

# PV 시스템의 최적 배치 문제를 위한 이산 PSO에서의 규칙 기반 하이브리드 이산화

## Rule-based Hybrid Discretization of Discrete Particle Swarm Optimization for Optimal PV System Allocation

송화창 · 고재환 · 최병욱\*

Hwachang Song, Jae-Hwan Ko, and Byoung-Wook Choi

서울과학기술대학교 전기공학과

### 요 약

본 논문은 배전망에서의 PV (photovoltaic) 발전 시스템의 최적 배치 문제를 이산 입자 군집 최적화 (DPSO, discrete particle swarm optimization)를 이용하여 해를 구할 때 DPSO에 포함되어야 하는 이산화 단계를 위한 하이브리드 이산화 기법의 적용에 대하여 논한다. 이를 위해 PSO 반복단계에서 목적 함수 값과 최적화 속도를 입력 파라미터로 하는 규칙 기반 전문가 시스템을 제안하고 이산 변수를 포함하여 표현되는 PV 시스템 배치 문제의 최적해를 구하는 데 적용하였다. 다수준 이산화를 위하여 간단한 라운딩과 sigmoid 함수를 이용한 3단계 및 5단계 이산화 기법을 하이브리드 형태로 적용하였다. 규칙 기반 전문가 시스템을 적용하여 각 PSO 과정에서 적절한 이산화 기법을 선택함으로써 기존의 DPSO보다 좋은 성능의 최적화가 가능하도록 하였다.

**키워드** : 이산 particle swarm optimization, 전문가 시스템, 최적 배치, PV 시스템, 규칙 기반 이산화

### Abstract

This paper discusses the application of a hybrid discretization method for the discretization procedure that needs to be included in discrete particle swarm optimization (DPSO) for the problem of allocating PV (photovoltaic) systems onto distribution power systems. For this purpose, this paper proposes a rule-based expert system considering the objective function value and its optimizing speed as the input parameters and applied it to the PV allocation problem including discrete decision variables. For multi-level discretization, this paper adopts a hybrid method combined with a simple rounding and sigmoid function based 3-step and 5-step quantization methods, and the application of the rule based expert system proposing the adequate discretization method at each PSO iteration so that the DPSO with the hybrid discretization can provide better performance than the previous DPSO.

**Key Words** : Discrete particle swarm optimization (DPSO), expert system, optimal allocation, photovoltaic systems, rule-based discretization

## 1. 서 론

배전망에서의 PV시스템의 최적 배치 문제는 이산 및 연속 변수를 동시에 포함하고 비선형 목적함수와 제약조건을 갖는 혼합정수비선형계획법의 범주에 포함되는 아주 복잡한 문제 중에 하나이다. 본 문제에 포함된 이산 변수의 불연속 특성으로 인하여 기존에 일반적으로 적용되어온 해석 기반의 최적화 해법은 공학적으로 의미있는 해를 구하는 데 적합하지 않을 수 있다. 따라서 본 문제를 위해 시뮬레이션 기반의 전역 탐색 기법을 사용하는 것이 보다 적절할 수 있다. 최근 PSO (particle swarm optimization) 기법이 다양한 연구 및 공학 분야에 성공적으로 적용되었으며, GA (genetic algorithm) 등과 같은 기존의 전역 최적화 (global optimization) 알고리즘에 비교하여 빠르고 보다 작은 양의 계산으로 향상된 해로 수

렴이 가능하다 [1-2]. PSO는 일반적으로 비선형 연속 최적화 문제를 위한 것이나 [3], 실제 문제에서는 많은 최적화 문제가 한정된 이산적인 해 공간에서 정의된 형태로 표현될 수 있으므로 이산변수를 포함한 비선형 최적화 문제에 적용될 수 있는 PSO에 필요성이 대두되고 있다 [4]. 본 논문에서 적용하고자 하는 이산 PSO는 연속변수 기반 최적화 문제를 위해 개발된 기존 PSO를 변형시킨 것으로 각 PSO 단계에서 연속 변수로 표현된 이산 변수를 변환시키는 양자화 방법을 적용한 형태이다. [5-9]에서 실수 기반의 PSO에서 결정된 입자 속도를 이진수 (binary number)로 변환시키는 몇 가지 방법을 제안하고 있다.

Moradi와 Firuzabad [10] 등은 페이지의 개념을 이용하여 배전 시스템의 스위치 투입 문제에 이산 PSO의 3분 버전 (trinary version)을 적용하였다. El-Dib [2] 등은 전력 시스템의 무효전력 계획 문제에 PSO를 적용하였다. 이진수 및  $\{-1, 0, 1\}$  등으로의 변환이 아닌 다수준의 이산 값을 갖는 변수를 고려한 PSO는 [4, 11]에서 제안되어 벤치마크 문제들에 적용되었으며, Song [12] 등은 sigmoid 함수를 이용하여 입자의 위치를 이산 값으로

접수일자: 2011년 10월 20일

완료일자: 2011년 12월 8일

\* 교신 저자

변환하는 다 수준 이산화를 제안하였다.

