

시력교정 과정에서 착안된 새로운 메타휴리스틱 최적화 알고리즘의 개발: Vision Correction Algorithm

이의훈¹, 유도근², 최영환¹, 김종훈^{3*}

¹고려대학교 건축사회환경공학과, ²고려대학교 방재과학기술연구소, ³고려대학교 건축사회환경공학부

Development of the new meta-heuristic optimization algorithm inspired by a vision correction procedure: Vision Correction Algorithm

Lee, Eui Hoon¹, Yoo, Do Guen², Choi, Young Hwan¹, Kim, Joong Hoon^{3*}

¹Department of Civil, Environmental, and Architectural Engineering, Korea University,

²Research Center for Disaster Prevention Science and Technology, Korea University,

³School of Civil, Environmental, and Architectural Engineering, Korea University

요약 본 연구에서는 안경의 광학적 특성에서 고안된 새로운 메타휴리스틱 최적화 알고리즘인 Vision Correction Algorithm(VCA)을 개발하였다. VCA는 안경광학분야에서 수행되는 검안과 교정과정을 최적해 탐색 과정에 적용한 기법으로 근시/원시교정-밝기조정-압축시행-난시교정의 과정을 거쳐 최적화를 수행하게 된다. 제안된 VCA는 기존의 메타휴리스틱 알고리즘과 달리 현재까지 축적된 최적화 결과를 기반으로 전역탐색과 국지탐색 적용 확률, 그리고 전역탐색의 방향이 자동적으로 조정 된다. 제안된 방법을 대표적인 최적화 문제(수학 및 공학 분야)에 적용하고, 그 결과를 기존 알고리즘들과 비교하여 제시하였다.

Abstract In this study, a new meta-heuristic optimization algorithm, Vision Correction Algorithm (VCA), designed according to the optical properties of glasses was developed. The VCA is a technique applying optometry and vision correction procedure to optimization algorithm through the process of myopic/hyperopic correction-brightness adjustment-compression enforcement-astigmatism adjustment. The proposed VCA unlike the conventional meta-heuristic algorithm is an automatically adjusting global/local search rate and global search direction based on accumulated optimization results. The proposed algorithm was applied to the representative optimization problem (mathematical and engineering problem) and results of the application are compared with that of the present algorithms.

Keywords : Vision correction, Optimization, Algorithm, Meta-heuristic

1. 서론

최적화 기법의 경우, 과거에는 Linear Programming(LP), Non-Linear Programming(NLP), Dynamic Programming(DP)과 같은 수학적 방법을 통하여 문제를 해결하고자 하였다. 수학적 기법들은 복잡성이 크지 않은 최적화문제를 해결하는데 있어서 좋은 효율을 보였으나, 자연현

상에서 주로 발생하는 복잡한 비선형성에 따른 문제의 해결을 위해서는 문제를 선형화하여 해결하는 등의 노력이 필요했다. 이러한 문제를 해결하기 위해 발견적 탐색법(Heuristic method)과 같은 새로운 알고리즘의 필요성이 증대되었고, 그 결과 유전알고리즘(Genetic Algorithms, GA), 개미군집최적화(Ant Colony Optimization, ACO), 입자군집최적화(Particle Swarm Optimization, PSO), 그

이 논문은 2013년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2013R1A2A1A01013886).

*Corresponding Author : Kim, Joong Hoon(Korea Univ.)

Tel: +82-2-3290-3316 email: jaykim@korea.ac.kr

Received December 22, 2015

Revised February 24, 2016

Accepted March 3, 2016

Published March 31, 2016

리고 화음탐색법(Harmony Search, HS) 등의 많은 메타휴리스틱 알고리즘(Meta-heuristic Algorithm)들이 발표되었다[1][2][3][4]. Fister (2013)는 자연 및 인공현상을 바탕으로 개발된 메타휴리스틱 알고리즘을 군집지능기반 알고리즘(Swarm intelligence based algorithms), 군집기반이 아닌 생체연상 알고리즘(Bio-inspired algorithms), 물리화학기반 알고리즘(Physics and Chemistry based algorithms), 기타 알고리즘(Other algorithms) 등으로 분류하여 제시한 바 있다[5].

본 연구에서는 안경의 광학적 특성에서 고안된 새로운 메타휴리스틱 최적화 알고리즘인 Vision Correction Algorithm(VCA)을 개발하였다. VCA는 안경광학분야에서 수행되는 검안과 교정과정을 최적해 탐색 과정에 적용한 기법이다. VCA는 Fister 분류 기준에 따르면 물리화학기반 알고리즘으로 분류될 수 있으며, 기존의 대표적인 물리화학기반 알고리즘으로는 Harmony Search(HS), Simulated Annealing(SA), Gravitational Search(GS), Charged System Search(CSS), Water Cycle Algorithm(WCA), 그리고 Mine Blast Algorithm(MBA) 등이 있다[5]. VCA는 자동적으로 매개변수를 맞추어 최적값을 찾아가는 알고리즘의 새로운 형태로 제안될 것이며 이를 실제 토목공학설계(상수관망 설계비용 최소화, 우수관망 침투유출량 최소화 등)를 포함한 공학설계에 손쉽게 적용할 수 있는 방법이 될 것이다.

