

حل مسایل بهینه‌سازی نامقید به وسیله ترکیبی از الگوریتم ناحیه اعتماد نایکنوا و تکنیک فیلتر

زینب سعیدیان طریبی^{۱*}، فرشید ارزانی^۲

۱- استادیار، دانشکده ریاضی، دانشگاه کاشان، اصفهان، ایران

۲- مرکز پژوهشی محاسبات علمی در بهینه‌سازی و مهندسی سامانه‌ها (اسکوپ)، دانشکده ریاضی، دانشگاه صنعتی خواجه‌نصیرالدین طوسی، تهران، ایران

رسید مقاله: ۷ بهمن ۱۳۹۷

پذیرش مقاله: ۳ مهر ۱۳۹۸

چکیده

در این مقاله، یک روش ناحیه اعتماد تطبیقی نایکنوای جدید برای حل مسایل بهینه‌سازی نامقید ارایه می‌کنیم که در آن از تکنیک فیلتر استفاده شده است. در روش پیشنهادی، از تکنیک نایکنوایی خاصی استفاده شده است. با استفاده از این تکنیک، الگوریتم می‌تواند از گام اول، از خواص نایکنوایی بهره‌بردار و سرعت رسیدن به جواب را افزایش دهد. همچنین، فیلتر به کاررفته در این روش، از نوع فیلترهای متناهی است. این مهم، با توجه به ساختار فیلتر اثبات شده است. ساختار الگوریتم، بر اساس دو حلقه خارجی و داخلی استوار است که هر یک با توجه به شرایط موجود در هر تکرار عملیات مشخصی را انجام می‌دهد. در تکرارهای الگوریتم، برای یافتن طول گام، از زیرمساله‌ای با ساختار ساده استفاده می‌کنیم. همچنین، صورت اصلاح شده‌ای از شرط سکانت را برای تقریب هسیان چنان به کار می‌بریم که ماتریس هسیان همواره معین مثبت باشد. علاوه بر آن، همگرایی سراسری الگوریتم تحت برخی شرایط استاندارد اثبات شده است. نتایج عددی حاصل از روش پیشنهادی روی مجموعه مسایل آزمونی، حاکی از کارایی الگوریتم جدید، نسبت به سایر روش‌های مشابه است.

کلمات کلیدی: روش‌های ناحیه اعتماد، روش‌های تطبیقی و نایکنوا، تکنیک فیلتر، همگرایی سراسری.

۱ مقدمه

دستگاه معادلات غیرخطی زیر را در نظر می‌گیریم:

$$f(x) = 0, \quad (1)$$

که در آن، $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ ، به طور پیوسته مشتق‌پذیر است. روش‌های بسیاری برای حل این دسته مسایل، پیشنهاد شده‌اند. از آن جمله می‌توان به روش‌های تکراری جستجوی خطی، ناحیه اعتماد و روش‌های نیوتن و شبه نیوتن اشاره کرد [۱، ۲].

* عهده‌دار مکاتبات

آدرس الکترونیکی: saeidian@kashanu.ac.ir

در روش‌های جستجوی خطی، همواره در راستای یک جهت (کاهش) حرکت می‌کنیم تا در تابع هدف، کاهش کافی رخ دهد. در روش‌های ناحیه اعتماد استاندارد، جهت جستجو از مینیمم‌سازی یک مدل درجه دوم از تابع هدف، در نقطه کنونی حول ناحیه‌ای اطراف نقطه که به ناحیه اعتماد معروف است، به دست می‌آید. سپس، بر اساس نسبت ناحیه اعتماد، گام آزمایشی پذیرفته یا رد می‌شود. همچنین، شعاع ناحیه اعتماد، بر اساس نسبت r_k افزایش یا کاهش می‌یابد یا بدون تغییر می‌ماند. برای بهنگام‌سازی شعاع ناحیه اعتماد و نیز انتخاب شعاع اولیه روش‌های مختلفی تاکنون ارایه شده است [۳، ۴]. در روش‌های استاندارد، در هر تکرار شعاع ناحیه اعتماد، مستقل از اطلاعات تابع گرادیان و ماتریس هسیان بهنگام می‌شود. این امر موجب حساسیت مساله به انتخاب شعاع اولیه می‌شود. برای رفع این مشکل، روش‌های ناحیه اعتماد تطبیقی معرفی شدند [۵، ۶]. با استفاده از این دسته روش‌ها، علاوه بر کاهش تعداد تکرارهای حل مساله، از اطلاعات تابع گرادیان و ماتریس هسیان نیز برای بهنگام کردن شعاع بهره می‌گیریم. اغلب، روش‌های ناحیه اعتماد در نقاطی که روش نیوتن عملکرد ضعیفی دارد، دارای عملکرد مناسبی می‌باشند.

در [۴] یک روش ناحیه اعتماد تطبیقی نایکنوا بر اساس یک زیرمساله‌ی ساده برای مسایل بزرگ مقیاس، ارایه شد که از اطلاعات دو تکرار آخر به صورت کامل استفاده می‌کند. ایده‌ی زیرمساله‌ی ساده برای آن است که حل زیرمساله‌ی ناحیه اعتماد وقتی ماتریس هسیان، ماتریس چگال بزرگ مقیاس باشد، هزینه بر است. در روش‌های جستجوی خطی، در تکرار k ام نقطه جدید به صورت زیر به دست می‌آید:

$$x_{k+1} = x_k + \lambda_k d_k, \quad (2)$$

که در آن d_k یک جهت کاهشی و λ_k طول گامی است که از روش‌های جستجوی خطی دقیق یا غیردقیق به دست می‌آید. یکی از معروف‌ترین و کارآمدترین طول گام‌های ارایه شده، طول گام برزیلای-بروین است [۶]. فرض کنید

$$g_k = g(x_k) = \nabla f(x_k), s_k = x_k - x_{k-1}, y_k = g_k - g_{k-1}. \quad (3)$$

نقطه جدید با استفاده از رابطه برزیلای-بروین به صورت $x_{k+1} = x_k + d_k$ محاسبه می‌شود که در آن

$$d_k = -\frac{1}{\alpha_k} g_k, \quad (4)$$

و α_k با یکی از دو رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$\alpha_k = \frac{s_k^T y_k}{s_k^T s_k}, \alpha_k = \frac{y_k^T y_k}{s_k^T y_k}. \quad (5)$$

برزیلای و بروین نشان دادند که این طول گام نسبت به سایر روش‌های جستجوی خطی به محاسبات کمتری نیاز دارد و برای مسایل درجه دوم محدب دو بعدی دارای همگرایی زبر خطی است [۷]. از آن‌جا که روش‌های نایکنوا برای حل مسایل بهینه‌سازی سرعت همگرایی بالاتری نسبت به روش‌های نایکنوا دارند، روش نایکنوا را برای حل انتخاب می‌کنیم.