본 논문에서는 이산 PSO 알고리즘을 이용하여 배전 시스템에서 PV 시스템의 최적 배치 문제에 적용할 때 규칙 기반 전문가 시스템을 이용하여 각 PSO 단계에서 적절한 다수준 이산화법을 선택하는 하이브리드 형태의 이산화기법의 적용을 제안하고자 한다. 본 논문에서의 이산 PSO는 표준 PSO기법에 해당하는 연속변수를 위한 PSO-LDIW (Linearly Decreasing Inertia Weight)에 규칙 기반 다 수준 이산화 기법을 포함시켰다. 그리고 이산 PSO 알고리즘의 신뢰성을 저하시키지 않기 위하여 속도 및 수정 방정식을 적용함에 있어 기존에 적용되는 사회 및 인식요소 포함시킨 방식을 그대로 유지하였으며, 이산 변수에 대한 입자 위치를 수정할 때 하이브리드 형태의 이산 수정 기법을 적용하였다. 즉 변수를 먼저 수정하여 등가적인 이산 점으로 변환시키지 않고, 대신 규칙에 의존적으로 각 단계에서 적절한 이산화 기법을 선택하도록 하고 선택된 기법을 이용하여 이산화 단계를 수행한다. 이를 위한 규칙 기반 전문가 시스템은 목적함수 값과 목적함수의 변화량을 입력 파라미터로 고려하여 설계하였다. 다수준 이산화를 위하여 간단한 라운딩과 sigmoid 함수를 이용한 3단계 및 5단계 이산화 기법을 하이브리드 형태로 적용하였으며 규칙 기반 전문가 시스템은 각 단계에서 이들 이산화 기법 중 하나를 제안하여 보다 좋은 성능의 최적화가 될 수 있도록 한다.

## 2. PV 시스템 최적 배치 문제

연구 대상 배전 전력 시스템에 대하여 PV 시스템의 설치를 위한 후보 모선이 주어지고, 이 모선들에 설치될 수 있는 PV 시스템의 최대 용량이 제공된다고 가정하면, 이를  $(\Delta P \cdot u_{M1}, \Delta P \cdot u_{M2}, \dots, \Delta P \cdot u_{Mc})$ 으로 표현할 수 있다. 여기에서  $c$ 는 투입 버스의 총 수를 의미하고  $\Delta P$ 는 고려된 PV시스템의 단위 용량을 나타내며,  $u_{Mn}$ 은 해당 모선의 PV 시스템의 용량 및 투입 여부를 결정하는 이산 변수이다. 주어진 네트워크에서 PV 시스템의 적절한 위치와 최대 투입량을 결정하는 것이 본 문제에서 실질적으로 구해야 하는 것이다.

PV시스템 투입에 따른 운영 개선을 평가하기 위해 전 배전망에서 발생된 유효전력 손실은 PV 할당 계획 문제에 대한 성능을 평가할 수 있는 지수로 적용할 수 있다. 배전 네트워크에서의 손실은 모선의 송전단과 수신단 사이의 투입 전력의 차로 계산할 수 있으며 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$f_1 = \sum_{m=1}^b P_{loss}^m = \sum_{m=1}^b (P_{s,m} - P_{r,m}) \quad (1)$$

여기서,  $P_{s,m}$ 과  $P_{r,m}$ 은 각각 송전단과 수신단에 투입된 유효전력을 나타낸다. 그리고  $b$ 는 가지의 총 개수를 의미한다.

본 문제에는 배전망의 물리적인 제약을 표현하는 각 모선에서의 수요와 공급의 균형을 유지하기 위한 전력 수급 방정식이 등호 제약조건으로 포함되어야 한다. 모선  $m$ 에 대한 유효 및 무효전력 균형 방정식은 다음과 같이 표현된다.

$$0 = P_{Gm} + \Delta P_{pv}u_m - P_{Dm} - V_m \sum_{j=N} V_j \cdot (G_{mj}\cos\theta_{mj} + B_{mj}\sin\theta_{mj}) \quad (2)$$

$$0 = Q_{Gm} - Q_{Dm} - V_m \sum_{j=N} V_j \cdot (G_{mj}\cos\theta_{mj} - B_{mj}\sin\theta_{mj}) \quad (3)$$

배전 시스템의 모선에서 전압 수준은 전력의 품질을 유지하기 위해 규정된 제약 내에 있어야 한다. 이를 위한 부등호 제약 조건은 다음과 같이 표현 할 수 있다.

