

개선된 근방구조를 가지는 반작용라브탐색법에 의한 로바스트최대부하변동최소화문제의 한가지 풀이알고리즘설계

문경호, 강충일

위대한 령도자 김정일동지께서는 다음과 같이 교시하시였다.

《과학리론과 생산실천을 밀접히 결합시키는것은 과학연구사업의 성과를 보장하고 기술혁명수행을 다그치기 위한 기본요구입니다.》(《김정일선집》 증보판 제15권 492페이지)

전형적인 NP곤란문제인 로바스트조합최량화문제[2]들을 푸는데 발견적방법의 하나인 타브탐색법[3]이 리용되는데 최근에는 타브목록길이의 가변성에 기초한 반작용타브탐색법[4, 5]이 많이 리용되어 풀이의 질을 개선하고 풀이속도를 높이고있다.

론문에서는 가장 나쁜 경우의 변동값들의 부분모임에 기초하는 로바스트최대부하변동최소화문제[1]의 풀이의 구조적특성이 반영된 근방구조에 기초하는 반작용타브탐색알고리즘의 한가지 설계방법을 제기하고 효과성을 검증하였다.

1. 로바스트최대부하변동최소화문제

론문에서 고찰하는 로바스트최대부하변동최소화문제는 다음과 같이 형식화된다.
목적함수

$$\min_{Z_{jt}, \Delta Z_{jt}} \max_{j, t} |Z_{jt} - \Delta Z_{jt}| \quad (1)$$

제한조건

$$\sum_{j \in W_i} \sum_{t \in V_i} x_{ijt} = 1, \quad i = \overline{1, N} \quad (2)$$

$$R_{jt} - \sum_{i=1}^N \sum_{\tau=t-v_{ij}+1}^t r_{ij, t-\tau+1} \cdot x_{ij\tau} \leq Z_{jt}, \quad j = \overline{1, D}, \quad t = \overline{1, T} \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^N \sum_{\tau=t-v_{ij}+1}^t \Delta r_{ij, t-\tau+1} \cdot u_{ij, t-\tau+1} \cdot x_{ij\tau} \leq \Delta Z_{jt}, \quad j = \overline{1, D}, \quad t = \overline{1, T} \quad (4)$$

$$\sum_{j=1}^D \sum_{t=1}^{v_{ij}} \Delta r_{ijt} = 0, \quad i = \overline{1, N} \quad (5)$$

$$\sum_{j=1}^D \sum_{t=1}^{v_{ij}} u_{ijt} \leq \gamma_i, \quad 0 \leq \gamma_i \leq \sum_j v_{ij}, \quad i = \overline{1, N} \quad (6)$$

$$x_{ijt} \in \{0, 1\}, \quad j \in W_i, \quad t \in V_i, \quad i = \overline{1, N} \quad (7)$$

$$u_{ijt} \in \{0, 1\}, \quad t = \overline{1, v_{ij}}, \quad j = \overline{1, D}, \quad i = \overline{1, N} \quad (8)$$

$$x_{ijt} = \begin{cases} 1, & \text{공정 } i \text{가 날자 } j \text{의 시각 } t \text{에서 시작할 때} \\ 0, & \text{그렇지 않을 때} \end{cases} \quad (9)$$

$$u_{ijt} = \begin{cases} 1, & \text{공정 } i \text{가 날자 } j \text{의 시간 } t \text{에서 순시전력에 변동이 있을 때} \\ 0, & \text{그렇지 않을 때} \end{cases} \quad (10)$$

식 (8)은 날자 j 의 시간 t 에서 총부하변동에 대한 제한을 나타내며 식 (5)는 날자, 시간에 따라 순시전력에 변동이 일어난 공정 i 의 총소비전력량은 상수라는것을 보여주며 다음과 같이 계산된다.

$$\sum_{j=1}^D \sum_{t=1}^{v_{ij}} \Delta r_{ijt} = \sum_{j=1}^D \sum_{t=1}^{v_{ij}} \Delta r_{ijt}^+ + \sum_{j=1}^D \sum_{t=1}^{v_{ij}} \Delta r_{ijt}^- \quad (11)$$

