



دانشگاه قم

دانشکده علوم پایه

پایان نامه دوره کارشناسی ارشد رشته ریاضی کاربردی

عنوان:

# الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر برنامه‌ریزی خطی برای حل مسائل برنامه‌ریزی غیرخطی

استاد راهنما:

دکتر علی اصغر فروغی

استاد مشاور:

دکتر غلامحسین شیردل

نگارنده:

طیبه مقدسی نیا

تقدیم به:

تمام سرمایه‌ام

پدر و مادرمهربانم

که با محبت‌های بی‌دریغشان همواره حامی من هستند.

# لَمْ يَشْكُرِ الْمَخْلُوقَ لَمْ يَشْكُرِ الْخَالِقَ

## تشکر و قدردانی

حمد و سپاس خدای را که توفیق کسب دانش و معرفت را به ما عطا فرمود. در اینجا بر خود لازم می‌دانم از تمامی اساتید بزرگوار، به ویژه اساتید دوره کارشناسی ارشد که مرا در تحصیل علم و معرفت و فضائل اخلاقی یاری نموده‌اند تقدیر و تشکر نمایم.

از استاد گرامی و بزرگوار جناب آقای دکتر علی اصغر فروغی که راهنمایی اینجانب را در انجام تحقیق، پژوهش و نگارش این پایان‌نامه تقبل نموده‌اند نهایت تشکر و سپاسگزاری را دارم. از جناب آقای دکتر غلامحسین شیردل به عنوان مشاور که با راهنمایی خود مرا مورد لطف قرار داده‌اند کمال تشکر را دارم.

از اساتید گرامی جناب آقای دکتر غلامرضا جهان‌شاهلو و جناب آقای دکتر مهدی احمدی‌نیا که زحمت داوری این پایان‌نامه را متقبل شده‌اند، صمیمانه سپاسگزارم. در پایان از پدر و مادر مهربانم و تمامی دوستان عزیزم که با محبت‌های خود مرا مورد لطف قرار داده‌اند سپاسگزارم و برای آنها آرزوی سلامتی و موفقیت روزافزون در تمام مراحل زندگی را دارم.

## چکیده:

برنامه‌ریزی غیرخطی فایده و مزیت خود را به عنوان مدلی مهم برای بسیاری از پدیده‌های اقتصادی نشان داده است. گسترش دائماً فزاینده‌ی کاربردهای آن نشان‌دهنده‌ی اهمیت برنامه‌ریزی غیرخطی به عنوان یک قالب کلی برای فرمول‌بندی مسائل است. از آنجایی که نظریه‌ی مسائل خطی، پربارتر و محاسبات آن ساده‌تر از مسائل غیرخطی است، لذا استفاده از مسائل خطی در حل مسائل غیرخطی مفید به نظر می‌رسد. در این تحقیق یک الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر برنامه‌ریزی خطی، برای حل مسائل برنامه‌ریزی غیرخطی که الگوریتم صفحه‌ی برشی دنباله‌ای نامیده می‌شود، ارائه می‌شود. در ابتدا چند الگوریتم مبتنی بر صفحه‌برش ارائه می‌شود تا خواننده آشنایی مختصری با نحوه‌ی عملکرد الگوریتم پیشنهادی پیدا کند، سپس الگوریتم پیشنهادی روی مسائل *NLP* با محدودیت‌های نامساوی ارائه و به مسائل *NLP* با محدودیت‌های مساوی و نامساوی بسط داده می‌شود. حل مثال‌های عددی نشان می‌دهد که این راه‌حل با چند راه‌حل موجود برای حل مسائل *NLP* قابل رقابت است، و لذا روشی خوب برای حل کارآمد مسائل برنامه‌ریزی غیرخطی به حساب می‌آید.

