

기축 빌딩의 에너지 최적화를 위한 스마트 AIoT 기반 디지털 모델링 알고리즘 연구

박상민*

한국성서대학교 AI융합학부 교수

AIoT-Based Digital Modeling Algorithms for Building Energy Optimization

Sangmin Park*

Assistant Professor, School of AI Convergence, Korean Bible University

요약 건축물 부문은 전 세계 에너지 사용량과 CO2 배출에서 많은 비중을 차지하고 있어, 탄소중립 달성을 위해 기존 건축물의 에너지 관리 방식 개선이 요구되고 있다. 특히 다수의 기존 건축물은 아날로그 기반 설비 운영과 제한적인 제어 방식에 의존하고 있어, 에너지 사용에 대한 효율적인 관리와 최적화에 구조적인 한계를 가진다. 이에 본 연구는 말레이시아 쿠알라룸푸르에 위치한 노후된 아날로그 빌딩을 실증 대상으로 선정하고, 디지털 전환을 통해 에너지 관리 효율을 향상시키는 방안을 제시한다. 실증 빌딩에는 스마트 IoT 센서와 태양광 발전(PV) 시스템을 구축하여 에너지 및 운영 데이터를 수집하였으며, 이를 기반으로 AI 기반 지능형 에너지 제어 알고리즘을 설계하고 적용하였다. 제안된 방법의 효과를 검증하기 위해, 본 연구에서는 (1) 시간대 기반 스케줄 제어, (2) AI 기반 지능형 제어, (3) 태양광 발전 연계 제어의 세 가지 에너지 절감 시나리오를 구성하고, 각 시나리오에 따른 에너지 절감률과 운영 효율성을 비교·분석하였다. 분석 결과, 제안된 에너지 관리 및 제어 방식을 기존 운영 방식과 비교할 경우 약 3.96%의 에너지 절감이 가능할 것으로 분석되며, 데이터 기반 제어가 기존 건축물의 에너지 효율 향상과 탄소 배출 저감에 실질적으로 기여할 가능성이 있음을 보여준다. 본 연구는 노후 건축물의 디지털 전환과 AI 기반 에너지 관리가 지속 가능한 건물 운영과 탄소중립 실현을 위한 효과적인 접근 방안으로 활용될 수 있음을 제시한다.

주제어 : AIoT 기반 에너지 최적화, 지능적 제어 알고리즘, 신재생에너지, 수요/공급 최적화, 탄소중립

Abstract The building sector accounts for a significant portion of global energy consumption and CO2 emissions, necessitating improvements in energy management practices in existing buildings to achieve carbon neutrality. In particular, many existing buildings rely on analog-based equipment and limited control methods, hindering efficient energy management and optimization. This study, focusing on an aging analog building in Kuala Lumpur, Malaysia, presents a strategy to improve energy management efficiency through digital transformation. We developed an energy-saving system that incorporates Smart IoT sensors and a PV system and applies an AI-based energy control algorithm. To verify the effectiveness of the proposed method, three energy-saving scenarios were constructed: (1) time-based scheduling control, (2) AI-based intelligent control, and (3) PV-linked control. The energy savings rates and operational effectiveness of each scenario were compared and analyzed. The analysis results indicate that the proposed energy management and control approach could achieve approximately 3.96% energy savings compared to conventional operating methods, suggesting that data-driven control has the potential to contribute substantially to improving energy efficiency and reducing carbon emissions in existing buildings. This study demonstrates that the digital transformation of aging buildings and AI-based energy management can serve as effective approaches to sustainable building operation and the achievement of carbon neutrality.

Key Words : AIoT-based Energy Optimization, Intelligent Control Algorithm, Renewable Energy, Demand/Supply Optimization, Carbon Neutrality

본 연구는 2025년도 한국성서대학교 학술연구조성비에 의해 연구되었음

*교신저자 : 박상민(smpark@bible.ac.kr)

접수일 2026년 07월 21일 수정일 2026년 08월 10일 심사완료일 2026년 08월 20일

1. 서론

탄소중립 목표 달성을 위한 핵심 과제 중 하나는 건축물 운영 단계에서 발생하는 에너지 소비와 온실가스 배출을 체계적으로 관리하는 것이다. 디지털 빌딩은 센서 네트워크와 데이터 통합 플랫폼을 기반으로 건물의 에너지 흐름과 운영 상태를 지속적으로 확인하고, 이를 기반으로 데이터 기반의 지능적 운영을 수행하는 체계를 의미한다[1]. 이러한 접근은 미리 정해진 방식으로만 운영되던 기존 방식과 달리, 시간대별 수요 변화와 외부 환경 조건을 반영한 적응형 제어를 가능하게 하여 에너지 소비 수준을 지속적으로 저감할 수 있다. 특히 인공지능 기반 분석과 디지털 트윈 모델은 다양한 운영 시나리오에 대한 사전 검증을 가능하게 함으로써, 에너지 절감 효과와 탄소 배출 저감 가능성을 정량적으로 평가할 수 있다는 기반을 제공한다[2]. 결과적으로 디지털 빌딩은 단순한 설비 자동화를 넘어, 건물 단위에서의 에너지 최적화와 탄소 배출 관리를 동시에 달성할 수 있는 실질적인 수단으로 작용하며, 탄소중립 조기 달성을 위한 핵심적인 기술적 기반으로서 중요한 역할을 수행한다.

1.1 디지털 빌딩으로의 전환의 중요성

전통적인 빌딩은 대부분 아날로그 방식의 설비 운영과 수동적 관리 체계에 의존해 왔다. 이러한 방식은 에너지 사용에 대한 실시간 정보 수집이나 예측 기반 제어가 어렵고, 설비 상태나 사용자 행동과 같은 동적인 요인을 반영하지 못함으로써 에너지 소비 효율이 낮은 한계를 갖는다[3]. 예컨대, 수동적 운영 방식은 에너지 사용량을 최적화할 수 있는 자동제어 기능이 부족하여 냉난방·조명·공조(HVAC) 시스템 등 주요 에너지 소비 시설의 운영 효율성 저하를 초래한다.

최근 연구에 따르면 건축물은 전 세계 에너지 사용량의 약 40% 비율을 차지하며, 이로 인한 탄소 배출량 또한 상당하다[4]. 이러한 상황에서 디지털 기술을 적용한 빌딩 운영은 에너지 소비를 감소시키고 지속 가능한 건물 관리를 실현하는 핵심 전략이 될 수 있다. 실제로 디지털 트윈 기술은 IoT 기반 센서 데이터를 통합하여 실시간으로 에너지 사용 상태를 모니터링하고, 예측 모델링과 시뮬레이션을 통해 에너지 효율을 높일 수 있음을 보여준다[5]. 이를 통해 냉난방, 환기, 조명 등 에너지 소비가 높은 시스템의 운영을 효율적으로 제어할 수 있으며, 실제 구축 시스템에서 디지털 트윈 기반의 데이터 분석은 에너지 사용량을 줄이고 비용 절감 효과를 가져

왔다. 디지털 전환 기반의 빌딩 관리는 단순히 에너지 사용량을 줄이는 것 뿐만 아니라, 설비 유지관리, 고장 예측 및 예방 정비 등 운영 전반의 효율성을 높이는 효과도 있다[6]. 예를 들어, AI 기반 예측 모델과 디지털 트윈을 결합하면, 설비 고장을 사전에 감지하고 필요 시점에 유지보수를 시행함으로써 에너지 낭비를 줄일 수 있다. 또한 디지털 기술의 도입은 건물 수명주기 전체에 걸쳐 에너지 최적화가 가능해지는 구조적 변화를 촉진한다. 기존에는 설계 단계에서만 에너지 성능 최적화가 고려되었으나, 디지털 전환을 통해 건물 운영과 유지·보수 단계에서도 지속적인 에너지 성능 개선이 가능해졌다[7]. 특히 예측 기반의 운영 최적화 및 데이터 기반 의사결정은 관리자의 직관에 의존하던 전통적 접근을 대체하며, 에너지 소비 감축과 관련된 새로운 운영 패러다임을 제시한다.