식 (6)은 공정 i 가 수행되는 시간들에서 γ_i 개의 시간들에서만 변동이 있다는것을 나타낸다.

$$\gamma_i = \gamma_i^+ + \gamma_i^- \quad (12)$$

여기서 γ_i^+ 는 공정 i 가 수행되는 시기들에서 γ_i^+ 개의 시기들에서만 변동이 최대편차값 $\Delta r_{ijt}^+ = \eta \cdot r_{ijt}$ 를 가지고 최악의 상태에서 운영된다는것을 나타낸다.

결국 식 (1)–(10)으로 형식화된 문제는 구간변동특성을 가지는 불확정성이 있을 때 부하변동에 보다 안정적이며 부하률이 가능한것 최대로 되는 방안을 얻어내기 위한 로바스트최대부하변동최소화문제이다.

2. 개선된 반작용타브탐색알고리즘설계

1) 부호화와 초기풀이생성 및 적응도함수

① 부호화

결정변수에 대한 정의로부터 식 (1)–(10)으로 정식화된 문제는 목적함수에 가장 좋은 공정 i 들의 시작날자와 그 날자에서의 시작시간을 구하는 문제로 된다.

이로부터 전체 공정의 시작날자들과 시작시간들로 풀이를 부호화한다.

전체 공정수가 N 이라면 부호화된 풀이는 길이가 각각 N 인 시작날자부분과 시작시간부분으로 되어있다. 고찰의 편리성으로부터 부호화된 풀이를 SDT^k 로 표기한다.

시작날자부분을 SD^k , 시작시간부분을 ST^k 로 표시하며 그것들의 요소를 각각 sd_i^k 와 st_i^k 로 한다.(그림) 여기서 k 는 타브탐색알고리즘의 반복단계를 나타낸다.

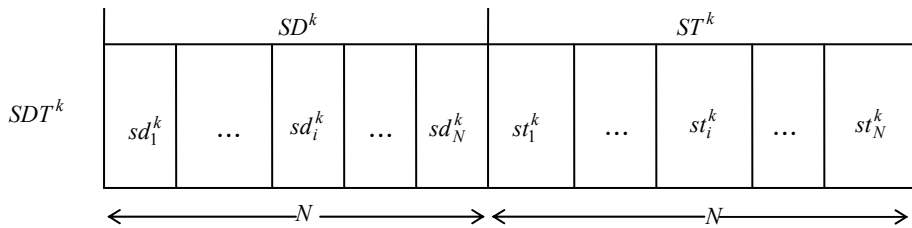


그림. k 번째 반복에서 부호화된 풀이의 구조

부호화에서 중요한 문제는 부호화된 풀이들의 실행가능성에 대한 문제이다. 논문에서 sd_i^k 는 알고리즘의 k 번째 반복에서 공정 i 의 시작날자로서 실제적인 표현값 $sd_i^k \in W_i$, $i = \overline{1, N}$ 을 가지며 st_i^k 는 알고리즘의 k 번째 반복에서 공정 i 의 시작시간으로서 실제적인

표현값 $st_i^k \in V_i$, $i = \overline{1, N}$ 을 가지는것으로 하여 부호화된 풀이의 실행가능성을 담보한다. 여기서 W_i , V_i 는 각각 공정 i 의 시작가능한 날자 및 시간모임이다.

우선 공정 i 의 시작가능한 날자모임 W_i 를 정의한다.

