



دانشگاه اصفهان

دانشکده علوم

گروه ریاضی

پایان نامه کارشناسی ارشد رشته ریاضی کاربردی

گرایش تحقیق در عملیات

## مسائل بهینه سازی تولیدی چندمخزنه و کاربرد آن در میدان های

### نفی

استاد راهنما

دکتر صغری نوبختیان

استاد مشاور

دکتر محمدرضا پوریای ولی

پژوهشگر

فهیمة دیانی

دی ماه ۱۳۹۱

## چکیده

زمانی که یک میدان نفت و گاز مورد بهره‌برداری قرار می‌گیرد، اغلب چند مخزن عملیات را به طور مشترک انجام می‌دهند. این تاسیسات عموماً قابلیت فرآوری مقدار محدودی از محصولات در واحد زمان را دارند. به منظور جبران این محدودیت‌ها، نیاز به اعمال یک فاکتور بازدارندگی مناسب است به طوری که میزان محصول تولیدی به صورت تدریجی کاهش یابد. برای این منظور، استراتژی تولید به شکل تابع برداری برای تمامی نقاط زمانی که نمایانگر فاکتورهای بازدارندگی اعمال شده بر مخازن در بازه زمانی داده شده است، تعریف می‌گردد. در این پایان‌نامه، تمرکز بر مسأله بهینه‌سازی تولید میدان‌های نفتی است که شامل تعداد زیادی مخزن هستند. همچنین مسأله بهینه‌سازی چنین استراتژی‌های تولید با در نظر داشتن توابع هدف متنوع مدنظر است. حل این مسأله بهینه‌سازی به مشخصه‌های کلیدی همچون، تقعر و تحدب تابع هدف و توابع نرخ پتانسیل تولید بستگی دارد. با استفاده از این مشخصات چندین مسأله‌ی موردی مهم مورد بررسی قرار می‌گیرد. از آنجایی که تابع هدف محدب است، الگوریتمی برای یافتن بهترین استراتژی تولید ارائه می‌دهیم. همچنین در جایی که تمام توابع هدف خطی هستند، یک استراتژی تولید خاص جهت بهینه‌سازی برای محدوده‌ی گسترده‌ای از توابع هدف اثبات می‌شود. همچنین یک نوع از مدل‌های تخصیص منابع که از مسائل سرمایه‌گذاری مختلف بدست آمده است را مورد مطالعه قرار می‌دهیم.

# فهرست مطالب

۱	تعاریف و مقدمات	۱
۱	۱.۱ مفاهیم اولیه	۱
۶	۲.۱ ابرصفحه‌های جداکننده و محمل	۶
۷	۳.۱ توابع محدب و شبه‌محدب	۷
۱۴	۴.۱ مفاهیم اولیه در بهینه‌سازی	۱۴
۱۹	۲ مدل ریاضی و بهینه‌سازی در مسائل تولید کلی	۱۹
۲۰	۱.۲ مدل ریاضی کاهش هزینه سرمایه‌گذاری در تولید	۲۰
۲۲	۲.۲ بهینگی در حالت کلی	۲۲
۳۱	۳.۲ ارائه یک الگوریتم	۳۱
۳۳	۱.۳.۲ مثال عددی از الگوریتم	۳۳
۳۶	۳ بهینه‌سازی در مسأله تولید همراه با تابع هزینه محدب	۳۶
۳۷	۱.۳ مدل ریاضی کاهش هزینه سرمایه‌گذاری در تولید	۳۷
۳۹	۲.۳ نظریه اساسی یا فرضیه اصلی	۳۹
۴۶	۳.۳ الگوریتم‌ها	۴۶
۴۷	۱.۳.۳ الگوریتم $A$	۴۷

۵۲	الگوریتم $B$ . . . . .	۲.۳.۳
۵۳	مثال‌های عددی از دو الگوریتم $A$ و $B$ . . . . .	۳.۳.۳
۵۷	<b>بهینه‌سازی چندمخزنه و کاربرد آن در میدان‌های نفتی</b>	<b>۴</b>
۶۱	مفاهیم و نتایج اساسی . . . . .	۱.۴
۶۶	توابع هدف . . . . .	۱.۱.۴
۷۳	استراتژی تولید بهینه . . . . .	۲.۴
۸۴	تولید تقلیل یافته‌ی قطع شده . . . . .	۱.۲.۴
۸۶	استراتژی‌های اولویت . . . . .	۲.۲.۴
۹۳	بهینه‌سازی همراه با توابع $PPR$ خطی . . . . .	۳.۴
۹۸	یک مثال همراه با توابع $PPR$ خطی . . . . .	۱.۳.۴
۱۰۴	ایجاد استراتژی بهینه با استفاده از پیمایش معکوس . . . . .	۴.۴
۱۰۸	یک مثال همراه با توابع $PPR$ مقعر . . . . .	۱.۴.۴
۱۱۲	<b>واژه‌نامه فارسی به انگلیسی</b>	
۱۱۶	<b>واژه‌نامه انگلیسی به فارسی</b>	
۱۱۹	<b>مراجع</b>	

# فصل ۱

## تعاریف و مقدمات

### ۱.۱ مفاهیم اولیه

در این فصل تعاریف اولیه، قضایا، لم‌ها و گزاره‌هایی که در فصل‌های بعدی استفاده خواهند شد را بیان می‌نماییم. بنابراین از آوردن برخی از اثبات‌ها صرف‌نظر می‌نماییم [۷، ۱۹، ۳۱، ۳۵].