**واژه‌های کلیدی :** برنامه‌ریزی غیرخطی - الگوریتم صفحه‌ی برشی  
برنامه‌ریزی خطی دنباله‌ای.

# فهرست مطالب

۱	مقدمه
۳	۱ تعاریف و پیش‌نیازها
۴	۱.۱ مفاهیم مقدماتی
۶	۲.۱ مفاهیم اساسی
۱۶	۲ چند روش حل مسائل $NLP$ مبتنی بر صفحه‌برش
۱۹	۱.۲ الگوریتم صفحه‌ی برشی محدب کلی
۲۳	۲.۲ الگوریتم ابرصفحه‌ی محمل
۲۵	۳.۲ الگوریتم صفحه‌ی برشی دنباله‌ای برای حل مسائل $NLP$ محدب
۲۶	۱.۳.۲ زیرتکرارهای $LP$
۲۷	۲.۳.۲ تکرار $NLP$
۳۰	۳.۳.۲ مقیاس خاتمه

۳۰	.....	الگوریتم <i>SCP</i>	۴.۳.۲
۳۲	.....	مثالی از یک تکرار <i>NLP</i>	۵.۳.۲
۳۴	.....	بیان جزئیات بیشتری از الگوریتم	۶.۳.۲
۳۸	.....	همگرایی	۷.۳.۲
۴۷		الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر <i>LP</i> برای حل مسائل <i>NLP</i>	۳
۴۹	.....	زیرتکرارهای <i>LP</i>	۱.۳
۵۱	.....	برآورد ضرایب لاگرانژ	۱.۱.۳
۵۱	.....	مسائل <i>LP</i> نشدنی	۲.۱.۳
۵۲	.....	جستجوی خطی	۳.۱.۳
۵۲	.....	برآورد هسی	۴.۱.۳
۵۳	.....	مقیاس خاتمه زیرتکرار	۵.۱.۳
۵۳	.....	تکرارهای <i>NLP</i>	۲.۳
۵۴	.....	آزمون کاهش کافی، در تابع ارزیاب	۱.۲.۳
۵۶	.....	ایجاد تکرارهای قابل قبول	۲.۲.۳
۵۶	.....	به‌هنگام‌سازی کران‌های ناحیه اطمینان	۳.۳
۵۷	.....	مقیاس خاتمه تکرار <i>NLP</i>	۴.۳
۵۸	.....	الگوریتم <i>SCP</i>	۵.۳

۶۷	..... همگرایی	۶.۳
۸۱	..... مثال‌های عددی	۷.۳
۸۵		مراجع
۸۸		A برنامه <i>Maple</i> الگوریتم <i>SCP</i>
۸۹		B واژه‌نامه‌ی فارسی به انگلیسی

## فهرست شکل ها

۱۸	شکل ۱.۲	روش صفحه برشی
۲۱	شکل ۲.۲	صفحه‌ی برشی محدب
۲۴	شکل ۳.۲	الگوریتم ابرصفحه‌ی محمل
۲۹	شکل ۴.۲	آزمون گلدشتاین
۳۲	شکل ۵.۲	زیرتکرار اول از تکرار $NLP$
۳۳	شکل ۶.۲	زیرتکرار دوم از تکرار $NLP$
۳۶	شکل ۷.۲	جستجوی خطی مبتنی بر $M$ و $\bar{L}$
۸۳	شکل ۱.۳	نتایج آزمایش برای مجموعه آزمون هک و اشچیتکوسکی
۸۳	شکل ۲.۳	نتایج آزمایش برای مجموعه آزمون اشچیتکوسکی



## فهرست علائم و اختصارات (Abbreviations)

arg	Argument
BFGS	Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno
card	Cardinal
dim	Dimension
ECP	Extended Cutting Plane
EMFCQ	Extended Mangasarian-Fromovitz constraint qualification
KKT	Karush-Kuhn-Tucker
LP	Linear programming
max	Maximize
min	Minimize
MINLP	Mixed-integer nonlinear programming
NLP	Nonlinear programming
SCP	Sequential cutting plane
SQP	Sequential quadratic programming
s.t	subject to

## مقدمه

تصمیم‌گیرندگان چه در عرصه‌های مختلف مدیریت و چه در عرصه‌های زندگی اجتماعی و خانوادگی، همواره با مسائل عادی، بحرانی و فرصت‌های بسیاری روبه‌رو می‌شوند. در گذشته، به علت پیشرفت ناکافی اغلب علوم، برای حل مسائل مختلف، عموماً راه‌حل‌های بسیاری پذیرفتنی بودند. اما، امروزه با پیشرفت قابل ملاحظه‌ی علوم نسبت به دهه‌های گذشته، دیگر نمی‌توان به مسائل علمی مدیریت در عرصه‌های بازرگانی و فناوری بی‌اعتنایی کرد.

