



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2019-0092135
(43) 공개일자 2019년08월07일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G06N 3/12 (2006.01)

(52) CPC특허분류

G06N 3/126 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2018-0011562

(22) 출원일자 2018년01월30일

심사청구일자 2018년01월30일

(71) 출원인

서울대학교산학협력단

서울특별시 관악구 관악로 1 (신림동)

고려대학교 산학협력단

서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)

(72) 발명자

이종민

서울특별시 관악구 관악로 1 서울대학교 공과대학 302동 723호

이관영

서울특별시 용산구 한강대로 26, 101동 1807호

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

강문호

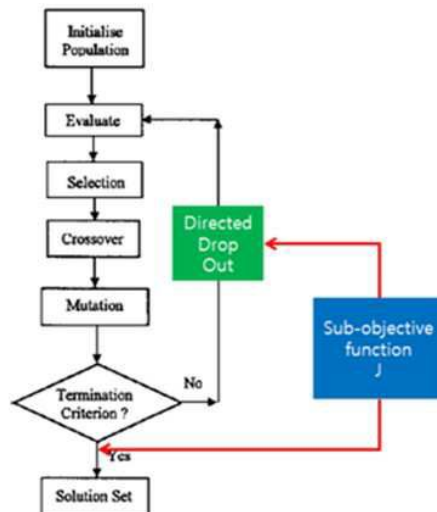
전체 청구항 수 : 총 12 항

(54) 발명의 명칭 최적화 계산 장치 및 방법

(57) 요약

최적화 계산 장치 및 방법이 제공된다. 최적화 계산 장치는 복수 개의 입력 데이터로부터 복수 개의 제1 해(S1)를 구하고, 상기 제1 해(S1)로부터 다시 제2 해(S2)를 구하며, 상기 과정을 반복 수행하여 최적 해(Sm)를 도출하는 알고리즘 모듈 및 상기 알고리즘 모듈에 연결되어 (i+1) 번째 해를 구하기 위해 i 번째 해의 유사도를 계산하는 유사도 판별 모듈을 포함할 수 있다. ($1 \leq i \leq m-1$)

대표도 - 도1



(72) 발명자

김연수

서울특별시 관악구 관악로 1 서울대학교 공과대학
302동 713호

박태균

서울특별시 관악구 관악로 1 서울대학교 공과대학
302동 713호

최고봉

서울특별시 관악구 관악로 1 서울대학교 공과대학
302동 713호

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 2016R1A5A1009592

부처명 과학기술정보통신부

연구관리전문기관 한국연구재단

연구사업명 선도연구센터사업

연구과제명 초저에너지 자동차 초저배출 사업단

기 여 율 1/1

주관기관 고려대학교 산학협력단

연구기간 2018.01.01 ~ 2018.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

복수 개의 입력 데이터로부터 복수 개의 제1 해(S1)를 구하고, 상기 제1 해(S1)로부터 다시 제2 해(S2)를 구하며, 상기 과정을 반복 수행하여 최적 해(Sm)를 도출하는 알고리즘 모듈; 및

상기 알고리즘 모듈에 연결되어,

(i+1) 번째 해를 구하기 위해 i 번째 해의 유사도를 계산하는 유사도 판별 모듈을 포함하는 것을 특징으로 하는 최적화 계산 장치.($1 \leq i \leq m-1$)

청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 알고리즘 모듈은,

상기 유사도 판별 모듈에서 계산된 유사도에 따라 i 번째 해가 클러스터링되고, 상기 클러스터링된 i 번째 해에서 임의의 해가 선택되어 (i+1) 번째 해를 구하는 것을 특징으로 하는 최적화 계산 장치.

청구항 3

제 2 항에 있어서,

상기 알고리즘 모듈은,

상기 유사도의 평균, 표준편차, 신뢰도, 및 신뢰구간을 이용한 통계적 추정 방법으로 상기 클러스터링이 수행되는 것을 특징으로 하는 최적화 계산 장치.

청구항 4

제 3 항에 있어서,

상기 알고리즘 모듈은,

상기 신뢰도에 의해 상기 클러스터링이 제어되는 것을 특징으로 하는 최적화 계산 장치.

청구항 5

제 1 항에 있어서,

상기 유사도 판별 모듈은 유사도 판별 함수를 이용하여 상기 유사도가 계산되고,

상기 유사도 판별 함수는,

(i-1) 번째의 해 벡터의 무게 중심을 나타내는 기준 벡터(O_i), 상기 기준 벡터와 i 번째 해 벡터 사이의 반지름($r_{i,jk}$, $r_{i,jl}$), i 번째의 서로 다른 두 해 벡터 사이의 인접거리($d_{i,jk,jl}$), 및 상기 두 해 벡터와 상기 기준 벡터를 기준으로 이루는 각($\theta_{i,jk,jl}$)을 이용하는 것을 특징으로 하는 최적화 계산 장치.

청구항 6

제 5 항에 있어서,

상기 유사도 판별 함수는,

상기 기준 벡터, 상기 반지름, 상기 인접거리, 상기 각을 이용한 다음 식

$$J_{i,jk,jl} \equiv \frac{(r_{i,jk} - r_{i,jl})^2 + d_{i,jk,jl}^2}{\|O_i\|^2} \times \tan(\theta_{i,jk,jl})$$

인 것을 특징으로 하는 최적화 계산 장치.

청구항 7

복수 개의 입력 데이터로부터 복수 개의 제1 해(S1)를 구하는 제1 단계;

상기 제1 해(S1)를 이용하여 유사도를 계산하고 클러스터링 하는 제2 단계;

상기 클러스터링된 제1 해(S1)에서 임의의 해를 선택하여 제2 해(S2)를 구하는 제3 단계; 및

상기 제2 단계 및 상기 제3 단계를 반복적으로 수행하여 최적 해(Sm)를 도출하는 제4 단계를 포함하는 최적화 계산 방법.