**تعریف ۱.۱.۱.** گردایه‌ی  $m$  از زیرمجموعه‌های مجموعه‌ی  $X$  را یک  $\sigma$ -جبر در  $X$  می‌نامیم اگر

$$۱. X \in m$$

۲. هرگاه  $A \in m$ ، آن‌گاه  $A^c \in m$  که در آن  $A^c$  متمم  $A$  نسبت به  $X$  است.

۳. هرگاه  $A = \bigcup_{n=1}^{\infty} A_n$  و به ازای هر  $n = 1, 2, 3, \dots$   $A_n \in m$  آن‌گاه  $A \in m$ .

هرگاه  $m$  یک  $\sigma$ -جبر در  $X$  باشد، آن‌گاه  $(X, m)$  را یک فضای اندازه‌پذیر و اعضای  $m$  را مجموعه‌های اندازه‌پذیر در  $X$  می‌نامند.

هرگاه  $X$  یک فضای اندازه‌پذیر،  $Y$  یک فضای توپولوژیکی و  $f$  نگاشتی از  $X$  به توی  $Y$  باشد، آن‌گاه گوئیم  $f$  اندازه‌پذیر است اگر به ازای هر مجموعه‌ی باز  $V$  در  $Y$ ،  $f^{-1}(V)$  یک مجموعه‌ی اندازه‌پذیر در  $X$  باشد.

**قضیه ۲.۱.۱ (همگرایی تسلطی لبگ<sup>۱</sup>).** فرض کنیم  $\{f_n\}_{n=1}^{\infty}$  دنباله‌ای از توابع اندازه‌پذیر<sup>۲</sup> باشد به طوری که

$$f = \lim_{n \rightarrow \infty} f_n,$$

هرگاه تابعی مانند  $g$  موجود باشد که  $g$  انتگرال‌پذیر باشد و

$$|f_n| \leq g, \quad n = 1, 2, \dots$$

آن‌گاه  $f$  انتگرال‌پذیر است و

$$\int f d\mu = \lim_{n \rightarrow \infty} \int f_n d\mu.$$

اثبات. به [۳۵] رجوع شود. □

**تعریف ۳.۱.۱.** دو فضای متریک  $(X, d_X)$  و  $(Y, d_Y)$  را در نظر می‌گیریم که  $d_X$  یک متر روی مجموعه‌ی  $X$  و  $d_Y$  یک متر روی مجموعه‌ی  $Y$  را مشخص می‌کند. تابع  $f$  یک تابع لپ‌شیتز<sup>۳</sup> پیوسته نامیده می‌شود اگر یک ثابت حقیقی  $K \geq 0$  وجود داشته باشد به طوری که برای هر  $x_1, x_2 \in X$  داشته باشیم

$$d_Y(f(x_1), f(x_2)) \leq K d_X(x_1, x_2).$$

<sup>۱</sup> Lebesgue's Dominated Convergence

<sup>۲</sup> Measurable Functions

<sup>۳</sup> Lipschitz

که  $K$  ثابت لپ‌شیتزی برای تابع  $f$  می‌باشد، بیشتر اوقات کوچکترین ثابت  $K$ ، بهترین ثابت لپ‌شیتزی است.

برای مثال،  $Y$  ممکن است مجموعه‌ای از اعداد حقیقی  $\mathbb{R}$  با متر  $d_Y(x, y) = |x - y|$  و  $X$  ممکن است زیرمجموعه‌ای از  $\mathbb{R}$  باشد.

**قضیه ۴.۱.۱ (پیکار-لیندلف)<sup>۴</sup>.** مسأله مقدار اولیه زیر را در نظر می‌گیریم

$$y'(t) = f(t, y(t)), \quad y(t_0) = y_0, \quad t \in [t_0 - \varepsilon, t_0 + \varepsilon].$$

اگر  $f$  یک تابع لپ‌شیتزی پیوسته در  $y$  و پیوسته در  $t$  باشد، آنگاه یک جواب یکتای  $y(t)$  برای مسأله مقدار اولیه در بازه  $[t_0 - \varepsilon, t_0 + \varepsilon]$  وجود دارد.

