

태양광 발전 시스템의 전역 최대 발전전력 추종을 위한 인공지능 기반 기법 비교 연구

이채은¹, 장요한¹, 정승훈², 배성우[†]

Comparative Study of Artificial-Intelligence-based Methods to Track the Global Maximum Power Point of a Photovoltaic Generation System

Chae-eun Lee¹, Yohan Jang¹, Seunghoon Choung², and Sungwoo Bae[†]

Abstract

This study compares the performance of artificial intelligence (AI)-based maximum power point tracking (MPPT) methods under partial shading conditions in a photovoltaic generation system. Although many studies on AI-based MPPT have been conducted, few studies comparing the tracking performance of various AI-based global MPPT methods seem to exist in the literature. Therefore, this study compares four representative AI-based global MPPT methods including fuzzy logic control (FLC), particle swarm optimization (PSO), grey wolf optimization (GWO), and genetic algorithm (GA). Each method is theoretically analyzed in detail and compared through simulation studies with MATLAB/Simulink under the same conditions. Based on the results of performance comparison, PSO, GWO, and GA successfully tracked the global maximum power point. In particular, the tracking speed of GA was the fastest among the investigated methods under the given conditions.

Key words: Artificial intelligence, Global maximum power point, Maximum power point tracking, Photovoltaic generation

1. 서 론

태양광 발전 시스템의 발전 전력은 태양광 어레이의 일사량 및 주위 온도에 영향을 받는다^[1]. 태양광 어레이는 직렬 또는 병렬 연결된 태양광 패널들로 구성되며, 태양광 어레이의 구조는 그림 1과 같다. 태양광 어레이의 일사량 및 온도 조건이 균일할 경우 태양광 발전 시스템의 power-voltage(P-V) 곡선은 그림 2(a)와 같다. 이때 P-V 곡선은 하나의 maximum power point(MPP)가 포함된 단일 피크 특성을 가진다. 그러나 태양광 어

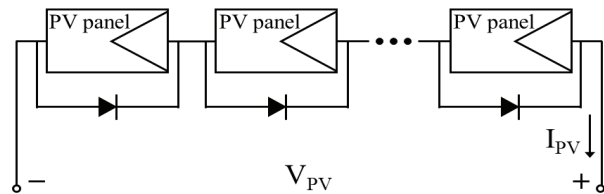


Fig. 1. Configuration of photovoltaic array.

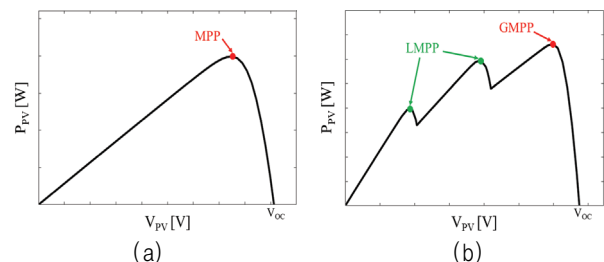


Fig. 2. P-V curve of photovoltaic generation system. (a) Under uniform conditions, (b) Under variable conditions.

Paper number: TKPE-2022-27-4-4

Print ISSN: 1229-2214 Online ISSN: 2288-6281

[†] Corresponding author: swbae@hanyang.ac.kr, Dept. of Electrical Engineering, Hanyang University, Korea
Tel: +82-2-2220-2309 Fax: +82-2-2220-3119

¹ Dept. of Electrical Engineering, Hanyang University, Korea

² Dept. of Electrical & Electronic Engineering, Yonam Institute of Technology, Korea

Manuscript received Oct. 7, 2021; revised Nov. 3, 2021; accepted Feb. 21, 2022

— 본 논문은 2021년 전력전자학술대회 태양광논문상 수상 논문임

TABLE I
RULES FOR FUZZY LOGIC CONTROL

E/ΔE	VL	L	N	H	VH
VL	VH	VH	H	VL	VL
L	H	H	H	VL	L
N	H	H	N	L	L
H	H	H	L	L	VL
VH	H	H	L	L	VL

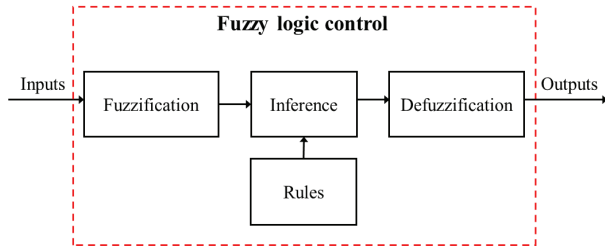


Fig. 3. Block diagram of fuzzy logic control.

레이는 나무, 빌딩 및 구름 등의 그림자로 인해 일사량이 불균일한 부분 음영 현상이 자주 발생한다^[2]. 그림 2(b)는 부분 음영이 발생할 경우 출력되는 태양광 발전 시스템의 P-V 곡선이다. 이 경우 P-V 곡선은 멀티 피크 특성을 가진다. 멀티 피크 특성은 하나의 global maximum power point(GMPP)와 하나 이상의 local maximum power point(LMPP)를 포함한다. 이때 태양광 발전 시스템이 GMPP에서 동작하지 않으면 최대 전력을 발전할 수 없어 시스템의 발전효율이 감소한다^[3]. 따라서 정확한 GMPP를 추종할 수 있는 maximum power point tracking(MPPT) 기법이 필요하다.