청구항 8

제 7 항에 있어서,

상기 제2 단계는,

(i+1) 번째 해를 구하기 위해 i 번째 해의 유사도가 계산되고,

상기 유사도에 따라 i 번째 해가 클러스터링되며, 상기 클러스터링된 i 번째 해에서 임의의 해가 선택되어 (i+1) 번째 단계가 진행되는 것을 특징으로 하는 최적화 계산 방법.($1 \leq i \leq m-1$)

청구항 9

제 7 항에 있어서,

상기 제2 단계는,

상기 유사도의 평균, 표준편차, 신뢰도, 및 신뢰구간을 이용한 통계적 추정 방법으로 상기 클러스터링이 수행되는 것을 특징으로 하는 최적화 계산 방법.

청구항 10

제 9 항에 있어서,

상기 제2 단계는,

상기 신뢰도에 의해 상기 클러스터링이 제어되는 것을 특징으로 하는 최적화 계산 방법.

청구항 11

제 8 항에 있어서,

상기 제2 단계는 유사도 판별 함수를 이용하여 상기 유사도가 계산되고,

상기 유사도 판별 함수는,

(i-1) 번째의 해 벡터의 무게 중심을 나타내는 기준 벡터(O_i), 상기 기준 벡터와 i 번째 해 벡터 사이의 반지름($r_{i,jk}$, $r_{i,jl}$), i 번째의 서로 다른 두 해 벡터 사이의 인접거리($d_{i,jk,jl}$), 및 상기 두 해 벡터와 상기 기준 벡터를 기준으로 이루는 각($\theta_{i,jk,jl}$)을 이용하는 것을 특징으로 하는 최적화 계산 방법.

청구항 12

제 11 항에 있어서,

상기 유사도 판별 함수는,

상기 기준 벡터, 상기 반지름, 상기 인접거리, 상기 각을 이용한 다음 식

$$J_{i,jk,jl} \equiv \frac{(r_{i,jk} - r_{i,jl})^2 + d_{i,jk,jl}^2}{\|O_i\|^2} \times \tan(\theta_{i,jk,jl})$$

인 것을 특징으로 하는 최적화 계산 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 최적화 계산 장치 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 유전 알고리즘(Genetic Algorithm)은 자연계의 유전학에 바탕을 두며, 특히 다윈의 적자생존 이론을 기본 개념으로 한다. 유전자 프로그래밍에서는 문제에 대한 가능한 해(솔루션)들을 나열한 뒤, 유전자들을 변화시켜 정확도가 높은 해들을 만들어 낸다. 즉, 유전 알고리즘은 더 좋은 답을 찾아 가기 위해 진화를 모방한 탐색 알고리즘이라고 할 수 있다.

[0003] 이처럼 유전 알고리즘은 견고함과 수렴성 때문에 다양한 최적화 문제에서 솔루션을 얻는데 널리 사용된다. 하지만, 휴리스틱 기반(heuristic-based) 알고리즘이기 때문에 특히 종료 단계에서 사용자의 임의적인 판단이 관련될 수 있는 가능성이 크고, 문제의 복잡성이 커짐에 따라 계산 시간이 급격히 늘어나는 단점을 가진다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0004] 상기와 같은 문제점을 해결하기 위하여, 본 발명은 보다 효율적인 최적화 계산 장치를 제공한다.

[0005] 상기와 같은 문제점을 해결하기 위하여, 본 발명은 상기 최적화 계산 장치를 이용한 최적화 계산 방법을 제공한다.

[0006] 본 발명의 다른 목적들은 다음의 상세한 설명과 첨부한 도면으로부터 명확해 질 것이다.

과제의 해결 수단

[0007] 본 발명의 실시예들에 따른 최적화 계산 장치는 복수 개의 입력 데이터로부터 복수 개의 제1 해(S1)를 구하고, 상기 제1 해(S1)로부터 다시 제2 해(S2)를 구하며, 상기 과정을 반복 수행하여 최적 해(Sm)를 도출하는 알고리즘 모듈 및 상기 알고리즘 모듈에 연결되어 (i+1) 번째 해를 구하기 위해 i 번째 해의 유사도를 계산하는 유사도 판별 모듈을 포함할 수 있다. (1 ≤ i ≤ m-1)

[0008] 상기 알고리즘 모듈은 상기 유사도 판별 모듈에서 계산된 유사도에 따라 i 번째 해가 클러스터링되고, 상기 클러스터링된 i 번째 해에서 임의의 해가 선택되어 (i+1) 번째 해를 구할 수 있다.

[0009] 상기 알고리즘 모듈은 상기 유사도의 평균, 표준편차, 신뢰도, 및 신뢰구간을 이용한 통계적 추정 방법으로 상기 클러스터링이 수행될 수 있다.

[0010] 상기 알고리즘 모듈은 상기 신뢰도에 의해 상기 클러스터링이 제어될 수 있다.

[0011] 상기 유사도 판별 모듈은 유사도 판별 함수를 이용하여 상기 유사도가 계산되고, 상기 유사도 판별 함수는 (i-1) 번째의 해 벡터의 무게 중심을 나타내는 기준 벡터(O_i), 상기 기준 벡터와 i 번째 해 벡터 사이의 반지름 (r_{i,jk}, r_{i,jl}), i 번째의 서로 다른 두 해 벡터 사이의 인접거리(d_{i,jk,jl}), 및 상기 두 해 벡터와 상기 기준 벡터를 기준으로 이루는 각(θ_{i,jk,jl})을 이용할 수 있다.

[0012] 상기 유사도 판별 함수는 상기 기준 벡터, 상기 반지름, 상기 인접거리, 상기 각을 이용한 다음 식

$$J_{i,jk,jl} \equiv \frac{(r_{i,jk} - r_{i,jl})^2 + d_{i,jk,jl}^2}{\|O_i\|^2} \times \tan(\theta_{i,jk,jl})$$

일 수 있다.

