



تحقیق در عملیات ۱

محمدهادی فروغمنداعرابی
پاییز ۱۳۹۹

روش نقطه درونی

جلسه سیزدهم
نگارنده: مریم ضیغمی

۱ مروری بر مباحث گذشته

در جلسه پیش در مورد روش بیضی گون صحبت کردیم و گفتیم که این روش تقریباً با قیود برنامه ریزی سر و کار زیادی ندارد و از این رو می تواند برنامه ریزی هایی با تعداد قیود بسیار زیاد را حل کند و توسط این روش به حل مسأله ی یافتن برش بیشینه در گراف پرداختیم. در این جلسه به طور مختصر روش دیگری را برای حل برنامه ریزی ها به نام روش نقطه درونی معرفی میکنیم.

۲ خواص روش نقطه درونی

- (۱) این روش در برنامه ریزی های بزرگ سریع تر از سیمپلکس عمل میکند و در زمان چند جمله ای کار می کند.
- (۲) هم برای برنامه ریزی خطی و هم برنامه ریزی محدب قابل استفاده است.

$$\inf \{f(x) : x \in c\}$$

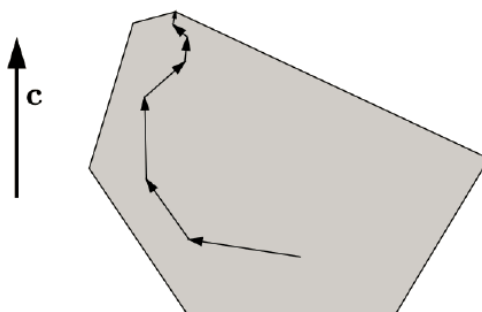
که f یک تابع محدب است و c یک مجموعه محدب

تابع محدب

تابعی که اگر هر دو نقطه ای روی آن را در نظر بگیریم، خط واصل بیشان زیر نمودار تابع قرار گیرد. (تابع مقعر به طور مشابه و معکوس تعریف می شود)

۳ ایده روش نقطه درونی

نقطه ای درون چند وجهی را پیدا میکند و به سمت کنج هدایت می کند به طوری که به نقطه بهینه برسیم.



مسیر مرکزی

فرض کنید برنامه ریزی خطی زیر را داشته باشیم:

$$\begin{aligned} f(x) &= c^T x \quad \text{بیشینه کن} \\ Ax &\leq b \quad \text{که} \end{aligned}$$

مسیر مرکزی به صورت زیر تعریف می شود:

$$f_\mu(x) = c^T x + \mu \sum_{i=1}^m \ln(b_i - a_i x)$$

که در ناحیه ی شدنی برنامه ریزی اصلی تعریف می شود.

به عبارت دیگر و به طور تقریباً شهودی جمله ی $\mu \sum_{i=1}^m \ln(b_i - a_i x)$ فشار دیوار ها (اگر اضلاع چند وجهی را دیوار تصور کنیم) را به نقطه ی درونی مدل میکند که در μ بسیار بزرگ نقطه در وسط چند وجهی قرار میگیرد و در $\mu = 0$ دقیقاً با مقدار $f(x)$ برابر است. حال به یافتن بهینه ی f_μ میپردازیم زیرا بهینه ی f_μ همان بهینه ی $f(x)$ است و جواب مطلوب ماست.

بهینه ی f_μ

قضیه: اگر P کراندار و دروندار و $\mu \geq 0$ آنگاه f_μ در P دقیقاً یک نقطه ی بهینه دارد. اثبات: مجموعه زیر را در نظر بگیرید:

$$\{x \in \text{int}(P) : f_\mu(x) \geq f_\mu(x_0)\}$$

اثبات وجود: این مجموعه کراندار (اشتراک ۲ مجموعه کراندار است) و بسته است. می دانیم تابع پیوسته روی مجموعه فشرده نقطه بهینه دارد.

اثبات یکتایی: فرض خلف کنید که x و y دو نقطه بهینه اند. چون f_μ تابعی اکیدا مقعر است (لگاریتم اکیدا مقعر است) پس خط واصل بین این دو نقطه بالای منحنی تابع قرار میگیرد پس یعنی نقاط روی این خط مقداری بزرگتر از $f_\mu(y) = f_\mu(x)$ دارند که با فرض بیشینه بودن تابع در نقاط x و y در تناقض است

پس f_μ تنها یک جواب بیشینه دارد.