1.2 빌딩의 디지털 성숙도와 에너지 효율

기존 다수의 건축물은 아날로그 기반 설비 운영과 제한적인 자동제어 방식에 의존하고 있어, 에너지 사용에 대한 실시간 분석과 최적화에 구조적인 한계를 가진다. 이러한 운영 방식은 사용자 행동과 환경 변화에 유연하게 대응하지 못하며, 결과적으로 에너지 비효율과 불필요한 소비를 초래한다.

World Economic Forum(WEF)은 빌딩 부문이 전 세계 에너지 관련 CO₂ 배출량의 최대 37%를 차지하고 있음을 지적하며, 2030년 탈탄소화 목표 달성을 위해 기존 건축물의 성능 개선과 디지털 전환이 시급하다고 강조한다[8]. 특히 디지털 기술은 건물 에너지 소비를 획기적으로 절감하고 운영 효율을 최적화하는 핵심 수단으로 평가되고 있다. 이러한 맥락에서 디지털 빌딩(Digital Building)은 IoT 센서와 데이터 플랫폼을 통해 건물 내 실시간 환경/에너지 데이터 수집 및 AI 분석을 통해 설비 운영을 지능적으로 제어하는 건물 운영 체계를 의미한다. 이를 통해 기존의 사후적·수동적 관리 방식에서 벗어나 예측 기반의 능동적 에너지 관리가 가능해진다. WEF는 또한 건물의 디지털 성숙도(Digital Maturity) 개념을 제시하며, 이는 에너지 및 탄소 집약도 감소와 운영 비용 절감을 위한 디지털 역량 적용 준비 상태를 평가하는 지표로 활용된다[9]. 디지털 성숙도가 낮은 건물은 장기적으로 효율적인 운영이 어려워지고, 건물의 가치가 낮아질 가능성이 있다.

본 연구는 말레이시아 쿠알라룸푸르에 위치한 빌딩을 실증 대상으로 선정하고, 기존 아날로그 기반으로 운영되던 건축물의 디지털 전환을 수행하여 데이터 수집 및

분석 기반의 에너지 절감 효과와 효용성을 평가하는 것을 목적으로 한다. 해당 빌딩에는 스마트 IoT 센서와 태양광 발전(PV) 시스템을 구축하여 에너지 사용 및 운영 데이터를 확보하였으며, 수집된 데이터를 기반으로 AI 기반 에너지 최적화 알고리즘을 구성하였다. 그에 따라 (1) 시간대 기반 스케줄 제어, (2) AI 기반 지능형 제어, (3) 태양광 발전 연계 제어의 세 가지 에너지 절감 시나리오를 구성하고 적용하였다. 제안된 시나리오는 건물의 에너지 소비 패턴을 분석하고, 수요 변화 및 재생에너지 활용 특성을 반영하여 에너지 절감 전략을 도출하는 데 활용되었다. 이를 통해 빌딩 내 에너지 사용을 보다 효율적으로 개선하고, 지속 가능한 건물 에너지 운영 방안을 제시하고자 한다.

2. 관련 연구

2.1 지능형 AIoT 인프라 관점

지능형 빌딩 에너지 관리에서는 AIoT 기반 인프라가 핵심으로 작용한다. IoT 센서와 클라우드/엣지 컴퓨팅을 통합한 시스템은 실시간 환경 데이터를 수집·분석하여 HVAC 시스템의 자동화를 강화한다. 특히 IoT 프레임워크를 통해 온·습도 및 재질 데이터를 실시간으로 모니터링하고, AI 분석을 적용함으로써 에너지 소비를 줄이는 연구들이 진행되고 있다. 산업용 및 연구 프로젝트에서 IoT 기반 데이터 수집과 AI 분석의 결합은 HVAC 운영 효율을 개선하는 주요 기술이다[10].

2.2 에너지 최적화 알고리즘 관점

HVAC 시스템의 에너지 최적화 알고리즘 연구는 전통적 모델 기반 제어를 넘어 머신러닝과 최적화 기법을 적용하는 방향으로 발전 중이다. 강화학습, 딥러닝, 메타휴리스틱 최적화 등 다양한 알고리즘이 HVAC의 에너지 소비를 줄이면서 쾌적성을 유지하는 데 적용되고 있으며, 시뮬레이션 및 실제 적용 사례에서 에너지 소비 감소 효과가 연구되고 있다.

2.3 인공지능 기반 에너지 서비스 관점

인공지능 기반 에너지 서비스는 HVAC 운영을 넘어서 예측 및 적응적 제어, 사용자 편의와 에너지 소비 간의 균형을 추구한다. Graph Neural Networks 등 고급 AI 기법이 HVAC 최적화에 활용되며, 대규모 커뮤니티

또는 스마트시티 환경에서도 적용 가능성이 보고되고 있다. AI는 단순 에너지 절감 외에도 사용자 행동 및 외부 환경 변화를 반영하여 빌딩 전체 에너지 운영 전략을 향상시키는 데 기여한다.

3. 시스템 분석

3.1 실증 빌딩 에너지 인프라 분석

디지털 전환 기반의 에너지 최적화가 실제로 유의미한 절감 효과로 이어지기 위해서는, 전환 이전 단계에서 대상 건축물이 가지고 있는 에너지 인프라의 구조와 운용 특성을 먼저 정밀하게 진단할 필요가 있다. 특히 실증 대상인 A 빌딩과 같이 기존의 아날로그 방식으로 운영되던 건축물은 계측 범위의 한계, 운영 스케줄의 비유연성, 설비 간 연계 부족, 그리고 에너지 사용 정보의 단절성 등 운영 인프라의 제약으로 인해 에너지 비효율이 지속적으로 발생하는 문제를 안고 있다. 따라서 본 장에서는 A 빌딩의 디지털 전환 전 에너지 인프라를 전력 공급 및 분배 구조, 주요 에너지 소비 설비(냉난방·공조, 조명 등)의 구성과 운전 방식, 계측 및 모니터링 체계, 유지관리 프로세스 관점에서 분석하고, 이후 챕터에서는 (1) 시간대 기반 스케줄 제어, (2) AI 기반 지능형 제어, (3) 태양광 발전 연계 제어 시나리오를 제안하여 기존 운영 방식 대비 에너지 사용량 변화를 기반으로 절감률을 도출하고자 한다.