[0013] 본 발명의 실시예들에 따른 최적화 계산 방법은 복수 개의 입력 데이터로부터 복수 개의 제1 해(S1)를 구하는

제1 단계, 상기 제1 해(S1)를 이용하여 유사도를 계산하고 클러스터링 하는 제2 단계, 상기 클러스터링된 제1 해(S1)에서 임의의 해를 선택하여 제2 해(S2)를 구하는 제3 단계 및 상기 제2 단계 및 상기 제3 단계를 반복적으로 수행하여 최적 해(Sm)를 도출하는 제4 단계를 포함할 수 있다.

[0014] 상기 제2 단계는 (i+1) 번째 해를 구하기 위해 i 번째 해의 유사도가 계산되고, 상기 유사도에 따라 i 번째 해가 클러스터링되며, 상기 클러스터링된 i 번째 해에서 임의의 해가 선택되어 (i+1) 번째 단계가 진행될 수 있다. ($1 \leq i \leq m-1$)

[0015] 상기 제2 단계는 상기 유사도의 평균, 표준편차, 신뢰도, 및 신뢰구간을 이용한 통계적 추정 방법으로 상기 클러스터링이 수행될 수 있다.

[0016] 상기 제2 단계는 상기 신뢰도에 의해 상기 클러스터링이 제어될 수 있다.

[0017] 상기 제2 단계는 유사도 판별 함수를 이용하여 상기 유사도가 계산되고, 상기 유사도 판별 함수는 (i-1) 번째의 해 벡터의 무게 중심을 나타내는 기준 벡터(O_i), 상기 기준 벡터와 i 번째 해 벡터 사이의 반지름 ($r_{i,jk}$, $r_{i,jl}$), i 번째의 서로 다른 두 해 벡터 사이의 인접거리($d_{i,jk,jl}$), 및 상기 두 해 벡터와 상기 기준 벡터를 기준으로 이루는 각($\theta_{i,jk,jl}$)을 이용할 수 있다.

[0018] 상기 유사도 판별 함수는 상기 기준 벡터, 상기 반지름, 상기 인접거리, 상기 각을 이용한 다음 식

$$J_{i,jk,jl} \equiv \frac{(r_{i,jk} - r_{i,jl})^2 + d_{i,jk,jl}^2}{\|O_i\|^2} \times \tan(\theta_{i,jk,jl})$$

일 수 있다.

발명의 효과

[0019] 본 발명의 실시예들에 따르면 계산 속도가 향상된 최적화 계산 장치를 제공할 수 있다.

[0020] 본 발명의 실시예들에 따르면 수학적 신뢰도를 부여하여 결과적 신뢰도를 높일 수 있는 최적화 계산 장치를 제공할 수 있다.

[0021] 본 발명의 실시예들에 따르면 상기 장치를 이용한 최적화 계산 방법을 제공할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0022] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 흐름도이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 $Z_{\text{confidence}}$ 의 프로파일을 나타낸다.

도 3은 본 발명의 다른 실시예에 따른 알고리즘을 수행하기 위한 벡터값이다.

도 4는 도 3의 알고리즘을 수행한 결과를 나타낸다.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 실제 해 벡터와의 각을 나타낸다.

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 실제 해 벡터와의 거리를 나타낸다.

도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 목적 함수 값을 나타낸다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0023] 이하, 실시예들을 통하여 본 발명을 상세하게 설명한다. 본 발명의 목적, 특징, 장점은 이하의 실시예들을 통해 쉽게 이해될 것이다. 본 발명은 여기서 설명되는 실시예들에 한정되지 않고, 다른 형태로 구체화될 수도 있다. 여기서 소개되는 실시예들은 개시된 내용이 철저하고 완전해질 수 있도록 그리고 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 본 발명의 사상이 충분히 전달될 수 있도록 하기 위해 제공되는 것이다. 따라서, 이하의 실시예들에 의하여 본 발명이 제한되어서는 안 된다.

[0024] 본 명세서에서 제1, 제2 등의 용어가 다양한 요소들(elements)을 기술하기 위해서 사용되었지만, 상기 요소들이 이 같은 용어들에 의해서 한정되어서는 안 된다. 이러한 용어들은 단지 상기 요소들을 서로 구별시키기 위해서 사용되었을 뿐이다. 또, 어떤 요소가 다른 요소 위에 있다고 언급되는 경우에 그것은 다른 요소 위에 직접 형성될 수 있거나 또는 그들 사이에 제3의 요소가 개재될 수도 있다는 것을 의미한다.