روش نایکنوای به کار رفته در این مقاله، از آزادسازی روش نایکنوای آهوخوش و امینی [۸] و بهنگامسازی شعاع ناحیه اعتماد به کمک روش تطبیقی شی و گو [۹] به دست می آید. عبارت نایکنوای جدید به صورت $(1 + \phi_k)R_k$ در نظر گرفته می شود [۱۰] که در آن داریم:

$$R_k = \epsilon_k f_{\ell(k)} + (1 - \epsilon_k) f_k, \quad (6)$$

و $f_k = f(x_k)$ و $\epsilon_k \in [\epsilon_{\min}, \epsilon_{\max}] \subset [0, 1]$

$$f_{\ell(k)} = \max_{j \leq \min(k, M)} f_{k-j}, \quad (7)$$

همچنین،

$$\phi_k = \begin{cases} \eta_k, & \text{if } R_k > 0, \\ 0, & \text{if } R_k \leq 0. \end{cases} \quad (8)$$

{ η_k } یک دنباله مثبت است که در رابطه زیر صدق می کند:

$$\sum_{k=1}^{\infty} \eta_k \leq \eta < \infty. \quad (9)$$

اخیراً، ژو و همکاران، بر اساس اصلاح شرط سکانت وی [۱۱] یک زیرمساله‌ی ساده و یک روش ناحیه اعتماد تطبیقی نایکنوا پیشنهاد دادند [۶]. بعدها، بیگری و سلیمان پور در [۱۲] زیرمساله‌ی ساده‌ی دیگری را با مزایای بیشتر نسبت به [۶] ارائه کردند که در آن، تقریب هسیان در نقطه‌ی کنونی از رابطه زیر محاسبه می شود:

$$\hat{\gamma}_k := \gamma(x_k) = \frac{4(f_{k-1} - f_k) + 3g_k^T d_{k-1} + g_{k-1}^T d_{k-1}}{d_{k-1}^T d_{k-1}}. \quad (10)$$

سپس سعیدیان و پیغامی [۱۳]، بر اساس صورت اصلاح شده شرط سکانت [۷] برای تقریب هسیان در نقطه کنونی روش جدیدی ارائه دادند که نسبت به سایر روش‌های پیشین دارای برتری بود. در روش پیشنهادی، از عبارت نایکنوای [۸] و نسخه‌ی اصلاح شده‌ی روش تطبیقی [۱۴] در ساختار الگوریتم پیشنهادی استفاده شده است. تکنیک فیلتر اولین بار توسط فلچر و لیفر در [۱۵] ارائه شد. این ایده بر اساس بهینه‌سازی توابع چندهدفه شکل گرفته است. بر اساس آن، هر نقطه در هر تکرار در مجموعه فیلتر پذیرفته یا رد می شود. یک نقطه در فیلتر قابل قبول است، اگر توسط هیچ یک از نقاط داخل فیلتر مغلوب نشود. هنگامی که یک نقطه در فیلتر پذیرفته شد، کلیه نقاطی که توسط نقطه جدید مغلوب می شوند از فیلتر حذف می شوند.

فاطمی و مهدوی امیری در [۱۶] فیلتری را معرفی کردند که با داشتن شرط پذیرش خاص می تواند اندازه فیلتر را کنترل کند. بر اساس فیلتر آن‌ها نقطه x_k نسبت به x_l در فیلتر پذیرفته می شود، هرگاه $j \in \{1, \dots, n\}$ وجود داشته باشد به طوری که

$$\|g_j(x_k)\|^{\rho_1} + \tau_1 \|g(x_k)\|^{\rho_1} \leq \|g_j(x_l)\|^{\rho_1} + \tau_1 \|g(x_l)\|^{\rho_1}, \quad (11)$$

که در آن ρ_1 و ρ_2 ثابت‌های مثبت هستند و τ_1 و τ_2 در رابطه زیر صدق می کنند:

$$\tau_1 \leq \tau_2 < \frac{1}{\sqrt{n}}. \quad (12)$$

اگر $g_j(x)$ مولفه i ام بردار گرادیان $g(x)$ باشد، آنگاه نقطه x_k در فیلتر \mathcal{F} پذیرفته می شود، هر گاه x_k نسبت به هر x_l ، با $g(x_l) \in \mathcal{F}$ در فیلتر پذیرفته شود. در نتیجه $g(x_k)$ به فیلتر افزوده می شود و هر $g(x_l) \in \mathcal{F}$ با شرط

$$\|g_j(x_k)\|^\rho + \theta_\nu \|g(x_k)\|^\rho \leq \|g_j(x_l)\|^\rho + \tau_\nu \|g(x_l)\|^\rho, \forall j \in \{1, \dots, n\}, \quad (13)$$

از فیلتر حذف می شود.

ارزانی و پیغامی در [17]، روشی را برای حل مسایل بهینه سازی نامقید مطرح کردند که علاوه بر خواص یکنوایی خاص از تکنیک فیلتر نیز بهره می برد. ایشان نشان دادند که با ترکیب مفهوم فیلتر با یک تکنیک یکنوایی خاص (که به الگوریتم اجازه می داد از اولین تکرار بتواند از خاصیت یکنوایی بهره ببرد)، می توان نتایج بهتری در رسیدن به جواب بهینه برای مسایل بهینه سازی نامقید به دست آورد. در واقع نسخه ای از روش معروف برزیلی-بروین را ارائه دادند که در آن، با استفاده از تکنیک فیلتر قدرت الگوریتم افزایش یافته و می توان برای مسایل با اندازه بزرگ نیز از این روش استفاده کرد. همچنین، ایشان در [18] از همین تکنیک برای حل دستگاه معادلات غیرخطی استفاده کرده اند که در آن تکنیک فیلتر به یک روش نایکنوای مشتق آزاد افزوده شده بود. تکنیک نایکنوای استفاده شده در این مقاله نیز، همان تکنیک استفاده شده در مقاله [18] می باشد.

هدف ما در این مقاله، ارائه یک روش ناحیه اعتماد تطبیقی نایکنوای جدید است. این روش، به منظور حل مسایل بهینه سازی نامقید، بر استفاده از تکنیک فیلتر، استوار است.

در ادامه، در بخش دوم این مقاله به معرفی الگوریتم جدید پیشنهادی خواهیم پرداخت. سپس، در بخش سوم به بررسی همگرایی سراسری الگوریتم می پردازیم. در ادامه، در بخش چهارم نتایج عددی آورده شده و در بخش پنجم نتیجه گیری کلی بیان می گردد.

۲ ساختار الگوریتم جدید

ساختار الگوریتم پیشنهادی از دو حلقه خارجی و داخلی تشکیل می شود. حلقه داخلی برای یافتن طول گام d_k از روش ناحیه اعتماد پیشنهادی [13] استفاده می کند.

برای نقطه x_k داده شده، گام آزمایشی d_k از حل (تقریبی) زیرمساله زیر به دست می آید:

$$\begin{aligned} \min m_k(d) &= g_k^T d + \frac{1}{\nu} d^T \gamma(x_k) d \\ \text{s.t. } \|d\| &\leq \Delta_k, \end{aligned} \quad (14)$$

که در آن $\gamma_k := \gamma(x_k)$ ، تقریب اسکالر ماتریس هسیان است. تقریب هسیان را به صورت زیر در نظر می گیریم:

$$\gamma_k = \frac{\nu(f_{k-1} - f_k) + (\nu + \eta_k)g_k^T d_{k-1} + g_{k-1}^T d_{k-1}}{d_{k-1}^T d_{k-1}}, \quad (15)$$

که در آن

$$\eta_k = \begin{cases} \frac{\varphi(f_k - f_{k-1}) - \vartheta g_k^T d_{k-1} - g_{k-1}^T d_{k-1} + \delta}{g_k^T d_{k-1}}, & \hat{\gamma}_k < 0; \\ 0, & o.w. \end{cases}$$

δ یک عدد مثبت کوچک و $\hat{\gamma}_k$ از رابطه‌ی زیر محاسبه می‌شود:

$$\hat{\gamma}_k := \gamma(x_k) = \frac{\varphi(f_{k-1} - f_k) + \vartheta g_k^T d_{k-1} + g_{k-1}^T d_{k-1}}{d_{k-1}^T d_{k-1}}. \quad (16)$$

با این تعریف، واضح است که همواره $\gamma_k > 0$ است.