اثبات. به [۲۳] رجوع شود. □

**لم ۵.۱.۱.** فرض می‌کنیم  $x, y \in \mathbb{R}^n$  به طوری که

$$\sum_{i=1}^k x_i \geq \sum_{i=1}^k y_i, \quad k = 1, \dots, n. \quad (1.1)$$

آنگاه برای هر  $a \in \mathbb{R}^n$  به طوری که

$$a_1 \geq a_2 \geq \dots \geq a_n \geq 0. \quad (2.1)$$

داریم

$$\sum_{i=1}^k x_i a_i \geq \sum_{i=1}^k y_i a_i, \quad k = 1, \dots, n.$$

اثبات. اثبات با استقرا روی  $k$  انجام می‌شود. بنابر (۱.۱) داریم  $x_1 \geq y_1$ . بنابراین،

چون همه‌ی  $a_i$ ها نامنفی هستند، پس  $x_1 a_1 \geq y_1 a_1$ .

<sup>۴</sup>Picard-Lindelof's

بنابراین نتیجه برای  $k = 1$  برقرار است. حال فرض می‌کنیم نتیجه برای  $k \leq m$  برقرار باشد، نشان می‌دهیم که برای  $k = m + 1$  نیز برقرار است. در ابتدا  $b_i$ ها را به صورت زیر معرفی می‌کنیم

$$b_i = a_i - a_{m+1}, \quad i = 1, \dots, m.$$

بنابر رابطه (۲.۱) داریم

$$b_1 \geq b_2 \geq \dots \geq b_m \geq 0.$$

در نتیجه با توجه به فرض استقرای داریم

$$\sum_{i=1}^m x_i b_i \geq \sum_{i=1}^m y_i b_i.$$

لذا با در نظر گرفتن این رابطه و رابطه (۱.۱) به دست می‌آوریم

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^{m+1} x_i a_i &= \sum_{i=1}^m x_i (a_i - a_{m+1}) + a_{m+1} \sum_{i=1}^{m+1} x_i \\ &= \sum_{i=1}^m x_i b_i + a_{m+1} \sum_{i=1}^{m+1} x_i \\ &\geq \sum_{i=1}^m y_i b_i + a_{m+1} \sum_{i=1}^{m+1} y_i \\ &= \sum_{i=1}^m y_i (a_i - a_{m+1}) + a_{m+1} \sum_{i=1}^{m+1} y_i \\ &= \sum_{i=1}^{m+1} a_i y_i. \end{aligned}$$

بنابراین، نتیجه برای  $k = m + 1$  برقرار است و از این رو برای  $k = 1, \dots, n$  با استفاده از استقرا برقرار است.  $\square$



**تعریف ۶.۱.۱.** تابع  $\phi : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  را متقارن<sup>۵</sup> گوئیم هرگاه به ازای هر دو جایگشت

$\delta, \sigma$  از مجموعه  $s = \{1, \dots, n\}$  داشته باشیم

$$\phi(b^\delta) = \phi(b^\sigma).$$

که  $b^\sigma = (b_i)_{i \in \sigma}$  و  $b^\delta = (b_i)_{i \in \delta}$ .

**تعریف ۷.۱.۱.** هرگاه  $X$  یک مجموعه باشد برای هر  $C \subseteq X$  تابع مشخصه<sup>۶</sup>  $C$  روی

$X$  را با  $I_C(x)$  نشان می‌دهیم و به صورت زیر تعریف می‌کنیم

$$I_C(x) = \begin{cases} 1 & x \in C \\ 0 & x \notin C \end{cases}$$

**تعریف ۸.۱.۱.** اگر  $X \subseteq \mathbb{R}^n$  و  $Y \subseteq \mathbb{R}^n$  را یک همانریختی<sup>۷</sup> گوئیم

هرگاه  $f$  پیوسته، یک‌به‌یک، پوشا و دارای وارون پیوسته باشد.

**تعریف ۹.۱.۱.** فرض کنید  $X$  یک فضای توپولوژیک باشد. برای هر  $M \subseteq X$ ، مرز<sup>۸</sup>

$M$  را با  $\partial M$  نشان می‌دهیم و به صورت زیر تعریف می‌کنیم

$$\partial M = \overline{M} \cap \overline{M^c}.$$

**تعریف ۱۰.۱.۱.** هرگاه  $M$  یک خمینه‌ی مرزدار  $n$  بعدی با مرز  $\partial(M)$  باشد در این

صورت  $\partial(M)$  یک خمینه‌ی  $n - 1$  بعدی است.

<sup>۵</sup> Symmetric Function

<sup>۶</sup> Characteristic Function

<sup>۷</sup> Homeomorphism

<sup>۸</sup> Boundary

## ۲.۱ ابرصفحه‌های جداکننده و محمل

نتایج بسیاری در نظریه بهینه‌سازی محدب پس از قضایای ابرصفحه جداکننده<sup>۹</sup> و محمل<sup>۱۰</sup> بدست آمده است [۱۲].

**تعریف ۱.۲.۱.** ابرصفحه  $H$  در  $\mathbb{R}^n$ ، مجموعه‌ی نقاط به شکل  $\{x \in \mathbb{R}^n : l(x) = c\}$  است که  $l$  یک فرم خطی غیرصفر و  $c$  یک اسکالر می‌باشد.

