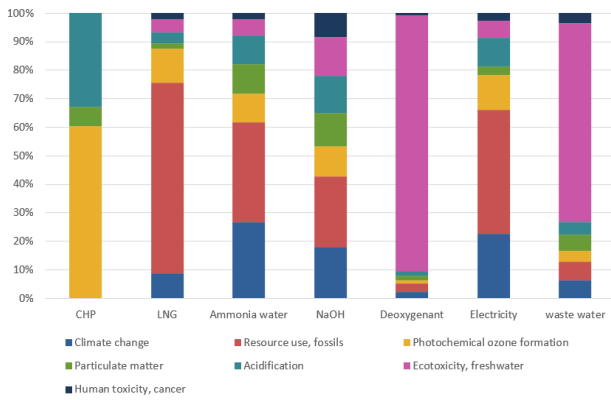


Fig. 9. Normalization results by input material for 1 MWh of electricity.

은 자원 고갈, 기후변화, 미세먼지, 산성화 순으로 영향이 큰 것으로 분석되었고, 철강 폐열은 인체 독성에 미치는 영향이 가장 큰 것으로 나타났다. 1 MWh 전기 생산에 따른 투입 물질별 환경영향은 Fig. 9와 같다.

가중화 결과는 열 1 MJ와 전기 1 MWh 모두 자원 고갈에 가장 큰 영향을 미쳤으며, 열은 기후변화와 미세먼지, 전기는 기후변화와 광화학산화제 생성에 영향이 큰 것으로 분석되었다. 투입 물질별로는 열 1 MJ의 경우 화학 폐열, 천연가스, 연

료전지 폐열 순으로 기여도가 컸으며, 전기 1 MWh는 천연가스, 소내 전기 사용, 열병합발전 공정 순으로 분석되었다.

4.2.3. 할당 방법에 따른 영향

할당 방법에 따른 전기와 열의 7가지 영향 범주별 배출계수를 비교하였다. 온실가스 배출계수는 에너지 효율 기준으로 할당하였을 때 전기에 대한 투입·산출물의 할당량이 열보다 많아서 판매량 기준 할당보다 전기는 1.7배 증가하였으나, 열의 배출계수는 0.8배로 낮아졌다. 나머지 내용은 Table 8과 같다.

4.3. 개선잠재량 반영 효과

앞서 에코효율성 평가에서 도출된 DH07의 개선잠재량을 적용하여 추가적인 LCA 분석을 수행하였다. DEA 중 본 연구에서 적용한 투입 지향 모형은 산출 변수(에너지판매량)를 고정한 상태로 효율성 점수 1에 도달하기 위한 투입 변수(환경부하)의 목표 감소량을 제시해 주며, 그 내용은 Table 9와 같다.

Table 9의 Target 수치를 LCA의 투입 및 산출자료에 적합하게 조정하기 위해 온실가스 배출량은 ‘LNG 사용량’의 개선잠재량으로, 수질오염물질 배출량은 ‘용수사용량’과 ‘폐수배출

Table 8. Impact category characterization results based on allocation methods

Output	Impact category	Unit	Allocation method	
			1) Electricity: 0.715, Heat: 0.285 2) Electricity: 0.42, Heat: 0.58	1) Energy efficiency based 2) Sales volume based
Electricity (1 MWh)	Acidification	mol H ⁺ eq	0.35	0.21
	Climate change	kg CO ₂ eq	97.02	56.99
	Ecotoxicity, freshwater	CTUe	390.70	229.50
	Particulate matter	disease inc.	1.67E-06	9.78E-07
	Human toxicity, cancer	CTUh	4.90E-08	2.88E-08
	Photochemical ozone formation	kg NMVOCeq	0.75	0.44
	Resource use, fossils	MJ	6,143	3,608
Heat (1 MJ)	Acidification	mol H ⁺ eq	1.04E-04	1.31E-04
	Climate change	kg CO ₂ eq	0.033	0.041
	Ecotoxicity, freshwater	CTUe	0.10	0.13
	Particulate matter	disease inc.	1.10E-09	1.23E-09
	Human toxicity, cancer	CTUh	2.72E-11	3.10E-11
	Photochemical ozone formation	kg NMVOCeq	1.20E-04	1.79E-04
	Resource use, fossils	MJ	0.79	1.27

