

적분법과 방사토대보간법에 의한 검은통함수의 대역적최량화

림 광, 오용범

1. 선행연구와 문제설정

연속인 검은통함수의 대역적최량화는 공학설계와 공업 및 은행업무에서 광범히 리용되고있다.

론문에서는 검은통함수를 방사토대함수로 보간하여 대역적최량화하는 한가지 방법을 연구한다.

이제 다음의 대역적최량화문제를 보기로 하자.

$$\begin{aligned} \min f(x) \\ x_L \leq x \leq x_U \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 $f(x): \mathbf{R}^d \rightarrow \mathbf{R}$ 는 연속인 검은통함수이며 $x_L, x_U \in \mathbf{R}^d$ 이다. $f(x)$ 의 도함수는 구할 수 없다고 하자. $D \subset \mathbf{R}^d$ 는 $D = \{x | x_L \leq x \leq x_U\}$ 로 정의되는 콤팩트모임이다.

선행연구[2]에서는 검은통함수를 방사토대함수로 보간하여 최량화하는 알고리즘을 처음으로 제기하였다.

선행연구[3]에서는 반노름함수가 매우 작은 값을 가질 때 대역적최량화를 실현하기 힘들므로 반노름함수로부터 얻어지는 함수 $h_n(y)$ 의 대역적최대화대신에 함수 $-\log(h_n(y))$ 의 대역적최소화를 실현하였다.

선행론문에 대한 연구로부터 론문에서는 다음의 문제들을 해결하려고 한다.

첫째로, 방사토대보간함수를 다항식모양으로 재구성하여 그것의 최량값을 적분법[1]에 의하여 구한다.

둘째로, 반노름함수를 재구성하여 최량화를 보다 쉽게 한다.

2. 적분법을 리용한 방사토대보간법

우선 방사토대보간함수를 다항식모양으로 재구성하자.

이제 주어진 방사토대보간함수 $s(x)$ 를 다음과 같이 재구성하고 결수들은 보간조건 $(x_1, f(x_1)), \dots, (x_n, f(x_n))$ 을 만족시키도록 다음과 같이 결정한다.

$$s_n(x) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \phi(\|x - x_i\|^2) + b^T x + a, \quad x \in D \quad (2)$$

이때 방사토대함수 $\phi(r) = r^3$ 으로 설정하면 방사토대보간함수 $s_n(x)$ 는 다항식모양으로 된다.

먼저 D 우에서 $s_n(x)$ 의 대역적최소값 γ 를 적분법[1]으로 구하자.

보조정리 1(양쪽 제한을 가진 다항식함수의 적분법을 리용한 최량화)

$$\gamma_m = g_{\max} - \left(\frac{\int_D (g_{\max} - g(x))^m dx}{\int_D dx} \right)^{1/m} \quad (3)$$

여기서 m 은 정의 용근수이고 g_{\max} 은 다항식함수 $g(x)$ 의 허용구역 D 에서의 어떤 상계값이다.

이제 $\gamma := \lim_{m \rightarrow \infty} \gamma_m$ 을 정의하면 γ 는 구역 D 에서의 함수 $g(x)$ 의 대역적최소값으로 된다.

우의 보조정리를 리용하여 방사토대보간함수 $s_n(x)$ 의 대역적최소값 γ 를 구한다.

다음으로 목표값 f_n^* 의 설정에 대하여 보기로 하자.

이제 α 를 $f(x_{\alpha(1)}) \leq \dots \leq f(x_{\alpha(n)})$ 이 되도록 하는 $\{1, \dots, n\}$ 의 치환으로 정하자. 또한 n_0 을 초기값점의 개수라고 하고 임의의 자연수 N 을 선택(보통 $N=5$)하고 $\text{mod}(n-n_0, N+1) \neq N$ 인 $n \geq n_0$ 에 대하여 f_n^* 을 다음과 같이 결정하자.

$$f_n^* = \gamma - W_n \left(\max_{1 \leq i \leq k_n} f(x_{\alpha(i)}) - \gamma \right) = \gamma - W_n (f(x_{\alpha(k_n)}) - \gamma) \quad (4)$$

여기서

$$W_n = \left[\frac{\text{mod}(N - (n - n_0), N + 1)}{N} \right]^2$$

$$k_n = \begin{cases} n & (\text{mod}(n - n_0, N + 1) = 0 \text{인 경우}) \\ k_{n-1} - \left[\frac{\text{mod}(n - n_0, N + 1)}{N} \right] & (\text{다른 경우}) \end{cases} \quad (5)$$

여기서 $[\cdot]$ 은 용근수부를 나타내고 $\text{mod}(a, b) = a \bmod b$ 를 의미하며 $\text{mod}(n - n_0, N + 1) = N$ 인 $n \geq n_0$ 에 대하여서는 $f_n^* = \gamma$ 로 놓는다.

이제 다음단계의 점 y^* 을 구하자.