- [0025] 도면들에서 요소의 크기, 또는 요소들 사이의 상대적인 크기는 본 발명에 대한 더욱 명확한 이해를 위해서 다소 과장되게 도시될 수 있다. 또, 도면들에 도시된 요소의 형상이 제조 공정상의 변이 등에 의해서 다소 변경될 수 있을 것이다. 따라서, 본 명세서에서 개시된 실시예들은 특별한 언급이 없는 한 도면에 도시된 형상으로 한정되어서는 안 되며, 어느 정도의 변형을 포함하는 것으로 이해되어야 한다.
- [0026] 본 발명에서 i 는 입력 데이터로부터 해를 구하는 알고리즘 한 회분의 수행 과정으로서, 상기 알고리즘의 성격에 따라 단계 또는 세대로 표현될 수 있고, 상기 표현에 한정되지 않는다.
- [0028] 본 발명에서 사용되는 알고리즘과 관련된 실시에서는 네 가지 요건이 필요하다. 상기 요건은 유전 알고리즘 사용에 대한 기본 전제 조건에 해당될 수 있다.
- [0029] 첫째, 모든 해는 유전적 표현을 가진다. 상기 유전 알고리즘을 사용하기 위한 기본 요건이다.
- [0030] 둘째, 목적 함수는 해 도메인의 모든 값에 대해 발산하지 않는다. 상기 목적 함수가 상기 해 도메인의 일부 요소에 대해 발산하면 최적의 해를 얻는 것이 부적절하다.
- [0031] 셋째, 최적화 문제를 해결하는 데는 한정된 시간이 소요된다. 기존의 알고리즘과 본 발명에서 사용되는 유전 알고리즘의 효율성을 비교하기 위해 처리해야 할 최적화 문제는 한정된 시간 내에 해결되어야 한다.
- [0032] 넷째, 주어진 제약 조건 하에서 최적의 해가 존재한다. 상기 최적의 해가 주어진 범위 내에 있지 않으면, 상기 유전 알고리즘 사용의 필요성이 사라진다.
- [0034] **[최적화 계산 장치]**
- [0035] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 흐름도이다.
- [0036] 도 1을 참조하면, 최적화 계산 장치는 알고리즘 모듈 및 유사도 판별 모듈을 포함할 수 있다.
- [0037] 상기 알고리즘 모듈은 복수 개의 입력 데이터로부터 복수 개의 제1 해(S_1)를 구하고, 상기 제1 해(S_1)로부터 다시 제2 해(S_2)를 구하며, 상기 과정을 반복 수행하여 최적 해(S_m)를 도출할 수 있다. 상기 알고리즘 모듈은 복수의 개체를 진화시켜 세대를 거듭하며 해를 도출하는 유전 알고리즘이 사용될 수 있다. 상기 알고리즘 모듈은 모집단 초기화부, 평가부, 선택부, 교차 및 돌연변이부, 및 종결부를 포함할 수 있다.
- [0038] 모집단 초기화(Initialization of population)부는 모집단을 결정할 수 있다. 상기 모집단의 크기는 최적화할 문제의 성격을 고려하여 사용자에게 의해 결정될 수 있다. 일반적으로 상기 모집단은 실현 가능한 해의 전체 범위에서 무작위로 생성될 수 있다.
- [0039] 평가(Evaluation)부는 생성된 상기 모집단에 대해 목적 함수의 값이 평가 된다. 상기 목적 함수는 다목적 함수가 될 수 있다.
- [0040] 선택(Selection)부는 상기 평가를 바탕으로, 엘리트 해 개체군이 새로운 세대를 낳기 위해 선정될 수 있다.
- [0041] 교차 및 돌연변이(Crossover and Mutation)부는 선택된 상기 해 개체군이 새로운 세대의 개체군을 생성하기 위해 교차 및 돌연변이법이 사용될 수 있다. 그 결과, 이전의 해 집단과 다른 새로운 해 집단이 생성될 수 있다.
- [0042] 종결(Termination)부는 최소 조건을 만족하는 해를 찾아 특정 수치의 생성에 도달하거나 사용자의 임의 조건을 만족하면, 상기 알고리즘이 종결될 수 있다.
- [0044] 상기 유사도 판별 모듈은 상기 알고리즘 모듈에 연결되어, $(i+1)$ 번째 해를 구하기 위해 i 번째 해의 유사도를 계산할 수 있다. 상기 유사도 판별 모듈은 클러스터링(Clustering)을 위한 부목적 함수(Sub-objective function), 즉 유사도 판별 함수를 가질 수 있다. 상기 유사도 판별 함수는 각 세대에 대한 기준이 검토될 때 해를 획득하기 위해 요구되는 계산 시간이 쉽게 증가되기 때문에, 쉽게 계산될 수 있는 기본 함수를 사용할 수 있다.
- [0045] 상기 유사도 판별 함수를 만들기 위해서 기준 벡터, 반지름, 인접거리, 및 각 등의 수학 개념이 사용될 수 있다.

[0046] 기준 벡터(Reference vector, O_i)는 해 벡터 간의 유사성을 결정하는 벡터로 식 (1)과 같이 교차부와 돌연변이 부의 각 $(i-1)^{th}$ 단계에서 얻은 해 벡터, $s_{i-1,jk}$ 의 평균값으로 정의될 수 있다. 즉, 세대가 갱신될 때, 이전 세대의 무게 중심(Center of gravity) 벡터로, i 번째 기준 벡터는 $(i-1)$ 번째 세대의 해 벡터들의 무게 중심으로 표현될 수 있다. 초기 값은 사용자가 입력한 값으로 정의될 수 있다. 각 세대의 해 벡터의 개수 j_k 의 값은 각 세대에 따라, 즉 i 의 값에 따라 변할 수 있다.

$$O_i \equiv \frac{\sum s_{i-1,jk}}{j} \quad (1)$$

[0049] 반지름(Radius, $r_{i,jk}$)은 식 (2)와 같이 각 세대에서 생성된 모든 k 해 벡터와 i^{th} 세대의 기준 벡터 사이의 유클리드 놈(Euclidean norm)으로 정의될 수 있다. 상기 반지름이 감소할수록 유사도는 주어진 기준 벡터에 대해 증가한다.

$$r_{i,jk} \equiv d(O_i, s_{i,jk}) \quad (2)$$

[0052] 인접 거리(Adjacent distance, $d_{i,jk,jl}$)는 식 (3)과 같이 동일 세대의 서로 다른 두 해 벡터 $s_{i,jk}$ 와 $s_{i,jl}$ 사이의 유클리드 놈으로 정의될 수 있다. 상기 인접 거리가 가까울수록 유사도가 높아진다.

$$d_{i,jk,jl} \equiv d(s_{i,jk}, s_{i,jl}) \quad (3)$$

[0055] 각(Angle)은 식 (4)와 같이 동일 세대의 서로 다른 두 해 벡터가 상기 기준 벡터 O_i 를 기준으로 하여 이루는 각 $\theta_{i,jk,jl}$ 로 정의될 수 있다. 두 벡터 사이의 각이 작을수록 유사도가 높아진다.

$$\theta_{i,jk,jl} \equiv \cos^{-1} \frac{(s_{i,jk} - O_i) \cdot (s_{i,jl} - O_i)}{\|s_{i,jk} - O_i\| \|s_{i,jl} - O_i\|} \quad (4)$$

[0058] 상기 수학적 개념들을 이용하여 상기 유사도 판별 함수는 식 (5)와 같이 나타낼 수 있다.

$$J_{i,jk,jl} \equiv \frac{(r_{i,jk} - r_{i,jl})^2 + d_{i,jk,jl}^2}{\|O_i\|^2} \times \tan(\theta_{i,jk,jl}) \quad (5)$$

[0060] 상기 유사도 판별 함수는 i^{th} 세대에 속한 k 개의 해 벡터에 대하여 kC_2 번 계산될 수 있다. 만약 두 해 벡터가 같을 경우, 상기 함수 값은 0 이 된다.