태양광 발전 시스템의 MPPT를 위해 perturbation and observation, incremental conductance 등의 기존 기법들이 주로 사용되었다. 이와 같은 기법들은 간단한 작동 구조와 높은 신뢰성을 바탕으로 최대 발전전력을 추종할 수 있다^[4]. 그러나 이러한 기법들은 부분 음영이 발생할 때 종종 GMPP와 LMPP를 구분하지 못하고 LMPP에 수렴한다^{[5]-[6]}.

이러한 문제점을 해결하기 위해 인공지능 기반 MPPT 기법을 활용할 수 있다. 제안된 인공지능 기반 기법들에는 퍼지 논리(fuzzy logic) 기반 기법, 메타-휴리스틱(meta-heuristic) 기반 기법, 유전학(genetic) 기반 기법 등이 포함된다^{[7]-[10]}. 인공지능 기반 기법들은 다양한 부분 음영 조건에서 높은 GMPP 추종 신뢰성을 가지며, 기존 기법들에 비해 정상 상태의 진동이 적다^[6]. 이러한 장점들로 인해 최근 인공지능 기반 기법들에 대한 개별적인 연구가 활발히 진행되고 있다. 그러나 인공지능 기반 기법들의 개별적 연구 결과를 활용한 GMPP 추종 성능 비교에는 한계가 존재한다. 따라서 동일한 시스템 조건에서 인공지능 기반 기법들의 성능을 비교 분

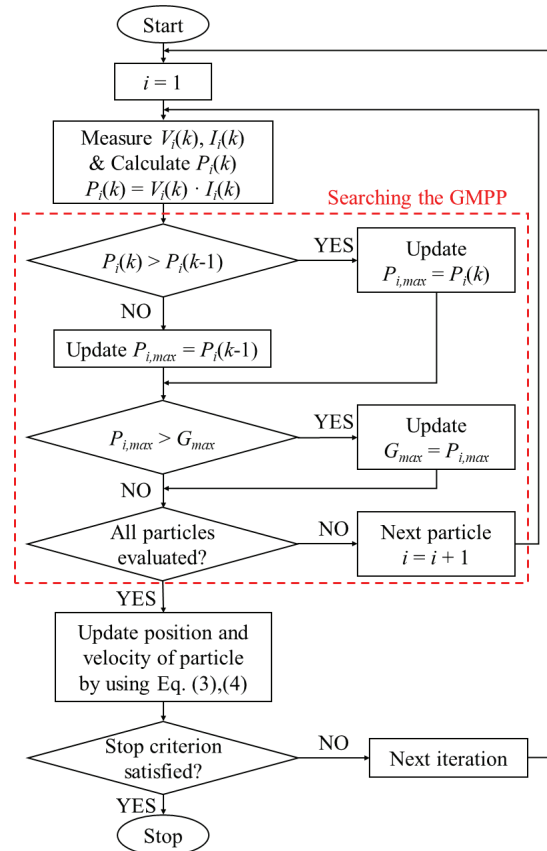


Fig. 4. Flowchart of particle swarm optimization.

석하는 연구가 필요하다.

본 논문에서는 태양광 발전 시스템의 GMPP 추종을 위한 대표적인 인공지능 기반 MPPT 기법 4가지를 비교한다. 비교된 기법들은 퍼지 논리 기반의 fuzzy logic control(FLC), 메타-휴리스틱 기반의 particle swarm optimization(PSO)과 grey wolf optimization(GWO), 유전학 기반의 genetic algorithm(GA)이다. 각 기법들은 상세한 이론적 분석과 MATLAB/Simulink 환경의 시뮬레이션 결과를 통해 비교된다.

2. 인공지능 기반 MPPT 기법 분석

2.1 Fuzzy logic control

FLC는 입력 변수 및 다중 규칙에 따라 출력을 결정하는 퍼지 논리 기반 기법이다^[7]. 그림 3은 FLC의 블록 다이어그램이다. 먼저, 퍼지화 단계를 통해 대수적인 입력 값을 퍼지 입력 변수로 변환한다. 퍼지 입력은 대수적 입력의 전체 범위를 very low(VL), low(L), neutral(N), high(H), very high(VH) 등의 구간으로 구분하여 표현한 언어 변수이다. 다음으로, 추론 단계를 통해 퍼지 입력 변수와 다중 규칙에 따라 퍼지 출력 변수를 추론한다. 다중 규칙은 일반적으로 “if-then” 개념을 기반으로 설계되며 입·출력에 따라 변경할 수 있다. 또한 퍼지 출력은 퍼지 입력과 같이 언어 변수로 표현