پس ابتدا نقطه ای درون چندوجهی پیدا می کنیم سپس با کم کردن مقدار μ نقطه به سمت $c^T x$ می رود. به عبارت دیگر روی مسیر مرکزی (بهینه f_μ ها در μ های مختلف) را کم می کنیم.
سوال: چگونه روی این مسیر مرکزی حرکت کنیم؟

۴ ابزار برای حل مسأله ی پیدا کردن بهینه ی $f_\mu(x)$ (یافتن مسیر مرکزی)

ضرایب لاگرانژی

فرض کنید برنامه ریزی خطی زیر را داریم:

$$\begin{aligned} \text{بیشینه کن} \quad & f(x) = c^T x \\ \text{که} \quad & g_i(x) = 0, \quad i \in \{1, 2, \dots, m\} \end{aligned}$$

قضیه: x بهینه است اگر و تنها اگر y وجود داشته باشد که:

$$\begin{aligned} g_1(x) = g_2(x) = \dots = g_m(x) = 0, \\ \nabla f(x) = \sum_{i=1}^m y_i \nabla g_i(x) \end{aligned}$$

ضرایب لاگرانژی برای مسأله ی ما

اگر برنامه ریزی خطی ما به صورت زیر باشد:

$$\begin{aligned} \text{بیشینه کن} \quad & c^T x \\ \text{که} \quad & Ax = b \\ & x \geq 0 \end{aligned}$$

برنامه ریزی مسیر درونی را به صورت زیر تعریف میکنیم:

$$\begin{aligned} \text{بیشینه کن} \quad & f_\mu(x) = c^T x + \mu \sum_{j=1}^n \ln x_j \\ \text{که} \quad & Ax = b \\ & x \geq 0 \end{aligned}$$

دقت کنید که چون برنامه ریزی به فرم معادله ای است قید $x \geq 0$ فشار دیوارها را ایجاد می کند و درواقع معادله $Ax = b$ درون چیزی را نشان نمی دهد.

حال با تکنیک لاگرانژی به حل مسأله می پردازیم:

قید های ما عبارتند از:

$$b_1 - a_1 x = g_1(x) = 0$$

.

.

.

$$b_m - a_m x = g_m(x) = 0$$

$$\nabla f(x) = \sum_{i=1}^m y_i \nabla g_i(x)$$

توجه: قید $x \geq 0$ را از قیود حذف و وارد تابع هدف کردیم. (خارج از محدوده مناسب x تابع هدف تعریف نمی شود)

با محاسبه گرادیان تابع $f(x)$ و تابع $g_i(x)$ داریم:

$$\nabla f(x) = c + \mu \left(\frac{1}{x_1} + \frac{1}{x_2} + \dots + \frac{1}{x_n} \right)$$

$$\sum_{i=1}^m y_i \nabla g_i(x) = A^T y$$

پس به طور دقیق تر برای قیود داریم:

$$AX = b$$

$$c + \mu \left(\frac{1}{x_1} + \frac{1}{x_2} + \dots + \frac{1}{x_n} \right) = A^T y$$

حال عبارت $\mu \left(\frac{1}{x_1} + \frac{1}{x_2} + \dots + \frac{1}{x_n} \right)$ را برابر s قرار دهید. پس داریم: (برای سادگی در ارجاع این برنامه ریزی را برنامه ریزی لاگرانژی نام گذاری میکنیم)

$$AX = b$$

$$A^T y - s = c$$

$$(s_1 x_1, s_2 x_2, \dots, s_n x_n) = \mu$$

$$x, s \geq 0$$

حال طبق قضیه جواب شدنی این برنامه ریزی همان جواب بهینه f_μ است.

نگاهی به برنامه ریزی لاگرانژ در $\mu = 0$

$$0 = s^T x = y^T Ax - c^T x = y^T b - c^T x \Rightarrow y^T b = c^T x$$

که به این معنی است که جواب لاگرانژ در $\mu = 0$ با قضیه دوگانگی معادل است.

$$\begin{array}{ll} \text{بیشینه کن} & c^T x \\ \text{که} & AX = b \\ & x \geq 0 \end{array}$$

$$\begin{array}{ll} \text{کمینه کن} & b^T y \\ \text{که} & A^T y \geq c \\ & y \in R^m \end{array}$$

لم: برای $\mu \geq 0$ اگر $x \geq 0$ و y جواب دوگان شدنی که $s = A^T y - c$ آنگاه برنامه ریزی لاگرانژی جواب یکتای $x^* = x^*(\mu)$ و $y^* = y^*(\mu)$ و $s^* = s^*(\mu)$ دارد که $x^*(\mu)$ جواب یکتای بیشینه کن f_μ به شرط $AX = b$ است. (جواب شدنی لاگرانژ همان جواب بهینه f_μ است)