[0062] 상기 유사도 판별 모듈에는 드롭 아웃 정책(Drop out policy)이 포함될 수 있다. 상기 드롭 아웃 정책은 계산된 유사도 판별 함수를 기반으로 설정될 수 있다. $J_{i,jk,jl} \leq K$ 이면, $s_{i,jk}$ 및 $s_{i,jl}$ 가 동일한 그룹에 속하는 것으로 취급되고, 그 중 하나는 드롭 아웃된다. K 는 후술하는 통계적 추정에 의해 결정될 수 있다.

[0064] [통계적 추정(Statistical Estimation)]

[0065] 통계적 추정은 표본 값으로부터 모집단 평균을 추정하는데 사용될 수 있다. 표본 수가 증가함에 따라 신뢰도는

증가하지만 효율성은 감소할 수 있다.

식 (6), (7), 및 (8)은 평균 및 분산(Mean and Variance)을 나타낸다.

$$r_{m,i} \equiv \text{mean}(r_{i,jk}), v_{r,m,i} \equiv \text{var}(r_{i,jk}) \quad (6)$$

$$d_{m,i} \equiv \text{mean}(d_{i,jk,jl}), v_{d,m,i} \equiv \text{var}(d_{i,jk,jl}) \quad (7)$$

$$\theta_{m,i} \equiv \text{mean}(\theta_{i,jk,jl}), v_{\theta,m,i} \equiv \text{var}(\theta_{i,jk,jl}) \quad (8)$$

상기 평균 및 분산을 기반으로 표준화 방법을 사용하면 간격을 설정(Interval generation)할 수 있다. 해가 특정한 수학적 신뢰도, $Z_{\text{confidence}}$ 를 가진 동일한 그룹에 속하는 것처럼 취급되는 가상 간격을 갖게 된다.

$$U_{\text{variable}} = [m_{\text{variable}} - \alpha, m_{\text{variable}} + \alpha] \quad (9)$$

여기서,
$$\alpha = Z_{\text{confidence}} \times \frac{\sigma(U_{\text{variable}})}{\sqrt{n}}$$
이다. 예를 들어, 95% 신뢰도를 사용하면 $Z_{\text{confidence}} = 1.96$ 이다. 여기서 n 은 U_{variable} 의 수이다.

K 는 여러 가지 방법으로 정의될 수 있는데, 본 발명에서는 식 (10)과 같이 가장 간단한 형태로 정의될 수 있다.

$$K \equiv \min(U_r, U_d, U_\theta) \quad (10)$$

유사도 판별 함수의 통계적 추정을 기반으로 상기 해가 상기 가상 간격만큼 클러스터링될 수 있다. 상기 클러스터링된 해 그룹에서, 동일 그룹내에 속한 해들은 유사한 것으로 판단되어, 임의의 해 하나만을 추출하여 다음 세대로 계산을 진행시킬 수 있다. 상기 세대가 거듭될수록 상기 클러스터링되는 해의 그룹의 수는 줄어들 수 있고, 그에 따라 계산 속도도 빨라질 수 있다. 사용자가 설정한 일정 기준에 도달되면 상기 계산이 종결될 수 있다.

[$Z_{\text{confidence}}$ 의 프로파일]

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 $Z_{\text{confidence}}$ 의 프로파일을 나타낸다. 새로운 세대가 만들어지면, $Z_{\text{confidence}}$ 값의 제어에 의해 효율적으로 추출된 해 벡터의 수를 줄일 수 있다. 시스템에 따라 다양한 $Z_{\text{confidence}}$ 의 프로파일이 가능해진다. 예를 들어, 단조 증가 함수 및 단조 감소 함수가 사용될 수 있다.

단조 증가 함수(Monotone increasing function)는 $Z_{\text{confidence}}$ 값이 계속 증가함에 따라 추출된 해의 수와 계산 시간을 줄일 수 있다. 세대에 따른 상기 $Z_{\text{confidence}}$ 의 감소 정도는 사용자의 필요에 따라 적절하게 조정될 수 있다. 상기 함수는 획득된 해 사이의 유사도가 높을 때 사용될 수 있다.

단조 감소 함수(Monotone decreasing function)가 적용될 때, 추출된 해 벡터의 수는 세대에 걸쳐 증가될 수 있다. 모든 간격에 대해 상기 함수를 사용하면 관측 범위가 증가하는 동안 계산량이 증가한다는 단점이 있다. 상기 함수는 해 벡터의 수가 너무 작아 유전 알고리즘으로 진행할 수 없을 때 사용될 수 있다.

상기 획득된 해와 그로부터 계산된 목적 함수의 값 사이의 유사성에 기초하여 상기 $Z_{\text{confidence}}$ 의 프로파일이 유연하게 설정될 수 있다. 도 2를 참조하면, 본 발명에서는 지수 함수형의 단조 감소 함수가 사용될 수 있다.