اساساً برنامه‌ریزی غیرخطی که مترادف با بهینه‌سازی غیرخطی است، مسائلی را در بر می‌گیرد که متغیرهای آنها به صورت روابط غیرخطی مطرح می‌شوند. بهینه‌سازی در واقع، به حداکثر یا حداقل رساندن مقدار چند تابع هدف یا چند مقدار تابع هدف با محدودیت و یا بدون محدودیت است.

تاریخ برنامه‌ریزی غیرخطی و روش‌های بهینه‌یابی را می‌توان به روزگار ریاضیدانان گذشته از جمله بیرونی، خیام و حتی نیوتن<sup>۱</sup>، لاگرانژ<sup>۲</sup> و کوشی<sup>۳</sup> مرتبط دانست. در واقع، توسعه روش‌های بهینه‌سازی با استفاده از حساب دیفرانسیل مدیون کارهای نیوتن و لایبنیتز<sup>۴</sup> است. لاگرانژ روش بهینه‌سازی برای توابع هدف با محدودیت را طرح نمود و کوشی برای نخستین بار روش تندترین کاهش را در حل مسائل حداقل‌سازی بدون محدودیت به کار برد. به هر حال تحول اساسی در بهینه‌سازی غیرخطی در قرن بیستم رخ داد و ظهور رایانه به این تحولات و پیشرفت‌ها سرعت بسیار بخشید. جایگاه برنامه‌ریزی غیرخطی در ارائه الگوهای تصمیم‌گیری جهت ارتقاء مهارت‌ها و توانمندی‌های مدیران برای تأمین بهینه تقاضاها مشخص می‌شود. لذا به دلیل اهمیت موضوع، همواره ریاضیدانان به دنبال ارائه راه‌حل بهتر نسبت به راه‌حل‌های قبلی

---

<sup>۱</sup> Newton

<sup>۲</sup> Lagrange

<sup>۳</sup> Cauchy

<sup>۴</sup> Leibnitz

برای حل مسائل *NLP* هستند.

یکی از روش‌های حل مسائل *NLP*، الگوریتم‌های صفحه‌ی برشی است، که این الگوریتم‌ها یک رشته برنامه‌ی خطی تقریبی اصلاحی به دست می‌دهند که جواب‌هایشان به جواب مسأله اصلی همگرا هستند.

روش صفحه‌ی برشی کلی<sup>۵</sup> برای حل مسائل برنامه‌ریزی غیرخطی (*NLP*) با حل یک دنباله‌ای از مسائل برنامه‌ریزی خطی (*LP*) در سال ۱۹۶۰ ارائه شد. تکنیک‌های صفحه‌برشی برای حل مسائل برنامه‌ریزی غیرخطی صحیح توأم (*MINLP*) با موفقیت به کار می‌روند. الگوریتم صفحه‌برشی تعمیم‌یافته (*ECP*) برای حل مسائل *MINLP* در [۱۸] ارائه شده است. بسط الگوریتم به مسائل با محدودیت‌های محدب‌نما و تابع هدف محدب در [۱۶] و [۱۹] صورت گرفته و در ادامه الگوریتم برای حل مسائل با توابع هدف محدب‌نما گسترش یافته که در [۱۱] ارائه شده است. اگرچه روش‌های دیگری نیز مبتنی بر برنامه‌ریزی خطی از قبیل روش برنامه‌ریزی تقریبی وجود دارد [۶]، ولی با ارائه روش برنامه‌ریزی درجه دوم دنباله‌ای (*SQP*)، تکنیک‌های *LP* کمتر مورد توجه قرار گرفت. در این پایان‌نامه که مطالب اساسی آن برگرفته از مراجع [۱]، [۱۴] و [۱۵] است، نشان داده می‌شود که تکنیک‌های *LP* می‌توانند به طور کاملاً موفق برای حل مسائل *NLP* به کار روند و نسبت به روش‌هایی که بر *SQP* مبتنی هستند نیز برتری دارند.