2. 이론적 배경

본 연구에서는 최적화 알고리즘에서 목적함수의 값에 따라 적합도를 결정하고 새로운 결정변수에 따라 새로운 목적함수의 값을 생성하는 과정을 검안을 통해 현재 시력을 검사하고 렌즈에 따른 교정시력의 적합도에 따라 새로운 안경을 생성하게 되는 절차와 같다고 보고 이를 알고리즘으로 구현하였다. 개발된 VCA는 반복적인 시력 검사 및 교정을 통해 최적의 시력을 구현할 수 있는 가장 적합한 렌즈조합을 최적해로 간주한다. 따라서 VCA는 최적의 렌즈조합을 얻어내기 위하여 근시/원시 교정-밝기조정-압축시행-난시교정의 과정을 거쳐 최적화를 수행하게 된다. 추가적으로 VCA는 최적화 과정의 효율성을 증대시키기 위하여 지역해에 빠져 최적해를 잘 찾지 못하던 기존의 최적화 알고리즘들과는 달리 탐색과

정에 따라 유동적으로 변하는 국지탐색과 전역탐색을 수행하여 지역해의 수렴 문제를 해결하고자 하였다.

시력교정은 기본적으로 근시, 원시에 대한 교정으로 시작되며 Fig. 1은 근시와 근시교정, Fig. 2는 원시와 원시교정을 보여주고 있다.

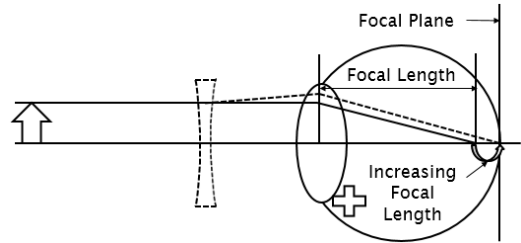


Fig. 1. Myopia Correction

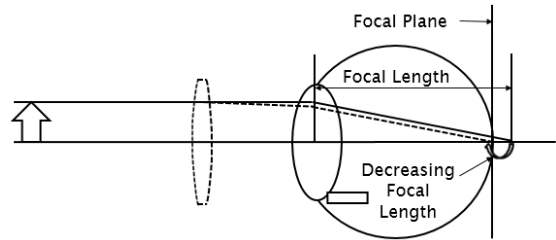


Fig. 2. Hyperopia Correction

VCA의 상세 탐색과정을 정리하면 다음의 step 1부터 step 9와 같다.

- Step 1: 초기 예비안경 집단(초기 모집단)을 생성한다.
- Step 2: 예비안경(모집단)의 적합도를 결정한다.
- Step 3: 예비안경(모집단)을 교체할 것인지를 division rate1(DR₁)에 따라 결정한다.
- Step 4-1: 안경을 교체한다면 division rate2(DR₂)에 따라 새로운 안경(솔루션)을 생성한다.
- Step 4-2: 안경을 교체하지 기존 안경들을 조합하여 새로운 안경(솔루션)을 생성한다.
- Step 5: 새로운 안경(솔루션)을 mr에 따라 modulation transfer function(MTF)에 의해 조정한다.
- Step 6: 새로운 안경(솔루션)을 compression factor(CF)에 의해 조정한다.
- Step 7: 최종적으로 astigmatic rate(AR)에 따라 난시를 교정하고 새로운 안경(새로운 솔루션)을 기존 안경과 비교한다.

- Step 8 : 새로운 안경(새로운 솔루션)이 기존안경보다 좋다면 교체하여 새로운 예비안경 집단을 만든다.
 Step 9 : Iteration이 완료되지 않았다면 Step2로 진행되어 반복수행한다.

Fig. 3은 VCA의 탐색과정을 나타낸 흐름도이다.

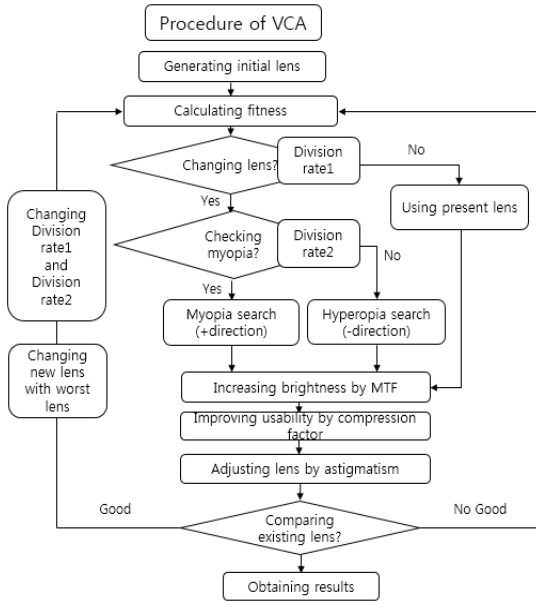


Fig. 3. Flow chart of Vision Correction Algorithm

VCA에는 DR_1 , DR_2 , MR(modulation transfer function rate), CF, AR(astigmatic rate), AF(astigmatic factor) 등 총 6개의 매개변수를 입력하여야 한다. 각각의 매개변수는 탐색과정에서 확률에 따라 적용되기도 하며 정수로 입력되어 계산과정에 반영되기도 한다. VCA에 사용된 각 매개변수의 기능은 다음의 Table 1과 같으며, 적용되는 각 매개변수의 정의 및 일반적인 적용 범위가 제시되어 있다.