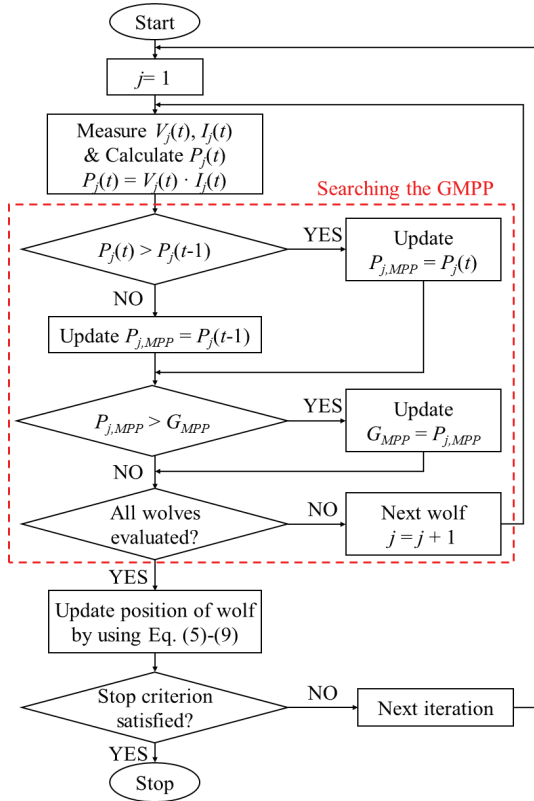


Fig. 5. Flowchart of grey wolf optimization.

된다. 마지막으로 역퍼지화 단계를 통해 생성된 퍼지 출력 변수를 대수적인 출력 값으로 변환한다.

FLC 기반 MPPT 기법은 다음과 같이 설계할 수 있다. 이 기법의 입력 값은 태양광 발전 시스템의 출력 전력 및 전압 변동 값($e(t)$)과 변동 값의 오차($\Delta e(t)$)이고, 출력 값은 MPPT 제어기의 듀티 사이클이다. $e(t)$ 와 $\Delta e(t)$ 는 수식 (1), (2)를 통해 계산된다.

$$e(t) = \frac{\Delta P(t)}{\Delta V(t)} = \frac{P(t) - P(t-1)}{V(t) - V(t-1)} \quad (1)$$

$$\Delta e(t) = e(t) - e(t-1) \quad (2)$$

여기서, $P(t)$ 는 태양광 발전 시스템의 출력 전력, $V(t)$ 는 출력 전압이다. FLC의 추론 단계를 위해 설계된 다중규칙은 표 1과 같다.

2.2 Particle swarm optimization

PSO는 새들이 무리 짓는 행동에서 파생된 메타-휴리스틱 기반 기법이다^[8]. 새 무리에 대응되는 입자들이 이동하면서 최적의 입자를 위한 후보들이 결정되고, 결정된 후보 입자들 중 가장 적합한 입자가 결정된다. 입자들은 최적의 값에 도달하기 위해 초기화, 이동, 평가의 세 단계를 거치며 현재 속도와 위치를 업데이트한다. 각 입자에 대한 현재 속도(Y_i)와 위치(X_i)는 수식 (3), (4)를 통해 업데이트 된다.

$$Y_i^{k+1} = \omega Y_i^k + r_1 c_1 (P_{bi} - X_i^k) + r_2 c_2 (G_b - X_i^k) \quad (3)$$

$$X_i^{k+1} = X_i^k + Y_i^{k+1} \quad (4)$$

여기서, k 는 반복 횟수, i 는 입자 개수이다. P_{bi} 는 각 입자가 이전의 모든 반복에서 경험한 최적의 위치, G_b 는 모든 입자의 P_{bi} 경험을 포함하는 최적의 위치이다. ω 는 관성 가중치 계수, r_1 과 r_2 는 0과 1 사이의 확률변수이다. c_1 및 c_2 는 최적화 및 정확도 인지 계수로 최적화 성능 향상을 위해 조정될 수 있다.

PSO를 MPPT 기법으로 활용할 경우, 동작 순서도는 그림 4와 같다. 이때 각 입자의 위치와 속도는 MPPT 제어기의 듀티 사이클과 듀티 사이클의 변동 값이다. 먼저, 각 입자(i)에 대해 전압(V_i)과 전류(I_i)를 측정하고 전력(P_i)을 계산한다. 다음으로, 각 입자의 P_i 를 이전 반복에서 계산되었던 P_i 와 비교하여 각 입자의 MPP($P_{i,max}$)를 결정한다. 마지막으로 결정된 모든 입자의 $P_{i,max}$ 를 비교하여 전체 입자에 대한 MPP(G_{max})를 결정한다. 이때 정지 조건이 만족되면 G_{max} 를 유지하고, 그렇지 않으면 수식 (3), (4)를 통해 각 입자의 위치와 속도를 업데이트하고 다음 반복을 진행한다.

2.3 Grey wolf optimization

GWO는 회색 늑대 무리의 사냥 방식에서 파생된 메타-휴리스틱 기반 기법이다^[9]. 늑대들은 최적의 목표 값을 찾기 위해 계층적 구조를 가지고 이동한다. 계층적 구조는 첫 번째 서열인 알파, 두 번째 및 세 번째 서열인 베타와 델타, 가장 낮은 서열인 오메가로 구성된다. 최적의 목표 값을 찾기 위해 늑대들의 위치(\vec{D}_j)는 수식 (5), (6)을 통해 업데이트 된다.

$$\vec{B} = |\vec{C} \cdot \vec{D}_p(t) - \vec{D}_j(t)| \quad (5)$$

$$\vec{D}_j(t+1) = \vec{D}_p(t) - \vec{A} \cdot \vec{B} \quad (6)$$

여기서, t 는 반복 횟수, j 는 늑대 수, \vec{D}_p 는 목표물의 위치이다. \vec{A} , \vec{C} 는 계수 벡터이며 수식 (7), (8)을 통해 계산된다.