در فضای  $\mathbb{R}^n$  یک ابرصفحه  $H = \{x \in \mathbb{R}^n : l(x) = c\}$  فضا را به دو نیم‌فضای  $H^+ = \{x \in \mathbb{R}^n : l(x) \geq c\}$  و  $H^- = \{x \in \mathbb{R}^n : l(x) \leq c\}$  تقسیم می‌کند.

**تعریف ۲.۲.۱.** ابرصفحه  $H$  مجموعه‌های  $S$  و  $T$  را جدا می‌کند، هرگاه یکی از مجموعه‌ها مشمول در  $H^+$  در حالی که مجموعه دیگر مشمول در  $H^-$  باشد.

**تعریف ۳.۲.۱.** ابرصفحه  $H$  محمل مجموعه  $S$  است، هرگاه  $S \subseteq H^+$  یا  $S \subseteq H^-$  و  $S \cap H \neq \emptyset$ .

**قضیه ۴.۲.۱.** فرض کنید  $S, T \subset \mathbb{R}^n$  دو مجموعه محدب مجزا باشند. آنگاه یک ابرصفحه  $H$  وجود دارد به طوری که  $S$  و  $T$  را جدا می‌کند.

اثبات. به [۳۱] رجوع شود. □

**قضیه ۵.۲.۱.** فرض کنید  $S \subset \mathbb{R}^n$  مجموعه‌ی محدب بسته و  $x_0 \in S$  یک نقطه مرزی از  $S$  باشند. در این صورت یک ابرصفحه  $H$  وجود دارد که محمل  $S$  است به طوری که  $x_0 \in H$ .

با ترکیب قضیه‌های ۴.۲.۱ و ۵.۲.۱ گزاره زیر را داریم:

<sup>۹</sup>Separating

<sup>۱۰</sup>Supporting

**گزاره ۱.۲.۰۶.** فرض کنید  $S, T \subset \mathbb{R}^n$  دو مجموعه محدب مجزا باشند. همچنین فرض کنید یک  $x_0 \in S$  وجود دارد به طوری که هر همسایگی از  $x_0$ ،  $T$  را قطع می کند. آنگاه یک ابرصفحه  $H$  که  $S$  و  $T$  را جدا می کند به طوری که  $H$  محمل  $S$  در  $x_0$  باشد، وجود دارد.

### ۳.۱ توابع محدب و شبه محدب

**تعریف ۱.۳.۰۱.**  $A \subseteq \mathbb{R}^n$  را یک مجموعه‌ی محدب می نامیم، اگر برای هر  $x, y \in A$  و  $\lambda \in [0, 1]$  داشته باشیم

$$\lambda x + (1 - \lambda)y \in A.$$

در واقع مجموعه‌ی  $A$  در فضای برداری  $\mathbb{R}^n$  را محدب گوئیم، هر گاه به ازای هر دو نقطه دلخواه واقع در  $A$  آنگاه خط واصل این دو نقطه هم متعلق به  $A$  باشد.

**گزاره ۱.۳.۰۲.** اگر  $A$  محدب و درون  $A$  ناتهی باشد، آنگاه بستار<sup>۱۱</sup>  $A$  محدب است.

□

اثبات. به [۶] رجوع شود.

**تعریف ۱.۳.۰۳.** مجموع  $x = \sum_{i=1}^n t_i x_i$  را یک ترکیب محدب از عناصر  $x_i \in \mathbb{R}^n$  گوئیم،

$$\text{هرگاه } t_i \geq 0 \text{ و } \sum_{i=1}^n t_i = 1.$$

**تعریف ۱.۳.۰۴.** فرض کنید  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  باشد، و فرض کنید  $S$  یک زیرمجموعه‌ی ناتهی و محدب در  $\mathbb{R}^n$  باشد. تابع  $f$ ، روی  $S$  محدب است، اگر به ازای هر  $x_1, x_2 \in S$

و  $\lambda \in (0, 1)$  داشته باشیم

$$f(\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2) \leq \lambda f(x_1) + (1 - \lambda)f(x_2).$$

<sup>۱۱</sup>Closure

همچنین تابع  $f$  روی  $S$  اکیدا محدب<sup>۱۲</sup> است، اگر به ازای هر دو نقطه‌ی مجزا  $x_1 \neq x_2$  داشته باشیم

$$f(\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2) < \lambda f(x_1) + (1 - \lambda)f(x_2).$$

به همین ترتیب تابع  $f$  را مقعر گویند، اگر  $-f$  محدب باشد. یعنی به ازای هر  $x_1$  و  $x_2$  مفروض داشته باشیم

$$f(\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2) \geq \lambda f(x_1) + (1 - \lambda)f(x_2).$$

همچنین تابع اکیدا مقعر<sup>۱۳</sup> تابعی است که به ازای هر دو نقطه‌ی مجزا  $x_1 \neq x_2$  در رابطه‌ی زیر صدق کند:

$$f(\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2) > \lambda f(x_1) + (1 - \lambda)f(x_2).$$