공정 i 의 시작가능한 날자모임을 정의하기 위하여 공정 i 의 가동날자들의 주어진 상태를 가동날자상태벡토르 D_i 로 표기한다.

$$D_i = (d_{ij})_{1 \times D} \quad (13)$$

여기서 D 는 교차계약기간, d_{ij} 는 공정 i 의 j 째 날의 가동상태로서 다음과 같이 표시된다.

$$d_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{공정 } i \text{가 } j \text{째 날에 가동할 때} \\ 0, & \text{그렇지 않을 때} \\ -1, & \text{공정 } i \text{가 } j \text{째 날에 가동불가능할 때(휴식일, 보수 등)} \end{cases}$$

D 안에서 공정 i 의 가동날자들의 순서관계를 유지하면서 전체적으로는 앞뒤로 평행 이동시키는것이 가능하다고 하면 공정 i 의 시작가능한 날자들의 모임을 다음과 같이 정의할수 있다.

$$\begin{aligned} W_i &= \{j \mid \arg \min_{d_{ij} \geq 0} d_{ij}, j = \overline{1, D}, |W_i| = |W_i^{\uparrow}| + |W_i^{\downarrow}|\} \\ W_i' &= \{j \mid \arg \min_{\substack{d_{ij} \geq 0 \\ j \leq e}} d_{ij}, e = \min_{\substack{d_{ij} > 0 \\ j}} \arg d_{ij}\} \\ W_i'' &= \{j \mid \arg \max_{\substack{d_{ij} \geq 0 \\ j > l}} d_{ij}, l = \max_{\substack{d_{ij} > 0 \\ j}} \arg d_{ij}\} \end{aligned}$$

다음으로 공정 i 의 날자 j 에서 시작가능한 시간모임 V_i 를 다음과 같이 정의한다.

$$V_i = \{1, \dots, \min_{j \in W_i} (T - v_{ij})\} \quad (14)$$

여기서 v_{ij} 는 공정 i 가 날자 j 에서 수행되는 시간이다.

결국 W_i 와 V_i 안의 시작날자들과 시작시간들을 표현값으로 가진다면 부호화된 풀이 SDT^k 는 언제나 실행가능한 풀이로 된다는것을 알수 있다.

② 초기풀이생성

초기풀이 SDT^1 은 요소들을 다음과 같은 식들에 의하여 우연적으로 생성하여 얻어낸다.

$$sd_i = w_{ij}, w_{ij} \in W_i, j = \text{rand}(1, |W_i|), i = \overline{1, N} \quad (15)$$

$$st_i = v_{it}, v_{it} \in V_i, t = \text{rand}(1, |V_i|), i = \overline{1, N} \quad (16)$$

③ 적응도함수

적응도함수로는 식 (1)로 주어지는 목적함수를 그대로 리용한다.

2) 근방구조와 후보풀이모임

① 근방구조

론문에서 제기한 부호화된 풀이는 목적함수와 풀이의 구성에 영향을 미치는 정도가 크게 차이나는 시작날자들의 모임과 시작시간들의 모임으로 이루어져있다.

목적함수값을 개선하는데서 날자에 대한 조절과 시간에 대한 조절은 서로 경쟁관계

에 있다고 볼 수 있다.

이로부터 타브탐색알고리즘의 반복과정의 증가에 따르는 성장곡선의 값에 의하여 시작날자의 변화에 따르는 목적함수값의 조절세기와 시작시간의 변화에 따르는 목적함수값의 조절세기를 동적으로 변화시켜나갈수 있는 근방구조에 대한 한가지 설계방법을 제기한다. 여기서 성장곡선은 생태계에서 생물들의 생존경쟁관계를 나타내는 곡선으로서 L곡선이라고도 한다.

어떤 하나의 근방풀이는 현재풀이의 요소들인 공정 i 의 시작날자와 시작시간들중 어느 하나를 식 (15) 혹은 식 (16)을 리용하여 얻는다. 현재풀이의 요소들중 변경가능한 시작시간들이 차지하는 몫 즉 시작시간요소들이 변경될 확률은 다음과 같다.

$$P(x) = \frac{N}{2N} = \frac{1}{2}, \quad x \in \Pi_{nd} \quad (17)$$

여기서 N 은 공정의 전체 수, Π_{nd} 는 현재풀이의 근방을 이루는 풀이들의 모임(근방모임)이다.