선행연구[2]에서와 같이 다음단계의 점 y^* 은 반노름함수 $\sigma(s_n^y)$ 의 최소값으로 결정하며 $\sigma(s_n^y)$ 의 최소화는 다음함수의 최소화와 동등하다.

$$h_n(y) = \frac{1}{[s_n(y) - f_n^*]^2} \left[-(u(y)^T v(y)^T) \begin{pmatrix} \Phi & P \\ P^T & 0 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} u(y) \\ v(y) \end{pmatrix} \right], \quad y \in D \quad (6)$$

여기서 $u(y) = (\phi(\|y - x_1\|^2), \dots, \phi(\|y - x_n\|^2))^T$, $v(y) = (p_1(y), \dots, p_{\hat{m}}(y))^T$ 이다.

실지계산에서는 $h_n(y)$ 를 최량화하는것이 매우 어렵다. 그리하여 다음함수를 정의하고 그것의 대역적최대값 β 를 적분법으로 구하자.

$$V_n(y) := -(u(y)^T v(y)^T) \begin{pmatrix} \Phi & P \\ P^T & 0 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} u(y) \\ v(y) \end{pmatrix}, \quad y \in D \quad (7)$$

그리고 식 (6)을 최량화하는 대신에 다음함수를 최량화한다.

$$h_n^*(y) = \frac{\beta}{[s_n(y) - f_n^*]^2}, \quad y \in D \quad (8)$$

이제 이 최량점을 새로운 보간점 x_{n+1} 로 정하고 자료 $(x_1, f(x_1)), \dots, (x_n, f(x_n)), (x_{n+1}, f(x_{n+1}))$ 를 보간하는 새로운 방사토대보간함수를 구성하고 위의 논의를 반복하여 목적함수의 최량값에 대한 근사값을 계산한다.

3. 알고리즘의 수렴성

여기서는 논문에서 제시된 알고리즘의 수렴성을 증명한다.

정리 1 콤팩트모임 D 에서 연속인 함수에 대하여 알고리즘에 의하여 생성되는 점렬이 D 에서 조밀하면 알고리즘은 수렴한다.[2]

정리 1로부터 이 알고리즘에 의하여 생성되는 점렬이 구역 D 에서 조밀하다는것을 밝혀야 한다.

먼저 다음의 보조정리들을 보기로 하자.

보조정리 2 $(x_n)_{n \in \mathbf{N}}$ 을 알고리즘에 의하여 생성된 점렬이라고 하자. 이때 임의의 수렴하는 부분렬 $(x_{n_k})_{k \in \mathbf{N}}$ 에 대하여

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \Delta_{n_k}^{\rho} \mu_{n_k-1}(x_{n_k}) = \infty$$

가 성립한다. 여기서 $\mu_n(\cdot)$ 과 $\Delta_{n_k}^{\rho}$ 는 선행연구[2]에서 정의하였다.

보조정리 3 $(x_n)_{n \in \mathbf{N}}$ 을 알고리즘에 의하여 생성된 점렬이라고 하고 n_0 을 초기점개수라고 하자. 적당한 $y_0 \in D$ 가 있어서 점렬 $(x_n)_{n \in \mathbf{N}}$ 의 어느 한 점도 포함하지 않는 근방 $N_{\delta} := \{x \in \mathbf{R}^d : \|x - y_0\| < \delta\}$, $\delta > 0$ 이 존재한다고 가정하자. 그러면 y_0 과 δ 에만 관계되는 $K > 0$ 이 존재하여 다음의 사실이 성립한다.

$$\mu_n(y_0) \leq K, \forall n \geq n_0 \quad (9)$$

위의 보조정리 2와 3으로부터 다음의 정리가 증명된다.

정리 2 $(x_n)_{n \in \mathbf{N}}$ 을 알고리즘에 의하여 생성된 점렬, s_n 은 자료 $(x_i, f(x_i))$ ($i=1, \dots, n$)를 보간하는 방사토대보간함수이고 f_n^* 은 식 (4)로 주어지는 목표값이다. 그러면 점렬 $(x_n)_{n \in \mathbf{N}}$ 은 구역 D 에서 조밀하다.

증명 귀류법으로 증명하자.

적당한 점 $y_0 \in D$ 이 있어서 그것의 근방 $U = \{x \in \mathbf{R}^d : \|x - y_0\| < \delta\}$, $\delta > 0$ 에 보간점이 하나도 없다고 가정하자. 이때 알고리즘에 의하여 생성된 점렬에 대하여 다음과 같은 사실이 성립한다.

$$g_n(x_{n+1}) \leq g_n(y_0), \quad n \geq n_0$$

여기서 n_0 은 초기점개수이다.

한편 알고리즘에서 목표값선택으로부터 적당한 부분렬 $(n_k)_{k \in \mathbf{N}}$ 이 있어서 다음의 관계식이 성립한다.

$$\min_{y \in D} s_{n_k-1}(y) - f_{n_k-1}^* > \tau \Delta_{n_k-1}^{\rho/2} \|s_{n_k-1}\|_{\infty} \geq 0, \quad k \in \mathbf{N}$$

점렬 $(x_{n_k})_{k \in \mathbf{N}}$ 은 콤팩트모임에서 택한것이며 따라서 수렴하는 부분렬을 가진다.

일반성을 잃지 않고 점렬 $(x_{n_k})_{k \in \mathbf{N}}$ 이 수렴한다고 하자.