$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r}_1 - \vec{a} \quad (7)$$

$$\vec{C} = 2 \cdot \vec{r}_2 \quad (8)$$

여기서, \vec{r}_1 와 \vec{r}_2 는 0과 1 사이의 확률변수이고, \vec{a} 는 2부터 0까지 선형적으로 감소하는 변수이다. 따라서 \vec{a} 는 수식 (9)와 같이 나타낼 수 있다.

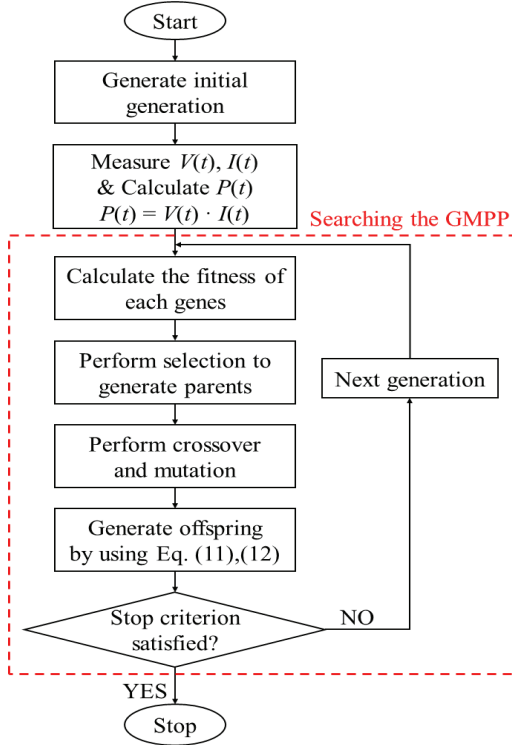


Fig. 6. Flowchart of genetic algorithm.

$$\vec{a} = 2 - t \left(\frac{2}{T} \right) \quad (9)$$

여기서, T 는 전체 반복 횟수이다.

GWO를 MPPT 기법으로 활용할 경우, 동작 순서도는 그림 5와 같다. 이때 각 늑대의 위치는 MPPT 제어기의 듀티 사이클이다. 먼저, 각 늑대(j)의 위치에 대해 전압(V_j), 전류(I_j)를 측정하고 전력(P_j)을 계산한다. 다음으로, 각 늑대에 대해 이전 반복에서 계산되었던 P_j 와 현재 반복의 P_j 를 비교하여 각 늑대의 MPP($P_{j,MPP}$)를 업데이트 한다. 마지막으로 업데이트 된 모든 늑대의 $P_{j,MPP}$ 를 비교하고, 비교된 $P_{j,MPP}$ 중 전체 늑대에 대한 MPP(G_{MPP})를 업데이트한다. 이때 정지 조건이 만족되면 G_{MPP} 를 유지하고, 그렇지 않으면 수식 (5)-(9)를 통해 각 늑대의 위치를 업데이트하고 다음 반복을 진행한다.

2.4 Genetic algorithm

GA는 생물학적 진화 과정에서 파생된 유전학 기반 기법이다^[10]. 부모 세대에서 유전자가 선택되고, 선택된 유전자 간 교차 및 경쟁을 통해 다음 세대인 자손의 유전자가 생성된다. 생성된 자손 유전자는 새로운 부모 세대를 구성하고, 더 나은 자손 유전자를 생성하기 위해 선택, 교차 및 경쟁을 반복한다. 초기의 부모 세대(X^i)는 수식 (10)과 같이 나타낼 수 있다.

$$X^i = [parent_1, parent_2, \dots, parent_N] \quad (10)$$

TABLE II
SPECIFICATION OF PHOTOVOLTAIC PANEL

Parameter	Value
Open circuit voltage [V]	45.65
Short circuit current [A]	5.65
Maximum output power [W]	200
Maximum output point voltage [V]	37.3
Maximum output point current [A]	5.36

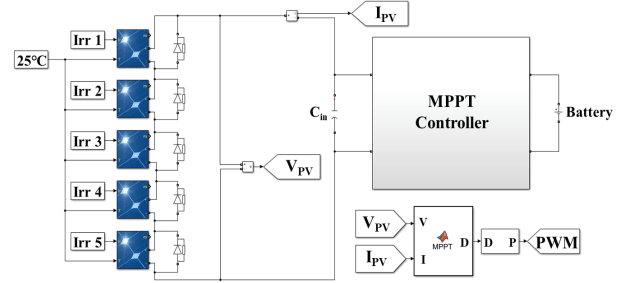


Fig. 7. Simulation diagram of photovoltaic generation system.

여기서, i 는 반복 횟수, N 은 모집단의 크기, $parent$ 는 부모 세대의 유전자이다. 부모 세대에서 선택된 최적의 유전자가 $parent_1$, $parent_2$ 일 때 다음 세대의 유전자($offspring$)는 수식 (11), (12)를 통해 업데이트된다.

$$offspring_1 = (r)parent_1 + (1-r)parent_2 \quad (11)$$

$$offspring_2 = (1-r)parent_1 + (r)parent_2 \quad (12)$$

여기서, r 은 0과 1 사이의 확률변수이다.