성장곡선에 따라 동적으로 구조가 변하는 근방을 설계하기 위하여 현재 풀이의 시작시간요소값을 변화시켜 얻은 근방풀이들의 몫 즉 시작시간을 변경시켜 얻은 근방풀이들이 생성될 확률이 타브탐색알고리즘의 반복차수의 증가와 함께 변화되어가는것으로 한다. 이것은 근방구조가 타브탐색알고리즘의 반복차수가 증가함에 따라 현재풀이의 근방을 이루는 풀이들의 모임에서 시작날자를 변경시켜 얻은 풀이들의 수와 시작시간을 변경시켜 얻은 풀이들의 수가 동적으로 변한다는것을 의미한다.

$$\dot{P}(k, x) = b(x) \cdot P(k, x) \cdot [1 - P(k, x)] \quad (18)$$

$$P(k, x) = \frac{1}{1 + a(x) \cdot \exp[-b(x) \cdot k]}, \quad k = \overline{1, I}, \quad x \in \Pi_{nd} \quad (19)$$

여기서 $P(1, x)$, $P(k, x)$ 는 알고리즘의 반복 1, k 에서 근방풀이 x 가 시작시간변화로 얻어질 확률, I 는 타브탐색알고리즘의 반복차수, x 는 현재풀이에 기초하여 생성된 근방풀이, $b(x)$ 는 근방풀이 x 의 생명결수이다.

$b(x)$ 는 식 (17)로 정의된 확률에 비례하는데 이것은 반복수 k 의 증가에 따라 시작시간을 밀기하여 얻어지는 근방풀이의 생성확률이 비례결수에 따라 커진다는것을 의미한다.

$$b(x) = \eta \cdot P(x)$$

여기서 η 는 비례결수인데 모든 근방풀이들이 마지막반복 I 에서 시작시간을 변경시켜 얻은 근방풀이로 될 확률이 거의 1에 가깝게 정한다. 이것은 $x^* = \arg \min_{x \in \Pi_{nd}} P(x)$ 일 때 식 (19)의 $P(I, x)$ 가 1에 가깝게 되도록 척도화하는것과 같으며 결국 비례결수값은 다음의 식으로 얻어진다.(근방풀이 x^* 이 여러개인 경우 하나만을 선택한다.)

$$\eta = -\frac{1}{P(x^*) \cdot I} \cdot \ln \left[\frac{1 - P(I, x^*)}{P(I, x^*)} \right] \cdot \left[\frac{P(1, x^*)}{1 - P(1, x^*)} \right] \quad (20)$$

식 (20)을 고려하면 식 (19)는 다음과 같이 된다.

$$P(k, x) = \frac{1}{1 + \exp[-\eta \cdot P(x) \cdot k]} \quad (21)$$

결과적으로 반복 k 에서 현재풀이에 기초한 근방풀이들의 기대값은 다음과 같다.

$$E[N_{nd}^t(k)] = \sum_{x \in \Pi_{nd}} P(k, x) \quad (22)$$

$$E[N_{nd}^d(k)] = N_{nd} - E[N_{nd}^t(k)] \quad (23)$$

여기서 $N_{nd}^t(k)$ 는 타브탐색알고리즘의 반복 k 에서 시작시간변화로 얻어지는 근방풀이수의 기대값, $N_{nd}^d(k)$ 는 타브탐색알고리즘의 반복 k 에서 시작날자변화로 얻어지는 근방풀이수의 기대값, $N_{nd} = |\Pi_{nd}|$ 는 현재풀이에 기초한 근방풀이수이다.

식 (21)–(23)으로부터 알수 있는바와 같이 타브탐색알고리즘의 반복차수가 증가함에 따라 현재풀이의 근방을 이루는 두가지 생성류형에 따르는 근방풀이들의 수가 동적으로 변한다는것을 알수 있다. 즉 반복의 초기에는 시작날자를 변경시켜 얻은 근방풀이수가 많고 시작시간을 변경시켜 얻은 근방풀이수가 작지만 반복차수가 증가하면서 점점 시작날자를 변경시켜 얻은 근방풀이들의 수가 상대적으로 적어지고 시작시간변화로 생성되는 근방풀이가 점점 많아지게 된다. 이것은 초기근방구조설계목적에 부합되는것으로 된다.