$$V_m^{\min} \leq V_m \leq V_m^{\max} \quad (4)$$

또한 본 문제에서는 최대 투입할 수 있는 PV 시스템의 총 용량은 제한되어 있다고 가정한다. 최대 PV 투입 수준은 전체 부하의 비율로 설정할 수 있으며, 본 논문에서는 최대 PV 투입 수준을 망의 총 유효전력 부하의 80%로 설정되어 있다고 가정하였다. 이 제약조건은 다음과 같이 표현 할 수 있다.

$$\begin{aligned} P_{gen}^{pv} &\leq P_{spec}^{pv} \\ P_{gen}^{pv} &= \sum_{m \in S_{pv}} \Delta P_{pv}u_m \end{aligned} \quad (5)$$

식 (3) ~ (5)에서  $P_{Gm}$ 과  $P_{Dm}$ 은 모선  $m$ 에서의 유효 전력 발전 및 부하를 의미하고,  $Q_{Gm}$ 은 모선  $m$ 에서의 무효전력 발전을 나타낸다.  $G_{mj}$  및  $B_{mj}$ 는 모선  $Y$  행렬에서  $(m, j)$  요소의 실수 및 허수 값으로 컨덕턴스와 서셉턴스를 의미하고  $\theta_{mj}$ 는 모선  $m$ 과  $j$ 사이의 전압 위상차를 나타낸다.  $V_m$  및  $V_j$ 는 모선  $m$ 과  $j$ 의 전압의 크기를 표현하고  $V_m^{\max}$  및  $V_m^{\min}$ 은 모선  $m$ 의 전압 크기에 대한 상하한 값을 나타내며,  $P_{gen}^{pv}$  및  $P_{spec}^{pv}$ 는 각각 전체 PV 시스템 투입 총용량과 PV 시스템의 주어진 투입 수준을 나타내고 있다.  $\Delta P_{pv}$ 는 투입되는 PV 시스템 단위 용량을 의미하고  $S_{pv}$ 는 PV 시스템 투입 후보 모선 집합을 표현한다.

PSO를 적용하여 비선형 최적화 문제의 해를 구하고자 할 때, 부등호 제약은 다루기가 어려우므로 일반적으로 이 부등호 제약을 만족하는 영역 안에서 탐색이 이루어질 수 있도록 하기 위하여 2개의 페널티 함수를 식 (1)의 목적함수에 추가함으로써 다음 식과 같은 확대 목적함수를 구성할 필요가 있다.

$$\begin{aligned} \min F &= f_1 + \alpha_1 f_2 + \alpha_2 f_3 \\ f_2 &\equiv \begin{cases} 0, & P_{gen}^{pv} \leq P_{spec}^{pv} \\ 1, & P_{gen}^{pv} > P_{spec}^{pv} \end{cases} \\ f_3 &\equiv \sum_{m \in uv} (V_m^{\max} - V_m)^2 + \sum_{m \in lv} (V_m^{\min} - V_m)^2 \end{aligned} \quad (6)$$

여기서,  $\alpha_1$  및  $\alpha_2$ 는 각각 식 (4)와 (5)의 부등호 제약조건을 위반하는 해에 대해 적용되는 페널티 계수이고,  $uv$ 와  $lv$ 는 상, 하 전압 제한을 위반하는 전압의 크기를 가지는 모선의 집합이다. 본 논문에서 만약 해당 모선이 전압 상하한 제약을 벗어나면,  $\alpha_2$ 는  $10^6$  정도의 매우 높

은 페널티 값을 갖게 되며,  $\alpha_1$ 은 PV 투입 수준이 최대 투입 값을 초과하면 도입되는 값이다. 이를 위해 투입 위반 지수  $f_2$ 를 도입하였다. 일반적으로,  $f_2$ 는 0으로 설정되어 있지만  $P_{gen}^{pv} > P_{spec}^{pv}$  인 경우  $f_2$ 는 1로 세팅된다. 최적화 문제는 수식 (2) 및 (3)의 등식 제약 조건과 원래의 목적함수  $f_1$ 이 많은 지역 최소화를 가지고 있기 때문에 심한 비선형성을 포함하고 있다. 아울러 문제의 주요 변수는  $\Delta P \cdot u_{Mm}$ 에 의해 표현되는 후보 모선  $m$ 에서 PV 시스템의 투입 수준을 표현하는 정수이다.

### 3. 다 수준 이산화 기법

본 논문에서 채택된 이산 PSO는 연속변수를 다룰 수 있도록 코딩된 PSO-LDIW를 변형시켜 개발하였다. 따라서 연속변수로 표현되어 있는 의사결정 변수를 적절하게 이산 변수를 처리할 필요가 있으며, 이를 위해 각 PSO 반복에서 이동 방정식을 이용해 결정되는 실수 입자 속도를 정수로 변환시키는 기법이 적용되어야 한다. 문헌 [5-9]에서 실수치의 입자 속도를 이산 PSO를 위해 이진 값으로 바꾸는 다양한 방법을 설명하고 있다.