VCA의 가장 큰 특징 중 하나는 유동적인 국지탐색과 전역탐색이다. 지금까지 개발된 일반적인 최적화 알고리즘의 경우 모든 결정변수는 고정적인 전역탐색, 국지탐색 비율을 가지고 있다. 예를 들어, 국지탐색의 비율이 0.9, 전역탐색의 비율이 0.1일 경우, 모든 탐색과정동안 이 비율은 유지되게 된다. 또한, 국지탐색이 선택되었을 경우, 모든 결정변수는 국지탐색으로만 생성되게 된다. 하지만, 각 결정변수별로 탐색의 정도는 서로 상이하

할 수 있으며, 이에 따라 본 개발 알고리즘에서는 국지탐색과 전역탐색이 서로 다르게 선택 되도록 구현하였다 [6].

이를 잘 나타내는 매개변수가 DR_1 , DR_2 이다. DR_1 의 경우 여러 개의 지역해가 존재하는 최적화 문제에서 지역해에 빠져드는 문제를 극복하고 최적해를 탐색하기 위해 전역탐색의 비율을 조절하게 된다. DR_2 의 경우 전역탐색이 결정되었을 때 양의 방향(+방향)으로 탐색을 하는지 음의 방향(-방향)으로 탐색을 하는지를 결정하게 되며, 이는 전역탐색에서 최적해가 존재할 확률이 높은 방향으로의 탐색확률을 증가시키는 역할을 한다. 이와 같은 과정은 탐색결과에 따라 유동적으로 국지탐색과 전역탐색의 비율이 결정되므로 지역해에 빠져 최적해를 탐색하지 못하는 문제를 해결할 수 있도록 돕는 역할을 한다.

Table 1. Definition of parameters in VCA

Parameters	Definition	Range (General value)
DR_1	Probability rate of global search	Self-adaptive
DR_2	Probability rate of positive search in global search phase	Self-adaptive
MR	Probability rate of MTF process	0 ~ 1 (0.3)
CF	Searching range in MTF process	0 ~ 100 (10)
AR	Probability rate of astigmatic process according to astigmatic angle	0 ~ 1 (0.1)
AF	Integer value of astigmatic angle	0 ~ 180 (45)

모든 결정변수들은 각각 앞서 언급한 두 종류의 division rate를 가지게 되며 각 결정변수들의 division rate 예는 다음의 Table 2와 같다. Table 2에서 보는 바와 같이 각각의 결정변수는 서로 다른 DR_1 , DR_2 의 값을 갖게 되며 이는 전역탐색과 국지탐색의 비율뿐만 아니라 전역탐색에서의 탐색방향이 각기 다르게 결정됨을 보여 준다.

Table 2. Application of division rate for local and global search

Fitness Rank	X_1 (division rate1, division rate2)	X_2 (division rate1, division rate2)	X_3 (division rate1, division rate2)	X_4 (division rate1, division rate2)	X_5 (division rate1, division rate2)	...
1	0.3425 (0.10, 0.50)	0.2245 (0.11, 0.48)	0.4471 (0.09, 0.47)	0.5843 (0.12, 0.53)	0.2679 (0.10, 0.50)	...
2	0.3427 (0.11, 0.47)	0.2251 (0.15, 0.35)	0.4466 (0.11, 0.45)	0.5841 (0.10, 0.55)	0.2657 (0.12, 0.54)	...
3	0.3421 (0.14, 0.43)	0.2250 (0.14, 0.39)	0.4468 (0.10, 0.48)	0.5845 (0.12, 0.51)	0.2668 (0.13, 0.51)	...
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	...

Fig. 4에서는 각각의 DR_1 , DR_2 가 변하는 과정과 한쪽 탐색으로 치우쳤을 때, 다시 초기값으로 회귀하는 과정인 Rebound를 나타내고 있다. 한 방향 탐색이 100%가 될 경우 다른 방향의 탐색 확률이 0%가 되어 새로운 해를 발견할 확률이 없어지게 된다. 이를 방지하기 위하여 한 방향 탐색이 100%가 될 경우 다시 초기값으로 회귀하는 과정인 Rebound를 추가하였다.

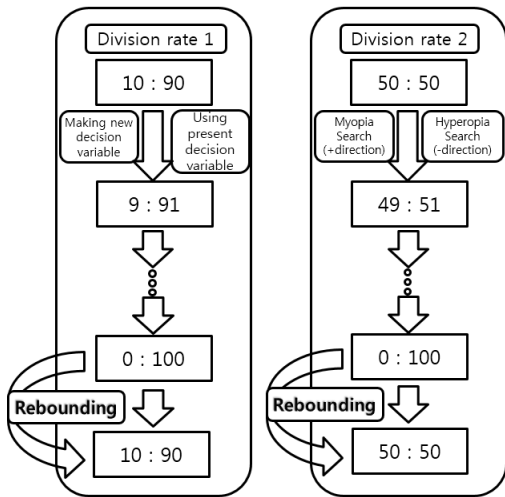


Fig. 4. Schematic of division rate and rebounding

VCA에서는 국지탐색의 범위에 따라 크게 세 가지의 국지탐색기법이 적용된다. 먼저, MR의 경우 렌즈의 밝기를 조정하는 과정을 최적화에 적용한 것으로, 새로운 결정변수와 기존의 가장 좋은 결정변수와의 거리를 고려하여 범위를 결정하는 방법이다. 국지 탐색 능력을 향상시키기 위해 추가적으로 적용한 CF의 경우 반복 시산횟