② 후보풀이모임

후보풀이모임은 현재풀이에 기초하여 얻어진 근방풀이모임에서 취해지는 부분모임으로서 얻어진 현재풀이근방에서 적응도값이 가장 좋은 근방풀이들로 이루어진다.

$$N_{ca} = \xi \cdot N_{nd} \quad (24)$$

여기서 N_{ca} 는 후보풀이의 개수로서 $N_{ca} = |\Pi_{ca}|$, $\Pi_{ca} \subset \Pi_{nd}$ 는 후보풀이모임, ξ 는 후보풀이의 비율이다.

후보풀이모임의 크기가 커지면 알고리즘의 계산량이 증가하고 지내 작게 되면 알고리즘이 쉽게 조기수렴하는 현상이 나타나게 된다. 논문에서는 문제의 특성과 알고리즘에 대한 요구조건을 고려하여 $\xi = 0.2 \sim 0.3$ 으로 한다.

3) 타브대상과 타브목록

① 타브대상

논문에서는 후보풀이들의 적응도함수값을 타브대상으로 한다. 적응도함수값을 타브대상으로 하는 경우에는 같은 적응도함수값을 가지는 풀이들은 다 같은 대상으로 보며 따라서 타브대상에서의 하나의 값변화가 여러개의 후보풀이들의 변화를 표현할수 있다.

② 타브목록

타브목록은 과거의 반복에서 가장 좋은 풀이를 특징짓는 요소를 유지함으로써 그것들이 새로운 후보풀이를 만드는데 리용되지 못하도록 만들어진 현재 단계까지의 가장 좋은 풀이들의 속성모임이다.

ㄱ) 타브목록의 길이

타브목록의 길이가 풀이의 반복에는 관계없이 일정한 반복동안에 풀이가 흡수규준을 갱신하지 못하면 타브목록의 길이를 하나씩 증가시키며 타브목록의 길이가 최대허용길이보다 커지는 경우에는 목록의 길이를 초기길이로 재설정한다.

ㄴ) 반결합기구와 타브길이, 탈퇴전략

반결합기구는 타브대상이 타브목록에 있는 기간인 타브길이의 자동조절을 수행하는 기능이다. 여기서는 타브대상인 적응도함수값의 변화률에 따라 타브길이에 대한 자동조절을 진행하여 반결합기구를 실현한다.

적응도함수값의 변화률 d 와 타브길이 l 은 다음과 같다.

$$d = \bar{f}(k) - \bar{f}(k-1)$$

$$l = \begin{cases} l^{\min}, & d \leq 0 \\ (l^{\max} - l^{\min}) \cdot (1 - e^{-\alpha\theta \cdot d}) + l^{\min}, & d > 0 \end{cases} \quad (25)$$

여기서 $\bar{f}(k)$ 는 k 번째 반복에서의 평균적응도, $l^{\max}(l^{\min})$ 은 타브길이의 최대값(최소값), $\theta = \alpha \cdot \theta$ ($\alpha \cdot \theta$ 를 일반성을 잃지 않고 θ 로 표시), α 는 감소률($0 \leq \alpha \leq 1$)이다.

식 (25)에 의하여 타브길이는 후보풀이들의 평균적응도값의 변화에 따라 동적으로 변한다.

탈퇴전략은 타브대상으로 된 풀이의 반복출현차수가 정해진 값이상일 때 그 풀이에 우연적인 조작을 가하여 새로운 초기풀이를 생성하며 그것을 초기풀이로 하여 탐색을 시작하는 기능이다. 탈퇴전략에서 새 초기풀이가 파라미터에 대한 제약을 만족시킬 때에만 접수되며 그렇지 않을 때에는 다시 생성한다.

4) 흡수규준과 정지규준

① 흡수규준

$f(x_{cbest}^k) \leq f(x_{best}^k)$ 이면 이때의 x_k^0 을 타브대상에서 배제하고 현재의 풀이로 한다. 여기서 x_{best}^k 는 반복 k 에서 가장 좋은 목적함수값을 가지는 풀이(이미 타브된 대상), x_{cbest}^k 는 반복 k 의 후보풀이들에서 가장 좋은 목적함수값을 가지는 풀이, $f(x_{best}^k)$ 는 반복 k 의 가장 좋은 목적함수값이다.