본 논문에서는 하이브리드 다 수준 양자화 기법을 제안하고자 한다. 하이브리드 이산화의 적용 동기는 초기 PSO의 반복 상태에서는 지역 최소점에 갇혀 해를 얻지 못하는 경우를 회피하고 빠르게 목적함수를 감소시키기 위하여 전역탐색이 필요하며 이후 PSO 반복에서의 지역 탐색이 좀 더 빠르게 문제를 수렴시킬 수 있다는 점에 착안하여 하이브리드 형태의 이산화 기법을 제안하고자 한다. 이를 위해 본 논문에서는 두 형태의 다수준 이산화 기법들을 적용하였다. 첫 번째로 입자 속도의 이산화를 위해 적용된 방법은 간단한 라운딩 기법을 적용한다. 이는 아래의 식과 같이 간략하게 표현될 수 있다.

$$\Delta X_i^{j+1} = \begin{cases} k_{\max 1}, & k_{\max 1} \leq V_i^{k+1} \\ k, & k - 0.5 \leq V_i^{k+1} < k + 0.5 \\ k_{\min 1}, & V_i^{k+1} \leq k_{\min 1} \end{cases} \quad (7)$$

여기서,  $V_i^{j+1}$ 은  $j+1$ 번째 반복에서의 입자의  $i$ 번째 변수의 속도이다. 그리고  $k_{\max 1}$  및  $k_{\min 1}$ 은 실행가능 영역 밖으로 입자의 위치를 벗어나지 못하게 하기 위한 최대, 최소 속도를 의미한다.

이산 PSO의 특정 반복 수행 후, 본 논문에서 제안하는 이산화기법은 sigmoid 함수를 이용한 이산화 구조에 기반하는 방법으로 전환한다. 이 방법은 먼저 입자속도의 값이  $[-1, 1]$  범위의 하이퍼큐브(hypercube)로 변환하며 아래와 같은 함수를 적용한다.

$$S_i = sig(V_i^{k+1}) = -1 + \frac{2}{1 + \exp(-V_i^{k+1}/\zeta)} \quad (8)$$

여기서,  $\zeta$ 는 sigmoid 함수의 경사도(steeptness)를 나타낸다. 입자의 속도를 식 (8)을 이용하여 변환한 후 본 논문에서는 해당 변수를 다 수준 이산 변수의 값을 지수 2의 정수 멱급수로 정의되는 양자화 수준에 따라 이산화된 수정값을 이용하여 갱신한다. 그림 1은 본 논문에서 적

용한 sigmoid 함수에 의한 다 수준 양자화 기법을 간략하게 설명하고 있다.

입자의 새로운 위치 갱신을 위해 식 (9)로 표현되는 규칙을 적용한다.

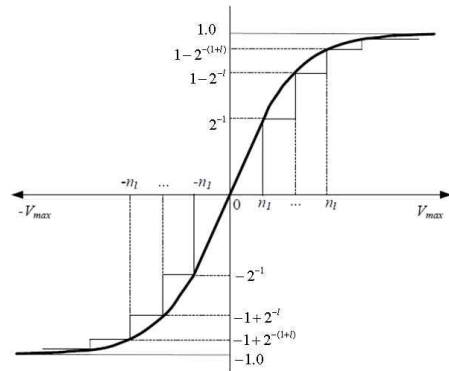


그림 1. 다 수준 양자화 경계 기반 sigmoid 함수.  
Fig. 1. Multi-level quantization boundaries based on a sigmoid function

$$\Delta X_i^{k+1}(S_i) = \begin{cases} k_{\max 2}, & 1 - 2^{-|k_{\max 2}|} < S_i \\ \vdots \\ l, & 1 - 2^{-l} < S_i \leq 1 - 2^{-(l+1)} \\ \vdots \\ 0, & -2^{-1} \leq S_i \leq 2^{-1} \\ \vdots \\ -l, & -1 + 2^{-(l+1)} \leq S_i < -1 + 2^{-l} \\ \vdots \\ k_{\min 2}, & S_i < -1 + 2^{-|k_{\min 2}|} \end{cases} \quad (9)$$

여기서,  $k_{\max 2}$  및  $k_{\min 2}$ 는 입자의 위치를 위한  $i$ 번째 변수 속도의 이산 최대값이다.

### 4. 이산화 기법 선택을 위한 규칙 기반 전문가 시스템

본 논문에서는 IEEE 37-모선 배전 시험 시스템에 대한 PV 시스템 배치 문제의 예를 이용하여 앞절에서 설명한 두 형태의 다수준 이산화 기법 중 PSO 탐색의 각 단계에서 적절한 이산화 기법을 선택하는 규칙 기반 전문가 시스템에 대하여 설명하고자 한다.