با استفاده از d_k ، نسبت نایکنوا را به صورت زیر داریم:

$$r_k = \frac{R_k - f(x_k + d_k)}{Pred_k}, \quad (17)$$

که در آن R_k از رابطه‌ی (۶) محاسبه می‌شود و $Pred_k = m_k(0) - m_k(d_k)$. حال، برای $\mu \in (0, 1)$ داده شده،

اگر $r_k \geq \mu$ ، آن‌گاه گام آزمایشی پذیرفته می‌شود. در غیر این صورت، گام آزمایشی رد می‌شود.

در هر دو حالت، شعاع بر اساس رابطه‌ی زیر بهنگام می‌شود:

$$\Delta_k = \min \left\{ v_k \frac{\|g_k\|}{\gamma_k}, \Delta_{\max} \right\},$$

که در آن، $\Delta_{\max} > 0$ کرانی برای شعاع‌ها و v_{k+1} از رابطه‌ی زیر بهنگام می‌شود:

$$v_{k+1} = \begin{cases} \sigma v_k, & r_k < \mu_1, \\ v_k, & \mu_1 \leq r_k \leq \mu_2, \\ \min\{\sigma v_k, v_{\max}\}, & r_k > \mu_2, \end{cases} \quad (18)$$

و $0 < \mu_1 < \mu_2 \leq 1$ و $0 < \sigma_1 < 1 < \sigma_2$ و $0 < \sigma < 1$ و $v_{\max} > 0$ ثابت‌های معلوم هستند. حال، اگر $r_k \geq \mu$ ، نقطه جدید از

رابطه‌ی $x_{k+1} = x_k + d_k$ محاسبه می‌شود. در غیر این صورت، قرار می‌دهیم $x_{k+1} = x_k$.

بنابراین الگوریتم حلقه داخلی به شرح زیر است:

الگوریتم ۱-۲: الگوریتم حلقه داخلی

ورودی‌ها: $x \in \mathbb{R}^n, 0 < \mu < \mu_1 < \mu_2 \leq 1, 0 < \sigma_1 < 1 < \sigma_2, \epsilon, \varepsilon, M, v_{\max}, \Delta_{\max} > 0, 0 < \theta_1 < \theta_2, \delta > 0$.

گام ۰: قرار ده $v_k = 1, g_k = g(x), \gamma_k := \gamma(x)$ و $\Delta_k = \min \left\{ v_k \frac{\|g_k\|}{\gamma_k}, \Delta_{\max} \right\}$.

گام ۱: اگر $\|g_k\| \leq \varepsilon$ ، آن‌گاه متوقف شو.

گام ۲: d_k را از حل (۱۴) و r_k را از (۱۷) محاسبه کن.

گام ۳: اگر $r_k < \mu$ ، آن‌گاه قرار ده $\Delta_k = \sigma \Delta_k$ و به گام ۲ برو.

گام ۴: قرار ده $x_{k+1} = x_k + d_k$.

گام ۵: γ_{k+1} را از رابطه‌ی (۱۵) محاسبه کن.

اگر $\gamma_{k+1} \leq \epsilon$ آن گاه قرار ده $\gamma_{k+1} = \theta_1$. اگر $\gamma_{k+1} \geq \frac{1}{\epsilon}$ آن گاه قرار ده $\gamma_{k+1} = \theta_2$.

گام ۶: ν_{k+1} را از (۱۸) بهنگام کن و قرار ده $\Delta_{k+1} = \min \left\{ \nu_{k+1} \frac{\|g_{k+1}\|}{\gamma_{k+1}}, \Delta_{\max} \right\}$. قرار ده $k = k+1$ و به

گام ۱ برو.

در ادامه یک الگوریتم ناحیه اعتماد نایکنوای تطبیقی که با استفاده از تکنیک فیلتر پیاده‌سازی شده است را معرفی می‌کنیم. در این الگوریتم، از الگوریتم حلقه داخلی، برای به‌دست آوردن دنباله نقاط برای هر تکرار از الگوریتم اصلی استفاده می‌کنیم. به عبارت دیگر، به ازای هر تکرار از الگوریتم اصلی یک بار الگوریتم حلقه داخلی از ابتدا تا انتها اجرا می‌شود تا دنباله مورد نظر در آن تکرار را تولید کند.

ملاحظه ۲.۱. در حلقه‌ی خارجی الگوریتم که آن را با نام الگوریتم اصلی در نظر می‌گیریم، در گام k ام، جهت کاهشی d_k با شرایط زیر محاسبه می‌شود:

$$\|d_k\| \leq c_2 \|g_k\|, \quad -\frac{d_k^T g_k}{\|g_k\|} \geq c_1 \|g_k\|, \quad (19)$$

که در آن c_1 و c_2 ثابت‌های مثبت هستند. به سادگی می‌توان دید که جهت برزیلای-بروین (۴) و $d_k = -g_k$ در شرایط (۱۹) صدق می‌کنند. برای N داده شده، نقاط آزمایشی z_k^i ، برای $i = 0, \dots, N$ ، از روابط زیر محاسبه می‌شوند:

$$\begin{cases} z_k^i = x_k, \\ p_k^i = d_k, \\ z_k^{i+1} = z_k^i + p_k^i, \end{cases} \quad i = 1, \dots, m \quad (20)$$

که در آن $m \leq N$ و p_k^i به صورت زیر به‌دست می‌آیند:

$$p_k^i = -\frac{1}{\alpha_k} \nabla f(z_k^i), \quad i = 1, 2, \dots, m, \quad (21)$$

که در آن α_k از (۵) با در نظر گرفتن $s_k = z_k^i - z_k^{i-1}$ و $y_k = \nabla f(z_k^i) - \nabla f(z_k^{i-1})$ محاسبه می‌شود.

در ابتدا هر نقطه به‌دست آمده در شرط فیلتر بررسی می‌شود. اگر نقطه مورد نظر در شرط فیلتر پذیرفته نشود، آن گاه شرط نایکنوایی روش بررسی می‌شود. در صورتی که نقطه z_k^i در شرط فیلتر پذیرفته شد و یا این که در شرط نایکنوایی روش صدق کرد، آن گاه قرار می‌دهیم $x_{k+1} = z_k^i$. در حالت اول، نقطه جدید به فیلتر اضافه شده و سپس فیلتر را بهنگام می‌کنیم. این فرایند حداکثر N بار تکرار می‌شود. در حالتی که هیچ یک از نقاط آزمایشی در فیلتر پذیرفته نشوند و یا در شرط نایکنوایی روش صدق نکنند، یک روش نایکنوای جستجوی خطی در جهت d_k اجرا می‌شود و نقطه جدید $x_{k+1} = x_k + \lambda_k d_k$ با طول گام $\lambda_k \in (0, 1]$ به‌دست می‌آید. به عبارت دیگر در بدترین حالت برای هر تکرار، اگر هیچ یک از نقاط به‌دست آمده در فیلتر پذیرفته نشوند یا در

شرط نایکنوایی صدق نکنند، در انتها یک روش جستجوی خطی خواهیم داشت و نقطه جدید از اجرای آن به دست خواهد آمد.

ساختار این الگوریتم جدید به شرح زیر است:

الگوریتم ۲-۲: (الگوریتم اصلی) الگوریتم ناحیه اعتماد نایکنوای تطبیقی با استفاده از روش فیلتر

ورودی‌ها: مقادیر $f_{sup} > 0, x_i \in R^n$, اعداد صحیح $\rho_r > 0, \rho_l > 0, \sigma > 0, M \geq 1, N \geq 1$ و

$$0 < \mu < \mu_1 < \mu_2 \leq 1, 0 < \sigma_1 < \sigma_2 < \epsilon_{min} < \epsilon_{max} < 1, \epsilon, \delta, M, v_{max}, \Delta_{max} > 0, 0 < \theta_1 < \theta_2, \delta > 0, 0 \leq \tau_1 < \tau_2 < \frac{1}{\sqrt{n}}$$

داده شده‌اند.