**نتیجه ۵.۳.۱.** اگر  $f_1, f_2, \dots, f_k : S \rightarrow \mathbb{R}$  محدب باشند در اینصورت

$$۱. \text{ برای هر } \alpha_j > 0 \text{ و } j = 1, \dots, k, \text{ تابع } f(x) = \sum_{j=1}^k \alpha_j f_j(x) \text{ محدب است.}$$

$$۲. f(x) = \max\{f_1(x), \dots, f_k(x)\} \text{ تابع محدب می‌باشد.}$$

اثبات. به [۳۴] رجوع شود.  $\square$

**تعریف ۵.۳.۱.** اگر  $C$  مجموعه‌ای غیرتهی محدب در  $\mathbb{R}^n$  و  $f : C \rightarrow \mathbb{R}$  تابعی محدب باشد، آنگاه بردار  $\xi \in \mathbb{R}^n$  زیرگرادیان<sup>۱۴</sup> تابع  $f$  در  $\bar{x} \in C$  گفته می‌شود وقتی که

$$f(x) \geq f(\bar{x}) + \xi^t(x - \bar{x}), \quad \forall x, \bar{x} \in C.$$

<sup>۱۲</sup> Strictly Convex

<sup>۱۳</sup> Strictly Concave

<sup>۱۴</sup> Subgradient

و اگر  $f: C \rightarrow \mathbb{R}$  تابعی مقعر باشد، آنگاه  $\xi$  زیرگرادیان تابع  $f$  در  $\bar{x} \in C$  گفته می‌شود وقتی که

$$f(x) \leq f(\bar{x}) + \xi^t(x - \bar{x}), \quad \forall x, \bar{x} \in C.$$

پس در نتیجه مجموعه زیرگرادیان  $f$  در  $\bar{x}$  یک مجموعه محدب است.

**قضیه ۷.۳.۱.** اگر  $C$  مجموعه‌ای محدب در  $\mathbb{R}^n$  و  $f: C \rightarrow \mathbb{R}$  تابعی دیفرانسیل پذیر روی  $C$  باشد، آنگاه  $f$  محدب است اگر و تنها اگر

$$f(x) \geq f(\bar{x}) + \nabla f(\bar{x})(x - \bar{x}), \quad \forall x, \bar{x} \in C.$$

□

اثبات. به [۷] رجوع شود.

**تعریف ۸.۳.۱.** فرض کنید  $S$  مجموعه‌ای دلخواه در  $\mathbb{R}^n$  باشد. غلاف محدب<sup>۱۵</sup>  $S$  مجموعه‌ای محدب شامل  $S$  است که آن را با  $\text{conv}(S)$  نشان می‌دهیم و شامل تمام ترکیبات محدب از  $S$  می‌باشد، یعنی  $x \in \text{conv}(S)$  اگر و تنها اگر

$$x = \sum_{j=1}^k \lambda_j x_j, \quad \sum_{j=1}^k \lambda_j = 1, \quad \lambda_j \geq 0.$$

که  $k$  عددی صحیح و مثبت است و  $x_1, \dots, x_k \in S$ . از این رو  $\text{conv}(S)$  کوچکترین مجموعه‌ای محدب شامل  $S$  است. در واقع  $\text{conv}(S)$  اشتراک تمام مجموعه‌های محدب شامل  $S$  می‌باشد.

**تعریف ۹.۳.۱.** فرض کنید  $f: S \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  و  $S$  یک مجموعه‌ای ناتپی و محدب در  $\mathbb{R}^n$  باشند.  $f$  را شبه‌محدب<sup>۱۶</sup> گویند، اگر برای هر  $x_1, x_2 \in S$  رابطه‌ی زیر برقرار باشد

$$f(\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2) \leq \max\{f(x_1), f(x_2)\}, \quad \forall \lambda \in (0, 1).$$

<sup>۱۵</sup> Convex hull

<sup>۱۶</sup> Quasiconvex

همچنین تابع  $f$  شبه مقعر<sup>۱۷</sup> است، اگر  $-f$  شبه محدب باشد.

**تعریف ۱۰.۳.۱.** فرض کنیم  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ ، تابع  $f$  را آفین<sup>۱۸</sup> گوئیم هرگاه  $f$  هم محدب و هم مقعر باشد.

**تعریف ۱۱.۳.۱.** با در نظر گرفتن فرضیات تعریف ۹.۳.۱ اگر به ازای  $x_1, x_2 \in S$  و

$$f(x_1) \neq f(x_2)$$

رابطه‌ی زیر

$$f(\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2) < \max\{f(x_1), f(x_2)\}, \quad \forall \lambda \in (0, 1).$$

برقرار باشد، آنگاه  $f$  را اکیدا شبه محدب می گویند.

همچنین  $f$  اکیدا شبه مقعر است اگر  $-f$  اکیدا شبه محدب باشد.