종래에 수행된 문헌 [12]에서, IEEE 37-모선 배전 시스템의 PV 시스템 할당 문제에 다 수준 이산화를 적용하였으며, 식 (9)로 표현되는 sigmoid 함수 기반의 양자화 기법을 적용하였을 때 4-수준 ( $l=4$ )의 이산화를 적용시 가장 좋은 결과를 보였다. 본 배전 시스템에 대한 네트워크 데이터는 [13]에 포함되어 있다. 시험 시스템의 총 부하는 814 [kW]이며 총 발전은 838.179 [kW]에 해당한다. 이 배전망에 PV 시스템이 투입되기 전의 송전 손실은 0.125881 [pu]이며, 이를 [kW]로 변환하면 12.5881 [kW]에 해당하는 값이다.

식 (6)으로 표현되는 PV 시스템 투입 문제에 대한 주된 변수는 투입 위치 및 투입 용량을 표현하기 위한 이산 변수이다. 본 논문에서는 시험 시스템의 37개 모선 중에서 정적 해석을 통하여 8개의 PV 투입 후

보지가 미리 결정되었으며, 단위 PV 시스템의 용량이 10 [kW]를 공급할 수 있다고 가정한다.

우선, 본 논문에서는 기존의 방식처럼 PSO-LDIW를 이용하여 구한 입자 속도 다 수준 양자화의 스텝을 고정 한 후 DPSO를 수행하였다.

그림 2에서, 초기 반복에서 가장 좋은 결과를 보여주는 양자화 수준은 라운딩기법을 적용할 경우라는 것을 알 수 있다. 본 논문에서 제안한 알고리즘은 기존의 방식과 달리 양자화 수준을 고정하지 않고 다양한 실험을 통하여 얻은 결과를 바탕으로 양자화 수준을 변경한다. 규칙 기반 전문가 시스템을 구현하기 위해, 본 논문에서는 퍼지 논리를 적용하였다.

본 논문에서 제안하고자 하는 규칙 기반의 하이브리드 이산화 기법 선택 알고리즘은 다음과 같이 구현되었다. 초기 최적화 수행 시 양자화 수준을 고정한 채 최적화를 수행한다. 그 뒤 몇 번의 양자화 수준을 변경하여 얻어진 데이터를 가지고 수렴성이 가장 좋은 양자화 수준을 하나 선택한다. 초기 수행 시점부터 수렴도가 줄었다고 판단되는 시점까지 선택한 양자화 수준을 가지고 최적화를 수행하고, 그 뒤는 다시 양자화 수준을 변경하면서 위와 같은 방식을 반복한다. 수렴도가 0에 가까워지면 더 이상 양자화 수준을 변경하지 않도록 한다.

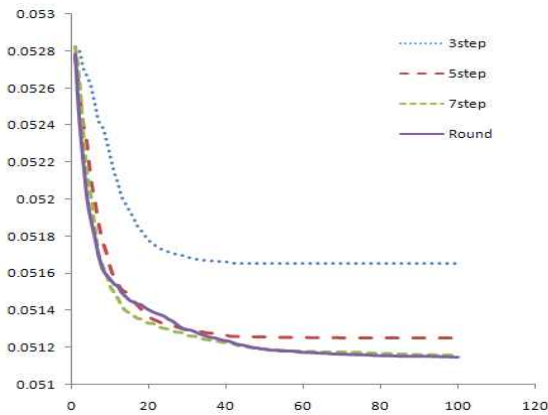


그림 2. sigmoid의 양자화 수준 차에 의한 시뮬레이션 결과

Fig. 2. Simulation result with difference quantization level of sigmoid

시스템의 특성에 따라 fuzzy control rule을 만들었다. 표 1은 수식(6)의 목적 함수 F를 기준으로 구성 된 9개의 규칙을 나타내고 있다.

표 1. 설계된 퍼지 규칙  
Table 1. Designed Fuzzy rule

	F_slope			
		High	Medium	Low
F	High	H	H	M
	Medium	H	M	M
	Low	M	L	L

멤버십 함수에서 목적 함수 F의 값은 언어 변수로 표현되었다. 언어 변수에 대한 멤버십 값은 표2에서 볼 수 있다. 표2와 같이, 퍼지 모드에 대한 추론은 전문가 지식

기반의 퍼지 If-Then 규칙에 의해 설명된 시스템이다. 만약 F가 0.05119보다 작고 수렴의 속도가  $5.5 \times 10^{-5}$ 보다 크면 출력인 양자화 수준은 5step을 의미하는 H이다. 또한 F가 0.05119보다 작고 수렴 속도가  $0.7 \times 10^{-6}$ 과  $5.5 \times 10^{-5}$ 사이 이면 양자화 수준은 3step을 의미하는 M이다. 이 과정에서 역퍼지화를 위한 추론은 출력이 이산적인 형태이기 때문에 Sugeno나 Mamdani 규칙을 적용하지 않는다.