---

<sup>۵</sup> Kelley

## فصل ۱

### تعاریف و پیش‌نیازها

## ۱.۱ مفاهیم مقدماتی

تعریف ۱.۱.۱: دنباله  $\{x^k\}_{k=0}^{\infty}$  را همگرا به  $\bar{x}$  گوئیم اگر هنگامی که  $k \rightarrow \infty$  داشته باشیم:

$$|x^k - \bar{x}| \rightarrow 0$$

یا به عبارت دیگر اگر به ازای مقدار داده شده‌ی  $\epsilon > 0$  عددی مانند  $N$  وجود داشته باشد به طوری که از  $k \geq N$  نتیجه شود  $|x^k - \bar{x}| < \epsilon$ ، گوئیم  $\{x^k\}_{k=0}^{\infty}$  به  $\bar{x}$  همگراست و می‌نویسیم

$$x^k \rightarrow \bar{x}$$

تعریف ۲.۱.۱: نقطه‌ای چون  $\bar{x}$ ، یک نقطه‌ی حدی دنباله‌ی  $\{x^k\}$  است اگر زیردنباله‌ای از  $\{x^k\}$  وجود داشته باشد که همگرا به  $\bar{x}$  باشد.

تعریف ۳.۱.۱: تابعی حقیقی مقدار چون  $f$ ، تعریف شده بر زیرمجموعه‌ای از  $\mathbb{R}^n$ ، در نقطه‌ی  $\bar{x}$  پیوسته نامیده می‌شود اگر از  $x^k \rightarrow \bar{x}$  نتیجه شود که  $f(x^k) \rightarrow f(\bar{x})$ .

تعریف ۴.۱.۱: مشتق تابع  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  در طول یک بردار داده شده‌ی  $d$  در نقطه‌ی  $x$  را مشتق جهتی  $f$  در جهت  $d$  می‌نامیم و آن را به صورت زیر نمایش می‌دهیم:

$$D_d f(x) = \nabla f(x)^T d$$

تعریف ۵.۱.۱: در مورد توابع چند متغیره، به مشتق تابع نسبت به یکی از متغیرها با ثابت نگه داشتن سایر متغیرها مشتق جزئی تابع گفته می شود.

تذکر ۶.۱.۱: اگر تابع حقیقی مقدار  $f$  دارای مشتقات جزئی مرتبه  $p$  پیوسته روی زیرمجموعه بازی از  $\mathbb{R}^n$  باشد می نویسیم:  $f \in C^p$ .

تعریف ۷.۱.۱: اگر  $f \in C^1$  یک تابع حقیقی مقدار بر  $\mathbb{R}^n$  باشد، و داشته باشیم  $f(x) = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ ، گرادیان  $f$  را به صورت زیر تعریف می کنیم:

$$\nabla f(x) = \left[ \frac{\partial f(x)}{\partial x_1}, \frac{\partial f(x)}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial f(x)}{\partial x_n} \right]^T$$

تعریف ۸.۱.۱: اگر  $f \in C^2$ ، آنگاه هسی  $f$  در نقطه  $x$  را به عنوان ماتریسی  $n \times n$  تعریف می کنیم که با  $\nabla^2 f(x)$  یا  $F(x)$  نشان داده می شود و عبارت است از:

$$F(x) = \left[ \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_i \partial x_j} \right]_{n \times n}$$

و چون برای هر  $i$  و  $j$ ،  $(i, j = 1, \dots, n)$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j} = \frac{\partial^2 f}{\partial x_j \partial x_i}$$

به سادگی دیده می شود که ماتریس هسی متقارن است.