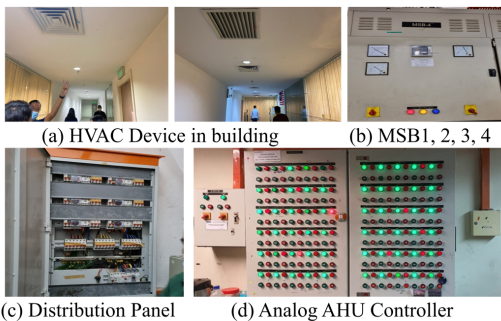
3.2 실증 빌딩의 일반 현황

본 연구의 실증 빌딩은 오래된 기축 건물로서 대부분이 아날로그 기반의 HVAC 온·오프 제어 시스템을 사용하고 있다. 본 건축물은 준공 이후 장기간 운영된 건축물로, 빌딩의 외부와 내부 환경의 변화에 따른 제어가 전반적으로 어려운 구조적 한계를 가지고 있다. 또한 시간대별 에너지 사용 특성을 반영한 에너지 절감 스케줄링이 적용되어 있지 않아, 설비가 동일한 운영 방식으로 지속 가동되고 있다. 이러한 운영 환경은 에너지 비효율과 불필요한 소비를 초래할 가능성이 높기 때문에 본 논문에서는 이러한 문제점 개선을 위해 디지털 기반의 에너지 관리 및 데이터 기반 지능형 알고리즘의 적용에 대한 필요성을 분석한다. <Table 1>은 실증지 빌딩의 면적, 층별 용도 구성, 운영시간, 에너지원 및 전기 설비 현황 등 기본 정보를 정리한 것이고 [Fig. 1]은 주요 기존 장비 사진이다.

실증지 빌딩은 연면적 796,355ft²(73,983m²), 순면적 445,138ft²(41,355m²) 규모의 28층 건물로, 8개 층은 주차장, 4개 층은 상가, 16개 층은 사무실로 구성되어 있으며 평균 운영시간은 하루 10시간이다. 전기 인프라는 MSB(Main Switch Board)를 기반으로 MSB 1(1,000kVA), MSB 2(2,000kVA)를 메인으로, MSB 3(2,000kVA), MSB 4(2,000kVA)를 서브로 운영하고, 지하 1층에서 12층은 임차인(Tenant)과 공용부(Landlord) 부하를 분리해 배전하며 12층에서 28층은 공용부(Landlord) 중심으로 배전한다. 주요 설비는 AC (Air conditioning), Lightings, VT (Vertical Transport), Others(급수 펌프, 주방·화장실 배기팬, 계단 가압팬 등)로 구성된다.

〈Table 1〉 General Information of the Building

Model	Characteristics analysis
Building Area	- Floor Area (Floor Area): 796,355 ft² (73,983 m²) - Net Floor Area: 445,138 ft² (41,355 m²)
Number of Floors	28 floors (8 floors parking, 4 floors retail, 16 floors office)
Operating Hours	Average: 10 hours per day
Energy Source	100% electricity
Main Transformer / Power Supply Capacity	- MAIN: MSB 1 (1,000 kVA), MSB 2 (2,000 kVA) - SUB: MSB 3 (2,000 kVA), MSB 4 (2,000 kVA)
Main Switchboard (MSB) Allocation	- Basement 1F to 12F: MSB 1 (Tenant), MSB 2 (Landlord) 12F to 28F: MSB 3 (Landlord), MSB 4 (Landlord)
Major Facilities / Systems	- Lighting system - Air conditioning(AHU control) - Elevators, water pumps - Kitchen exhaust fan, toilet exhaust fan, staircase pressurization fan)



[Fig. 1] Existing Building Infrastructure

3.3 기존 빌딩 에너지 인프라 분석

본 챕터에서는 실증지 빌딩의 기존 에너지 사용량을

건물 운영에서 실제 부하를 형성하는 주요 설비군 중심으로 구분해 분석하였다.

3.3.1 기존 빌딩 에너지 사용량 분석

〈Table 2〉는 Landlord(공용부), Tenant(사설)를 기반으로 분석한 실증 빌딩 내 에너지 사용량을 보여주고 〈Table 3〉는 Landlord(공용부) 내에서의 Air conditioning, Lightings, Vertical Transport, Others를 기준으로 분석한 에너지 사용 특성을 정리한 것이다.

〈Table 2〉 Building Energy Consumption

No.	Item	Total Building Apportionment (%)	Electricity Consumption	
			kWh /month	kWh/year
1	Landlord	83%	470,057	5,640,684
2	Tenant	17%	96,027	1,152,324
Total		100%	566,084	6,793,008

〈Table 3〉 Landlord energy consumption

No.	Item	Landlord Apportionment	Electricity Consumption	
			kWh /month	kWh /year
1	AC(AHU)	91%(75%)	425,876	5,110,512
2	Lightings	3%(2%)	13,791	165,497
3	VT	2%(2%)	8,784	105,408
4	Others	5%(4%)	21,606	259,267
Total		100%(83%)	470,057	5,640,684

〈Table 2〉에 따르면, 본 빌딩의 기준 전력 소비는 월 566,084 kWh, 연 6,793,008 kWh이며, 이 중 Landlord(공용) 부하가 전체의 83%로 월 470,057 kWh, 연 5,640,684 kWh를 차지하고 Tenant(사설) 부하는 17%로 월 96,027 kWh(연 1,152,324 kWh)로 나타났다. 공용부(Landlord) 전력 사용을 항목별로 분류한 결과, Air conditioning이 월 425,876 kWh, 연 5,110,512 kWh로 가장 큰 비중을 차지하여 빌딩 전체 기준 75% 수준의 부하로 확인되었으며, 그 외 Lightings는 월 13,791 kWh, 연 165,497 kWh로 2%, Vertical Transport는 월 8,784 kWh, 연 105,408 kWh로 2% 수준으로 분석되었다.

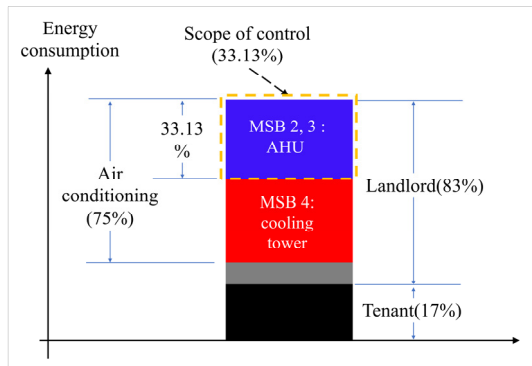
본 실증 빌딩은 현재 에너지 절감을 고려한 운전 스케줄링이 적용되어 있지 않으며, 단순한 설비 온·오프 제어 방식으로 운영되고 있다. 이러한 운영 방식은 건물의 실제 사용 패턴을 충분히 반영하지 못해 불필요한 에너지

소비를 유발할 수 있다. 따라서 건물의 에너지 소비 특성을 분석하고, 실시간 데이터와 과거 사용 이력을 활용한 AI 기반 에너지 관리 기법의 도입이 필요하다.