[유사도 판별 함수의 적용 과정]

최적화 계산 장치를 이용한 계산 방법은 복수 개의 입력 데이터로부터 복수 개의 제1 해(S1)를 구하는 제1

단계, 상기 제1 해(S1)를 이용하여 유사도를 계산하고 클러스터링 하는 제2 단계, 상기 클러스터링된 제1 해(S1)에서 임의의 해를 선택하여 제2 해(S2)를 구하는 제3 단계 및 상기 제2 단계 및 상기 제3 단계를 반복적으로 수행하여 최적 해(Sm)를 도출하는 제4 단계를 포함할 수 있다.

[0086] 상기 제2 단계는 (i+1) 번째 해를 구하기 위해 i 번째 해의 유사도가 계산되고 상기 유사도에 따라 i 번째 해가 클러스터링되며, 상기 클러스터링된 i 번째 해에서 임의의 해가 선택되어 (i+1) 번째 단계가 진행될 수 있다. ($1 \leq i \leq m-1$)

[0088] 도 3은 본 발명의 다른 실시예에 따른 알고리즘을 수행하기 위한 벡터값들을 나타내고, 도 4는 도 3의 알고리즘을 수행한 결과를 나타낸다. 특정 세대에 속한 7차원 벡터 10개에 대해 본 발명의 알고리즘이 수행되었다.

[0089] 도 3을 참조하면, 이전 세대의 무게 중심인 기준 벡터를 바탕으로 유사도 판별 함수를 계산하고, 상기 계산된 유사도 판별 함수값들의 평균과 표준 편차를 계산한다. 여기서 평균은 8.99, 표준 편차는 6.09로 계산된다.

[0090] 통계적 추정에 사용할 신뢰도를 선택하고, 그에 따른 Z 값을 얻는다. 예를 들어, 95% 신뢰도일 경우, Z는 1.96, 99% 신뢰도일 경우, Z는 2.58 값을 가질 수 있다. 여기서는 95% 신뢰도를 선택하여 1.96의 Z 값을 가진다.

[0091] 상기 평균, 상기 표준 편차, 상기 Z 값을 바탕으로 신뢰구간 L을 계산하고, 상기 유사도 판별 함수 값들 중 최대값과 최소값의 차이를 계산하여 범위를 구하고 R로 정의한다. 여기서 L은 3.77, R은 18.45 이다.

[0092] 상기 L 값과 상기 R 값을 이용하여 식 (11)과 같이 그룹 수 N을 구할 수 있다.

$$N = \left\lceil \frac{R}{L} \right\rceil + 1 \quad (11)$$

[0094] 여기서 N은 5이다.

[0095] 도 4를 참조하면, 상기 유사도 판별 함수 값들을 오름차순으로 정렬한 후 최소값으로부터 L을 더한 값 이하까지를 첫 번째 그룹으로 분할할 수 있다. 나머지 유사도 판별 함수값들에 대해서도 상기 분할 과정을 반복하면, 10개의 벡터가 5개의 그룹으로 분할될 수 있다.

[0096] 상기 분할된 해 벡터를 바탕으로 유전 알고리즘의 다음 세대 계산을 수행할 수 있다. 상기 5개의 그룹에서 임의의 벡터 하나씩을 선택하여 앞선 과정들을 반복하여 수행할 수 있다. 상기 수행의 결과로 사용자가 원하는 신뢰도 하에서 사용자가 결정한 일정 그룹수 이하로 N값이 줄어들면 상기 유전 알고리즘은 종료될 수 있다.

[시뮬레이션]

[0099] 기존의 유전 알고리즘과 본 발명에서 사용된 유전 알고리즘을 비교하기 위해 예시로 수동 선택적 촉매 환원 시스템(pSCR)에 상기 유전 알고리즘들을 적용했다. 상기 적용을 통해 매개 변수를 예측하여, 알려진 기존의 매개 변수 값과 본 발명의 유전 알고리즘을 이용한 결과 값을 비교할 수 있다. 실제 해 벡터와의 각, 거리, 및 목적 함수의 값 등 주요한 비교를 진행할 수 있다.

[0100] 상기 목적 함수는 수동 선택적 촉매 환원 시스템에서 최소화되어야 하는 질소산화물(NOx)과 암모니아(NH₃)의 누적 농도로 설정되고, 세대 수는 35로 고정되었다.

[0101] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 실제 해 벡터와의 각을 나타내고, 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 실제 해 벡터와의 거리를 나타내며, 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 목적 함수 값을 나타낸다.

[0102] 도 5 내지 도 7 에서, 적색은 기존의 유전 알고리즘을 이용한 것을 나타내고, 청색은 본 발명에서 사용된 유전 알고리즘을 이용한 것을 나타낸다. 그리고 본 발명의 유전 알고리즘은 27 세대 이후에 해를 생성하지 않는 것으로 나타난다.

[0103] 도 5를 참조하면, 본 발명의 유전 알고리즘은 2 세대와 27 세대를 제외하고는 모든 부분에서 실제 해 벡터와의 각이 기존의 유전 알고리즘보다 훨씬 작은 값으로 나타난다. 즉, 본 발명의 유전 알고리즘이 기존 유전 알고리즘보다 기존 해 벡터와의 유사도가 더 높은 것으로 나타난다.

[0104] 도 6을 참조하면, 본 발명의 유전 알고리즘이 1 세대부터 17 세대까지 기존의 유전 알고리즘보다 실제 해 벡터

의 거리가 작게 나타나, 유사도가 높은 것으로 판단될 수 있고, 그 이후는 기존의 유전 알고리즘 보다 거리가 크게 나타나 유사도가 낮은 것으로 판단될 수 있다.

[0105] 도 7을 참조하면, 상기 목적 함수는 기존 유전 알고리즘과 본 발명의 유전 알고리즘 방법 모두에서 감소하는 경향을 보이고, 15 세대 이후에는 유의한 변화를 보이지 않는 것으로 나타난다. 상기 15 세대 이후에는 기존의 유전 알고리즘으로부터 얻어진 해 벡터의 목적 함수값이 본 발명의 유전 알고리즘의 목적 함수의 값의 약 절반에 해당하는 것으로 나타난다.