قرار ده $F_i = \emptyset, k = 0, i = 0$.

گام ۱: اگر $\|g_k\| \leq \epsilon$ آن گاه متوقف شو.

گام ۲: اگر $i \leq N$ ، آن گاه با استفاده از الگوریتم حلقه داخلی، نقطه z_k^i را محاسبه کن. در غیر این صورت به گام ۴ برو.

گام ۳: اگر z_k^i توسط فیلتر پذیرفته شد و $f(z_k^i) \leq f_{sup}$ ، آن گاه قرار ده $x_{k+1} = z_k^i$ و z_k^i را به فیلتر F_k اضافه کن. سپس فیلتر را به صورت F_{k+1} بهنگام کن و قرار ده $k = k + 1$ و به گام ۱ برو.

در غیر این صورت، اگر

$$f(z_k^i) \leq (1 + \phi_k)R_k - \max_{1 \leq h \leq i} \{\sigma \|z_k^h - x_k\|\}, \quad (22)$$

آن گاه قرار ده $x_{k+1} = z_k^i, F_{k+1} = F_k, k := k + 1$ و به گام ۱ برو.

در غیر این صورت قرار ده $i := i + 1$ و به گام ۲ برو.

گام ۴: یک روش جستجوی خطی در جهت d_k اجرا کن و طول گام λ_k را به دست آور. قرار ده

$$x_{k+1} = x_k + \lambda_k d_k, k = k + 1,$$

و به گام ۱ برو.

۳ همگرایی سراسری

ابتدا مجموعه‌های A و D را به صورت زیر تعریف می‌کنیم:

$$A = \{k \mid x_k \in F_k\}.$$

مجموعه D ، مجموعه تمام تکرارهای x_k است که در رابطه (۲۲) صدق می‌کنند و یا از طریق گام ۴ الگوریتم ناحیه اعتماد نایکنوای تطبیقی با استفاده از روش فیلتر به دست آمده‌اند.

با توجه به ساختار الگوریتم به سادگی مشخص است که $A \cap D = \emptyset$.

هم‌چنین، فرضیات زیر را روی مساله در نظر می‌گیریم:

A1. تابع f روی \mathbb{R}^n دوبار به طور پیوسته مشتق پذیر است.

A2. برای η داده شده در (۹)، مجموعه تراز $L = \{x \in \mathbb{R}^n \mid f(x) \leq e^\eta f(x)\}$ بسته و کران دار است.

A3. جملات دنباله $\{x_k\}$ تولید شده از الگوریتم اصلی در مجموعه بسته و کران دار $\Omega \subset \mathbb{R}^n$ قرار دارد. با در نظر گرفتن دو مجموعه A و D ، برای اثبات همگرایی سراسری الگوریتم می‌بایست رفتار نقاط $\{x_k\}$ تولید شده از تکرارهای اصلی الگوریتم و همچنین نقاط $\{z_k^i\}$ تولید شده توسط الگوریتم حلقه داخلی را در نظر گرفت. دنباله $\{x_k\}$ که توسط الگوریتم اصلی تولید شده است را در نظر بگیرید. اگر الگوریتم در تکرار k متوقف شود، در این صورت به یک نقطه ایستا می‌رسیم. در غیراینصورت، الگوریتم یک دنباله نامتناهی از نقاط را تولید می‌کند. در حالت دوم، نشان می‌دهیم که دنباله نامتناهی به دست آمده حداقل دارای یک زیردنباله همگرا به نقطه ایستای تابع f می‌باشد. بنابراین، برای عدد اصلی مجموعه‌های A و D دو حالت ممکن داریم:

$$|A| = \infty \quad \text{یا} \quad |D| = \infty.$$

در ادامه این دو حالت را مورد بررسی قرار می‌دهیم.

در تکرار k ام از الگوریتم، مجموعه فیلتر \mathcal{F}_k و شرط پذیرش آن را به صورت (۱۱) در نظر بگیرید. می‌توان نشان داد که اندازه فیلتر \mathcal{F}_k متناهی است [۱۶]. با این وجود فیلتر می‌تواند تعداد نامتناهی تکرار را بپذیرد و همچنان دارای اندازه متناهی باشد. در لم زیر همگرایی را در حالتی بررسی می‌کنیم که فیلتر تعداد نامتناهی تکرار را در خود می‌پذیرد.

لم ۳.۱. فرضیات A1–A3 را در نظر بگیرید. اگر داشته باشیم $|A| = \infty$ ، آن گاه [۱۷، ۱۳]:

$$\lim_{k \in A} \|g_{k+1}\| = 0. \quad (23)$$

اثبات. با استفاده از اثبات بیان شده در [۱۶]، به سادگی می‌توان این لم را اثبات کرد.

لم ۳.۲. اگر $|D| = \infty$ ، آنگاه برای دنباله نامتناهی $\{x_k\}_{k \in D}$ ، یک نقطه حدی وجود دارد که در شرط لازم مرتبه اول همگرایی صدق می‌کند. به بیان دیگر داریم:

$$\liminf_{k \rightarrow \infty} \|g_k\| = 0.$$

اثبات. مجموعه D را به صورت $D = D_1 \cup D_2$ افراز می‌کنیم که در آن مجموعه D_1 ، مجموعه تمام تکرارهای x_k است که رابطه (۲۲) را ارضا می‌کند. همچنین، D_2 ، مجموعه تکرارهایی است که از طریق گام ۴ الگوریتم اصلی به دست آمده‌اند.

اگر $|D_2| = \infty$ ، آن گاه جهت جستجوی d_k که از (۴) به دست آمده است در شرط زوتندیک [۲] صدق می‌کند. بنابراین داریم:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \frac{g_k^T d_k}{\|d_k\|} = 0. \quad (24)$$

در نتیجه در این حالت همگرایی الگوریتم ثابت شده است. برای اطلاعات بیشتر می‌توانید به [۲] رجوع کنید.

فرض کنید $|D_1| = \infty$. بدون از دست دادن کلیت مساله می‌توان فرض کرد که مجموعه‌های A و D_1 متناهی هستند و فقط مجموعه D_1 نامتناهی است. این بدان معناست که عدد صحیح و مثبتی مانند M وجود دارد

به طوری که برای هر $k \geq M$ ، داریم: $k \in D_1$. علاوه بر این، بدون از دست دادن کلیت مساله و برای راحتی اثبات، می توانیم فرض کنیم $M_1 = 0$. بنابراین

$$D_1 = \{0, 1, 2, \dots\}. \quad (25)$$

در ادامه برای اثبات همگرایی در این حالت چند لم مطرح می کنیم.

لم ۳.۳. فرض کنید دنباله $\{x_k\}_{k \in D_1}$ توسط الگوریتم اصلی تولید شده است. در این صورت داریم:

$$f_{k+1} \leq |f_*| \prod_{i=0}^k (1 + \phi_i) - \omega_k, \quad (26)$$

که در آن برای برخی $\sigma > 0$ ، $\omega_k = \max_{1 \leq h \leq i_k} \{\sigma \|z_k^h - x_k\|\}$ و i_k بزرگ ترین عدد صحیحی است که

$$x_{k+1} = z_k^{i_k}.$$

اثبات. با توجه به (۲۲)، برای تمامی $k \in D_1$ داریم:

$$(1 + \phi_k)R_k - f(x_{k+1}) \geq \omega_k \geq 0. \quad (27)$$

این لم را با استفاده از استقرا اثبات می کنیم.