**تعریف ۱۲.۳.۱.** اگر تابع  $f$  شبه محدب و شبه مقعر باشد، آنگاه گوئیم تابع  $f$  شبه خطی است.

**گزاره ۱۳.۳.۱.** فرض می کنیم  $S \subseteq \mathbb{R}^n$  یک مجموعه محدب و  $g: S \rightarrow \mathbb{R}$  یک تابع شبه محدب باشد. اگر  $x_1, \dots, x_n \in S$  و  $\lambda_1, \dots, \lambda_n \in [0, 1]$  را به طوری که  $\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$  باشد را در نظر بگیریم آنگاه

$$g\left(\sum_{i=1}^n \lambda_i x_i\right) \leq \max\{g(x_1), \dots, g(x_n)\}.$$

اثبات. اثبات با استقرا روی  $n$  انجام می شود. این نتیجه برای  $n = 1$  و نیز بنابر تعریف شبه محدب بودن برای  $n = 2$  برقرار است. فرض می کنیم نتیجه برای  $n - 1$  یا بردارهای کمتر برقرار باشد. نشان می دهیم که نتیجه برای  $n$  بردار نیز برقرار است. اگر  $\lambda_n = 1$  نتیجه بدیهی است، بنابراین فرض می کنیم که  $\lambda_n < 1$ ، معرفی می کنیم

$$\lambda'_i = \lambda_i \left[ \sum_{j=1}^{n-1} \lambda_j \right]^{-1}, \quad i = 1, \dots, (n-1).$$

<sup>۱۷</sup> Quasiconcave

<sup>۱۸</sup> Affine

چون به وضوح  $\sum_{i=1}^{n-1} \lambda'_i = 1$ ، بنا بر فرض استقرا داریم

$$g\left(\sum_{i=1}^{n-1} \lambda'_i \mathbf{x}_i\right) \leq \max\{g(\mathbf{x}_1), \dots, g(\mathbf{x}_{n-1})\}.$$

از این رو به دست می‌آوریم

$$\begin{aligned} g\left(\sum_{i=1}^n \lambda_i \mathbf{x}_i\right) &= g\left(\left[\sum_{i=1}^{n-1} \lambda_j\right] \left[\sum_{i=1}^{n-1} \lambda'_i \mathbf{x}_i\right] + \lambda_n \mathbf{x}_n\right) \\ &\leq \max\left\{g\left(\sum_{i=1}^{n-1} \lambda'_i \mathbf{x}_i\right), g(\mathbf{x}_n)\right\} \\ &\leq \max\{\max\{g(\mathbf{x}_1), \dots, g(\mathbf{x}_{n-1})\}, g(\mathbf{x}_n)\} \\ &= \max\{g(\mathbf{x}_1), \dots, g(\mathbf{x}_n)\}. \end{aligned}$$

□ پس بنا بر استقرا نتیجه مورد نظر به دست آمد.

**گزاره ۱۴.۳.۱.** فرض می‌کنیم  $S \subseteq \mathbb{R}^n$  یک مجموعه محدب و  $g : S \rightarrow \mathbb{R}$  باشد. آنگاه تابع  $g$  شبه‌محدب است اگر و تنها اگر مجموعه‌های  $L_y = \{\mathbf{x} \in S : g(\mathbf{x}) \leq y\}$  برای هر  $y$  محدب باشند. و به طور مشابه، تابع  $g$  شبه‌مقعر است اگر و تنها اگر مجموعه‌های  $U_y = \{\mathbf{x} \in S : g(\mathbf{x}) \geq y\}$  برای هر  $y$  محدب باشند. سرانجام، تابع  $g$  شبه‌خطی<sup>۱۹</sup> است اگر و تنها اگر  $L_y$  و  $U_y$  برای هر  $y$  محدب باشند.

توجه کنیم که برای برخی  $y$ ها  $L_y$  یا  $U_y$  ممکن است تهی باشند. در این شرایط،  $\emptyset$  محدب تعریف شده است، به منظور بررسی شبه‌محدب یا شبه‌مقعر بودن، کافی است مجموعه‌ها ناتهی در نظر گرفته شود.

با استفاده از گزاره ۱۴.۳.۱ می‌توان خصوصیات زیر را بدست آورد.

<sup>۱۹</sup>Quasi Linear

گزاره ۱۵.۳.۰۱. فرض می‌کنیم  $S \subseteq \mathbb{R}^n$  یک مجموعه محدب و  $g : S \rightarrow \mathbb{R}$  باشد. آنگاه تابع  $g$  شبه‌محدب است اگر و تنها اگر مجموعه‌های  $L_y^\circ = \{x \in S : g(x) < y\}$  برای هر  $y$  محدب باشند. و به طور مشابه، تابع  $g$  شبه‌مقعر است اگر و تنها اگر مجموعه‌های  $U_y^\circ = \{x \in S : g(x) > y\}$  برای هر  $y$  محدب باشند. سرانجام، تابع  $g$  شبه‌خطی است اگر و تنها اگر  $L_y^\circ$  و  $U_y^\circ$  برای هر  $y$  محدب باشند.