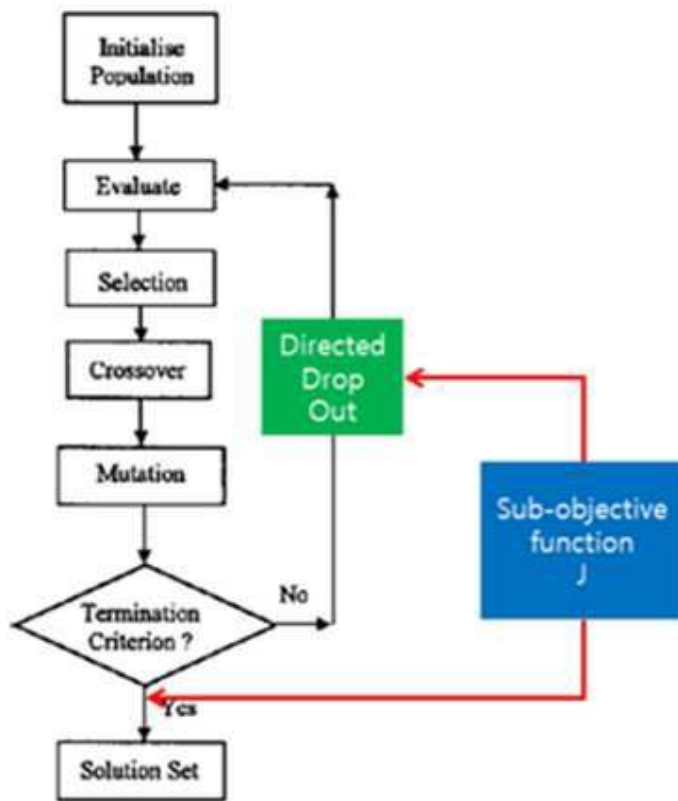
[0106] 본 발명에서 사용된 유전 알고리즘이 기존의 유전 알고리즘보다 각도와 거리에서 더 나은 성능을 보였음에도 불구하고 목적 함수의 계산된 값은 본 발명의 유전 알고리즘이 기존의 유전 알고리즘의 값보다 큰 것으로 나타났다. 그러나 이것은 현재 설정된 $Z_{\text{confidence}}$ 프로파일이 단조 증가 함수이므로, 상기 Z 프로파일이 제어되면 본 발명의 유전 알고리즘으로 27 세대 이후에 더 나은 결과를 얻을 수 있다.

[0107] 게다가, 소요 시간을 비교하면, 기존 유전 알고리즘은 1.6시간/세대까지 소요되었지만, 본 발명의 유전 알고리즘은 0.57시간/세대가 소요되어, 기존 유전 알고리즘보다 3배 더 빠른 속도를 보였다. (계산은 Intel i5-4670 3.40 GHz 프로세서에서 수행되었다.) 따라서 요구되는 시간이 유전 알고리즘의 사용에 포함되면, 본 발명의 유전 알고리즘은 기존 유전 알고리즘에 비해 충분히 경쟁력이 있는 것으로 판단될 수 있다. 계산 시간이 긴 유전 알고리즘은 견고성을 확인하기가 어렵다. 본 발명의 유전 알고리즘은 동일한 시간 간격 동안 상기 유전 알고리즘을 여러 번 실행할 수 있으므로 견고성이 보장될 수 있다.

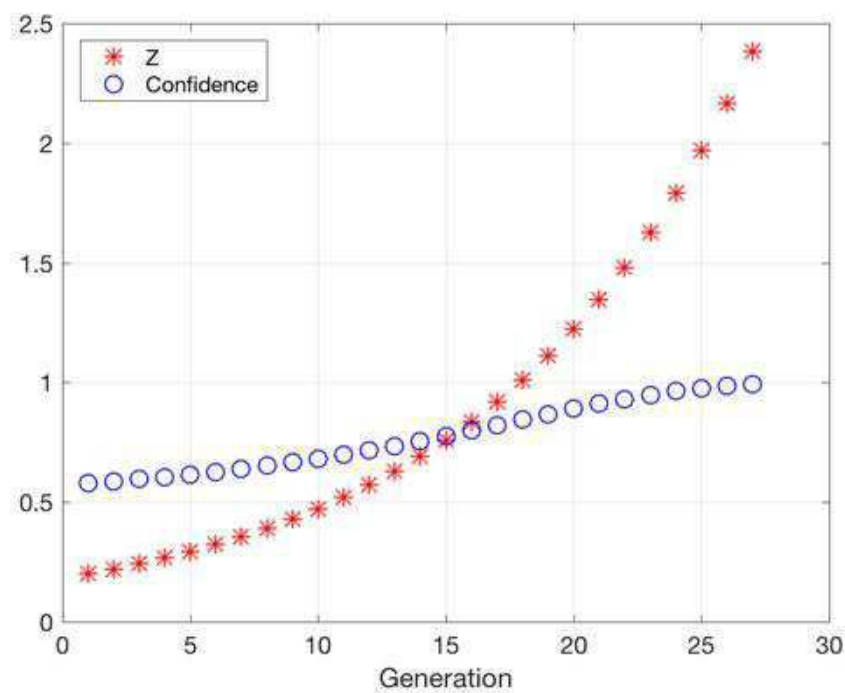
[0109] 이제까지 본 발명에 대한 구체적인 실시예들을 살펴보았다. 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 본 발명이 본 발명의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위에서 변형된 형태로 구현될 수 있음을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로 개시된 실시예들은 한정적인 관점이 아니라 설명적인 관점에서 고려되어야 한다. 본 발명의 범위는 전술한 설명이 아니라 특허청구범위에 나타나 있으며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 차이점은 본 발명에 포함된 것으로 해석되어야 할 것이다.