برای $k = 0 \in D_1$ با استفاده از (۶) داریم:

$$f_1 \leq (1 + \phi_0)R_0 - \omega_0 = (1 + \phi_0)f_0 - \omega_0 \leq (1 + \phi_0)|f_*| - \omega_0.$$

حال فرض کنید (فرض استقرا) که رابطه (۲۶) برای $1 \leq k \in D_1$ برقرار باشد. یعنی:

$$f_{k+1} \leq |f_*| \prod_{i=0}^k (1 + \phi_i) - \omega_k \leq |f_*| \prod_{i=0}^k (1 + \phi_i). \quad (28)$$

نشان می دهیم (۲۶) برای $k+1$ برقرار است. یعنی:

$$f_{k+2} \leq |f_*| \prod_{i=0}^{k+1} (1 + \phi_i) - \omega_{k+1}.$$

برای این منظور با استفاده از (۶) داریم:

$$\begin{aligned} f_{k+2} &\leq (1 + \phi_{k+1})R_{k+1} - \omega_{k+1} \\ &= (1 + \phi_{k+1})[\epsilon_{k+1}f_{\ell(k+1)} + (1 - \epsilon_{k+1})f_{k+1}] - \omega_{k+1} \\ &\leq (1 + \phi_{k+1})[\epsilon_{k+1}f_{\ell(k+1)} + (1 - \epsilon_{k+1})f_{\ell(k+1)}] - \omega_{k+1} \\ &\leq (1 + \phi_{k+1})f_{\ell(k+1)} - \omega_{k+1} \\ &\leq (1 + \phi_{k+1})|f_*| \prod_{i=0}^{\ell(k+1)-1} (1 + \phi_i) - \omega_{k+1}, \end{aligned}$$

که در آن آخرین نامساوی از (۲۸) و این حقیقت که $\ell(k+1) \leq k+1$ به دست آمده است. بنابراین

$$f_{k+2} \leq (1 + \phi_{k+1})|f_*| \prod_{i=0}^k (1 + \phi_i) - \omega_{k+1} \leq |f_*| \prod_{i=0}^{k+1} (1 + \phi_i) - \omega_{k+1}.$$

که این رابطه اثبات را تکمیل می کند.

لم ۳.۴. برای دنباله $\{x_k\}_{k \in D_1}$ تولید شده توسط الگوریتم اصلی داریم:

$$\{x_k\} \subseteq L.$$

اثبات. از استقرا کمک می گیریم. با توجه به این که $R_k = f$ ، در نتیجه رابطه برای $k=0$ برقرار است. حال فرض کنید $x_k \in L$. نشان می دهیم $x_{k+1} \in L$. برای این منظور با استفاده از لم ۳.۳، رابطه (۸) و همچنین رابطه بین مقدار میانگین حسابی و میانگین هندسی داریم:

$$\begin{aligned} f_{k+1} &\leq |f| \prod_{i=0}^k (1 + \phi_i) \\ &\leq |f| \left(\frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k (1 + \phi_i) \right)^{k+1} \\ &\leq |f| \left(1 + \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \eta_i \right)^{k+1} \\ &\leq |f| \left(1 + \frac{\eta}{k+1} \right)^{k+1} \leq e^\eta |f|, \end{aligned}$$

که در آن دو نامساوی آخر از (۹) و این حقیقت که حد عبارت $\left(1 + \frac{\eta}{k+1}\right)^{k+1}$ به e^η میل می کند، به دست آمده است. بنابراین $x_{k+1} \in L$.

لم ۳.۵. فرض کنید دنباله $\{x_k\}_{k \in D}$ که توسط الگوریتم اصلی تولید شده است، نامتناهی باشد و $M > 0$ ثابت تعریف شده در (۷) باشد. آن گاه برای هر $k \in D$ ، عدد صحیح و نامنفی L و $0 \leq r \leq M-1$ وجود دارند، به طوری که $k = LM + r$ و

$$f_{k+1} = f_{LM+r+1} \leq |f| \prod_{i=0}^{LM+r} (1 + \phi_i) - \sum_{i=0}^L \tilde{\omega}_i, \quad L = 0, 1, 2, \dots, \quad (29)$$

که در آن $\tilde{\omega}_i = \min_{iM \leq j \leq (i+1)M-1} \omega_j$ و در لم ۳.۳ تعریف شده است.

اثبات. از استقرا استفاده می کنیم.

با توجه به لم ۳.۳ برای $L=0$ داریم:

$$f_{r+1} \leq |f| \prod_{i=0}^r (1 + \phi_i) - \omega_r \leq |f| \prod_{i=0}^r (1 + \phi_i) - \tilde{\omega}_0, \quad r = 0, 1, \dots, M-1,$$

که در آن $\tilde{\omega}_0 = \min_{0 \leq i \leq M-1} \omega_i$. حال فرض کنید (۲۹) برای $L=t$ برقرار است. یعنی داریم:

$$f_{tM+r+1} \leq |f| \prod_{i=0}^{tM+r} (1 + \phi_i) - \sum_{i=0}^t \tilde{\omega}_i, \quad r = 0, 1, \dots, M-1. \quad (30)$$

هدف ما برقراری رابطه برای $L=t+1$ می باشد. یعنی

$$f_{(t+1)M+r+1} \leq |f| \prod_{i=0}^{(t+1)M+r} (1 + \phi_i) - \sum_{i=0}^{t+1} \tilde{\omega}_i, \quad r = 0, 1, \dots, M-1. \quad (31)$$

برای این منظور از استقرا روی r استفاده می کنیم. از (۲۷) برای $r=0$ داریم:

$$\begin{aligned} f_{(t+1)M+1} &\leq (1 + \phi_{(t+1)M}) R_{(t+1)M} - \omega_{(t+1)M} \\ &\leq (1 + \phi_{(t+1)M}) f_{\ell((t+1)M)} - \omega_{(t+1)M}. \end{aligned} \quad (32)$$

حال چون

$$\ell((t+1)M) \leq (t+1)M, \quad (33)$$

از (۳۰) و (۳۲) داریم:

$$\begin{aligned} f_{(t+1)M+1} &\leq (1 + \phi_{(t+1)M}) \left\{ |f| \prod_{i=-}^{\ell((t+1)M)-1} (1 + \phi_i) - \sum_{i=-}^t \tilde{\omega}_i \right\} - \omega_{(t+1)M} \\ &\leq (1 + \phi_{(t+1)M}) \left\{ |f| \prod_{i=-}^{(t+1)M-1} (1 + \phi_i) - \sum_{i=-}^t \tilde{\omega}_i \right\} - \omega_{(t+1)M} \\ &= |f| \prod_{i=-}^{(t+1)M} (1 + \phi_i) - (1 + \phi_{(t+1)M}) \sum_{i=-}^k \tilde{\omega}_i - \omega_{(t+1)M} \\ &\leq |f| \prod_{i=-}^{(t+1)M} (1 + \phi_i) - \sum_{i=-}^t \tilde{\omega}_i - \omega_{(t+1)M} \\ &\leq |f| \prod_{i=-}^{(t+1)M} (1 + \phi_i) - \sum_{i=-}^t \tilde{\omega}_i - \tilde{\omega}_{t+1}. \end{aligned}$$

بنابراین (۳۱) برای $r=0$ برقرار است. حال فرض کنید (۳۱) برای $r=j \leq M-2$ برقرار است. برای $r=j+1$

از (۲۷) داریم:

$$\begin{aligned} f_{(t+1)M+j+1} &\leq (1 + \phi_{(t+1)M}) R_{(t+1)M+j} - \omega_{(t+1)M+j} \\ &\leq (1 + \phi_{(t+1)M+j}) f_{\ell((t+1)M)+j} - \omega_{(t+1)M+j}. \end{aligned}$$