표 2. 규칙 변수에 대한 멤버십 값  
Table 2. Membership values for variables of the rule

Variable	L	M	H
F	$< 0.05119$	$L < M < 0.05151$	$M < H$
F_slope	$< 0.7 \times 10^{-6}$	$L < M < 5.5 \times 10^{-5}$	$M < H$
Output	3step	5step	Round

### 5. 시뮬레이션 결과

시뮬레이션 기반 해법은 그 검증에 위해 여러 번 시도되어 그 결과가 검토되어야 하므로, 본 실험에서는 50회 독립적으로 각 알고리즘을 수행하였으며, PSO 수행 시 각 입자의 초기 위치는 임의로 선택하도록 하였다. 최대 반복횟수는 100으로 설정하였으며 모든 수행 시 최대 반복횟수까지 탐색하는 것으로 하였다. 알고리즘의 성능 평가 기준은 최종 목적 함수 F의 값과 목적 함수의 수렴 속도이다. 여기서는 목적 함수 F의 값이 0.0512에 도달하는데 걸리는 반복 횟수로 판단한다.

그림 3의 결과는 시뮬레이션을 50회 독립 수행하여 얻은 목적함수 값들의 평균이다. [14]에서 제안한 다 수준 양자화 기법과 GA의 결과와 비교 했을 때, 규칙 기반 전문가 시스템의 목적 함수 값이 가장 낮고 수렴 속도 또한 다른 알고리즘에 비해 빨리 수렴했음을 알 수 있다.

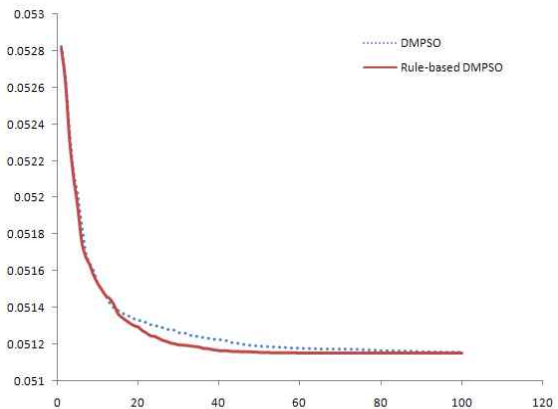


그림 3. 알고리즘의 성능(Average)  
Fig. 3. Performance of Algorithm(Average)

표 3은 제안한 알고리즘과 기존의 알고리즘의 성능을 평가를 위해 수렴 속도 및 최적화 된 목적함수 값을 나타냈다. 반복횟수 50에서의 목적 함수 값이 기존에 적용된 DPSO [14]의 경우 0.05119064이고 Rule-based DPSO의 경우 0.051155366이다. 이를 [kW] 단위의 손실로 변환하면 0.00353 [kW] 정도의 차이가 나타난다. 최

대 반복회수에서의 목적함수 값은 DPSO의 경우 0.05115677이고 제안한 알고리즘의 경우 0.051151598이다. 목적함수 값이 0.0512에 도달하는데 걸리는 반복회수는 기존 알고리즘의 경우 46회 때 도달하였고, 제안한 알고리즘의 경우 반복회수 30에 도달하였다. 이와 같이, Rule-based DPSO의 수렴 속도가 기존의 DPSO보다 매우 향상된 것을 볼 수 있다. 표 3에서  $k$ 는 PSO 반복회수를 의미한다.

표3. 최적 값과 수렴 성능

Table 3. Optimal values and convergence performance

	$F(k=50)$	$F(k=100)$	$k(F=0.0512)$
DPSO	0.05119064	0.05115677	46
Rule-based DPSO	0.051155366	0.051151598	30

그림 4와 그림 5는, 50번의 독립적인 프로그램 수행을 통해 얻은 결과 중 가장 좋은 결과와 가장 나쁜 경우에 대하여 PSO 반복에 따른 목적함수 값의 변화를 나타내고 있다.

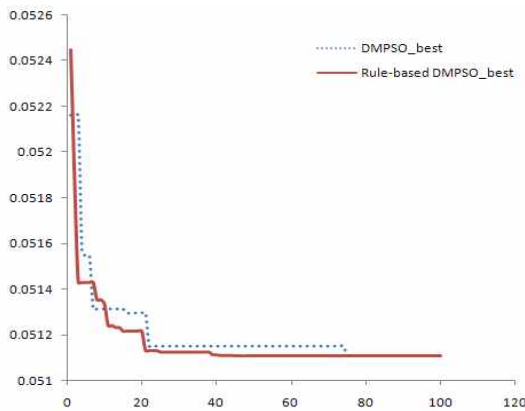


그림 4. 알고리즘의 성능 (최상)  
Fig. 4. Performance of Algorithm (best)