도면

도면1



도면2



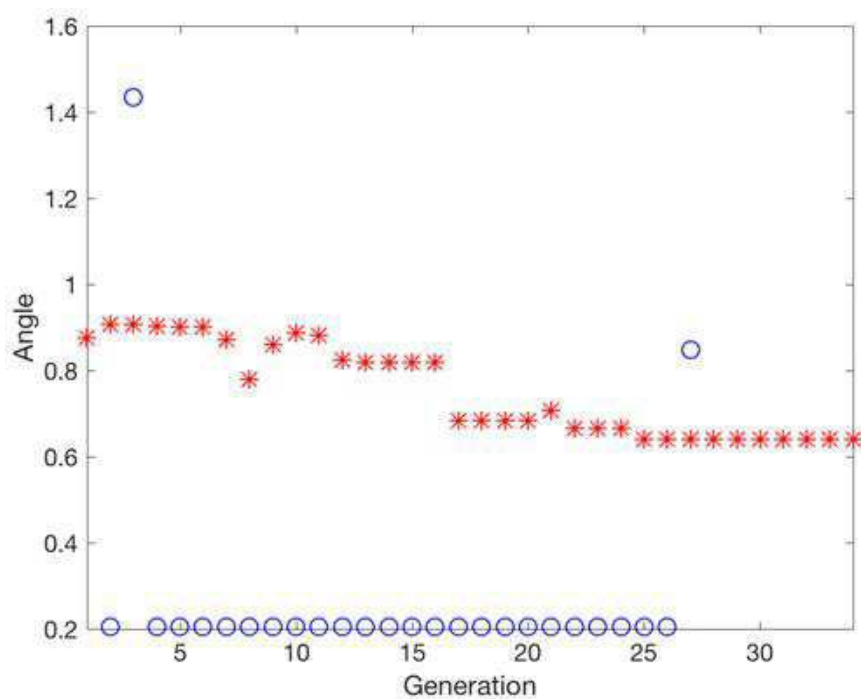
도면3

	1	2	3	4	5	6	7	J
ref1	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	-
ref2	0.800000	0.900000	1.100000	1.500000	1.900000	2.300000	1.400000	-
v1	1.000000	0.000000	1.000000	0.000000	2.000000	3.000000	2.000000	6.579159
v2	3.000000	2.000000	0.000000	1.000000	2.000000	3.000000	0.000000	5.319637
v3	0.000000	2.000000	0.000000	3.000000	1.000000	2.000000	0.000000	2.598194
v4	0.000000	1.000000	1.000000	2.000000	3.000000	3.000000	2.000000	20.69137
v5	1.000000	2.000000	3.000000	2.000000	1.000000	3.000000	2.000000	11.96457
v6	1.000000	0.000000	1.000000	1.000000	2.000000	3.000000	2.000000	15.04937
v7	0.000000	0.000000	2.000000	1.000000	3.000000	2.000000	1.000000	6.579159
v8	0.000000	1.000000	1.000000	2.000000	2.000000	2.000000	1.000000	13.90558
v9	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	2.000000	2.232927
v10	1.000000	0.000000	1.000000	2.000000	2.000000	1.000000	2.000000	5.031754
	0.800000	0.900000	1.100000	1.500000	1.900000	2.300000	1.400000	0

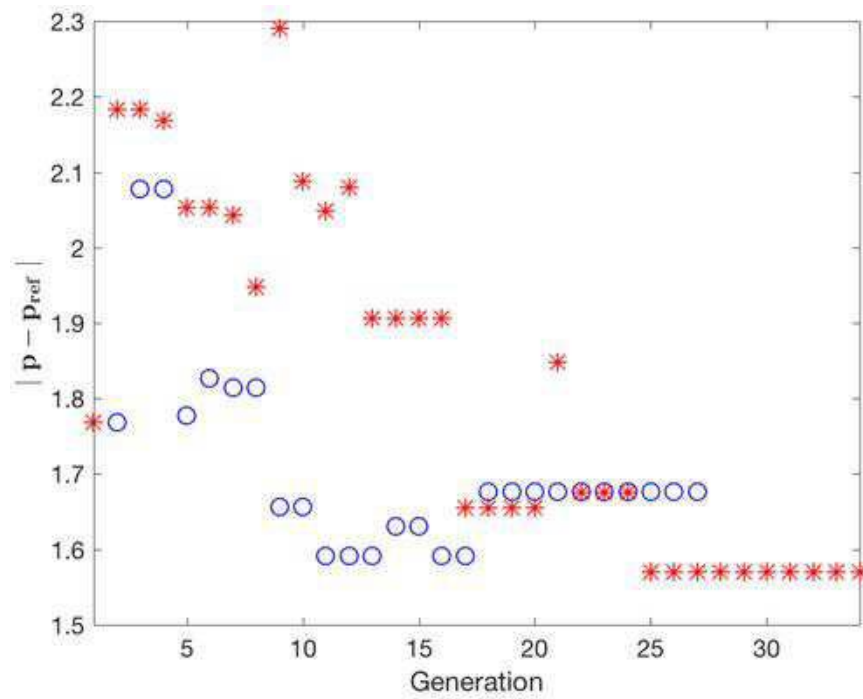
도면4

group	v	J	d							
1	v9	2.232927	0	1	1	1	1	1	1	2
	v3	2.598194	0.365267	0	2	0	3	1	2	0
	v10	5.031754	2.798827	1	0	1	2	2	1	2
	v2	5.319637	3.08671	3	2	0	1	2	3	0
2	v1	6.579159	4.346232	1	0	1	0	2	3	2
	v7	6.579159	4.346232	0	0	2	1	3	2	1
3	v5	11.96457	9.731644	1	2	3	2	1	3	2
	v8	13.90558	11.67265	0	1	1	2	2	2	1
4	v6	15.04937	12.81644	1	0	1	1	2	3	2
5	v4	20.69137	18.45844	0	1	1	2	3	3	2

도면5



도면6



도면7