3.3.2 빌딩 내 에너지 절감 범위 설정

〈Table 4〉 MSB Control Points/Control Scope

No.	Class	Control Point	Control Scope
1	MSB 2	L2, L3, L3A AHU 1	○
2		L2, L3, L3A AHU 2	○
3		L2, L3A AHU 3	○
4		LG AHU 1	○
5		LG AHU 2	○
6		L1 AHU 1	○
7		L1 AHU 2	○
8	MSB 3	L13-L20 AHU 1	○
9		L13-L20 AHU 2	○
10		L13-L20 AHU 3	○
11	MSB 4	Cooling Tower CP-A	×
12		Cooling Tower CP-B	×



[Fig. 2] Establishment of the control scope

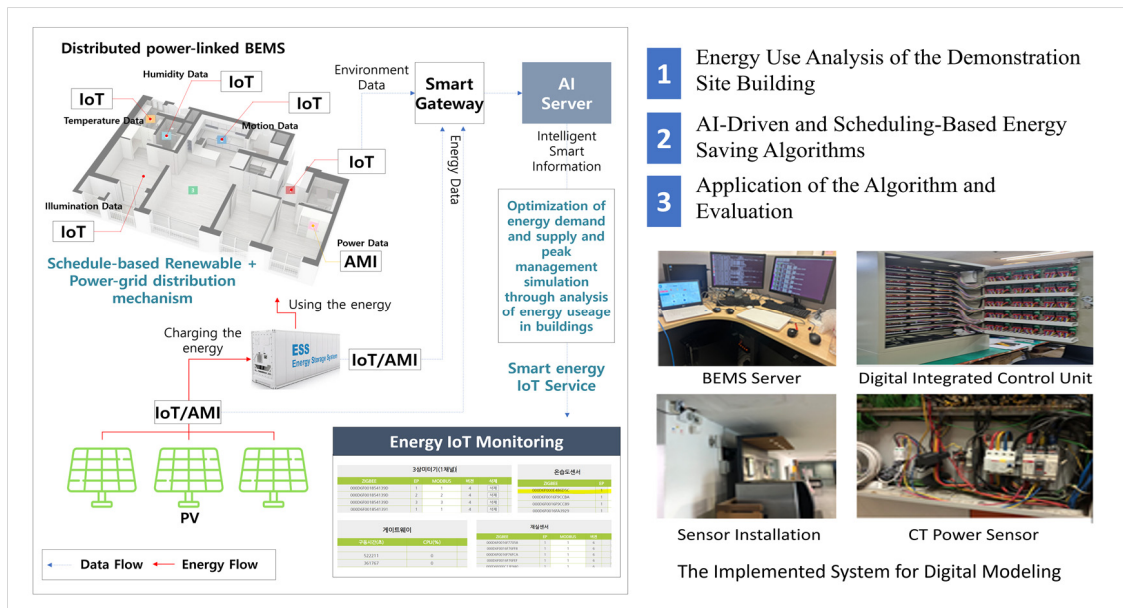
에너지 사용 현황 분석 결과, 〈Table 2〉과 같이 공용 부에서의 에너지 소비 비중이 가장 높게 나타났으며, 특히 〈Table 3〉과 같이 공용부 내 공조(Air conditioning) 설비가 전체 에너지 소비의 상당 부분(75%)을 차지하는 것으로 분석되었다. 〈Table 4〉는 공용부의 MSB 2부터 MSB 4까지의 에너지 절감을 위한 제어 포인트 및 제어 범위 설정을 나타낸 표이며, [Fig. 2]은 본 연구에서 정의한 제어 범위를 도식적으로 제시한 그림이다. 이와 같이 본 연구에서는 공용부와 공조 시스템을 핵심 에너지 절감 제어 범위로 정하고, 해당 설비에 전력을 공급·관리하는 MSB 2 및 MSB 3 영역을 핵심 제어 구간으로 정의한

다. 이를 기반으로 한 지능형 제어 알고리즘을 적용하여 실시간 부하 최적화 및 효율적인 에너지 제어 전략을 적용하고자 한다.

3.4 제안 시스템의 구성

본 논문에서 제시하고 있는 시스템 구성은 [Fig. 3]과 같이 IoT 센서, 게이트웨이, 태양광 발전 시스템(PV), 에너지저장시스템(ESS), 공조 설비(AHU, Air Handling Unit)로 구성된다. 실증지는 고온 다습한 지역으로 냉방 에너지 소비가 높은 지역적 특성을 지니고 있기에 AHU는 냉방 운전을 중심으로 에너지가 사용된다[11]. IoT 센서 인프라는 건물 내·외부 환경과 에너지 설비 전반에 설치되어 온도, 습도, 전력 생산량, 전력 소비량, 설비 운전 상태 등의 정보를 실시간으로 수집한다[12]. 수집된 데이터는 건물 및 설비 운영 상태를 분석하는 데 활용된다. AHU에는 전력 센서가 설치되어 냉방 운전에 대한 전력 정보를 실시간으로 수집한다. PV 시스템에는 발전량 및 설비 상태를 감시하는 IoT 센서를 설치하였고, 이를 기반으로 실시간 발전 현황 파악 및 발전 효율 분석이 가능하다[13]. ESS는 PV 시스템에서 생산된 잉여 전력을 저장하고, 전력 수요가 증가하는 시간대에 이를 방전함으로써 에너지 공급의 안정성을 확보한다. ESS에는 충·방전 상태, 저장 용량, 운전 상태를 측정하는 IoT 센서를 설치하여 에너지 데이터를 수집한다. 수집된 데이터는 게이트웨이를 통해 통합 서버 또는 클라우드 시스템으로 전송되며, 빌딩 환경정보와 PV, ESS, AHU의 운전 데이터를 통합 관리하는 데 활용된다. 이를 통해 에너지 운영 전략 수립 및 에너지 피크 저감 등 건물 에너지 효율 향상을 달성할 수 있음을 보여준다.

〈Table 5〉와 같이 본 연구에서는 건물의 전력사용량, 실내 환경 및 재실 정보를 실시간으로 수집하기 위해 에너지 미터, 온·습도 센서, 재실 센서 및 게이트웨이를 적용하였다. 에너지 미터는 최대 AC 80A의 전력 측정이 가능하며, 온·습도 센서는 온도 $\pm 0.4^{\circ}\text{C}$ 및 습도 $\pm 3\%$ RH 수준의 측정 정확도를 제공한다. 또한 재실 센서는 최대 10 m 및 84° 범위에서 사람의 움직임을 감지한다. 각 센서는 ZigBee 기반 무선통신을 통해 데이터를 전송하며, 게이트웨이를 통해 수집된 데이터를 통합 관리한다. 그리고 각 센서의 데이터 샘플링 주기는 5분이다. 각 센서는 건물의 1층, 2층, 3층, 13층 및 28층에 설치하여 층별 전력사용량, 실내 온·습도 및 재실 정보를 수집하였으며, 수집된 데이터는 AHU 운전 상태 분석 및 AI 기반 에너지 제어에 활용하였다. 센서 설치 구성은 각 층별로



[Fig. 3] Overall Architecture of the Proposed System and Photograph of the Implemented System for Digital Modeling

에너지 미터 3개, 온·습도 센서 2개, 재질 센서 2개를 설치하였으며, 게이트웨이는 층별 2~4개를 설치하였다.