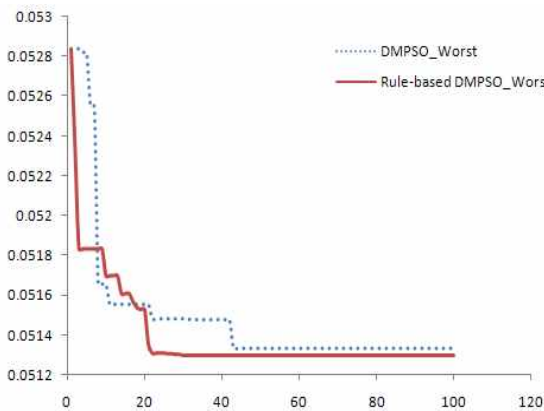


그림 5. 알고리즘의 성능 (최하)  
Fig. 5. Algorithms' performance (worst)

그림 4는 두 알고리즘의 가장 좋은 경우이다. 초기 시작 값이 Rule-based DMPSo가 더 높음에도 불구하고 최종 값인 0.0511099에 반복회수 47번째 도달하였고, DMPSo의 경우 반복회수 75번째에 최종 값에 도달하였다.

그림 5는 50회의 독립수행 중 두 알고리즘의 가장 나쁜 경우이다. 제안한 알고리즘의 경우 최종 목적함수 값이 0.0512979이고 DMPSo의 경우 0.0513303이다. 최악의 경우에도 Rule-based DMPSo가 기존의 DMPSo의 경우보다 더 나은 솔루션을 제공하고 있음을 볼 수 있다. 표 4는 두 알고리즘의 Average, Worst, Best에 대한 목적함수의 최종 값을 나타내고 있다.

최종 목적 함수 값이 정해진 threshold value 안에 들어올 경우에 최적화에 성공했다고 보고 성공률(Success Rate: SR)을 정의하면 다음과 같다.

$$SR = \frac{N_{sr}}{N_{tr}} \times 100\% \quad (10)$$

여기서,  $N_{tr}$ 은 총 독립적으로 수행한 시뮬레이션 반복 횟수이다. 본 논문에서는 총 50회의 독립 수행을 하였다.  $N_{sr}$ 은 50회의 반복 중 최종 목적함수 값이 정해진 threshold value안에 들어온 횟수이다. 본 논문에서 threshold value를 0.0512로 지정하였다. 결과는 표5와 같다. DPSO의 경우 총 50회 독립 수행 중 threshold value 안에 들어온 횟수는 42회이고, 제안한 알고리즘의 경우 48회이다.

표4. 알고리즘의 성능

Table 4. Performance of Algorithm

	Average	Worst	Best
DPSO	0.05115677	0.0513303	0.0511099
Rule-based DPSO	0.05115160	0.0512979	0.0511099

표5. 성공률

Table 5. Success Rate

	Success rate(%)
DPSO	84.0
Rule-based DPSO	96.0

본 논문에서 제안한 Rule-based DPSO가 기존의 DPSO의 보다 성능 면에서 많이 향상된 것을 볼 수 있었다. 제안한 알고리즘이 기존의 알고리즘에 비해 더 향상된 결과를 보여줄 수 있었던 이유는 제안한 알고리즘의 경우 목적함수의 값을 보면서 해당 값과 수렴 속도에 따라 양자화 수준을 여러 단계로 변경하였기 때문이다. 최적화 문제에서 초기 탐색의 경우 지역 탐색보다는 전역 탐색이 더 유리하다. 그러나 PSO 반복의 중, 후반으로 가면서 해가 어느 정도 수렴할 경우 전역 탐색을 하는 것은 의미가 없어지기 때문에 이와 같은 경우에는 지역 탐색을 수행해야 한다. 이러한 이유로 기존의 알고리즘처럼 양자화 수준을 하나로 고정하는 것보다는 목적함수의 값과 수렴 속도에 따라 양자화 수준을 변경해주는 것이 기존보다 향상된 결과를 얻을 수 있다.

본 논문에서 제안한 알고리즘은 PV 시스템의 최적 할

당 문제뿐만 아니라 다른 크기를 가지는 문제에서도 적용할 수 있다. 현재 알고리즘을 적용한 문제의 크기가  $n$  이라고 했을 때,  $n$ 보다 1/2작은 크기를 갖는 문제에서는 현재 입자의 탐색 영역을 1/2감소시킨다. 만약 문제의 크기가  $n$ 보다 2배 크다면, 입자의 탐색 영역을 2배 확장시킬 필요가 있다. 본 논문에서 제안하고자 하는 규칙 기반의 하이브리드 이산화 기법 선택 알고리즘을 일반적인 문제에 대하여 적용할 수 있도록 몇 번의 DPSO 수행을 통해 규칙을 자동적으로 생성해 낼 수 있는 전처리 단계에 대한 추가적인 연구가 필요하다.