수가 증가함에 따라 국지탐색의 범위를 줄이는 방식으로 적용되며, 마지막으로 적용된 난시 교정(AR과 AF)의 경우 사용자가 결정한 난시축의 각도에 따라 국지탐색의 범위를 설정하고 탐색하는 방법이다[7][8][9][10].

VCA에서는 국지탐색을 수행할 때 초기의 각 예비안경들의 목적함수 값에 따라 해당 예비안경이 선택될 확률을 부여한다. 이를 위해 먼저 목적함수 값에 따라 각 예비안경의 순위를 부여, 정렬하고 다음으로 총 예비안경의 수를 각 예비안경의 순위로 나누어 각각의 선택확률을 부여한다. 이렇게 결정된 선택확률은 국지탐색 과정에 영향을 미친다. Fig. 5에서는 예비안경의 선택확률에 대한 계산을 보여주고 있다.

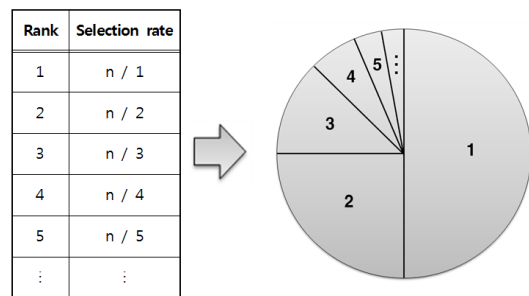


Fig. 5. Calculating selection rate

Fig. 6에서는 각 결정변수별 DR을 나타내고 있다. 앞에서 언급한 바와 같이 결정변수별로 DR_1 , DR_2 를 가지게 되며 이는 국지탐색, 전역탐색의 확률 및 전역탐색에서의 탐색방향에 직접적으로 영향을 미친다.

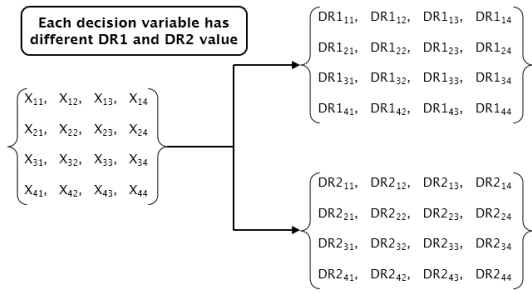


Fig. 6. Schematic of making division rate in 4D benchmark problem

DR에 의한 계산과정이 끝난 후 MR에 따라 MTF의 개념을 적용한 국지탐색을 실시하게 된다. MTF란 렌즈의 해상력을 보여주는 수치로 MR의 확률에 따라 MTF의 적용이 결정되었을 경우 MTF의 계산방식은 아래의 Fig. 7과 같다.

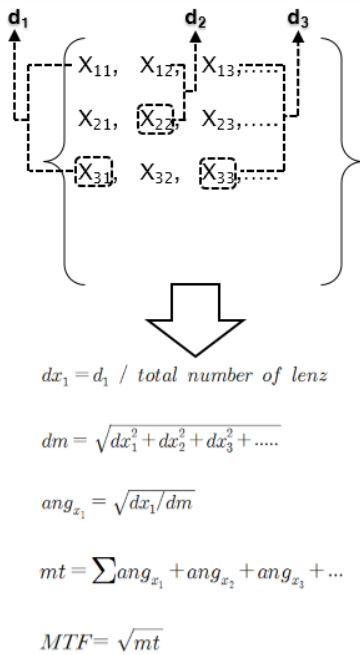


Fig. 7. Calculating MTF

MTF를 계산하여 적용할 때 사용자의 편의성을 증대시키기 위한 렌즈의 압축을 위해 CF를 적용하였다. CF의 경우 iteration이 증가함에 따라 국지탐색의 범위를 줄이는 방식으로 적용되며, 이때의 목적함수의 탐색범위는 Fig. 8와 같은 형태를 보인다.

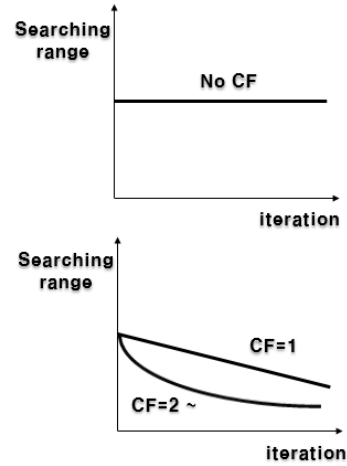


Fig. 8. Search convergence shape by cf

MTF와 CF를 적용한 식은 다음의 Eq. (1)과 같다.

$$sx(1,j) = sx(1,j) \times \left\{ 1 + \frac{MTF \times rand(-1,1)}{\left(1 - \frac{iteration}{total\ number\ of\ iteration}\right)^{cf}} \right\} \quad (1)$$

$sx(1,j)$: new decision variables

$rand(-1,1)$: random number between -1 and 1

앞의 과정이 끝나면 마찬가지로 AR에 의해 난시교정 여부를 결정하고 난시축에 의한 난시조정을 실시한다. 일반적인 난시축 계산방식은 아래의 Fig. 9와 같이 구형하였다.