<Table 5> Sensor Description & Specification

Sensors	Specification
Energy Meter(CT)	- Communication : ZigBee 2.4 GHz / IEEE 802.15.4 - Measurement Range: Up to 80 A AC - Data Sampling Interval: 5 minutes
Temperature/Humidity Sensor	- Communication : ZigBee 2.4 GHz / IEEE 802.15.4 - Temp. Accuracy: ± 0.4 °C (max.) - Temp. Range: -10 to 85 °C - Humidity Accuracy: $\pm 3\%$ RH (max.) - Operating Conditions: 0~40 °C, - Data Sampling Interval: 5 minutes
Occupancy Sensor	- Communication : ZigBee 2.4 GHz / IEEE 802.15.4 - Detection Type : 3D boundary detection - Detection Range: Up to 10 m, with a detection angle of 84° - Detection Zones: 74 discrete detection zones (37 pairs) - Data Sampling Interval: 5 minutes
Gateway	- Communication : ZigBee 2.4 GHz / IEEE 802.15.4 SE Profile - Wired Communication: Ethernet - Operating Conditions: 0~40 °C,

4. 에너지 최적화 알고리즘

본 장에서는 에너지 최적화를 위한 시나리오를 제시하고, 이에 따른 제어 알고리즘을 도출하고자 한다. 에너지

최적화 시나리오는 크게 ① 지능형 제어 기반 시나리오와 ② 신재생에너지 연계 기반 에너지 절감 시나리오로 구성된다. 지능형 제어 기반 시나리오는 (1) 시간대 기반 스케줄 제어와 (2) AI 기반 지능형 제어로 구분되며, 신재생에너지 연계 기반 에너지 절감 시나리오는 (3) 태양광 발전 연계 제어 시나리오로 구성된다. 이에 따라 기존 실증 빌딩의 운영 방식과 비교하여 에너지 사용량 변화를 분석하고, 이를 기반으로 에너지 절감률을 산출한다. 알고리즘 도출 및 에너지 절감량 분석을 위해 먼저 AHU 사양(Specification)을 분석한다[14].

4.1 지능적 제어 알고리즘 시나리오 분석

4.1.1 빌딩 내 설치된 AHU 소비전력 분석

<Table 6> AHU Specification Analysis

Item	Description
Total Number of AHU	60 unit (in the building)
AHU Unit Distribution (units)	28F~13F: 48 (3 per floor) 12F~5F: None 4F~3F: 6 (3 per floor) 2F~G: 6 (2 per floor)
Operating Hours	9:00 AM - 6:00 PM
Power Consumption	AHU: 17 kWh (per unit)
	Total: 1,020 kWh (per all unit)
	Daily: 9,180 kWh (per day)
	Hourly: 906.6 kWh (per hour)
	Annual: 2,121,600 kWh

〈Table 6〉는 건물 내 AHU(Air Handling Unit)의 설치 현황과 에너지 소비 특성을 분석한 표이다. 총 60대의 AHU가 설치되어 있으며, 이 중 28층부터 13층까지는 층별 3대씩 총 48대가 분포되어 있고, 12층부터 5층까지는 설치되어 있지 않다. 또한 4층과 3층에는 층별 3대씩 총 6대, 2층부터 지상층까지는 층별 2대씩 총 6대가 설치되어 있다. AHU의 운전 시간은 오전 9시부터 오후 6시까지이며, 한 대당 소비전력은 17 kWh(설비 사양서 기준)이다. 이에 따라 전체 설비의 총 소비전력은 1,020 kWh이며, 일일 소비전력은 9,180 kWh, 시간당 소비전력은 906.6 kWh로 산정되었다. 연간 소비전력은 2,121,600 kWh로 분석되어, AHU 설비가 건물 전체 에너지 사용에서 상당한 비중을 차지함을 확인할 수 있다.

4.1.2 지능적 제어 시나리오 분석

〈Table 7〉 Intelligent Control Scenarios

Scenario	Detailed Description Summary
Scenario 1-1	- Building Scheduling Based AHU Control - Applicable domain: Floors without Smart IoT sensors installed - Floors: G, 4, 14-27
Scenario 1-2	- AI Data Analysis & Prediction-Based AHU Control - Applicable domain: Floors equipped with Smart IoT sensors - Floors: 1, 2, 3, 13, 28

앞서 제시한 것처럼 에너지 최적화 시나리오는 크게 ① 지능형 제어 기반 시나리오와 ② 신재생에너지 연계 기반 에너지 절감 시나리오로 구성되어 있고 본 장에서는 ① 지능형 제어 기반 시나리오만 제시한다. 지능형 제어 기반 시나리오는 (1) 시간대 기반 스케줄 제어와 (2) AI 기반 지능형 제어로 구분된다.

현재 실증 대상 빌딩의 IoT 센서 구축 현황을 살펴보면 G층, 4층, 14층부터 27층까지의 구간에는 환경정보 센서가 구축되어 있지 않고 1층, 2층, 3층, 13층, 28층의 총 5개 층에 환경정보 센서가 구축되어 있다. 그에 따라 센서가 설치되어 있는 구역과, 그렇지 않은 구역으로 구분하여 알고리즘을 설계하였다. 센서가 설치되어 있지 않은 구역에는 실시간 데이터 기반 제어가 제한되므로, 해당 층에는 운전 시간 및 부하 패턴을 고려한 (1) 시간대 기반 스케줄 제어 방식인 시나리오 1-1을 적용하여 에너지 절감을 진행한다. 반면에 1층, 2층, 3층, 13층, 28층의 총 5개 층에는 환경정보 센서가 구축되어 있어 해당 층에서는 실시간 데이터 수집이 가능하다. 이에 따

라 센서가 구축된 층에는 (2) AI 기반 지능형 제어 알고리즘을 적용하는 시나리오 1-2를 수행한다. 아래 〈Table 7〉은 2가지 제어 시나리오에 대한 설명을 보여 준다.