علاوه بر آن از (۳۳) و فرض استقراری روی r داریم:

$$\begin{aligned} f_{(t+1)M+j+1} &\leq (1 + \phi_{(t+1)M+j}) \left\{ |f| \prod_{i=-}^{\ell((t+1)M)+j-1} (1 + \phi_i) - \sum_{i=-}^k \tilde{\omega}_i \right\} - \omega_{(t+1)M+j} \\ &\leq (1 + \phi_{(t+1)M+j}) \left\{ |f| \prod_{i=-}^{(t+1)M+j-1} (1 + \phi_i) - \sum_{i=-}^t \tilde{\omega}_i \right\} - \omega_{(t+1)M+j} \\ &\leq |f| \prod_{i=-}^{(t+1)M+j} (1 + \phi_i) - (1 + \phi_{(t+1)M+j}) \sum_{i=-}^t \tilde{\omega}_i - \omega_{(t+1)M+j} \\ &\leq |f| \prod_{i=-}^{(t+1)M+j} (1 + \phi_i) - \sum_{i=-}^t \tilde{\omega}_i - \tilde{\omega}_{t+1} \\ &\leq |f| \prod_{i=-}^{(t+1)M+j} (1 + \phi_i) - \sum_{i=-}^{t+1} \tilde{\omega}_i. \end{aligned}$$

که این اثبات را کامل می کند.

قضیه ۳.۶. فرضیات A1-A3 را در نظر بگیرید، در این صورت الگوریتم اصلی یا در یک نقطه ایستای مساله

(۱) متوقف می شود یا برای دنباله نامتناهی $\{x_k\}_{k \in D_1}$ خواهیم داشت [۳، ۸]:

$$\liminf_{k \rightarrow \infty} \|g_k\| = 0.$$

که در آن مجموعه D_1 ، مجموعه تمام تکرارهای x_k است که در رابطه (۲۲) صدق می کند.

اثبات. فرض کنید الگوریتم اصلی در یک نقطه ایستای متوقف نشود. با توجه به لم های ۳.۴ و ۳.۵، برای هر

$k = LM + r \in D_1$ ، داریم:

$$\sum_{i=1}^L \tilde{\omega}_i \leq |f| \prod_{i=1}^{LM+r-1} (1+\phi_i) - f_{LM+r} \leq e^\eta |f| - f_{LM+r}.$$

با گرفتن حد از دو طرف این نامساوی وقتی $L \rightarrow \infty$ و استفاده از فرضیات A1 و A2 به این نتیجه می‌رسیم که

$$\lim_{i \rightarrow \infty} \tilde{\omega}_i = 0. \quad \sum_{i=1}^{\infty} \tilde{\omega}_i < \infty$$

حال با توجه به تعریف $\tilde{\omega}_i$ ، عدد $0 \leq \tilde{r} \leq M-1$ وجود دارد به طوری که $\tilde{\omega}_i = \omega_{iM+\tilde{r}}$. قرار دهید $\beta_i = iM + \tilde{r}$.

در نتیجه $\omega_{\beta_i} \rightarrow 0$ وقتی $i \rightarrow \infty$. بنابراین، با توجه به تعریف ω_i داریم:

$$0 \leq \sigma \|z_{\beta_i}^h - x_{\beta_i}\| \leq \omega_{\beta_i}, \quad \forall 1 \leq h \leq i_{\beta_i},$$

که در آن i_{β_i} در لم ۳.۳ تعریف شده است. بنابراین با توجه به $i \rightarrow \infty$ و $\omega_{\beta_i} \rightarrow 0$ این که $\sigma > 0$ یک ثابت است، خواهیم داشت:

$$\|z_{\beta_i}^h - x_{\beta_i}\| \rightarrow 0, \quad \forall 1 \leq h \leq i_{\beta_i}.$$

در حالت خاص، برای $h=1$ داریم:

$$\|d_{\beta_i}\| = \|z_{\beta_i}^1 - x_{\beta_i}\| \rightarrow 0.$$

با توجه به این که d_{β_i} در (۱۹) صدق می‌کند و $\|d_{\beta_i}\| \rightarrow 0$ ، در نتیجه خواهیم داشت:

$$\|g_{\beta_i}\| \rightarrow 0, \quad i \rightarrow \infty.$$

این نشان می‌دهد که زیر دنباله $\{x_{\beta_i}\}_{\beta_i \in D_1}$ از $\{x_k\}_{k \in D_1}$ به یک نقطه ایستای f همگراست. در نتیجه داریم:

$$\liminf_{k \rightarrow \infty, k \in D_1} \|g_k\| = 0.$$

اکنون، با توجه به بررسی همگرایی در سه حالت $|D_1| = \infty$ ، $|A| = \infty$ و $|D_1| = \infty$ می‌توانیم قضیه کلی همگرایی را به صورت زیر مطرح کنیم.

قضیه ۳.۷. فرضیات A1-A3 را در نظر بگیرید. در این صورت، الگوریتم اصلی یا در یک نقطه ایستا برای

مساله (۱) متوقف می‌شود یا دنباله‌ی نامتناهی $\{x_k\}$ را تولید می‌کند به طوری که

$$\liminf_{k \rightarrow \infty} \|g_k\| = 0.$$

اثبات. [۳، ۸].

۴ نتایج عددی

نتایج عددی الگوریتم ۱-۲، در این بخش گزارش شده است. در این قسمت الگوریتم جدید شرح داده شده در

این مقاله با نماد TRFBB، را به همراه الگوریتم‌های زیر مورد بررسی و مقایسه قرار می‌دهیم:

- TR: الگوریتم ۱ در [۱۳].
- NNFBB: الگوریتم ۱ در [۱۷].

تمامی الگوریتم‌ها در محیط MATLAB نسخه ۷.۱۰.۰ بر روی کامپیوتری با پردازنده Core i5 ۶۴۰۰ و حافظه رم ۸ گیگابایت پیاده‌سازی شده‌اند. مسایل آزمونی از مراجع [۱۸، ۱۹] گرفته شده‌اند. ابعاد مسایل آزمونی بین ۱۰۰۰ تا ۱۰۰۰۰ متغیر است.

شرط توقف برای کلیه الگوریتم‌ها $\|g(x_k)\| \leq 10^{-6}$ در نظر گرفته شده است. همچنین، حداکثر تعداد تکرارها و محاسبه مقدار تابع را به ترتیب ۱۰۰۰۰ و ۵۰۰۰۰ در نظر گرفتیم. برای مقایسه بهتر کارایی الگوریتم‌ها از نمودار دولان-موره [۲۰] استفاده کرده‌ایم. مقادیر زیر برای پارامترهای الگوریتم‌ها در نظر گرفته شده‌اند:

$$\begin{aligned} \mu &= 0/1, \mu_1 = 0/25, \mu_2 = 0/75, \epsilon_{\min} = 10^{-6}, \epsilon_{\max} = 10^6, \Delta_{\max} = 100, M = 20, \\ \sigma_1 &= c_1 = 0/5, \sigma_2 = c_2 = 4, V_{\max} = \sigma_1^2, V_1 = 0/25, \epsilon = \epsilon = 10^{-6}, \delta = 10^{-6}, \\ \sigma_{\min} &= 10^{-6}, \sigma_{\max} = 10^6, \gamma = 10^{-4}, \tau_{\min} = 0/1, \tau_{\max} = 0/5, \eta_k = \frac{1}{(1+k)^2}, k \geq 0. \end{aligned}$$

نتایج عددی در جدول ۱ گزارش شده است. در این جدول، n ، n_i ، n_f و n_g به ترتیب مشخص‌کننده، نام مساله، بعد مساله، تعداد تکرارهای الگوریتم، تعداد محاسبه مقدار تابع و تعداد محاسبه مقدار مشتق تابع هستند. بر اساس اطلاعات این جدول، نمودارهای دولان موره، عملکرد بر اساس n_i و n_f و n_g به ترتیب در شکل‌های ۱، ۲ و ۳ ترسیم شده‌اند.