اثبات. در ابتدا فرض کنیم  $g$  شبه‌محدب است، مجموعه  $L_y^\circ = \{x \in S : g(x) < y\}$  را در نظر می‌گیریم. حال فرض کنیم  $x^1, x^2 \in L_y^\circ$ ، پس برای  $i = 1, 2$ ،  $g(x^i) < y$ . مجموعه  $y' = \max\{g(x^1), g(x^2)\}$  را معرفی می‌کنیم و سپس مجموعه  $L_{y'}$  را در نظر می‌گیریم. چون  $y' < y$  پس  $L_{y'} \subseteq L_y^\circ$ . بنابراین، طبق گزاره ۱۴.۳.۰۱ چون  $g$  شبه‌محدب است لذا  $L_{y'}$  محدب است. از این رو برای هر  $\alpha \in [0, 1]$  داریم

$$\alpha x^1 + (1 - \alpha)x^2 \in L_{y'}.$$

چون  $L_{y'} \subseteq L_y^\circ$  لذا برای هر  $\alpha \in [0, 1]$ ،

$$\alpha x^1 + (1 - \alpha)x^2 \in L_y^\circ.$$

پس نتیجه می‌گیریم که  $L_y^\circ$  محدب است.

حال فرض کنیم مجموعه‌های  $L_y^\circ = \{x \in S : g(x) < y\}$  برای هر  $y$  محدب باشند. مجموعه  $L_y = \{x \in S : g(x) \leq y\}$  و  $y_n = y + \frac{1}{n}$  که  $n = 1, 2, \dots$  را در نظر می‌گیریم. بنابر فرض مجموعه‌های  $L_{y_1}^\circ, L_{y_2}^\circ, \dots$  محدب هستند. بنابراین

$$L_y = \bigcap_{n=1}^{\infty} L_{y_n}^\circ.$$

بنابراین چون محدب بودن تحت اشتراک حفظ می‌شود [۱۲]، پس  $L_y$  محدب است. پس

این برای هر  $L_y$  برقرار است، بنابر گزاره ۱۴.۳.۰۱ نتیجه می‌شود  $g$  شبه‌خطی است.  $\square$



با ترکیب نتایج بالا، می‌بینیم که تابع  $g : S \rightarrow \mathbb{R}$  شبه‌خطی است اگر و تنها اگر  $L_y$  و مکمل آن هر دو برای هر  $y$  محدب باشند. و این دلالت می‌کند که برای هر  $y$ ،  $\partial(L_y) = S \cap H_y$  زمانی که  $H_y$  ابرصفحه<sup>۲۰</sup> است. گزاره زیر یک شرط کافی برای شبه‌خطی بودن را ثابت می‌کند.

**گزاره ۱۶.۳.۱.** فرض می‌کنیم  $S \subseteq \mathbb{R}^n$  یک مجموعه محدب و  $g : S \rightarrow \mathbb{R}$  باشد. و فرض کنیم یک فرم خطی ناصفر  $l$  وجود داشته باشد به طوری که  $g(x) = h(l(x))$  برای هر  $x \in S$ ، که  $h : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  غیرافزایشی یا غیرکاهشی باشد. در این صورت  $g$  شبه‌خطی است.

**اثبات.** فرض کنیم  $h$  غیرکاهشی باشد. مجموعه ناتهی  $L_y = \{x \in S : h(l(x)) \leq y\}$  را در نظر می‌گیریم، تعریف می‌کنیم  $z = \sup\{u : h(u) \leq y\}$ . چون  $h$  غیرکاهشی است برای هر  $u < z$ ،  $h(u) \leq y$  و برای هر  $u > z$ ،  $h(u) > y$ . اگر  $h(u) \leq y$ ، آن‌گاه داریم  $h(u) \leq y$  اگر و تنها اگر  $u \leq z$ . از این رو در این حالت  $L_y = \{x \in S : l(x) \leq z\}$ .

اگر  $h(u) > y$ ، آن‌گاه داریم  $h(u) \leq y$  اگر و تنها اگر  $u < z$ . از این رو در این حالت  $L_y = \{x \in S : l(x) < z\}$  در دو حالت چون  $l$  خطی است،  $L_y$  محدب می‌باشد. با استفاده از استدلال مشابه می‌توان نشان داد که  $U_y$  محدب است، و نتیجه می‌گیریم که  $g$  شبه‌خطی است.

اثبات در حالتی که  $h$  غیرافزایشی است کاملاً مشابه می‌باشد.  $\square$

<sup>۲۰</sup>Hyperplanes

## ۴.۱ مفاهیم اولیه در بهینه‌سازی

تعریف ۱.۴.۱. مساله‌ی زیر

$$\min f(x)$$

$$s.t \quad x \in S,$$

را در نظر بگیرید. فرض کنید  $f : S \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  باشد، نقطه‌ی  $\bar{x} \in S$  را مینیمم سراسری<sup>۲۱</sup> برای مساله‌ی فوق می‌نامند، اگر به ازای هر  $x \in S$ ،  $f(x) \geq f(\bar{x})$ . و نقطه‌ی  $\bar{x} \in S$  را مینیمم موضعی<sup>۲۲</sup> مساله می‌نامند، هرگاه یک همسایگی حول نقطه‌ی  $\bar{x}$  و به شعاع  $\varepsilon$ ، مانند  $N_\varepsilon(\bar{x})$ ، وجود داشته باشد به طوری که، به ازای هر  $x \in S \cap N_\varepsilon(\bar{x})$ ،  $f(x) \geq f(\bar{x})$ .