4.1.3 지능적 제어 알고리즘 도출

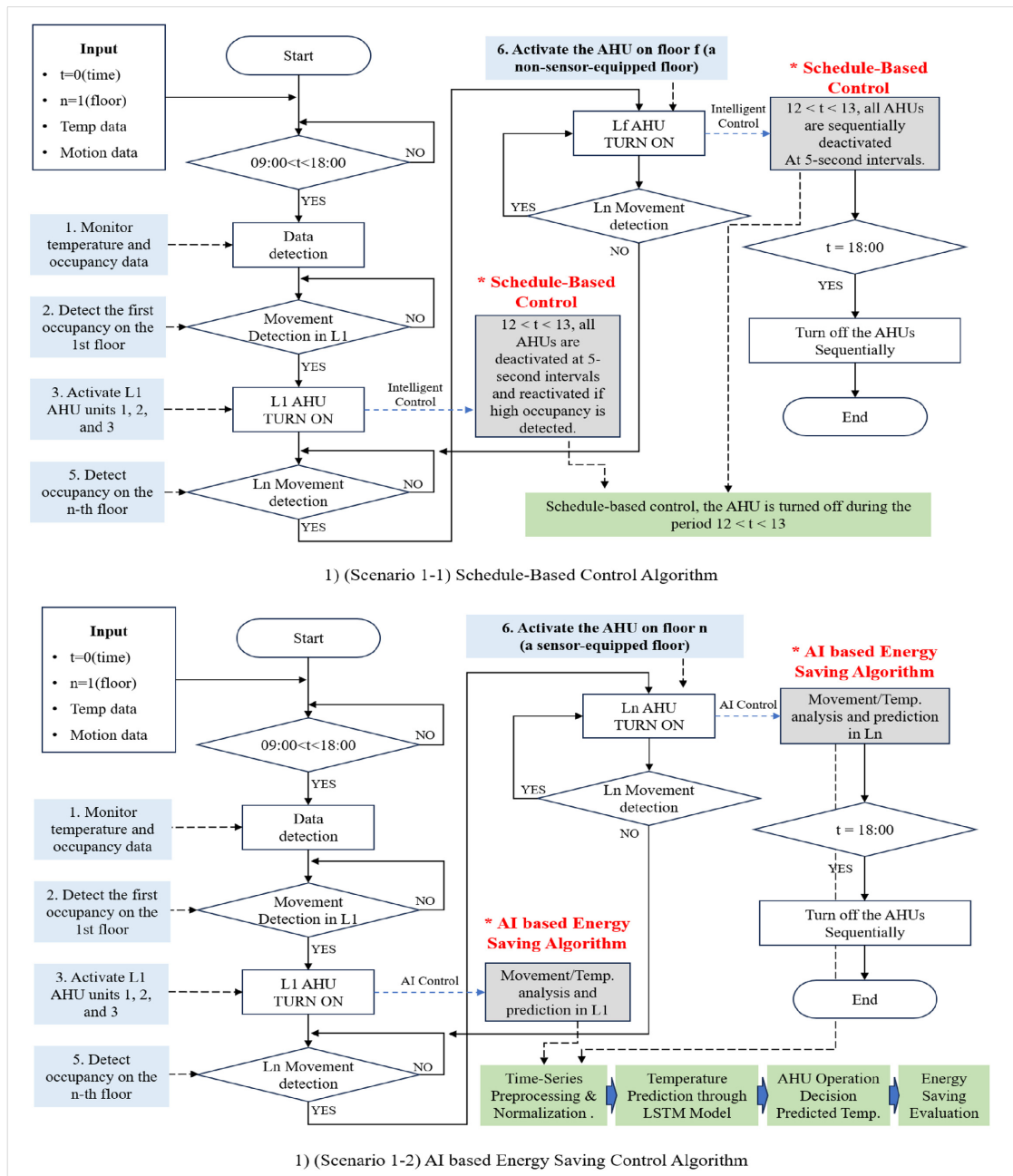
앞서 제시한 시나리오 1-1을 기반으로 도출된 알고리즘은 빌딩 스케줄을 반영한 AHU 공조 에너지 최적화 제어를 기반으로 한다. 말레이시아 현지의 근무 환경과 운영 특성을 고려하여 출·퇴근 시간 및 점심시간과 같은 주요 이용 정보를 적용하고, 이를 반영한 AHU 운전 최적화 알고리즘을 구성한다. 본 시나리오는 스마트 IoT 센서가 구축되어 있지 않은 층을 적용 대상으로 하여, 시간대별 수요 변동을 기반으로 효율적인 공조 운전을 수행하는 것을 목표로 한다. 본 알고리즘은 [Fig. 4]의 1)번 그림을 통해 확인이 가능하다. 또한 시나리오 1-2를 기반으로 도출된 알고리즘은 스마트 IoT 센서가 구축되어 있는 층을 적용 대상으로 하고 AI 기반 지능형 제어로 아래 [Fig. 4]의 2)번 그림에서 볼 수 있다.

4.2 알고리즘을 통한 에너지 절감량 분석

앞서 제시한 시나리오 1-1, 시나리오 1-2를 기반으로 도출된 두 가지 AHU 공조 에너지 최적화 알고리즘과, 추가적으로 PV 적용에 따른 에너지 절감 효과를 포함하여 총 3가지 항목에 대한 에너지 절감량을 산정하였다.

4.2.1 시나리오 1-1 에너지 절감 분석

시나리오 1-1은 스마트 IoT 센서가 구축되어 있지 않은 층(G층, 4층, 14~27층)을 적용 대상으로 하며, 총 47대의 AHU에 적용 가능하다. 본 알고리즘은 빌딩의 운영 스케줄을 기반으로 출근시간, 점심시간 등 주요 재실 패턴을 반영하여 AHU를 제어하는 방식이다. 즉, 시간대별 수요 변동을 고려하여 불필요한 가동을 최소화함으로써 에너지 사용을 절감하는 것을 목표로 한다. 적용 가능 AHU 수를 기준으로 기존 운전 방식 대비 스케줄 최적화 운전을 가정하여 예측 시뮬레이션을 수행한 결과, 하루 약 799 kWh의 에너지 절감 효과가 예상되며 이는 전체 빌딩 하루 평균 소비전력 대비 최대 3.11%에 해당하는 수준이다. [Fig. 4]의 1) (Scenario 1-1) 파트에서 플로우 차트를 확인할 수 있다.



[Fig. 4] Overall intelligent control algorithm of the Proposed System

4.2.2 시나리오 1-2 에너지 절감 분석

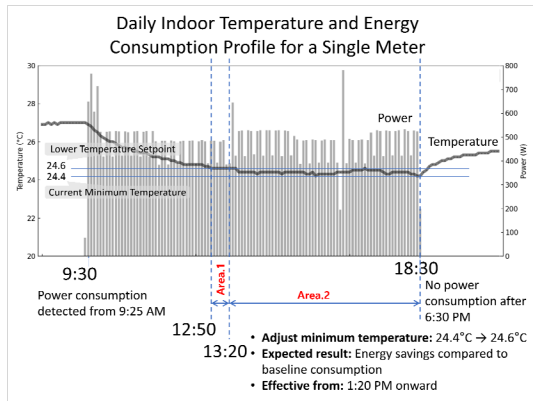
시나리오 1-2는 스마트 IoT 센서가 구축된 5개 층(1, 2, 3, 13, 28층)을 대상으로 하며, 총 13대의 AHU에 적용 가능하다. 본 시나리오에서는 실내·외 온도 및 움직임 데이터를 실시간으로 수집하고, 수집된 시계열 데이터의 변화 패턴을 기반으로 냉방 운전의 필요성을 판단하는

AI 기반 예측 제어 방안을 구성하였다[15]. 각 제어 대상 층에서는 AHU 컨트롤러의 자동제어 로직에 따라 설정 온도 범위 내에서 On/Off 제어가 수행된다.

구체적으로 AI 기반 제어 과정은 센서 데이터 수집 → 데이터 전처리 및 시계열 데이터 구성 → LSTM 기반 미래 실내 온도 예측 → 예측 온도와 설정 온도 비교 →

AHU 운전 여부 결정의 순서로 수행된다[16]. 예측된 실내 온도가 설정 온도 범위 내에서 유지될 것으로 판단되는 경우 AHU의 운전을 중지하거나 운전시간을 감소시키며, 반대로 설정 온도를 초과할 것으로 예측되는 경우 냉방 운전을 유지하도록 한다. 또한 움직임 데이터를 함께 활용하여 재실 여부를 판단함으로써, 재실 가능성이 낮고 실내 온도가 안정적으로 유지될 것으로 예측되는 경우 불필요한 냉방 운전을 최소화할 수 있다[17]. 따라서 본 시나리오에서 AI 모델은 과거 시계열 데이터로부터 학습된 온도 변화 패턴을 이용하여 미래 실내 온도를 예측하고 그 결과를 AHU 제어 의사결정에 활용한다는 점이다. 전체적인 과정은 [Fig. 4]의 2) (Scenario 1-2)에 제시된 흐름도를 통해 확인할 수 있다.