GA를 MPPT 기법으로 활용할 경우, 동작 순서도는 그림 6과 같다. 이때 각 유전자는 MPPT 제어기의 듀티 사이클이다. 먼저, 초기 부모 세대에서 각 유전자의 전압(V)과 전류(I)를 측정하고 전력(P)을 계산한다. 다음으로, 부모 세대에서 가장 높은 P 를 가지는 부모 유전자를 선택한다. 선택된 부모 유전자는 수식 (11), (12)를 통해 다음 세대의 유전자를 업데이트한다. 마지막으로 선택된 부모 유전자와 다음 세대의 유전자를 새로운 부모 세대로 구성하여 가장 높은 P 를 가지는 유전자를 찾는다. 이때 정지조건이 만족되면 P 를 유지하고, 그렇지 않으면 새롭게 구성된 부모 세대에 대해 위의 과정을 반복한다.

3. 시뮬레이션

본 장에서는 네 가지 인공지능 기반 기법들의 MPPT 성능 비교를 위해 MATLAB/Simulink를 통한 시뮬레이션을 진행한다. 빠르고 정확한 GMPP 추종은 시스템의

TABLE III
IRRADIATION PARAMETER FOR EACH CASE

Parameter	Case 1	Case 2
Irradiation 1 [W/m ²]	200	100
Irradiation 2 [W/m ²]	400	200
Irradiation 3 [W/m ²]	700	300
Irradiation 4 [W/m ²]	900	600
Irradiation 5 [W/m ²]	1000	800

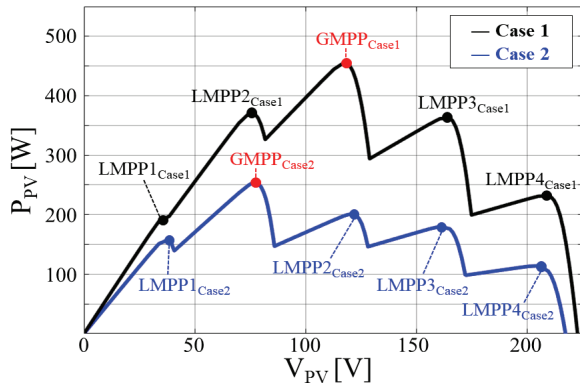


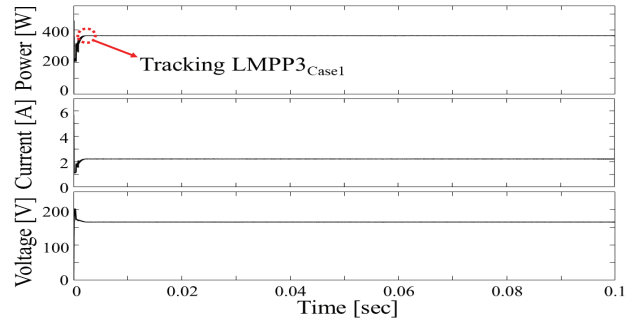
Fig. 8. Output power of the photovoltaic generation system under the case 1 and case 2.

발전효율을 향상시킬 수 있기 때문에 MPPT 기법의 추종 지점과 추종 속도는 그 기법의 성능을 결정하는 중요한 지표이다^[10]. 따라서 본 논문에서는 추종 지점과 추종 속도를 기준으로 네 가지 기법들의 MPPT 성능을 비교 분석한다.

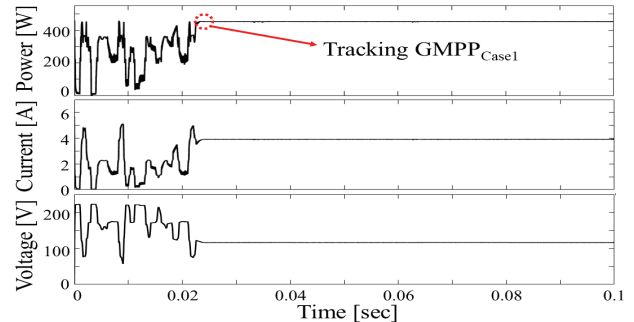
3.1 태양광 발전 시스템 설계

그림 7은 태양광 발전 시스템의 시뮬레이션 구성도이다. 시뮬레이션은 MATLAB/Simulink 환경에서 구현되었다. 태양광 패널은 ZXM5-72-200/MS을 사용했으며, 사양은 표 2와 같다. 5개 직렬 연결된 태양광 패널에 대해 설계한 부분 음영 조건은 표 3과 같다. 설계한 부분 음영 조건에 따른 태양광 발전 시스템의 발전 특성은 그림 8과 같다. 또한 설계된 태양광 발전 시스템은 400V 배터리와 연결된다. 따라서 MPPT 제어기는 태양광 발전 시스템의 출력 전압과 배터리 전압을 고려하여 부스트 컨버터 토폴로지를 적용하였다. MPPT 제어기의 설계 사양은 스위칭 주파수 20kHz, 인덕터 443uH, 입력 커패시터 1800mF, 출력 커패시터 50uF이다. 시뮬레이션 시간은 0.1s, 샘플링 시간은 0.001s이다.