تعریف ۹.۱.۱: نقطه  $x^* \in S$  را نقطه‌ی مینیمم موضعی تابع  $f$  روی  $S$  گوئیم اگر یک  $\epsilon > 0$  وجود داشته باشد به طوری که به ازای هر  $x \in S$  در فاصله حداکثر  $\epsilon$  از  $x^*$  (یعنی  $x \in S$  و  $|x - x^*| < \epsilon$ ) داشته باشیم  $f(x) \geq f(x^*)$ .

تعریف ۱۰.۱.۱: برای یک ماتریس متقارن  $Q$ ، بردارهای  $d_1$  و  $d_2$  را  $Q$  متعامد یا مزدوج نسبت به  $Q$ ، گوئیم اگر  $d_1^T Q d_2 = 0$ .

تعریف ۱۱.۱.۱: اگر ماتریسی با درایه‌های حقیقی باشد،  $Q$  را معین مثبت گوییم هرگاه

$$x^T Q x > 0 \quad x \neq 0 \text{ داشته باشیم}$$

تعریف ۱۲.۱.۱: تابع  $f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  یکنوای نزولی نامیده می‌شود اگر برای هر  $x$  و  $y$  که  $x \leq y$

$$\text{داشته باشیم} \quad f(x) \geq f(y)$$

تذکر ۱۳.۱.۱: اگر  $g$  تابعی حقیقی از یک متغیر حقیقی باشد، نماد  $g(x) = O(x)$  به معنای

آن است که  $g(x)$  حداقل به سرعت  $x$  به سمت صفر میل می‌کند. به بیان دقیقتر، این تعریف

بدان معناست که  $K \geq 0$  وجود دارد به طوری که

$$\left| \frac{g(x)}{x} \right| \leq K \quad \text{وقتی} \quad x \rightarrow 0$$

نماد  $g(x) = o(x)$  به این معنی است که  $g(x)$  سریعتر از  $x$  به سمت صفر میل می‌کند، یا به بیان

دیگر،  $K$  در بالا برابر صفر است.

## ۲.۱ مفاهیم اساسی

تعریف ۱.۲.۱: هر الگوریتم  $A$  نگاشتی است تعریف شده بر فضای  $X$  که به هر نقطه‌ای

$x \in X$  زیرمجموعه‌ای از  $X$  را منسوب می‌کند.

تعریف ۲.۲.۱: هر الگوریتم تکراری با مشخص کردن یک نقطه‌ی آغازی شروع می‌شود. اگر

برای هر نقطه‌ی دلخواه آغازی، الگوریتم همواره دنباله‌ای از نقاط را تولید کند که همگرا به یک

جواب شود، آنگاه الگوریتم را همگرای سراسری نامند.

تعریف ۳.۲.۱: فرض کنید  $x^*$  نقطه‌ای است که در قیود زیر صدق می‌کند

$$h(x^*) = 0, \quad g(x^*) \leq 0$$

که  $h, g \in C^1$  و  $h : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^{m_1}$ ،  $g : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^{m_2}$ . همچنین فرض کنید  $J$  مجموعه‌ی اندیس‌های  $j$  است به طوری که  $g_j(x^*) = 0$ . در این صورت  $x^*$  را یک نقطه‌ی منتظم برای قیود فوق می‌نامیم اگر بردارهای گرادیان  $\nabla g_j(x^*)$ ،  $\nabla h_i(x^*)$ ،  $1 \leq i \leq m_1$ ،  $j \in J$  مستقل خطی باشند.

**تعریف ۴.۲.۱:** مجموعه  $\Omega$  در  $\mathbb{R}^n$  محدب گفته می‌شود اگر به ازای هر  $x_1, x_2 \in \Omega$  و هر عدد حقیقی  $\lambda$ ،  $0 < \lambda < 1$ ، نقطه‌ی  $\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2$  متعلق به  $\Omega$  باشد.

این تعریف را می‌توان به طریق هندسی چنین تعبیر کرد: یک مجموعه، محدب است اگر با انتخاب دو نقطه‌ی دلخواه در مجموعه، هر نقطه روی خط واصل بین آن دو نقطه، عضوی از مجموعه باشد.