۵ ایده ی الگوریتم

- (۱) $\mu = 1$ قرار دهید
- (۲) یک جواب اولیه x و y و s پیدا کنید
- (۳) μ را به اندازه مناسب تغییر دهید
- (۴) x و y و s را آپدیت کنید به طوری که در قیود صدق کنند. $(\Delta y = +y$ و $\Delta x = +x$ و $\Delta s = +s)$

نحوه ی تغییر s و x و y

نقاط جدید باید در قیود صدق کنند (μ درواقع μ جدید است) پس:

$$\begin{aligned} A(x + \Delta x) &= b \\ A^T(y + \Delta y) - (s + \Delta s) &= c \\ ((s_1 + \Delta s_1)(x_1 + \Delta x_1), \dots, (s_n + \Delta s_n)(x_n + \Delta x_n)) &= \mu \end{aligned}$$

که با بسط دادن جملات و تقریب زدن به صورت خطی داریم:

$$\begin{aligned} A\Delta x &= 0 \\ A^T\Delta y - \Delta s &= 0 \\ (s_1\Delta x_1 + x_1\Delta s_1, \dots, s_n\Delta x_n + x_n\Delta s_n) &= \mu - (s_1x_1, \dots, s_nx_n) \end{aligned}$$

۶ الگوریتم روش نقطه درونی

- (۱) $\mu = 1$ را قرار دهید و y و s و x را طوری بیابید که:

$$\begin{aligned} AX &= b \\ A^T y - s &= c \\ x, s &\geq 0 \\ cdist_\mu(x, s) &\leq \sqrt{2} \end{aligned}$$

که:

$$\begin{aligned} cdist_\mu(x, s) &= \|(\rho(s_1x_1, \mu), \dots, \rho(s_nx_n, \mu))\| \\ \rho(a, \mu) &= \sqrt{a/\mu} - \sqrt{\mu/a} \end{aligned}$$

- (۲) تا وقتی که $\mu \geq \epsilon$:

گام ۳ و ۴ را انجام دهید و هر گاه $\mu \leq \epsilon$ ، x را به عنوان جواب بهینه ارایه دهید.

- (۳) هر بار μ جدید را به این صورت تعریف کنید: $\mu_2 = \mu_1(1 - \frac{1}{\sqrt{n}})$

(۴) Δs و Δy و Δx را طوری می یابیم که در قیود صدق کنند. یعنی:

$$\begin{aligned}
 A\Delta x &= 0 \\
 A^T \Delta y - \Delta s &= 0 \\
 (s_1 \Delta x_1 + x_1 \Delta s_1, \dots, s_n \Delta x_n + x_n \Delta s_n) &= \mu \mathbf{1} - (s_1 x_1, \dots, s_n x_n)
 \end{aligned}$$

و سپس به مرحله ۲ بازمی گردیم.

۱.۶ چگونه جواب اولیه پیدا کنیم؟

مانند روش سیمپلکس ابتدا برنامه ای مینویسیم که جواب بدیهی داشته باشد و سپس به حل برنامه ریزی اصلی می پردازیم.

$$\begin{aligned}
 Ax - \tau b &\leq 0 \\
 -A^T y + \tau c &\leq 0 \\
 b^T y - c^T x &\leq 0 \\
 x, y, \tau &\geq 0
 \end{aligned}$$

۷ تحلیل زمان اجرا

اگر L تعداد بیت ها و n تعداد معادله باشد:

- تعداد مراحل: $O(\sqrt{n}L)$
- کران پایین $O(\sqrt{n} \log n)$ مرحله برای تمام الگوریتم های نقطه درونی دارد
- این روش در عمل در $\log n$ مرحله انجام می شود

۸ خلاصه ای بسیار کوتاه از روش نقطه درونی

میخواهیم برنامه ریزی p را حل کنیم. برای این کار تابع هدف این برنامه ریزی $(f(x))$ را به گونه ای که گفته شد تغییر دادیم (f_μ) و به مسأله ای جدید رسیدیم (یافتن بهینه f_μ). مسأله ای یافتن بهینه f_μ را توسط روش ضرایب لاگرانژی به برنامه ریزی جدیدی تبدیل کردیم که جواب شدنی آن همان جواب بهینه f_μ بود. سپس با کم کردن مقدار μ تابع f_μ را به تابع هدف برنامه ریزی اولیه مان میل دادیم. $(f_\mu(x) = f(x))$