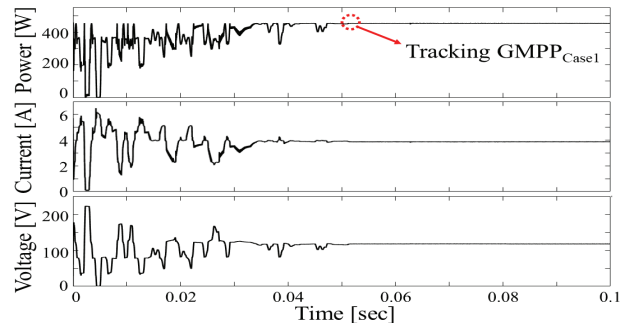
네 가지 인공지능 기반 MPPT 기법들은 MATLAB function을 통해 코드로 구현되었다. 각 기법들은 GMPP 추종을 위해 태양광 발전 시스템의 전압, 전류를 활용하여 MPPT 제어기의 듀티 사이클(D)을 출력하고, 스위치는 PWM 제어를 통해 동작시킨다. 각 기법들의 설계 값은 다음과 같다. FLC는 퍼지 변수 및 퍼지 규칙이 추종



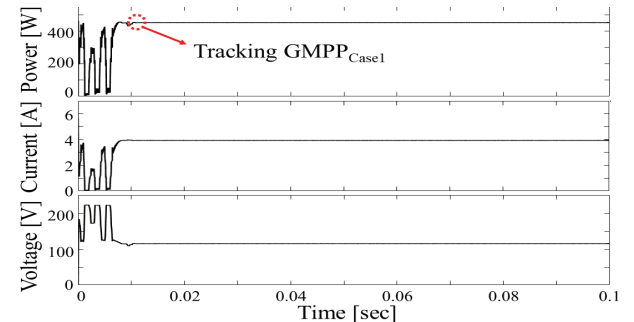
(a)



(b)



(c)



(d)

Fig. 9. Simulation results under the case 1. (a) FLC, (b) PSO, (c) GWO, (d) GA.

성능에 영향을 줄 수 있기 때문에 시스템의 입·출력과 MPPT 정확성을 고려하여 가장 우수한 성능을 보인 퍼지 변수 및 퍼지 규칙으로 설계하였다. 퍼지 변수에는 퍼지 입력 변수 및 퍼지 출력 변수가 포함된다. FLC의 $e(t)$ 에 대한 퍼지 입력 변수(E)는 -50 이상 100 이하의 $e(t)$ 범위를 5개의 구간으로 나누어 설계하였다. $\Delta e(t)$ 에 대한 퍼지 입력 변수(ΔE)는 -10 이상 10 이하의 $\Delta e(t)$ 범위를 5개의 구간으로 나누어 설계하였다. 퍼지 출력

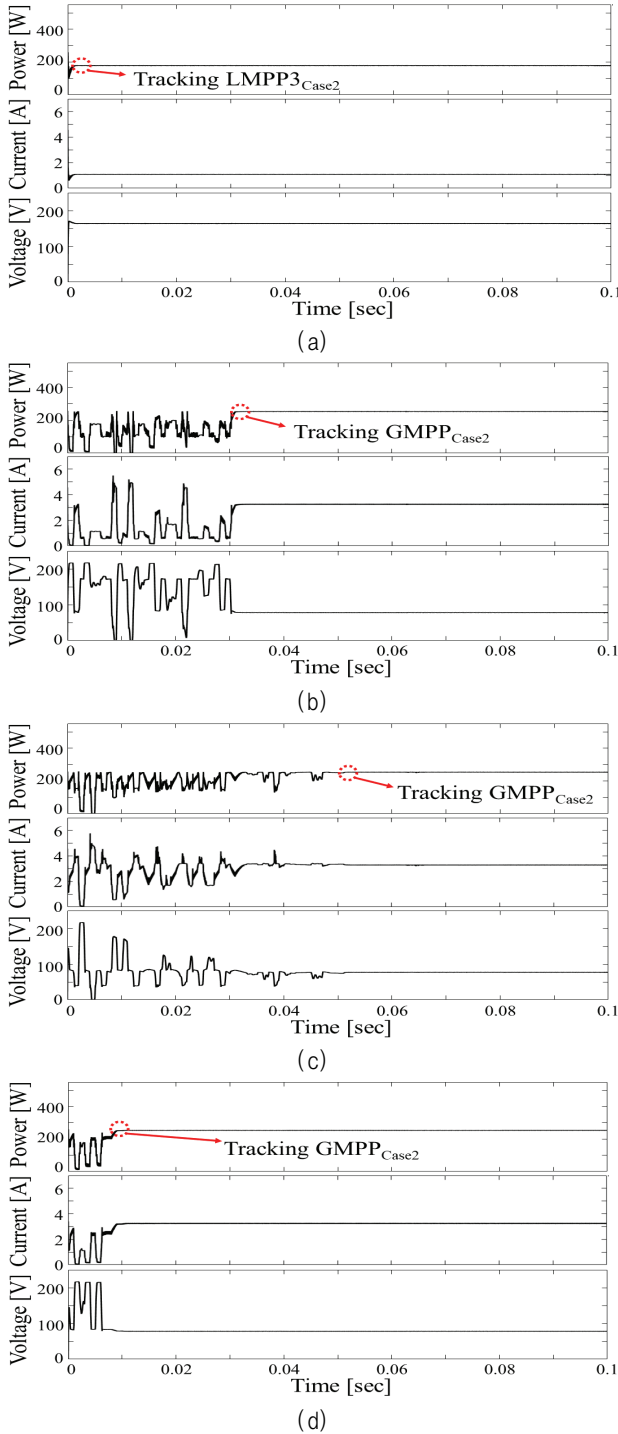


Fig. 10. Simulation results under the case 2. (a) FLC, (b) PSO, (c) GWO, (d) GA.