모든 $k \in \mathbb{N}$ 에 대하여 x_{n_k} 는 $h_{n_k-1}^*(x)$ 의 대역적최대점이다. 그러므로 $f_{n_k-1}^* > -\infty$ 에 대하여

$$\mu_{n_k-1}(x_{n_k})[s_{n_k-1}(x_{n_k}) - f_{n_k-1}^*]^2 \leq \mu_{n_k-1}(y_0)[s_{n_k-1}(y_0) - f_{n_k-1}^*]^2$$

이 성립한다.

만일 $\|s_{n_k-1}\|_\infty > 0$ 이면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \mu_{n_k-1}(x_{n_k}) &\leq \mu_{n_k-1}(y_0) \left[\frac{s_{n_k-1}(y_0) - f_{n_k-1}^*}{s_{n_k-1}(x_{n_k}) - f_{n_k-1}^*} \right]^2 \leq \mu_{n_k-1}(y_0) \left[1 + \frac{|s_{n_k-1}(y_0) - s_{n_k-1}(x_{n_k})|}{s_{n_k-1}(x_{n_k}) - f_{n_k-1}^*} \right]^2 \leq \\ &\leq \mu_{n_k-1}(y_0) \left[1 + \frac{1}{\tau \Delta_{n_k}^{\rho/2}} \frac{|s_{n_k-1}(y_0) - s_{n_k-1}(x_{n_k})|}{\|s_{n_k-1}\|_\infty} \right]^2 \leq \mu_{n_k-1}(y_0) \left[1 + \frac{2}{\tau \Delta_{n_k}^{\rho/2}} \right]^2 \end{aligned}$$

또한 $\|s_{n_k-1}\|_\infty = 0$ 이면 다음의 사실이 성립한다.

$$\mu_{n_k-1}(x_{n_k}) \leq \mu_{n_k-1}(y_0) \leq \mu_{n_k-1}(y_0) \left[1 + \frac{2}{\tau \Delta_{n_k}^{\rho/2}} \right]^2$$

이제 얻어진 식의 양변에 $\Delta_{n_k}^\rho$ 를 곱하자.

$$\Delta_{n_k}^\rho \mu_{n_k-1}(x_{n_k}) \leq \mu_{n_k-1}(y_0) \left[\Delta_{n_k}^{\rho/2} + \frac{2}{\tau} \right]^2 \quad (10)$$

보조정리 2에 의하여 식 (10)의 왼변은 $k \rightarrow \infty$ 이면 ∞ 으로 간다. 그러나 보조정리 2에 의하여 $\mu_n(y_0)$ 은 n 과 무관계한 상수보다 작다. 이것은 모순이다. 따라서 근방 U 에는 점렬 (x_n) 의 점이 적어도 하나 있다. 따라서 점렬 $(x_n)_{n \in \mathbb{N}}$ 은 콤팩트모임 D 에서 조밀하다.(증명끝)

4. 수 치 실 험

실례 1

$$\min f(x) = \frac{-1}{(x - 0.15)^2 + 0.001}, \quad 0 \leq x \leq 1$$

우의 함수의 최량점에 대하여 선행방법과 이 논문의 방법을 비교하면 다음과 같다.(정확한 최량점은 $x^* = 0.15$ 이고 최량값은 $f(x^*) = -1000$ 이다.)

점 개 수 방 법	6	7	...	21	22	23
선행연구[3]	1	0.112 819	...	0.148 55	0.148 57	0.148 16
론문의 방법	1	0.148 221	...	0.148 178	0.148 169	0.148 56

실례 2(라스트리진 함수)

$$\min f(x) = \sum_{i=1}^2 [x_i^2 - \cos(2\pi x_i)], \quad -2 \leq x_i \leq 2 \quad (i=1, 2)$$

정확한 최량점은 $x^* = (0, 0)^T$ 이고 최량값은 $f(x^*) = -2$ 이다.

점 개 수 방 법	15	16	...	24
선 행 연 구 [3]	$(2, 1.8)^T$	$(1.34, 2.876 \cdot 10^{-5})^T$...	$(1.132 \cdot 10^{-11}, -9.112 \cdot 10^{-9})^T$
론 문 의 방 법	$(2, 1.7)^T$	$(0.32, -7.86 \cdot 10^{-7})^T$...	$(4.213 \cdot 10^{-13}, -4.24 \cdot 10^{-11})^T$

참 고 문 헌

- [1] 오용범; 조선민주주의인민공화국 과학원통보, 2, 24, 주체107(2018).
- [2] H.-M. Gutmann.; J. Glob. Optim., 19, 3, 201, 2001.
- [3] Z. Zhou et al.; J. Glob. Optim., 70, 757. 2018.

주체108(2019)년 3월 15일 원고접수

Black-Box Global Optimization Based on Integral Method and Radial Basis Function Interpolation Method

Rim Kwang, O Yong Bom

In this paper, we calculate an optimal value of a radial basis function using integral method for black-box global optimization, develop a method generating a new interpolation point, and verify the numerical stability and efficiency by solving some well-known problems.

Key words: radial basis function interpolation, integral method