## 6. 결 론

본 논문은 PV 시스템의 최적 배치 문제를 위해 이산 PSO를 적용할 때 하이브리드 형태의 다수준 이산화 기법의 적용에 대하여 설명하였다. 이를 위해 PSO 단계에서 적절한 이산화기법을 선택할 수 있는 규칙 기반 전문가 시스템을 도입하였으며, 이 전문가 시스템의 입력으로서 목적함수값과 목적함수의 감소 속도를 이용하여 간단한 라운딩 및 3단계와 5단계의 sigmoid 함수 기반 3 이산화기법 중 하나를 선택할 수 있도록 하였다. 본 논문에서 구현 시뮬레이션 결과로부터 규칙 기반 양자화 기법을 포함한 DPSO를 IEEE 37-모선 배전시스템에 대한 PV 할당 문제에 적용했을 때 기존에 제안된 DPSO 보다 좋은 성능을 보여주고 있음을 알 수 있다.

## 참 고 문 헌

[1] A. Ide and K. Yasuda, "A Basic Study of Adaptive Particle Swarm Optimization", *Electrical Engineering in Japan*, Vol. 151, pp. 41-49, 2005.

[2] A. A. El-Dib, H.K.M. Youssef, M.M. El-Metwally and Z. Osman, "Optimum VAR sizing and allocation using particle swarm optimization", *Electric Power Systems Research*, Vol. 77, pp. 965-972, 2007.

[3] R. Eberhart and J. Kennedy, "A New Optimizer Using Particle Swarm Theory", *Proc. of Sixth Int'l Symp. on Micro Machine and Human Science*, pp. 39-43, 1995.

[4] K. Veeramachaneni, L. Osadciw and G. Kamth, "Probabilistically Driven Particle Swarms for Optimization of Multi-valued Discrete Problems: Design and Analysis", *Proc. of IEEE Swarm Intelligence Symposium*, pp. 141-149, 2007.

[5] G. Eason, B. Noble, and I. N. Sneddon, "On certain integrals of Lipschitz-Hankel type involving products of Bessel functions," *Phil. Trans. Roy. Soc. London*, Vol. A247, pp. 529 - 551, 1955.

[6] J. Clerk Maxwell, *A Treatise on Electricity and Magnetism*, 3rd ed., Oxford: Clarendon, 1892.

[7] I. S. Jacobs and C. P. Bean, "Fine particles, thin films and exchange anisotropy," in *Magnetism, vol. III, G. T. Rado and H. Suhl, (Ed.) New York: Academic*, pp. 271 - 350, 1963.

[8] Y. Yorozu, M. Hirano, K. Oka, and Y. Tagawa, "Electron spectroscopy studies on magneto-optical media and plastic substrate interface," *IEEE Trans. J. Magn. Japan*, vol. 2, pp. 740 - 741, 1987.

[9] M. Young, *The Technical Writer's Handbook*. Mill Valley, CA: University Science, 1989.

[10] A. Moradi and F. Firuzabad, "Optimal Switch Placement in Distribution Systems using Trinary Particle Swarm Optimization Algorithm", *IEEE Trans. Power Delivery*, Vol. 23, pp. 271-279, 2008.

[11] J. Pugh and A. Martinoli, "Discrete Multi-Valued Particle Swarm optimization", *Proc. of IEEE Swarm Intelligence Symposium, Indianapolis*, pp. 103-110, 2006.

[12] H. Song, R. Diolata, and Y. H. Joo, "A Novel Multi-Level Quantization Scheme for Discrete Particle Swarm Optimization," *Proc. of 2009 Fuzz-IEEE*, pp. 1834-1838, 2009.

[13] A. Al-Hinai, K. Sedhisigarchi and A. Feliachi, "Stability Enhancement of a Distribution Network Comprising a Fuel Cell and a Microturbine", *Proc. of IEEE Power Engineering Society General Meeting*, Vol. 2, pp. 2156-2161, 2004.

## 저 자 소 개



### 송화창(Hwachang Song)

2003년 고려대 전기공학과 박사 학위 취득. 2003년~2004년 아이오와 주립대 전기 컴퓨터공학부 post-doctoral scholar. 2005년~2008년 4월 군산대 전자정보공학부 조교수. 2008년~현재 서울과학기술대 전기공학과 부교수.

관심분야 : 전력시스템 제어, 풍력발전, 스마트그리드 및 최적화 응용

Phone : 02-970-6403

E-mail : hcsong@seoultech.ac.kr



### 고재환(Jae-Hwan Ko)

2011년 서울과학기술대 전기공학과 졸업. 현재 동 대학원 석사과정.

관심분야 : 임베디드 시스템 및 지능시스템 적용

E-mail : go3167@gmail.com



### 최병욱(Byoung-Wook Choi)

1992년 한국과학기술원 전기및전자공학과 박사 학위 취득. 1988년~2000년 LG산전(주) 책임연구원. 2000년~2005년 선문대학교 제어계측공학과 부교수. 2003년~2005년 (주)임베디드웹 대표이사. 2005년~현재 서울과학기술대학교 전기공학과 교수.

관심분야 : 실시간 임베디드 시스템

Phone : 02-970-6412

E-mail : bwchoi@seoultech.ac.kr