تعریف ۲.۴.۱. مساله‌ی زیر

$$\min f(x)$$

$$s.t \quad x \in S,$$

را در نظر بگیرید. فرض کنید  $f : S \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  باشد، نقطه‌ی  $\bar{x} \in S$  را ماکزیمم سراسری<sup>۲۳</sup> برای مساله‌ی فوق می‌نامند، اگر به ازای هر  $x \in S$ ،  $f(x) \leq f(\bar{x})$ . و نقطه‌ی  $\bar{x} \in S$  را ماکزیمم موضعی<sup>۲۴</sup> مساله می‌نامند، هرگاه یک همسایگی حول نقطه‌ی  $\bar{x}$  و به شعاع  $\varepsilon$ ، مانند  $N_\varepsilon(\bar{x})$ ، وجود داشته باشد به طوری که، به ازای هر  $x \in S \cap N_\varepsilon(\bar{x})$ ،  $f(x) \leq f(\bar{x})$ .

<sup>۲۱</sup> Global Minimum

<sup>۲۲</sup> Local Minimum

<sup>۲۳</sup> Global Maximum

<sup>۲۴</sup> Local Maximum

**تعریف ۳.۴.۱.** نقطه‌ی  $x$  در مجموعه‌ی محدب  $C$  نقطه‌ی فرین  $C \subseteq \mathbb{R}^n$  نامیده می‌شود، اگر دو نقطه‌ی متمایز  $x_1$  و  $x_2$  در  $C$  وجود نداشته باشد به طوری که برای برخی مقادیر  $0 < \alpha < 1$

$$x = \alpha x_1 + (1 - \alpha)x_2,$$

از این‌رو نقطه‌ی فرین<sup>۲۵</sup> در یک مجموعه، نقطه‌ای است که روی خط واصل هیچ دو نقطه‌ی متمایزی از آن مجموعه قرار نداشته باشد.

**تعریف ۴.۴.۱.** مسأله‌ی بهینه‌سازی زیر را در نظر بگیرید

$$\begin{aligned} \min \quad & f(x) \\ \text{s.t.} \quad & g_i(x) \leq 0 \quad i = 1, \dots, m, \\ & h_j(x) = 0 \quad j = 1, \dots, l. \\ & x \in X, \end{aligned}$$

تابع لاگرانژی<sup>۲۶</sup> این مسأله یعنی  $L : \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m \times \mathbb{R}^l \rightarrow \mathbb{R}$  را به صورت زیر تعریف می‌کنیم

$$L(x, \lambda, \nu) = f(x) + \sum_{i=1}^m \mu_i g_i(x) + \sum_{j=1}^l \nu_j h_j(x).$$

$\mu$  و  $\nu$  را ضرایب لاگرانژی می‌نامیم.

<sup>۲۵</sup> Extreme Point

<sup>۲۶</sup> Lagrangian

**تعریف ۵.۴.۱.** مساله‌ی بهینه‌سازی زیر را در نظر بگیرید

$$\begin{aligned} \min \quad & f(x) \\ \text{s.t.} \quad & g_i(x) \leq 0 \quad i = 1, \dots, m, \\ & h_j(x) = 0 \quad j = 1, \dots, l. \\ & x \in X, \end{aligned}$$

$I(\bar{x})$  را مجموعه اندیس قیدهای فعال در  $\bar{x}$  گوئیم و به صورت زیر تعریف می‌کنیم

$$I(\bar{x}) = \{i \mid g_i(\bar{x}) = 0\}.$$

**تعریف ۶.۴.۱.** مساله‌ی بهینه‌سازی زیر را در نظر بگیرید

$$\begin{aligned} \min \quad & f(x) \\ \text{s.t.} \quad & g_i(x) \leq 0 \quad i = 1, \dots, m, \\ & h_j(x) = 0 \quad j = 1, \dots, l. \\ & x \in X, \end{aligned}$$

فرض کنید برای نقطه‌ی موجه  $\bar{x}$ ،  $f$  و  $g_i$  و  $h_j$ ها در  $\bar{x}$  مشتق‌پذیر باشند. اگر اسکالرهایی

$\mu_i$  و  $\nu_j$  که  $i \in I$  وجود داشته باشند به طوری که

$$\nabla f(\bar{x}) + \sum_{i \in I} \mu_i \nabla g_i(\bar{x}) + \sum_{j=1}^l \nu_j \nabla h_j(\bar{x}) = 0,$$

$$\mu_i \geq 0 \quad \forall i \in I.$$

آن‌گاه  $\bar{x}$  را یک نقطه‌ی کاروش-کان-تاگر گوئیم.