② 정지규준

알고리즘의 반복이 최대반복차수에 도달되면 탐색을 끝낸다.

5) 개선된 반작용타브탐색알고리즘

단계 1 초기화

- ① 타브목록크기 TS 를 설정
- ② 최대반복차수 k_{\max} 를 설정
- ③ 근방크기 N_{nd} 를 설정
- ④ 타브대상의 반복차수의 최대값 r_{\max} 를 설정
- ⑤ 타브목록 TL 의 최대 및 최소길이 L_{\max} 와 L_{\min} 을 설정
- ⑥ 타브길이의 초기값 l_i^{tabu} , $i = \overline{1, TS}$ 설정
- ⑦ 반복차수 $k=1$ 로 설정
- ⑧ 탈퇴전략을 위한 반복출현차수 $r_i = 0$, $i = \overline{1, TS}$
- ⑨ 초기풀이 x_0^k 를 우연적으로 생성
- ⑩ $x_{cbest}^k = x_0^k$, $x_{best}^k = x_0^k$ 로 설정
- ⑪ $\bar{f}(0) = \infty$ 로 설정

단계 2 근방생성

① 현재풀이 x_{cbest}^k 를 기초로 식 (22)에 기초하여 $E[N_{nd}^d(k)]$ 개의 근방풀이를 생성하고 식 (23)에 기초하여 $E[N_{nd}^t(k)]$ 개의 근방풀이를 생성

$$\Pi_{nd} \leftarrow \{x_m^k, m = \overline{1, |\Pi_{nd}|}\}$$

② 이 근방풀이모임에서 후보풀이모임을 선정

$$\Pi_{ca} \leftarrow \{x_m^k, m = \overline{1, N_{ca}}\}, \Pi_{ca} \subseteq \Pi_{nd}$$

단계 3 타브대상의 선택

$$x_{cbest}^k \leftarrow \arg \min_{x \in \Pi_{ca}} f(x)$$

$$f_{best}^k \leftarrow f(x_{cbest}^k)$$

$$f_{best}^k \in TL, TL \leftarrow TL \cup \{f_{best}^k\}$$

$$r_i \leftarrow r_i + 1$$

단계 4 함수규준검사

$$f(x_{best}^k) \in TL \text{ 이면 } TL \leftarrow TL \setminus \{f(x_{best}^k)\}, x_{cbest}^k \leftarrow x_{best}^k$$

$$\{f(x_m^k), m = \overline{1, N_{ca}}\} \subset TL \text{ 이면 } TL \leftarrow TL \setminus \{f(x_{best}^k)\}$$

단계 5 탈퇴전략실행

타브목록에 있는 f_i 의 반복출현차수가 $r_i \geq r_{\max}$ 라면 f_i 값을 가지는 x_m^k 에 식 (22)와 (23)을 적용하여 새 초기풀이 x_0^{k+1} 을 생성한다. $x_{cbest}^k \leftarrow x_0^{k+1}$ 로 하고 단계 2로 간다.

단계 6 타브길이조절

$$d \leftarrow \overline{\tilde{f}(x_m^k, m = \overline{1, N_{ca}})} - \overline{\tilde{f}(x_m^{k-1}, m = \overline{1, N_{ca}})}$$

만일 k 번째 반복에서 $f_i \in TL$ 로 된다면 $l_i \leftarrow l_i^{tabu}$, 그렇지 않으면 $l_i \leftarrow l_i - 1$ 로 한다.

단계 7 정지규준 검사

$k = k_{\max}$ 이면 최량풀이를 출력하고 알고리즘을 완료하며 아니면 $k = k + 1$ 로 하고 단계 2로 간다.

3. 모의실험과 알고리즘의 성능평가

1) 시험문제모임

로바스트최대부하변동최소화문제의 풀이알고리즘에 대한 성능평가를 진행하기 위하여 시험문제모임과 자료조직을 표 1과 같이 한다.