Table 9. Potential improvement of DH07

Input	Actual	Target	Potential improvements (%)
Air pollutants (kg)	60,366	44,233	-26.7
Water pollutants (g)	276,300	202,459	-26.7
GHGs (ton)	373,824	273,920	-26.7

Table 10. Characterization results of the environmental impact of 1 MWh of electricity before and after applying potential improvement

1 MWh electricity	Unit	Before	After	Reduction rate (%)
Acidification	mol H ⁺ eq	3.50E-01	2.64E-01	25
Climate change	kg CO ₂ eq	9.70E+01	7.31E+01	25
Ecotoxicity, freshwater	CTUe	3.91E+02	2.94E+02	25
Particulate matter	Disease inc.	1.67E-06	1.26E-06	25
Human toxicity, cancer	CTUh	4.90E-08	3.66E-08	25
Photochemical ozone formation	kg NMVOCeq	7.54E-01	5.62E-01	26
Resource use, fossils	MJ	6.14E+03	4.57E+03	26

량'의 개선잠재량으로 반영하여 LCA를 수행하였으며, 그 결과는 Table 10 및 Table 11과 같다.

Table 11. Characterization results of the environmental impact of 1 MJ of heat before and after applying potential improvement

1 MJ Heat	Unit	Before	After	Reduction rate (%)
Acidification	mol H ⁺ eq	1.04E-04	9.70E-05	6
Climate change	kg CO ₂ eq	3.33E-02	3.15E-02	5
Ecotoxicity, freshwater	CTUe	9.95E-02	9.22E-02	7
Particulate matter	Disease inc.	1.10E-09	1.07E-09	3
Human toxicity, cancer	CTUh	2.04E-10	1.95E-10	4
Photochemical ozone formation	kg NMVOCeq	1.20E-04	1.06E-04	12
Resource use, fossils	MJ	7.93E-01	6.74E-01	15

전기 1 MWh는 개선잠재량 비율과 유사하게 환경영향의 감소 폭이 25~26% 수준인 데 반해, 열 1 MJ에 의한 감소 폭은 3~15% 범위로 환경영향 범주에 따라 차이가 나타났다. 열의 경우 발전소로부터의 환경부하에 따른 영향 외에 화학 폐열 등 외부 폐열로 인한 영향이 큰 비중을 차지하기 때문으로 추정된다.

이처럼 DEA-LCA 모형을 통해 환경부하를 낮추기 위한 개선잠재량과 이에 따른 환경영향 감소 효과를 추정할 수 있는데, 투입 지향 모형 기준에 따라 에너지판매량은 고정된 채로 환경부하가 감소하므로 지속가능성이 향상되는 효과를 얻을 수 있고, 이는 에코효율성 개선으로 이어진다.

5. 결 론

본 연구에서는 국내 집단에너지사업자를 대상으로 환경성과 경제성을 동시에 고려한 에코효율성을 평가하고, 개선잠재량 적용으로 환경영향이 감소하면 지속가능성이 높아지는 것을 DEA-LCA 모형을 통해 확인하였다. 에코효율성 평가를 통해 상대적으로 가장 효율적인 발전소를 선정하고, 이들로부터 형성되는 효율성 프린티어 면을 통해 동일한 유형의 타 사업자들을 평가할 수 있는 기준을 제시했다는 점에 의의가 있다.

자료포락분석(DEA)의 경우, 외부 폐열 사용 시 환경부하 감소로 에코효율성 점수가 높아지지만, LCA를 통한 전 과정 환경영향은 외부 폐열의 기여도가 큰 것으로 분석되었다. 열 1 MJ의 가중화 결과에서는 외부 폐열 중 특히 석유화학 폐열로 인한 환경영향이 전체 환경영향에서 45%의 기여도를 차지할 만큼 크게 나타났다. DEA와 달리 LCA는 사업장 기준이 아닌 전 과정 기준으로 폐열 생산의 업스트림 단계의 환경영향까지 고려되었기 때문으로 분석된다. 소각장 폐열의 모든 배출계수가 0인 점을 고려할 때 전주기 환경영향을 고려한 DH07의 에코효율성 향상을 위해서는 외부 폐열 수급 시 소각장 폐열을 위주로 공급받고 화학 폐열을 최소화하는 선택적인 접근이 필요하다.