변수는 0.05 이상 0.9 이하의 출력 범위를 5개의 구간으로 나누어 설계하였다. FLC의 추론 단계를 위한 다중 규칙은 표 1과 같다. PSO의 입자, GWO의 늑대, GA의 모집단을 구성하는 유전자에 대한 초기 값은 랜덤 함수를 통해 무작위로 설계하였다. 그러나 PSO의 입자 개수, GWO의 늑대 수 및 GA의 유전자 개수는 추종 성능에 영향을 줄 수 있기 때문에 가장 우수한 성능을 보인 개수로 설계하였다. PSO의 입자 개수는 4, GWO의 늑

TABLE IV
COMPARISON OF MPPT METHODS

Method	Case 1		Case 2	
	Tracking point	Tracking time [s]	Tracking point	Tracking time [s]
GA	GMPP _{Case1}	0.011	GMPP _{Case2}	0.010
PSO	GMPP _{Case1}	0.024	GMPP _{Case2}	0.032
GWO	GMPP _{Case1}	0.052	GMPP _{Case2}	0.052
FLC	LMPP3 _{Case1}	0.002	LMPP3 _{Case2}	0.002

대 수는 3이고 GA의 유전자 개수는 4이다. 또한 PSO와 GWO는 입자 및 늑대들의 위치 차이가 1.5% 미만일 경우 정지하도록 설계하였다. GA의 모집단을 구성하는 유전자들은 차이가 1.5% 미만일 경우 정지하도록 설계하였다.

3.2 시뮬레이션 결과 분석

부분 음영 조건 1의 시뮬레이션 결과는 그림 9와 같다. 그림 9(a)는 FLC, (b)는 PSO, (c)는 GWO, (d)는 GA의 시뮬레이션 결과이다. 먼저, FLC는 0.002s의 추종 속도로 네 가지 기법 중 가장 빠르게 MPP에 수렴하였다. 그러나 454W의 GMPP_{Case1}이 아닌 363W의 LMPP3_{Case1}에 수렴하였다. PSO는 0.024s의 추종 속도로 FLC보다 느렸지만 454W의 GMPP_{Case1}을 정확하게 추종하였다. GWO는 0.052s의 추종 속도로 PSO보다 0.028s 느리게 GMPP_{Case1}을 추종하였다. 마지막으로 GA는 0.011s의 추종 속도로 PSO보다 0.013s 빠르게 GMPP_{Case1}을 추종하였다. 따라서 부분 음영 조건 1의 시뮬레이션 결과 PSO, GWO, GA는 정확하게 GMPP_{Case1}을 추종하였지만 FLC는 GMPP_{Case1}이 아닌 LMPP3_{Case1}에 수렴하였다. 또한 GMPP_{Case1}을 추종한 세 가지 기법 중 GA가 0.011s의 가장 빠른 추종 속도를 보였으며, 가장 느린 GWO보다 0.041s 더 빠른 속도로 GMPP_{Case1}을 추종하였다.

부분 음영 조건 2의 시뮬레이션 결과는 그림 10과 같다. 그림 10(a)는 FLC, (b)는 PSO, (c)는 GWO, (d)는 GA의 시뮬레이션 결과이다. 먼저, FLC는 0.002s의 추종 속도로 네 가지 기법 중 가장 빠르게 MPP에 수렴하였다. 그러나 252W의 GMPP_{Case2}가 아닌 180W의 LMPP3_{Case2}에 수렴하였다. PSO는 0.032s의 추종 속도로 FLC보다 느렸지만 252W의 GMPP_{Case2}를 정확하게 추종하였다. GWO는 0.052s의 추종 속도로 PSO보다 0.02s 느리게 GMPP_{Case2}를 추종하였다. 마지막으로 GA는 0.010s의 추종 속도로 PSO보다 0.022s 빠르게 GMPP_{Case2}를 추종하였다. 따라서 부분 음영 조건 2의 시뮬레이션 결과 FLC는 GMPP_{Case2}가 아닌 LMPP3_{Case2}에

수렴하였으나 PSO, GWO, GA는 정확하게 $GMPP_{Case2}$ 를 추종하였다. 또한 $GMPP_{Case2}$ 를 추종한 세 가지 기법 중 GA가 0.010s의 가장 빠른 추종 속도를 보였으며, 가장 느린 GWO보다 0.042s 더 빠른 속도로 $GMPP_{Case2}$ 를 추종하였다.

인공지능 기반 기법들의 부분 음영 조건에 따른 시뮬레이션 결과를 표 4에 정리하였다. FLC는 모든 부분 음영 조건에서 GMPP를 추종하지 못하고 LMPP로 수렴하였다. 이는 FLC의 성능이 MPPT 동작 초기에 설계된 다중 규칙과 퍼지 입출력 값에 크게 의존하기 때문이다^[6-7]. GA, PSO, GWO는 모든 부분 음영 조건에서 GMPP를 정확하게 추종하였다. 특히 GA는 PSO, GWO에 비해 빠른 속도로 GMPP를 추종하여 가장 우수한 MPPT 성능을 보였다. 이는 GA의 유전 과정에서 다음 세대가 이전 세대 모집단의 최적 값을 반영하기 때문이다. 그러나 PSO, GWO의 입자 및 늑대 위치 업데이트 과정은 이전 위치의 최적 값을 반영하지 않기 때문에 GA보다 상대적으로 추종 속도가 느리다.