[Fig. 5]는 대상 건물에서 수집된 일일 실내 온도 및 에너지 소비 패턴을 나타낸다. 그림의 Area 1은 실내 온도가 하한 설정 온도(24.4~24.6°C)에 도달한 이후에도 냉방 설비가 계속 운전되는 과냉방 진입 구간이며, Area 2는 적정 온도가 유지됨에도 지속적으로 전력이 소비되는 에너지 낭비 구간이다. AI 기반 예측 제어에서는 미래 실내 온도를 사전에 예측함으로써 냉방이 지속될 경우 발생할 수 있는 과냉방을 예방하고, 실내 온도가 적정 수준으로 유지될 것으로 예상되는 경우 AHU 운전시간을 감소시킬 수 있는 것이다[18].



[Fig. 5] Daily Indoor Temperature and Energy Consumption Profile

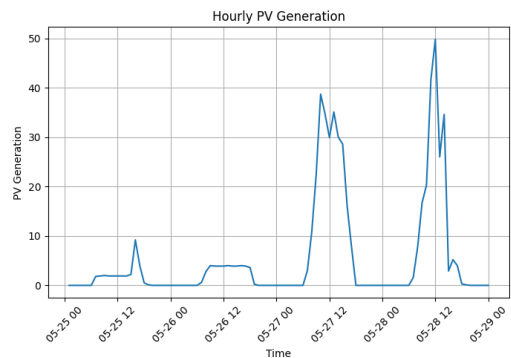
분석 결과, Area 1과 Area 2에 해당하는 불필요한 냉방 운전을 제거할 경우 빌딩 13층 단일 미터 기준 하루 약 2.196 kWh의 에너지 절감 가능성이 산정되었다. 또한 단기간 수집된 데이터를 기반으로 제어 전·후의 전력 사용량을 비교하여 절감 가능량을 산정한 결과, 하루 약 85.6 kWh의 에너지 절감 효과가 계산되었다. 해당 값은

AI 모델 자체의 예측 출력값이 아니라, 불필요한 냉방 운전 구간을 제거했을 때의 전력 소비량 차이를 기반으로 산정한 에너지 절감량이다.

향후에는 LSTM 기반 예측 모델의 입력 변수, 시계열 입력 길이 및 예측 시간 범위를 구체화하고, MAE, RMSE 및 R^2 등의 지표를 활용하여 실내 온도 예측 성능을 정량적으로 평가할 예정이다. 또한 LSTM 및 PatchTST 등 다양한 시계열 예측 모델을 비교·검증하여 예측 정확도가 우수한 모델을 선정하고, 이를 기반으로 보다 정확하고 신뢰성 높은 AI 기반 예측 제어 모델을 구현하고자 한다.

4.2.3 PV 기반 에너지 절감 분석

지능형 제어 기반 절감 효과와 함께, 본 연구에서는 PV 기반 에너지 절감 효과를 분석하였다. 분석에 활용된 데이터는 2024년 5월 25일부터 5월 28일까지 4일간의 PV 발전량이며, 하루 발전량은 최소 35.1 kWh에서 최대 257.4 kWh 범위로 확인되었다. 현재 확보된 데이터가 제한적인 관계로, 4일간의 발전량 평균값을 기준으로 하루 평균 발전량을 산정하였다. 그 결과, 하루 평균 약 135.5 kWh의 전력 생산이 가능하며, 이는 전체 빌딩 하루 평균 소비전력 대비 약 0.53%의 절감 효과에 해당한다. 아래 [Fig. 6]은 기간 내 측정된 현지 태양광 발전량 데이터를 나타낸다.



[Fig. 6] Local PV Generation Data

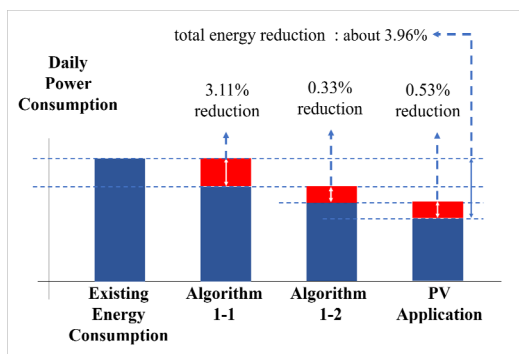
4.3 종합 분석

본 연구에서는 빌딩 내 IoT 센서 구축 여부에 따라 적용 알고리즘을 구분하여 구현하였다는 점에서 구조적 차별성을 가진다. 즉, 스마트 IoT 센서가 구축되지 않은 구역(G층, 4층, 14~27층)에는 스케줄 기반 AHU 제어 알고리즘을 적용하였고, 스마트 IoT 센서가 구축된 구역(1, 2, 3, 13, 28층)에는 AI 기반 예측 제어 알고리즘을

적용하였다. 이는 동일한 제어 방식을 전 구역에 일괄 적용하는 방식이 아니라, 인프라 구축 수준에 따라 최적화된 제어 전략을 차등 적용한 하이브리드 구조라는 점에서 의미를 가진다. 에너지 절감 효과를 종합하면, 스케줄 기반 제어를 통해 하루 약 799 kWh(3.11%), AI 기반 예측 제어를 통해 약 85.8 kWh(0.33%), 그리고 PV 발전 연계를 통해 약 135.5 kWh(0.53%)의 절감 효과가 나왔다. 단순 합산 시 하루 약 1,020.3 kWh, 약 3.96% 수준의 에너지 절감 가능량이 계산되었다. 특히 IoT 미구축 구역에서는 시간대 및 스케줄 기반 제어를 통해 안정적인 즉각적인 절감 효과를 확보하고, IoT 구축 구역에서는 데이터 기반의 정밀 제어를 통해 추가 절감 가능성을 확보함으로써, 이는 빌딩 전체를 대상으로 단계적으로 적용하고, 향후 다른 층이나 설비로도 확대할 수 있는 에너지 절감 체계를 구축하였다는 점에서 실질적인 의미가 있다고 보는 것이다. 아래 <Table 8>은 기존 빌딩의 연간, 월간 및 일일 에너지 사용량을 나타내며, 이를 기준으로 전체 에너지 절감 가능량을 분석하였다. 또한 그림 [Fig. 7]은 에너지 절감 종합 분석 내용을 보여준다.

<Table 8> Annual, Monthly, and Daily Energy Consumption

Category	Average Energy Consumption
Annual	▪ 6,793,008 kWh
Monthly Average	▪ 566,084 kWh/month
Daily Average	▪ 25,731.1 kWh/day ▪ Assuming 22 days per month, excluding weekends



[Fig. 7] Analysis of Energy Savings

다만, 본 연구에서 제시한 절감량은 예측 시뮬레이션 및 단기 데이터 기반으로 산정된 결과이므로, 향후 장기 실측 데이터 확보를 통한 검증 및 모델 고도화가 필요하다.