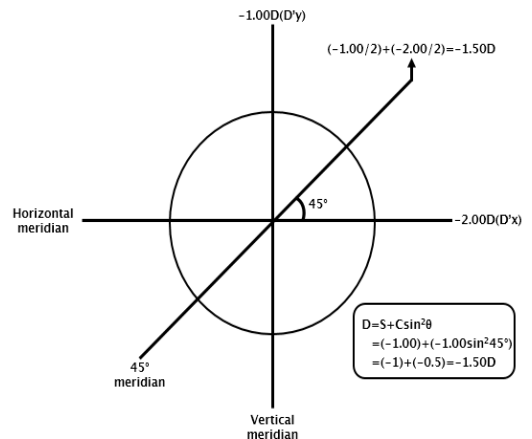


Fig. 9. Example of calculating astigmatism

난시를 고려하여 VCA에 적용된 식은 다음의 Eq. (2)와 같다.

$$sx(1,j) = sx(1,j) \times \{1 + rand(-1,1) \times \sin^2\theta\}$$

$sx(1,j)$: new decision variables

$rand(-1,1)$: random number between -1 and 1

θ : astigmatic angle

(2)

새롭게 결정된 결정변수 집합의 목적함수를 계산하며, 기존의 저장된 목적함수 값들과 비교하여 새로 생성된 결정변수의 목적함수가 우수할 경우, 기존의 가장 좋지 않은 목적함수를 나타내는 결정변수 집합과 교체하여 업데이트한다.

3. 적용결과

VCA의 성능을 검토하기 위하여 결정변수의 개수가 2개인 수학적 벤치마킹 문제 2개, 결정변수의 개수가 30개인 수학적 벤치마킹 문제 2개, 그리고 공학문제 1개에 적용하였다. 각 문제의 최적값과 변수의 개수는 다음의 Table 3과 같다.

Table 3. Specification of benchmark functions

Benchmark problems	Optimal value	Number of decision variables
Six hump camel back	-1.031628	2
Easton and fenton	1.74	2
Schwefel	0	30
Hyper sphere	0	30
Speed reducer design	2994.47	7

먼저 결정변수의 개수가 2개인 평가기준 문제를 적용하여 VCA의 성능을 검증하여 보았다. 평가기준 문제의 적용결과에서 언급된 NFEs란 Number of Function Evaluations의 약자로 1회의 반복시산에서 검토되는 목적함수의 계산 횟수와 설정된 전체 반복시간 횟수의 곱하여 나타내는 값으로, 얼마나 빨리 최적해를 산출해낼

수 있는지를 정량적으로 나타내는 지표라 할 수 있다.

결정변수의 개수가 2개인 수학적 벤치마킹 문제에서 비교한 최적화 알고리즘은 HS, WCA 등이 있다. 아래의 Eq. (3)은 Six Hump Camel Back function이고 Table 4에서는 적용결과를 비교하여 보았다.

$$Min f(x) = 4x_1^2 - 2.1x_1^4 + \frac{1}{3}x_1^6 + x_1x_2 - 4x_2^2 + 4x_2^4$$

subject to $-10 < x_1 < 10$

$-10 < x_2 < 10$

(3)

Table 4. Comparison of solutions for Application of 2D benchmark function(Six Hump Camel Back)[11]

	HS	WCA	VCA
Mean solution	-	-1.0316	-1.0316
Best solution	-1.0316	-1.0316	-1.0316
Worst solution	-	-1.0316	-1.0316
SD	-	7.89E-10	0.00E+00
NFEs	4,870	3,105	935

적용결과를 살펴보면 HS, WCA, VCA 모두 가장 좋은 값(best solution)은 동일하다. 하지만 HS의 경우 가장 나쁜 값(worst solution), 평균값(mean solution) 등의 결과가 없으며, NFEs값도 WCA, VCA에 비해 상대적으로 큰 것을 확인할 수 있다. WCA의 경우 세 결과 모두 VCA와 동일하지만 표준편차(standard deviation, SD)를 살펴보면 WCA에서의 결과는 각 모의결과마다 미세하게 차이가 나는 것을 볼 수 있다. 또한 NFEs값이 VCA에 비해 약 3배 이상 차이가 나는 것을 볼 수 있어 최적값을 찾는 데 더 많은 목적함수의 계산이 필요하다. 아래의 Eq. (4)는 Easton and Fenton function이고 Table 5에서 적용결과를 비교하여 보았다.

$$Min f(x) = \left\{ 12 + x_1^2 + \frac{1 + x_2^2}{x_1^2} + \frac{x_1^2 x_2^2}{(x_1 x_2)^4} \right\} \left(\frac{1}{10} \right)$$

subject to $-10 < x_1 < 10$

$-10 < x_2 < 10$

(4)