**تعریف ۵.۲.۱:** تابع  $f : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  که روی یک زیرمجموعه محدب  $\Omega$  از فضای  $\mathbb{R}^n$  تعریف شده است، محدب است اگر برای هر دو نقطه‌ی  $x_1, x_2 \in \Omega$  و  $\lambda \in [0, 1]$  داشته باشیم:

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

**تعریف ۶.۲.۱:** تابع  $f : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  که روی یک زیرمجموعه محدب  $\Omega$  از فضای  $\mathbb{R}^n$  تعریف شده است، شبه‌محدب است اگر برای هر دو نقطه‌ی  $x_1, x_2 \in \Omega$  و  $\lambda \in [0, 1]$  داشته باشیم:

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

**تعریف ۷.۲.۱:** تابع  $f : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  که روی یک زیرمجموعه محدب  $\Omega$  از فضای  $\mathbb{R}^n$  تعریف شده است، محدب‌نما است اگر برای هر دو نقطه‌ی  $x_1, x_2 \in \Omega$  با شرط  $\nabla f(x_1)^T(x_2 - x_1) \geq 0$  داشته باشیم:

$$f(x_2) \geq f(x_1).$$



تعریف ۸.۲.۱: تابع  $f$  شبه مقعر است اگر  $-f$  شبه محدب باشد.

تعریف ۹.۲.۱: فرض کنید  $a$  برداری غیر صفر در  $\mathbb{R}^n$  و  $c$  عددی حقیقی باشد. متناظر با

ابرصفحه‌ی  $H = \{x : a^T x = c\}$  نیم‌فضاهای بسته‌ی مثبت و منفی زیر وجود دارند

$$H_+ = \{x : a^T x \geq c\},$$

$$H_- = \{x : a^T x \leq c\}.$$

تعریف ۱۰.۲.۱: مجموعه‌ای که قابل بیان به صورت اشتراک تعدادی متناهی از نیم‌فضاهای بسته باشد، بس‌وجهی محدب نامیده می‌شود.

تعریف ۱۱.۲.۱: ابرصفحه‌ای که شامل یک مجموعه محدب  $\Omega$  در یکی از نیم‌فضاهای بسته‌اش و مشتمل بر یک نقطه‌ی مرزی  $\Omega$  است، ابرصفحه‌ی محمل  $\Omega$  نامیده می‌شود.

تعریف ۱۲.۲.۱: مسأله خطی در فرم استاندارد زیر را در نظر بگیرید:

$$\begin{aligned} P : \quad & \min c^T x \\ & s.t. \quad Bx = b \\ & \quad \quad x \geq 0 \end{aligned}$$

این مسأله را مسأله اولیه  $P$  می‌نامیم. مسأله خطی زیر، دوگان مسأله اولیه نامیده می‌شود.

$$\begin{aligned} D : \quad & \max b^T y \\ & s.t. \quad B^T y \leq c \\ & \quad \quad y \text{ نامقید} \end{aligned}$$

قضیه ۱۳.۲.۱: مسائل  $P$  و  $D$  تعریف شده در بالا را در نظر بگیرید. داریم:

(۱). قضیه دوگانی ضعیف:  $c^T x \geq b^T y$  برای هر جواب شدنی  $x$  برای  $P$  و هر جواب شدنی  $y$

برای  $D$ .

(۲). روابط نشدنی بی کران: اگر  $P$  بی کران باشد،  $D$  نشدنی است و اگر  $D$  بی کران باشد،  $P$  نشدنی است.

(۳). قضیه دوگانی قوی: اگر هر دو مسأله  $P$  و  $D$  شدنی باشند، آنها هر دو جواب‌های بهینه با مقدار هدف یکسان دارند.  
اثبات: به مرجع [۲] مراجعه شود.