표 1. 문제의 파라미터들에 대한 자료

파라미터	기호	값	생성방법
공정수	N	40, 60, 80	Rand
공정 i 의 순시전력값범위/kW	r_{ijt}	100~500	Rand
공정작업시간/d	v_{ij}	6~8h	Rand
최대작업일수/월	D	31	
최대작업시간/d	T	24h	
최대순시전력초과률	η	0.2	
최대순시전력변동량	Δr_{ijt}^+	$\eta \cdot r_{ijt}$	
최대순시전력변동상태에서 운영되는 시간비율	ξ	0.3~0.4	Rand
공정 i 의 최대순시전력변동상태에서 운영되는 시간	r_i^+	$\xi \cdot \sum_{j=1}^D v_{ij}$	

표 1에서와 같이 공정수 $N=40, 60, 80$ 을 기준으로 3개의 시험문제모임으로 한다.

2) 모의실험 및 결과분석

모의실험을 위하여 개선된 반작용타브탐색알고리즘의 파라미터들을 표 2와 같이 설정한다.

표 2. 개선된 반작용타브탐색알고리즘의 파라미터에 대한 자료

파라미터	표기	값
최대반복차수	k_{\max}	10 000
근방크기	N_{nd}	$2 \cdot N$
후보풀이수	N_{ca}	$\sqrt{2 \cdot N}$
타브대상의 최대반복차수	r_{\max}	30
타브목록크기	TS	$0.7\sqrt{2 \cdot N}$
최대타브길이	l_{\max}	5
최소타브길이	l_{\min}	1
소둔온도	θ	1 000
감소률	γ	0.8

모의실험에 리용한 알고리즘들은 MATLAB R12a를 리용하여 작성하였으며 1.68GHz의 처리기와 2GB의 주 기억을 가진 컴퓨터에서 실행하였다.

첫번째 실험방법에 대한 모의를 진행하기 위하여 매 시험문제모임에 대하여 표 1의 파라미터들에 기초하여 40개의 문제실체를 생성하였다.

문제실체당 10번의 실험을 진행하여 결과를 얻었다.(표 3과 4)

표 3. 가장 좋은 목적함수값과 그것으로부터의 평균분산($k_{\max} = 10\ 000$)

문제 모임	최대순시전력변동시 가장 좋은 목적함수값/kW			가장 좋은 목적함수값으로부터의 평균분산/%		
	TS	RTS	i-RTS	TS	RTS	i-RTS
I ($N=40$)	121	106	87	1.2	1.0	0.7
II ($N=60$)	278	243	209	4.3	3.7	2.4
III ($N=80$)	362	347	314	11.2	8.8	4.9

표 4. 가장 좋은 풀이에 도달하는 평균계산시간과 반복수

문제 모임	가장 좋은 풀이에 도달하는 평균계산시간/s			가장 좋은 풀이에 도달하는 반복수($k_{\max} = 10\ 000$)		
	TS	RTS	i-RTS	TS	RTS	i-RTS
I ($N=40$)	56	49	58	3 642	2 273	2 017
II ($N=60$)	143	154	182	5 145	4 765	4 276
III ($N=80$)	282	313	357	10 000	9 743	7 614

표들에서 i-RTS는 본문에서 제기한 개선된 반작용타브탐색알고리즘이며 TS는 일반타브탐색알고리즘, RTS는 일반적인 반작용타브탐색알고리즘을 나타낸다.

표 3으로부터 i-RTS알고리즘이 찾은 목적함수값과 그로부터의 평균분산이 다른 타브탐색알고리즘보다 다양성과 집중성이 매우 좋다는것을 알수 있다. 목적함수값이 상대적으로 그만큼 좋다는것은 다른 알고리즘보다 다양성이 좋아 국부최량풀이로부터 잘 벗어난

다는것을 의미하며 평균분산이 작다는것은 알고리즘의 집중성이 상대적으로 좋다는것을 의미한다.