Table 5. Comparison of solutions for Application of 2D benchmark function(Easton and Fenton)[11]

	HS	WCA	VCA
Mean solution	-	1.7441	1.7441
Best solution	1.7441	1.7441	1.7441
Worst solution	-	1.7441	1.7441
SD	-	1.96E-06	0.00E+00
NFEs	800	650	328

적용결과를 살펴보면 Six Hump Camel Back 문제에서 보인 결과와 비슷하다. HS의 경우 가장 좋은 값의 결과는 동일하나 나머지 결과를 알 수 없으며 NFEs값도 WCA, VCA보다 많다. 앞선 결과와 마찬가지로, WCA의 경우 SD값을 살펴보면 결과값이 미세하게 차이가 나는 것을 볼 수 있고, NFEs값 역시 VCA에 비해 약 2배 정도 차이가 나는 것을 볼 수 있어 VCA가 보다 더 효율적인 최적화 결과를 도출한 것으로 판단할 수 있다.

종합적으로 VCA는 결정변수의 개수가 2개인 수학적 벤치마킹 문제에서 모두 최적값을 찾고 있으며 각 모의에 대한 표준편차를 고려해보면 다른 알고리즘에 비해 안정된 결과를 보인다.

결정변수의 개수가 30개인 수학적 벤치마킹 문제를 적용하여 VCA의 성능을 검증하여 보았다. 아래의 Eq. (5)는 Schwefel function이고 Table 6에서는 적용결과를 비교하여 보았다. 결정변수의 개수가 30개인 평가기준 문제에서 비교한 최적화 알고리즘은 GAF(Genetic algorithms with floating-point representation), SCE-UA(Shuffled complex evolution algorithm), MSCE(Modified shuffled complex evolution algorithm) 등이 있다.

$$Min f(x) = 418.9829 \times N - \sum_{i=1}^N x_i \sin(\sqrt{|x_i|})$$

$$subject\ to \quad -500 < x_i < 500,$$

$$i = 1, \dots, 30$$

(5)

Table 6. Comparison of solutions for Application of 30D benchmark function(Schwefel)[11]

	GAF	SCE-UA	MSCE	VCA
Mean solution	5434.8	8042.6031	1.5598	3.81E-04
Best solution	3987.9	7394.4199	0.1072	3.81E-04
Worst solution	6219.6	8594.3853	6.1420	3.81E-04
SD	552.3	228.5129	1.4026	0.00E+00
NFEs	120,000	120,000	120,000	120,000

적용결과를 살펴보면 VCA를 제외한 GAF, SCE-UA, MSCE 모두 최적값을 찾지 못하였다. VCA를 적용하였을 때 Schwefel 문제에서 모든 결과가 최적값을 찾고 있으며 이에 따라 표준편차가 발생하지 않는다. 표준편차의 값이 0인 것은 일정하게 최적값을 찾고 있음을 의미한다.

아래의 Eq. (6)은 Hyper Sphere function이고 Table 7에서는 적용결과를 비교하여 보았다.

$$Min f(x) = \sum_{i=1}^N x_i^2$$

$$subject\ to \quad -5.12 < x_i < 5.12,$$

$$i = 1, \dots, 30$$

(6)

Table 7. Comparison of solutions for Application of 30D benchmark function(Hyper Sphere)[11]

	GAF	SCE-UA	MSCE	VCA
Mean solution	4.83E-05	5.92E-12	0.00E+00	0.00E+00
Best solution	9.56E-11	3.48E-16	0.00E+00	0.00E+00
Worst solution	2.29E-04	5.97E-11	0.00E+00	0.00E+00
SD	4.29E-05	1.212E-11	0.00E+00	0.00E+00
NFEs	120,000	120,000	120,000	120,000

적용결과를 살펴보면 MSCE와 VCA를 제외한 GAF, SCE-UA 모두 최적값을 찾지 못하였다. MSCE와 VCA를 적용하였을 때 Hyper sphere 문제에서 모든 결과가 최적값을 찾고 있으며 이에 따라 표준편차가 발생하지 않는다. 이는 VCA 알고리즘이 일정하게 최적값을 찾고

있음을 의미한다.

종합적으로 VCA는 결정변수의 개수가 30개인 수학적 벤치마킹 문제에서 최적값을 찾고 있으며 안정된 결과를 보이고 있다.

마지막으로 실제 공학문제에 적용하여 성능을 검토하였다. 아래의 Eq. (7)은 Speed reducer design problem function이고 Table 8에서는 적용결과를 비교하여 보았다. Speed reducer design problem function에서 비교한 최적화 알고리즘은 PSO-DE (Particle swarm optimization with differential evolution), MBA 등이 있다.