قضیه ۱۴.۲.۱: (شرایط مکمل کمبود و تشخیص بهینگی)

برنامه‌ی خطی اولیه و دوگان  $P$  و  $D$  را در نظر بگیرید و فرض کنید  $\bar{x}$  جواب شدنی اولیه و  $\bar{y}$  جواب شدنی دوگان باشد. پس  $\bar{x}$  و  $\bar{y}$  به ترتیب جواب‌های بهینه برای  $P$  و  $D$  هستند اگر و تنها اگر  $\bar{v}_j \bar{x}_j = 0$  برای  $j = 1, \dots, n$  که  $\bar{V} = (\bar{v}_1, \dots, \bar{v}_n)^T = c - B^T \bar{y}$  بردار متغیرهای کمبود در محدودیت‌های دوگان برای جواب دوگان  $\bar{y}$  است.  
اثبات: به مرجع [۲] مراجعه شود.

قضیه ۱۵.۲.۱: فرض کنید که  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  در  $\bar{x}$  مشتق‌پذیر باشد. اگر بردار  $d$  موجود باشد که  $\nabla f(\bar{x})^T d < 0$ ، پس  $\delta > 0$  موجود است به طوری که  $f(\bar{x} + \lambda d) < f(\bar{x})$  برای هر  $\lambda \in (0, \delta)$  و بنابراین  $d$  جهت نزولی برای  $f$  در  $\bar{x}$  است.  
اثبات: با توجه به مشتق‌پذیر بودن  $f$  در  $\bar{x}$  داریم:

$$f(\bar{x} + \lambda d) = f(\bar{x}) + \lambda \nabla f(\bar{x})^T d + \lambda \|d\| \alpha(\bar{x}; \lambda d)$$

که  $\alpha(\bar{x}; \lambda d) \rightarrow 0$  هنگامی که  $\lambda \rightarrow 0$ . با تقسیم بر  $\lambda \neq 0$  داریم:

$$\frac{f(\bar{x} + \lambda d) - f(\bar{x})}{\lambda} = \nabla f(\bar{x})^T d + \|d\| \alpha(\bar{x}; \lambda d)$$

چون  $\nabla f(\bar{x})^T d < 0$  و  $\alpha(\bar{x}; \lambda d) \rightarrow 0$  هنگامی که  $\lambda \rightarrow 0$ ، پس  $\delta > 0$  وجود دارد به طوری که برای همه  $\lambda \in (0, \delta)$

$$\nabla f(\bar{x})^T d + \|d\| \alpha(\bar{x}; \lambda d) < 0$$

و بنابراین برای همه  $\lambda \in (0, \delta)$

$$f(\bar{x} + \lambda d) - f(\bar{x}) < 0$$

و لذا نتیجه‌ی مورد نظر حاصل شد.  $\square$

فرض کنید  $S$  یک مجموعه‌ی بازنا تهی در  $\mathbb{R}^n$  باشد و  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ ،  $g_i: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  برای  $i = 1, \dots, m_1$  و  $h_j: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  برای  $j = 1, \dots, m_2$  مسأله  $P$  را به صورت زیر در نظر بگیرید.

$$\begin{aligned} \min \quad & f(x) \\ \text{s.t.} \quad & g_i(x) \leq 0, \quad i = 1, \dots, m_1 \\ & h_j(x) = 0, \quad j = 1, \dots, m_2 \\ & x \in S \end{aligned} \tag{1.1}$$

قضیه ۱۶.۲.۱: مسأله‌ی  $P$  تعریف شده در (۱.۱) را در نظر بگیرید. فرض کنید  $\bar{x}$  یک جواب شدنی باشد و  $I = \{i : g_i(\bar{x}) = 0\}$ . علاوه بر این فرض کنید که برای هر  $i \notin I$  در  $\bar{x}$  پیوسته،  $f$  و  $g_i$  برای  $i \in I$  در  $\bar{x}$  مشتق پذیر، و اینکه  $h_j$  برای هر  $j = 1, \dots, m_2$  در  $\bar{x}$  به طور پیوسته مشتق پذیرند. اگر  $\bar{x}$  مسأله  $P$  را به طور موضعی حل کند، اسکالره‌ای  $u_0$  و  $u_i$  برای  $i \in I$  و  $v_j$  برای  $j = 1, \dots, m_2$  موجودند به طوری که

$$\begin{aligned} u_0 \nabla f(\bar{x}) + \sum_{i \in I} u_i \nabla g_i(\bar{x}) + \sum_{j=1}^{m_2} v_j \nabla h_j(\bar{x}) &= 0, \\ u_0, u_i &\geq 0, \quad i \in I \\ (u_0, U_I, V) &\neq (0, 0, 0) \end{aligned}$$

که  $U_I$  برداری است با مؤلفه‌های  $u_i$  که  $i \in I$  و  $V = (v_1, \dots, v_{m_2})^T$ .