5. 결론

본 연구는 말레이시아 쿠알라룸푸르에 위치한 노후 아날로그 빌딩을 실증 대상으로 선정하고, 디지털 전환을 통해 에너지 관리 효율을 향상시키는 방안을 제시하였다. 기존 아날로그 기반 건물은 실시간 데이터 수집 및 지능형 제어가 제한되어 에너지 운영 효율이 낮은 한계를 가지고 있으며, 탄소중립과 에너지 비용 절감을 위해서는 디지털 기반의 에너지 관리 체계로의 전환이 요구된다. 이에 본 연구에서는 실증 빌딩을 대상으로 AHU 공조 제어 최적화 알고리즘과 PV를 적용하여 에너지 절감 가능성을 분석하였다. 특히, 스마트 IoT 센서 구축 여부에 따라 제어 전략을 구분하여 적용함으로써, 인프라 수준에 적합한 맞춤형 에너지 절감 체계를 설계하였다. 제안한 세 가지 에너지 절감 방안을 종합한 결과, 하루 기준 약 3.96% 수준의 에너지 절감 가능성을 보였다. 이는 제어 인프라 수준에 따라 단계적으로 적용 가능하며, 노후 건물의 디지털 전환 과정에서 에너지 절감을 보여줄 것으로 판단한다[7].

향후 연구에서는 장기간의 운영 데이터를 기반으로 알고리즘의 성능을 검증하고 모델을 고도화할 필요가 있다. 또한 본 연구에서 제안한 디지털 에너지 관리 플랫폼을 다양한 기층 건물에 적용하여 실증 범위를 확대하고, 향후 도시 및 에너지 커뮤니티 단위로의 연계 확장을 통해 지역 단위의 에너지 효율 향상과 탄소 저감에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

REFERENCES

- [1] I.Lavrinovica, J.Judvaitis, D.Laksis, M.Skromule, K.Ozols, "A Comprehensive Review of Sensor-Based Smart Building Monitoring and Data Gathering Techniques", *Applied Sciences*, vol. 14, no. 21, pp. 1-17, 2024.
- [2] Y.Li, "AI-Enhanced Digital Twins for Energy Efficiency and Carbon Footprint Reduction in Smart City Infrastructure," *Applied and Computational Engineering*, vol. 118, no. 1, pp. 42-47, 2025.
- [3] H.H.A.Halim, D.Alias, A.Z.Arsad, L.T.J.Looi, R.Nordin, D.N.K.Sum, "IoT-Driven Building Energy Management Systems (BEMS) for Net Zero Energy Buildings: Concept, Integration and Future Directions," *Systems and Control*, pp. 1-35, 2026.
- [4] P.Nejat, F.Jomehzadeh, M.M.Taheri, M.Gohari, M.Z.A.Majid, "A global review of energy consumption, CO2 emissions and policy in the residential sector

- (with an overview of the top ten CO2 emitting countries)", Renewable and Sustainable Energy Reviews, vol. 43, pp. 271-281, 2015
- [5] H.Li, T.Hong, "A digital twin platform for building performance monitoring and optimization: Performance simulation and case studies", Building simulation, vol. 18, no. 6, pp. 1561-1579, 2025
 - [6] R.Wang, "A data-driven predictive maintenance framework for smart buildings: Integrating digital twin and machine learning in HVAC systems", Journal of Building Engineering, vol. 120, pp. 115416, 2026
 - [7] A.S.C.Cubides, M.Jradi, "A review of building digital twins to improve energy efficiency in the building operational stage", Energy Informatics, vol. 7, no. 11, pp. 1-31, 2024
 - [8] L.Chen, L.Huang, J.Hua, Z.Chen, L.Wei, A.I.Osman, S.Fawzy, D.W.Rooney and L.Dong, "Green construction for low-carbon cities: a review," Environ. Chem. Lett., vol. 21, no. 3, pp. 1627-1657, 2023.
 - [9] K.K.Naji, M.Gunduz, H.A.Hababi, "Mapping the Digital Transformation Maturity of the Building Construction Industry Using Structural Equation Modeling", Buildings, vol. 14, no. 9, pp. 1-31, 2024.
 - [10] L.Akbulut, K.Tasdelen, A.Atilgan, M.Malinowski, A.Cosgun, R.Senol, A.Akbulut, A.Petryk, "A Systematic Review of Building Energy Management Systems (BEMS): Sensors, IoT, and AI Integration", Energies, vol. 18, no. 24, pp. 2-16, 2025.
 - [11] B.Anaya, D.Hou, I.Hassan, L.Wang, A.Rahman, "Influencing Factors on Cooling Demand of High-Rise Buildings in Hot/Humid Climates: A Review", WIT Transactions on Ecology and the Environment, vol. 253, pp. 423-433, 2021.
 - [12] G.O.Cavalcanti and H.C.D.Pimenta, "Electric Energy Management in Buildings Based on the Internet of Things: A Systematic Review," Energies, vol. 16, no. 15, Article 5753, 2023.
 - [13] G.M.El-Banby, N.M.Moawad, B.A.Abouzalm, W.F.Abouzaid, and E.A.Ramadan, "Photovoltaic system fault detection techniques: A review," Neural Computing and Applications, vol. 35, pp. 24829-24842, 2023.
 - [14] J.H.Oh, S.H.Park and E.J.Kim, "Component model calibration using typical AHU data for improved prediction of daily heat source energy consumption," Journal of Building Engineering, vol. 76, Article 107376, 2023.
 - [15] K.A.Sayed, A.Boodi, R.S.Broujeny, K.Beddiar, "Reinforcement Learning for HVAC Control in Intelligent Buildings: A Technical and Conceptual Review", Journal of Building Engineering, vol. 95, Article 110085, pp. 1-27, 2024.
 - [16] D.Zhuang, V.J.L.Gan, Z.D.Tekler, A.Chong, S.Tian, X.Shi, "Data-driven predictive control for smart HVAC system in IoT-integrated buildings with time-series forecasting and reinforcement learning", Applied Energy, vol. 338, Article 120936, 2023.
 - [17] F.Hou, J.C.P.Cheng, J.Ma, H.H.L.Kwok, C.Huang, Z.Wu, "Occupancy-driven HVAC control optimization via LSTM and deep reinforcement learning for enhanced indoor air quality, thermal comfort and energy efficiency", Building and Environment, vol. 284, Article 113501, 2025.
 - [18] X.Sha, Z.Ma, S.Sethuvenkatraman, W.Li, "Online learning-enhanced data-driven model predictive control for optimizing HVAC energy consumption, indoor air quality and thermal comfort", Applied Energy, vol. 383, Article 125341, 2025.

박 상 민(Sangmin Park)

[정회원]



- 2011년 2월 : 중앙대학교 전자전 기공학부 임베디드소프트웨어공학 (공학석사)
- 2016년 8월 : 중앙대학교 전자전 기공학부 임베디드소프트웨어공학 (공학박사)

- 2018년 5월 ~ 2024년 8월 : 중앙대학교 연구처 연구전 담교수
- 2024년 9월 ~ 현재 : 한국성서대학교 AI융합학부 조교수

<관심분야>

스마트IoT, 지능형에너지, 신재생에너지, 지능형 수요/공 급 최적화, 지능형화재관리, 이미지딥러닝