문제의 크기가 커지는데 따라 가장 좋은 풀이로부터의 분산이 다른 알고리즘들보다 상대적으로 훨씬 작는데 이것은 알고리즘이 문제의 크기에 대하여 안정적이라는것을 보여준다.

표 4에서는 i-RTS알고리즘이 자기가 찾은 가장 좋은 풀이에 도달하는 계산시간이 다른 알고리즘들보다 상대적으로 더 크다는것을 보여주는데 이것은 알고리즘에서 타브길이의 동적갱신과 근방풀이생성에 계산시간이 더 든다는것을 의미한다.

가장 좋은 풀이에 도달하는 반복수는 i-RTS알고리즘이 가장 작으며 문제의 크기가 커지는데 따라 보다 좋은 성능을 보여주고있다.

두번째 실험방법에 대한 모의를 위해 3개의 시험문제모임에 대하여 순시전력변동이 있는 자료들을 20개씩 생성한다.

다음 공칭모형과 로바스트모형으로 형식화된 문제들을 제안된 i-RTS알고리즘으로 풀이 목적함수값의 분산의 변동정도를 평가한다.(표 5)

표 5. 가장 좋은 목적함수값으로부터의 평균분산(%)

시험문제모임	공칭모형		로바스트모형	
	공칭자료	변동자료	공칭자료	변동자료
I (N=40)	0.68	1.41	0.71	0.92
II (N=60)	2.47	4.02	2.78	2.96
III (N=80)	4.84	7.16	4.91	5.17

표 5로부터 알수 있는것처럼 로바스트모형으로 문제를 취급하는 경우 공칭자료에 대하여 가장 좋은 목적함수값으로부터의 평균분산이 공칭모형으로 문제를 취급할 때보다 좋지 않지만 자료변동에 대한 분산의 변동은 상대적으로 매우 작다는것을 알수 있다. 이것은 파라메터자료의 변동에 대하여 로바스트모형으로 문제를 취급하는것이 상대적으로 안정한 풀이를 준다는것을 의미한다.

맺 는 말

반작용타브탐색법의 파라메터들에 불확정성을 가지는 로바스트최대부하변동최소화문제의 특성을 최대한 반영하여 그 풀이를 구하는 개선된 풀이알고리즘을 설계하고 효과성을 검증하였다.

목적함수와 풀이의 구성에 영향을 미치는 정도가 크게 차이나는 시작날자들의 모임과 시작시간들의 모임으로 이루어진 풀이구조를 리용하여 타브탐색알고리즘의 풀이를 부호화하였다.

타브탐색알고리즘의 반복과정의 증가에 따르는 성장곡선의 값에 의하여 시작날자의 변화에 따르는 목적함수값의 조절세기와 시작시간의 변화에 따르는 목적함수값의 조절세기를 동적으로 변화시켜나갈수 있는 근방구조에 대한 한가지 설계방법을 제기하였다.

참 고 문 헌

- [1] 김일성종합대학학보(정보과학), 64, 1, 123, 주체107(2018).
- [2] A. Ben-Tal et al.; Robust Optimization, Princeton Univ. Press, 32~67, 2009.
- [3] H. Rong-Hwa, Y. Tung-Han; International Journal of Computer and Communication Engineering, 2, 2, 213, 2013.
- [4] R. Battiti, G. Tecchiolli; ORSA Journal on Computing, 6, 126, 1994.
- [5] L. Yai-Fung et al.; International Conference on Mathematical Sciences and Statistics, AIP Conf. Proc., 1557, 505, 2013.

주체107(2018)년 5월 5일 원고접수

A Design of the Algorithm for Solving the Robust Optimization Problem of Minimizing the Maximum Loading Fluctuation by the Reactive Tabu Search with the Improved Neighbourhood's Structure

Mun Kyong Ho, Kang Chung Il

In this paper, we have discussed a method of making the algorithm for solving the robust optimization problem by using the reactive tabu search with the improved neighbourhood's structure that can dynamically change the adjustment's intensity of objective value according to the change of starting date and of the starting time.

Key words: robust optimization, tabu search