$$\begin{aligned} \text{Min } f(x) = & 0.7854x_1x_2^2(3.3333x_3^2 + 14.9334x_3 \\ & - 43.0934) - 1.508x_1(x_6^2 + x_7^2) \\ & + 7.4777(x_6^3 + x_7^3) \\ & + 0.7854(x_4x_6^2 + x_5x_7^2) \end{aligned}$$

subject to

$$\begin{aligned} g_1(x) &= \frac{27}{x_1x_2^2x_3} - 1 \leq 0 \\ g_2(x) &= \frac{397.5}{x_1x_2^2x_3^2} - 1 \leq 0 \\ g_3(x) &= \frac{1.93x_4^3}{x_2x_6^4x_3} - 1 \leq 0 \\ g_4(x) &= \frac{1.93x_5^3}{x_2x_7^4x_3} - 1 \leq 0 \\ g_5(x) &= \frac{[(745(x_4/x_2x_3))^2 + 16.9 \times 10^6]^{1/2}}{110x_6^3} - 1 \leq 0 \\ g_6(x) &= \frac{[(745(x_5/x_2x_3))^2 + 157.5 \times 10^6]^{1/2}}{85x_7^3} - 1 \leq 0 \\ g_7(x) &= \frac{x_2x_3}{40} - 1 \leq 0 \\ g_8(x) &= \frac{5x_2}{x_1} - 1 \leq 0 \\ g_9(x) &= \frac{x_1}{12x_2} - 1 \leq 0 \\ g_{10}(x) &= \frac{1.5x_6 + 1.9}{x_4} - 1 \leq 0 \\ g_{11}(x) &= \frac{1.1x_7 + 1.9}{x_5} - 1 \leq 0 \end{aligned}$$

where

$$\begin{aligned} 2.6 \leq x_1 \leq 3.6, \quad 0.7 \leq x_2 \leq 0.8, \quad 17 \leq x_3 \leq 28, \\ 7.3 \leq x_4 \leq 8.3, \quad 7.3 \leq x_5 \leq 8.3, \quad 2.9 \leq x_6 \leq 3.9, \\ 5.0 \leq x_7 \leq 5.5 \end{aligned}$$

(7)

Table 8. Comparison of solutions for Application of engineering benchmark function(Speed reducer design) [12]

	PSO-DE	MBA	VCA
Mean solution	2996.348	2996.690	2994.673
Best solution	2996.348	2994.482	2994.475
Worst solution	2996.348	2996.769	2995.515
SD	6.40E-06	1.56	2.65E-01
NFEs	54,456	6,300	50,000

적용결과를 살펴보면 MBA의 NFEs값이 가장 낮으나 평균값, 가장 좋은 값, 가장 나쁜 값 등에서 VCA의 결과가 가장 좋음을 알 수 있다. SD의 경우 PSO-DE를 적용하였을 때 가장 안정된 결과를 보여주고 있으나 결과가 VCA에 비해 크게 차이남을 볼 수 있다.

종합적으로 결정변수의 개수가 2개인 수학적 벤치마킹 문제, 결정변수의 개수가 30개인 수학적 벤치마킹 문제, 실제 공학문제(Speed reducer design problem) 등에서 VCA의 적용하였을 때 다른 알고리즘에 비해 안정된 좋은 결과를 보였다.

4. 결 론

본 연구에서는 안경의 광학적 특성에서 고안된 새로운 메타휴리스틱 최적화 알고리즘인 Vision Correction Algorithm(VCA)을 개발하였다.

VCA에서는 DR을 적용하여 특정 연산을 통해 새롭게 생성된 결정변수의 목적함수를 기존 저장공간의 목적함수 값들과 비교하여, 새로운 해의 목적함수가 우수할 경우 자동적으로 해당연산을 선택할 확률을 증가시킨다. DR은 DR₁, DR₂ 등의 확률변수를 통해 결정되며 모든 결정변수마다 각각의 DR₁, DR₂를 가지고 있다.

또한 dr를 적용함으로써 몇몇 알고리즘에서 발생하는 전역해를 탐색하지 못하고 지역해에 수렴하는 문제 충분히 해결함으로써 우수한 성능을 보이는 것을 확인하였다. 전역탐색의 경우 근시와 원시로 나뉘어 탐색하게 되며 근시일 때는 오목렌즈를 추가하여 초점거리를 늘려주며 원시일 경우에는 볼록렌즈를 추가하여 초점거리를 줄여 새로운 결정변수의 값을 +방향으로 탐색하거나 -방향

으로 탐색한다.

뿐만 아니라 결정변수 간의 순위거리를 바탕으로 계산된 MTF는 렌즈의 밝기를 나타내는 수치이며 VCA에서는 기존의 안경에서의 렌즈 중 가장 좋은 값과 새로운 렌즈의 거리를 바탕으로 하여 결정변수를 조정한다. VCA에서 적용된 CF는 안경에 있어서 렌즈의 압축횟수를 결정하는 과정이며 최적화 알고리즘에서는 국지탐색에서의 탐색폭을 조정하기 위한 매개변수이다. 난시의 경우 확률(AR)을 기반으로 하여 난시축(AF)에 의해 국지탐색을 실시하는 과정이며 VCA 안에서는 마지막으로 결정변수를 조정하는 단계이다.

VCA의 효율을 검증하기 위해 정변수의 개수가 2개인 수학적 벤치마킹 문제, 결정변수의 개수가 30개인 수학적 벤치마킹 문제, 실제 공학문제에 적용하여 결과를 살펴보았다. 전반적으로 대부분의 문제에서 비교한 다른 알고리즘들에 비해 안정적으로 좋은 값을 찾는 것을 확인하였다.