4. 결 론

본 논문은 태양광 발전 시스템의 부분 음영 조건에 따른 인공지능 기반 MPPT 기법들의 성능을 비교하였다. 비교된 인공지능 기법들은 FLC, PSO, GWO, GA이고, 각 기법들의 상세한 이론적 분석이 포함된다. 각 기법의 성능은 MATLAB/Simulink 환경에서 시뮬레이션을 통해 비교 분석되었다. 다양한 부분 음영 조건에서 MPPT 성능을 검증하기 위해 두 가지 부분 음영 조건이 설계되었다. 시뮬레이션 분석 결과 두 가지 조건에 대해 FLC는 GMPP가 아닌 LMPP에 수렴하였고, PSO, GWO, GA는 GMPP를 정확하게 추종하였다. 특히 GA는 유전 과정에서 모집단의 최적 값을 고려하여 모든 조건에서 가장 빠른 속도로 GMPP를 추종하였다. 본 논문은 인공지능 기반 MPPT 기법들의 성능 비교를 위한 기반을 제공하였다. 향후 본 논문을 통해 실제 제어를 활용한 인공지능 기반 MPPT 기법 구현 연구 및 다른 인공지능 기법들과의 포괄적인 성능 비교 연구가 수행될 수 있다.

본 연구는 산업통상자원부(MOTIE)와 한국에너지 기술평가원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다. (No. 20192010107050)

References

- [1] J. Teng, W. Huang, T. Hsu and C. Wang, "Novel and fast maximum power point tracking for photovoltaic generation," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 63, No. 8, pp. 4955-4966, Aug, 2016.
- [2] A. Bidram, A. Davoudi and R. S. Balog, "Control and circuit techniques to mitigate partial shading effects in photovoltaic arrays," *IEEE Journal of Photovoltaics*, Vol. 2, No. 4, pp. 532-546, Oct, 2012.
- [3] S. Xu, Y. Gao, G. Zhou and G. Mao, "A global maximum power point tracking algorithm for photovoltaic systems under partially shaded conditions using modified maximum power trapezium method," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 68, No. 1, pp. 370-380, Jan, 2021.
- [4] N. Femia, G. Petrone, G. Spagnuolo and M. Vitelli, "Optimization of perturb and observe maximum power point tracking method," *IEEE Transactions on Power Electronics*, Vol. 20, No. 4, pp. 963-973, July, 2005.
- [5] K. S. Tey and S. Mekhilef, "Modified incremental conductance algorithm for photovoltaic system under partial shading conditions and load variation," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 61, No. 10, pp. 5384-5392, Oct, 2014.
- [6] M. Seyedmehmoudian, B. Horan, T. Kok Soon, R. Rahmani, A. Muang Than Oo, S. Mekhilef, and A. Stojcevski, "State of the art artificial intelligence-based MPPT techniques for mitigating partial shading effects on PV systems - A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol. 64, pp. 435-455, Aug, 2016.
- [7] Robles Algarín C, Taborda Giraldo J, and Rodríguez Álvarez O, "Fuzzy logic based MPPT controller for a PV system," *Energies*, No. 12, 2036, Oct, 2017.
- [8] K. Ishaque, Z. Salam, M. Amjad and S. Mekhilef, "An improved particle swarm optimization (PSO) - Based MPPT for PV with reduced steady-state oscillation," *IEEE Transactions on Power Electronics*, Vol. 27, No. 8, pp. 3627-3638, Aug, 2012.
- [9] S. Mohanty, B. Subudhi and P. K. Ray, "A New MPPT design using grey wolf optimization technique for photovoltaic system under partial shading conditions," *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, Vol. 7, No. 1, pp. 181-188, Jan, 2016.
- [10] Youstra Shaiek, Mouna Ben Smida, Anis Sakly, and Mohamed Faouzi Mimouni, "Comparison between conventional methods and GA approach for maximum power point tracking of shaded solar PV generators," *Solar Energy*, Vol. 90, pp. 107-122, Apr, 2013.



이채은(李采恩)

2021년 한양대 전기생체공학부 전기공학전공 졸업. 2021년~현재 한양대 전기공학과 석·박통합과정.



장요한(張요한)

2019년 대구대 전자전기공학부 전자공학전공 졸업. 2019년~현재 한양대 전기공학과 석·박통합과정.



정승훈(鄭勝勳)

2000년 국민대 전자공학과 졸업. 2002년 동대학원 전자공학과 졸업(석사). 2011년 미국 Univ. of Texas at Austin 전기공학과 졸업(공학박). 2011년~2016년 삼성전자 책임연구원. 2016년~현재 연암공과대 전기전자공학과 조교수.



배성우(裴晟佑)

2006년 한양대 전자전기컴퓨터공학부 졸업. 2009년 미국 Univ. of Texas at Austin 전기공학과 졸업(석사). 2011년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학박). 2012년~2013년 삼성전자 종합기술원 책임연구원. 2017년~현재 한양대 전기공학과 부교수. 당 학회 학술위원.