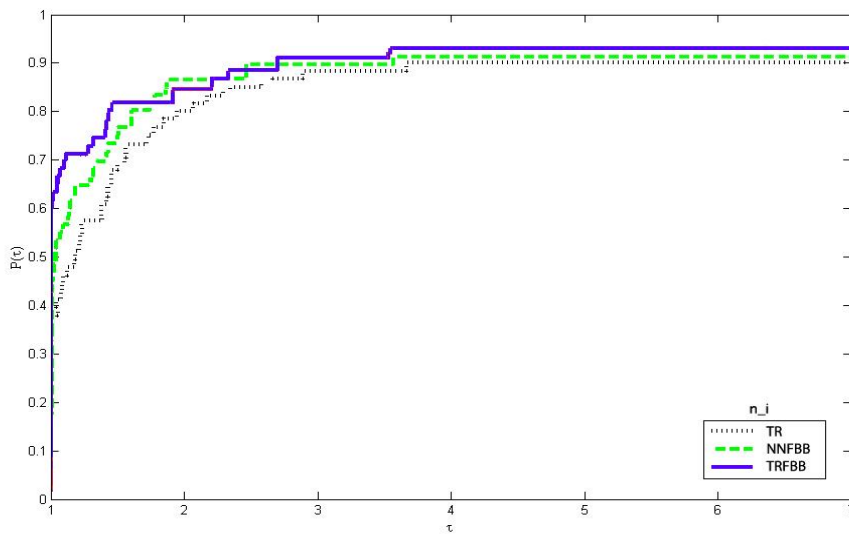
در شکل ۱، می‌توان دید که الگوریتم TRFBB حدود ۹۳ درصد مسایل را با موفقیت حل می‌کند در صورتی که این درصد برای الگوریتم‌های NNFBB و TR نزدیک به ۹۰ درصد است. همچنین، الگوریتم TRFBB حدود ۶۰ درصد مسایل را در کمترین مقدار n_i حل می‌کند، در صورتی که این درصد برای الگوریتم‌های NNFBB و TR به ترتیب ۴۶ و ۳۸ درصد است. شکل ۲ نشان می‌دهد که وقتی هر سه الگوریتم روی مجموعه مسایل آزمایشی اجرا می‌شوند، الگوریتم TRFBB حدود ۵۸ درصد مسایل را در کمترین میزان محاسبه مقدار تابع حل می‌کند، در صورتی که این درصد برای الگوریتم‌های NNFBB و TR به ترتیب ۴۵ و ۲۱ درصد است. علاوه بر آن برای میزان محاسبه مشتق تابع، شکل ۳ نشان می‌دهد که، الگوریتم TRFBB حدود ۴۷ درصد مسایل را در کمترین میزان محاسبه مقدار مشتق تابع حل می‌کند، در صورتی که این درصد برای الگوریتم‌های NNFBB و TR به ترتیب ۳۶ و ۲۶ درصد است.

جدول ۱. نتایج عددی اجرای الگوریتم‌ها بر روی مسایل آزمون

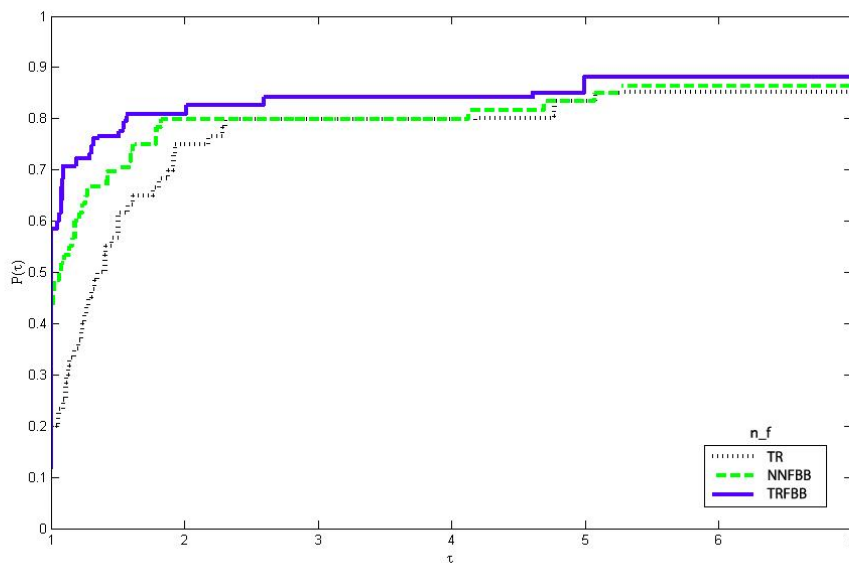
Problem	n	TR	NNFBB	TRFBB
		$n_i / n_f / n_g$	$n_i / n_f / n_g$	$n_i / n_f / n_g$
BDQRTIC	1000	825/20252/14555	519/22632/13871	501/22010/13105
BDQRTIC	5000	960/22150/16336	375/17681/10275	354/16253/9962
CRAGGLVY	1000	290/6623/3231	203/3512/1170	192/3145/956
CRAGGLVY	5000	Failed	206/2429/1716	206/2432/1753

FMINSURF	1024	180/978/631	310/1480/1480	395/1620/1521
FREUROTH	1000	Failed	966/29424/12196	1005/30225/14523
FREUROTH	5000	Failed	314/1770/1324	286/1125/452
LIARWHD	1000	33/451/341	81/311/160	80/335/185
LIARWHD	5000	189/1215/884	177/856/478	123/456/425
MOREBV	1000	1338/1914/1452	120/1024/452	125/1163/665
MOREBV	5000	1922/2911/1971	170/2011/1110	236/1523/875
NCB20	1000	942/2356/3122	1133/6970/2970	952/5201/2563
NCB20B	1000	1010/4668/3501	303/1462/653	274/1325/745
NCB20B	2000	1652/7005/4922	396/5635/2237	312/4563/2102
NONCVXUN	1000	7078/12525/7676	2762/14934/2875	2626/16256/6253
NONDIA	1000	448/1998/899	218/1155/668	201/1002/421
NONDQUAR	1000	791/1890/888	624/1728/754	423/1524/653
POWELLSG	1000	158/1200/601	102/450/123	85/321/152
POWELLSG	5000	226/1703/852	82/475/150	90/562/256
POWELLSG	10000	299/1999/1225	35/490/157	28/125/117
POWER	1000	3988/21501/12501	3225/19857/11225	3101/20540/15602
DIXMAANA	3000	11/24/24	7/55/18	6/32/17
DIXMAANB	3000	13/23/20	21/244/140	20/124/101
DIXMAANC	3000	10/12/10	8/41/27	8/40/22
DIXMAAND	3000	18/51/33	19/145/84	12/101/63
DIXMAANE	3000	130/165/110	343/779/203	331/761/178
DIXMAANF	3000	335/462/199	239/643/189	201/546/177
DIXMAANG	3000	332/683/290	174/876/184	166/712/102
DIXMAANH	3000	301/989/245	173/629/213	170/605/195
DIXMAANI	3000	522/570/570	705/921/852	456/854/552
DIXMAANJ	3000	405/1520/787	195/387/105	145/312/109
DIXMAANK	3000	652/1905/656	165/2031/705	179/2020/889
DIXMAANL	3000	562/1804/670	459/1299/94	405/1025/101