향후 추가적인 연구를 통하여, 매개변수의 수를 더욱 줄이고 계산과정을 간소화하는 과정이 보완된다면 기존 알고리즘을 대신할 수 있는 기법으로 활용이 가능할 것으로 판단된다.

References

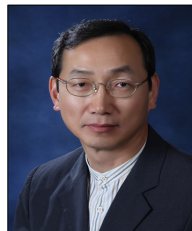
- [1] D. E. Goldberg and J. H. Holland, "Genetic Algorithms and Machine Learning", Machine Learning, Vol.3, Issue 2, pp.95-99, 1988.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1023/A:1022602019183>
- [2] M. Dorigo, Optimization, learning and natural algorithms. Ph. D. Thesis, Politecnico di Milano, Italy, 1992.
- [3] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization", In Neural Networks, 1995. Proceedings, IEEE International Conference on, Vol. 4, pp.1942 - 1948, IEEE, 1995.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/icnn.1995.488968>
- [4] Zong Woo Geem, Joong Hoon Kim, and GV Loganathan, "A new heuristic optimization algorithm: harmony search", Simulation, Vol.76, No.2, pp.60 - 68, 2001.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1177/003754970107600201>
- [5] I. Fister Jr., X.S. Yang, I. Fister, J. Brest, and D. Fister, "A Brief Review of Nature-Inspired Algorithms for Optimization", Elektrotehniški vestnik, Vol.80, No.3, pp.1-7, 2013.
- [6] D.H. Lim, J.H. Lee, and C.W. Ahn, "Differential Evolution Algorithm using Parallel Processing Structure", Journal of the Korean Institute of Information

Scientists and Engineers, Vol.37, No.1, pp. 323-327, 2010.

- [7] Y.Y. Chun, H.S. Choi, S.J. Park, and S.J. Lee, "The Evaluation of Reliability for Exam Distance of Visual Acuity", Journal of the Korean Ophthalmic Optics Society, Vol.19, No.1, pp. 17-22, 2014.
DOI: <http://dx.doi.org/10.14479/jkoos.2014.19.1.17>
- [8] H.J. Pakk, S.W. Lee, and W.D. Kim, "Computer Aided Measurement and Compensation System for Focal Length of Lenses in Camera Manufacture Based on the MTF Performance Using the Line CCD Sensor", Journal of Korean Society for Precision Engineering, Vol.15, No.8, pp. 71-80, 1998.
- [9] G.S. Che, W.S. Chang, and J. Oh, "A Study on the MTF Graphics using Simpson Approximation", Journal of the Korea Navigation Institute, Vol.16, No.2, pp. 401-408, 2014.
- [10] H.J. Bang, J.U. Lee, B.H. Son, K.H. Ahn, and E.J. Choi, "A Study on Assessment of MTF Performance and Theoretical Analysis of Convex Trial Lenses", Korean Journal of Optics and Photonics, Vol.24, No.5, pp. 217-223, 2013.
DOI: <http://dx.doi.org/10.3807/KJOP.2013.24.5.217>
- [11] A. Sadollah, H. Eskandar, A. Bahreininejad and J.H. Kim, "Water cycle algorithm with evaporation rate for solving constrained and unconstrained optimization problems", Applied Soft Computing, Vol.50, May 2015, pp.58-71, 2015.
- [12] A. Sadollah, A. Bahreininejad, H. Eskandar and M. Hamdi, "Mine blast algorithm: A new population based algorithm for solving constrained engineering optimization problems", Applied Soft Computing, Vol.13, No.5, pp.2592-2612, 2013.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.asoc.2012.11.026>

김 중 훈(Kim Joong Hoon)

[정회원]



- 1984년 2월 : 고려대학교 토목공학과 (공학사)
- 1986년 12월 : Virginia Polytechnic Institute & State Univ. (공학석사)
- 1992년 2월 : Univ. of Texas at Austin(공학박사)
- 1993년 3월 ~ 현재 : 고려대학교 건축사회환경공학부 교수

<관심분야>

수문학, 수리학, 수자원공학

이 의 훈(Lee Eui Hoon)

[정회원]



- 2003년 2월 : 고려대학교 토목환경 공학과 (공학사)
- 2005년 2월 : 고려대학교 사회환경 시스템공학과 수자원공학 (공학석사)
- 2013년 9월 ~ 현재 : 고려대학교 건축사회환경공학과 수자원공학전공 박사과정

<관심분야>

수문학, 수리학, 수자원공학

유 도 근(Yoo Do Guen)

[정회원]



- 2007년 2월 : 고려대학교 사회환경 시스템공학과 (공학사)
- 2009년 2월 : 고려대학교 건축사회 환경공학과 수자원공학 (공학석사)
- 2013년 2월 : 고려대학교 건축사회 환경공학과 수자원공학 (공학박사)

<관심분야>

수문학, 수리학, 수자원공학

최 영 환(Choi Young Hwan)

[정회원]



- 2010년 2월 : 한양대학교 건설환경 시스템공학과 (공학사)
- 2014년 2월 ~ 현재 : 고려대학교 건축사회환경공학과 수자원공학전공 석.박사 통합과정

<관심분야>

수문학, 수리학, 수자원공학