اثبات: به مرجع [۲] مراجعه شود.

قضیه ۱۷.۲.۱: (شرایط لازم مرتبه اول  $KKT$ )

مسأله  $P$  تعریف شده در (۱.۱) را در نظر بگیرید. فرض کنید  $\bar{x}$  یک جواب شدنی باشد

و  $I = \{i : g_i(\bar{x}) = 0\}$  فرض کنید  $f$  و  $g_i$  برای  $i \in I$  در  $\bar{x}$  مشتق پذیر و هر  $g_i$  برای  $i \notin I$  در  $\bar{x}$  پیوسته است و اینکه هر  $h_j$  برای  $j = 1, \dots, m_2$  در  $\bar{x}$  به طور پیوسته مشتق پذیر است. علاوه بر این فرض کنید که  $\nabla g_i(\bar{x})$ ،  $\nabla h_j(\bar{x})$  برای  $i \in I$ ،  $j = 1, \dots, m_2$  مستقل خطی اند (به طوری که  $\bar{x}$  منتظم نامیده می شود).

اگر  $\bar{x}$  مسأله را به طور موضعی حل کند، اسکالرهایی منحصر به فرد  $\lambda_i$  برای  $i \in I$  و  $\mu_j$  برای  $j = 1, \dots, m_2$  موجودند به طوری که

$$\nabla f(\bar{x}) + \sum_{i \in I} \lambda_i \nabla g_i(\bar{x}) + \sum_{j=1}^{m_2} \mu_j \nabla h_j(\bar{x}) = 0,$$

$$\lambda_i \geq 0, \quad i \in I$$

به علاوه اگر هر  $g_i$  برای  $i \notin I$  در  $\bar{x}$  مشتق پذیر باشد شرایط  $KKT$  می تواند به فرم معادل زیر نوشته شود.

$$\nabla f(\bar{x}) + \sum_{i=1}^{m_1} \lambda_i \nabla g_i(\bar{x}) + \sum_{j=1}^{m_2} \mu_j \nabla h_j(\bar{x}) = 0,$$

$$\lambda_i g_i(\bar{x}) = 0, \quad i = 1, \dots, m_1$$

$$\lambda_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, m_1$$

اثبات: با توجه به قضیه ی قبل اسکالرهایی  $u_0$  و  $u_i$  برای  $i \in I$  و  $v_j$  برای  $j = 1, \dots, m_2$  که همگی صفر نیستند وجود دارند به طوری که

$$u_0 \nabla f(\bar{x}) + \sum_{i \in I} u_i \nabla g_i(\bar{x}) + \sum_{j=1}^{m_2} v_j \nabla h_j(\bar{x}) = 0,$$

$$u_0, u_i \geq 0, \quad i \in I \quad (2.1)$$

نشان می دهیم که  $u_0 > 0$  زیرا اگر  $u_0 = 0$ ، (2.1) با فرض مستقل خطی بودن  $\nabla g_i(\bar{x})$ ،  $\nabla h_j(\bar{x})$  برای  $i \in I$ ،  $j = 1, \dots, m_2$  متناقض است. بنابراین نتیجه ی اول با قراردادن  $\lambda_i = \frac{u_i}{u_0}$  و  $\mu_j = \frac{v_j}{u_0}$  برای  $j = 1, \dots, m_2$  به دست می آید، و فرض مستقل خطی بودن، منحصر به فرد بودن این ضرایب لاگرانژ را نتیجه می دهد. همچنین فرم معادل شرایط لازم با قرار دادن  $\lambda_i = 0$  برای  $i \notin I$  نتیجه می شود، و بدین ترتیب اثبات کامل می شود. □