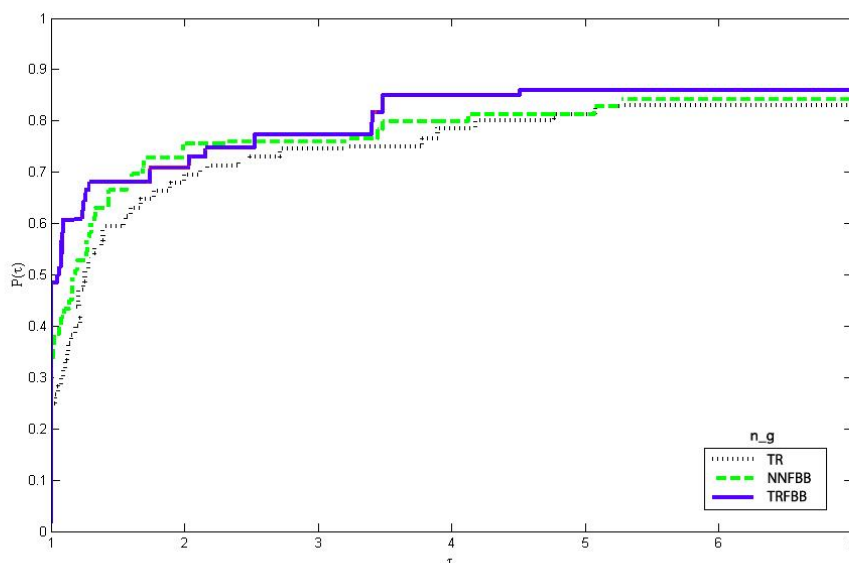
ARWHEAD	5000	667/4015/2155	217/3158/1197	665/3998/2026
BRYBND	5000	20/154/143	26/509/312	20/156/147
BRYBND	10000	216/1103/645	163/729/433	151/656/326
DQRTIC	1000	705/13124/10256	345/12328/6165	295/11015/5878
DQRTIC	5000	1903/22501/15603	Failed	Failed
EDENSCH	2000	12/15/15	11/155/84	11/12/12
ENGVAL1	5000	31/159/105	21/184/69	15/150/123



شکل ۱. نمودار دولان-موره برای تعداد تکرارها از جدول ۱



شکل ۲. نمودار دولان-موره برای تعداد محاسبه مقدار تابع از جدول ۱



شکل ۳. نمودار دولان-موره برای تعداد محاسبه مقدار مشتق تابع از جدول ۱

۵ نتیجه گیری

در این مقاله، یک الگوریتم جدید نایکنوای فیلتردار برای حل مسایل بهینه‌سازی نامقید (بزرگ مقیاس) معرفی کردیم. این الگوریتم، بر روی یک الگوریتم ناحیه اعتماد نایکنوا مفهوم فیلتر متناهی پیاده‌سازی شده است. با استفاده از این مفهوم، بسیاری از نقاط آزمایشی به‌دست آمده در تکرارها که روش‌های قبلی (بدون فیلتر) آن‌ها را حذف می‌کردند، ذخیره شدند. سپس، در تکرارهای بعدی از اطلاعات آن‌ها برای تسریع رسیدن به جواب استفاده شد. علاوه بر این، الگوریتم جدید مجهز به شرط نایکنوای خاصی شده است که در [۱۶] ارایه شده بود. در ادامه، تحت شرایط استاندارد، همگرایی سراسری الگوریتم پیشنهادی را ثابت کردیم. نتایج عددی حاصل از پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی به همراه برخی دیگر از الگوریتم‌های موجود در ادبیات موضوع نشان از کارایی این روش روی مسایل آزمونی در مقایسه با سایر الگوریتم‌های در نظر گرفته شده دارد.

سپاس‌گزاری

نویسندگان این مقاله از امور پژوهشی دانشگاه کاشان و مرکز پژوهشی اسکوپ برای حمایت از این پژوهش تقدیر و قدردانی می‌نمایند.

منابع

- [۱] عهدی اقدم، ص. رضاپور، ر. قوسی، س.، (۱۳۸۸). روش‌های تکراری شبه نیوتن برای دستگاه‌های معادلات غیرخطی. مجله تحقیق در عملیات در کاربردهای آن، ۶ (۲۳)، ۱۰-۱.
- [۱۸] ارزانی، فرشید. پیغامی، محمدرضا.، (۱۳۹۵). یک روش نایکنوای فیلتردار برای حل دستگاه معادلات غیرخطی. تحقیق در عملیات در کاربردهای آن، ۱۳ (۲)، ۸۵-۹۹.

- [2] Nocedal, J., Wright, S.J., (2006). Numerical Optimization. Springer, New York.
- [3] Li, G.D. (2006). A trust region method with automatic determination of the trust region radius, Chinese J. Engry. Math., 23, 843-848.
- [4] Sartenaar, A. (1997). Determination of an initial trust region in nonlinear programming. SIAM J.SCI. Comput., 18(6), 1788-1803.
- [5] Zhang, X.S., Zhang, J.L., Liao, L.Z. (2002). An adaptive trust region method and its convergence, Sci. China, 45, 620-631.
- [6] Zhou, Q., Zhang, C. (2012). A new nonmonotone adaptive trust region method based on simple quadratic models, J.Appl. Math. Comput., 40, 111-123.
- [7] Barzilai, J., M.Borwein, J.(1988). Two-point step size gradient methods. J.Numer. Anal., 8,141-148.
- [8] Ahookhosh, M., Amini, K. , Peyghami, M.R. (2012). Anonmonotone trust-region linesearch method for large-scale unconstrained optimization. Appl. Math. Model, 36, 478-487.
- [9] Shi, Z.J., Guo, J.H. (2008). A new trust region methods forunconstrained optimization. J. Comput. Appl. Math., 213, 509-520.
- [10] Ataee Tarzanagh, D., Peyghami, M. R., Mesgarani, H. (2014). A new nonmonotone trust region method for unconstrained optimization equipped by an efficient adaptive radius.Optim. Methods Softw., 29(4) , 819-836.
- [11] Wei, Z., Li, G., Qi, L. (2006). New quasi-Newton methods for unconstrained optimization problems. Appl. Math.Comput., 175, 1156-1188.
- [12] Biglari, F. , Solimanpur, M. (2013). Scaling on the spectral gradient Method. J. Optim. Theory Appl.,158(2), 626-635.
- [13] Saeidian, Z., Peyghami, M.R., (2015). An adaptive nonmonotone trust region method for unconstrained optimization problemsbased on a simple subproblem, Iranian J. of numerical analysis and optimization, 2, 95-117.
- [14] Sang, Z., Sun, Q. (2009). A self-adaptive trust region method with linesearch based on a simple subproblem model. J.Comput. Appl. Math., 232, 514-522.
- [15] Fletcher, R., Leyffer, S. (2002). Nonlinear programming without a penalty function. Math. Program., 91, 239-269.
- [16] Fatemi, M. , Mahdavi-Amiri, N. (2012). A non-monotone trust region algorithm for unconstrained optimization with dynamic reference iteration updates using filter.Optimization, 61(6), 733-763.
- [17] Arzani, F., Reza Peyghami M.R. (2016). A new nonmonotone filter Barzilai-Borwein method for solving unconstrained optimization problems. Int. J. Comput. Math., 93(3) ,596-608.
- [18] Andrei, N. (2008). An unconstrained optimization test functions collection. Advanced Modeling and Optimization, 10, 147-161.
- [19] Hock, W., Schittkowski, K. (1981).Test Examples for Nonlinear Programming Codes. Springer Series Lectures Notes in Economics Mathematical Systems.
- [20] Dolan, E., More, J.J. (2002). Benchmarking optimization software with performance problems. Mathematical Programming, 91, 201-213.