DEA-LCA 모형은 발전소가 환경부하를 낮추기 위해 어떤 투입 요소를 줄여야 할지 구체적인 수치를 제시해 주고, 이에 따른 환경 개선 효과를 보여주고 있다. 이는 여러 개의 발전소 자회사를 운영하는 에너지기업이 발전소에 대한 투자 의사 결정 및 운영 단계에서 자회사에 대한 지속가능성 평가 도구로 활용할 수 있을 것이다. 그럼에도 불구하고, 본 연구의 에코효율성 평가 결과는 절대값이 아닌 상대적으로 측정된 효율성이라는 것과 제시된 개선잠재량의 실현을 위한 구체적인 방안을 제시하지 못하고 있다는 점 그리고 사업자별로 환경 조건과

운영 방식이 다른 상황에서 레퍼런스 사업자의 목표값을 동일하게 달성할 수 있을지에 대한 의문이 제기될 수 있다는 점 등 DEA 방법론적인 한계가 존재한다. 또한 열 생산을 위해 투입된 외부 폐열에 대한 배출계수 역시 LCI DB가 제공하는 글로벌 평균값을 적용하기 보다는 폐열 생산자가 제공한 값으로 고도화 할 필요성이 있다. 이러한 현실적인 한계는 에코효율성 평가 방법의 수용성을 높이기 위해 추가적인 연구가 필요한 분야이다.

본 연구에서 제안한 DEA-LCA 모형의 분석 결과를 토대로, 향후 에너지기업의 지속가능성 평가 근거 마련 및 전략 수립에 기여할 수 있는 에코효율성 평가 프레임워크 개발이 지속되길 기대한다.

사 사

본 연구는 환경부 ‘기후변화특성화대학원사업’의 지원으로 수행되었습니다.

References

1. Lee, J.D., Oh, D.H. Efficiency Analysis Theory (DEA: Data Envelopment Analysis). Jiphil Media. (2012).
2. Kim, G.W., Choi, H.J. A study on cautions in applying the DEA technique: focusing on the local administration sector. Journal of Local Government Studies 19(3), pp. 213-244 (2005).
3. Martin-Gamba, M., Iribarren, D., Dufour, J. Environmental impact efficiency of natural gas combined cycle

- power plants: a combined life cycle assessment and dynamic data envelopment analysis approach. Science of the Total Environment 615, pp. 29-37 (2018).
4. Lorenzo-Toja, Y., Vázquez-Rowe, I., Chenel, S., Marín-Navarro, D., Moreira, M.T., Feijoo, G. Eco-efficiency analysis of Spanish WWTPs using LCA+DEA method. Water Research 68, pp. 651-666 (2015).
5. Vázquez-Ibarra, L., Rebolledo-Leiva, R., Angulo-Meza, L., González-Araya, M.C., Iriarte, A. The joint use of life cycle assessment and data envelopment analysis methodologies for eco-efficiency assessment: a critical review, taxonomy and future research. Science of the Total Environmental 738:139538, (2020).
6. Han, J.H. A study on environmental efficiency of power generation companies using DEA model. Journal of Digital Policy & Management 11(5), pp. 119- 133 (2013).
7. Charnes, A., Cooper, W.W., Rhodes, E. Measuring the efficiency of decision making units. European Journal of Operational Research 2, pp. 429-444 (1978).
8. Ko, K.G. Theory of Efficiency Analysis. Moonwoo. (2017).
9. Kim, I., Heo, T. Life Cycle Assessment of the Environment. Donghwa Technology. (2022).
10. Cho, S.M. Eco-efficiency evaluation of thermal power plants using data envelopment analysis. Ph.D. Dissertation, Sejong University, Korea (2014).