

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ





دانشکده علوم ریاضی

رشته ریاضی کاربردی، گرایش تحقیق در عملیات

پایان نامه کارشناسی ارشد

# بهیئنگی و دوگانی در مسائل برنامه ریزی چندهدفه فازی و بازه‌ای مقدار

نگارنده: اسماعیل فرامرزی

استادان راهنما

دکتر مریم قرآنی  
دکتر مهرداد غزنوی

شهریور ۱۳۹۶



ما حصل آموخته‌هایم را تقدیم می‌کنم به  
آنان که مهر آسمانی‌شان آرام بخش آلام  
زمینی‌ام است  
به پدر و مادرم که نهال علم آموزی و  
تحقیق را در من پروراندند.  
و به همسرم که باعث شکوفایی آن گردید.

## سپاس‌گزاری...

سپاس خداوند بی‌همتایی که جزء او کسی شایسته‌ی پرستش نیست. به مصداق «من لم یشکر المخلوق لم یشکر الخالق» بسی شایسته است از اساتید فرهیخته و فرزانه جناب آقای **دکتر مهرداد غزنوی** و سرکار خانم **دکتر مریم قرآنی** که با کرامتی چون خورشید، سرزمین دل را روشنی بخشیدند و گلشن سرای علم و دانش را با راهنمایی‌های کارساز و سازنده بارور ساختند، اساتید ارجمندی که همواره با خلق نیکو و صبر و حوصله بی‌نظیرشان پاسخگوی تمامی سوالاتم بودند و با بزرگواری خود نقایص این حقیر را مورد اغماض قرار دادند.

از اساتید محترم جناب آقای دکتر علیرضا ناظمی و جناب آقای دکتر محمد هادی نوری اسکندری که زحمت مطالعه و داوری پایان‌نامه را بر عهده گرفتند، بسیار سپاسگزارم. برای تمامی این عزیزان آرزوی سلامتی و موفقیت روز افزون از خداوند متعال مسئلت می‌نمایم.

اسماعیل فرامرزی

شهریور ۱۳۹۶

## تعهد نامه

اینجانب اسماعیل فرامرزی دانشجوی کارشناسی ارشد رشته ریاضی کاربردی علوم ریاضی دانشگاه شاهرود، نویسنده پایان نامه با عنوان **بهینگی و دوگانی در مسائل برنامه ریزی چندهدفه فازی و بازه‌ای مقدار**، تحت راهنمایی **مریم قرآنی** متعهد می‌شوم:

- تحقیقات در این پایان نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است.
- در استفاده از نتایج پژوهش‌های دیگر پژوهش‌گران، به مرجع مورد استفاده استناد شده است.
- مطالب این پایان نامه، تا کنون توسط خود، یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ‌جا ارایه نشده است.
- حقوق معنوی این اثر، به دانشگاه صنعتی شاهرود تعلق دارد، و مقالات مستخرج با نام “دانشگاه صنعتی شاهرود” یا “Shahrood University of Technology” به چاپ خواهد رسید.
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به‌دست آوردن نتایج اصلی پایان نامه تاثیرگذار بوده‌اند، در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می‌گردد.
- در تمام مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که از موجود زنده (یا بافت‌های آنها) استفاده شده است، ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است.
- در تمام مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته (یا استفاده شده است)، اصل رازداری و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است.

اسماعیل فرامرزی

شهریور ۱۳۹۶

### مالکیت نتایج و حق نشر

- تمام حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج، کتاب، برنامه‌های رایانه‌ای، نرم‌افزارها و تجهیزات ساخته شده) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می‌باشد. این مطلب باید به نحو مقتضی، در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود.
- استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در این پایان نامه بدون ذکر منبع مجاز نمی‌باشد.





## چکیده

با توجه به این که مجموعه‌هایی وجود دارند که حالت قطعی ندارند و مبهم اند و معمولاً شامل کلماتی مثل: حدوداً، تقریباً، نزدیک به و ... می‌باشند، استفاده از مفاهیم فازی برای پیشبرد اهداف تصمیم‌گیرنده امری ضروری است. همچنین فراگیری محاسبات بازه‌ای علی‌رغم این که پیچیده می‌باشند چون دقت بیشتری دارند و در مورد پایداری سیستم‌ها بحث می‌کنند اجتناب ناپذیر می‌باشد.

در این پایان نامه، مفاهیم پایه‌ای آنالیز فازی و روش‌های حل مسائل بهینه‌سازی فازی که شامل مسائل متقارن و نامتقارن می‌باشند، معرفی می‌شوند. سپس با معرفی مسائل چندهدفه فازی، روش‌های دو مرحله‌ای برای حل این مسائل را ارائه می‌دهیم و روش برنامه‌ریزی خطی آرمانی در محیط فازی را بحث می‌کنیم. در ادامه شرایط بهینگی  $KKT$  را در مسائل چندهدفه بازه‌ای با معرفی مفاهیم جواب  $LU$  و  $LS$  و اثبات این که مفهوم  $LU$  کلی‌تر است، با استفاده از مفهوم مشتق تعمیم‌یافته ارائه می‌دهیم. استفاده کردن از مفهوم مشتق تعمیم‌یافته به جای مفهوم مشتق عمومی‌تر و جامع‌تر می‌باشد زیرا مسائلی وجود دارند که شامل توابع مشتق ناپذیر می‌باشند ولی دارای مشتق تعمیم‌یافته هستند. سپس قضایای دوگانی شامل دوگان ولف و موند وایر را در حالتی که مسائل داده شده شامل توابعی مشتق ناپذیرند، را بررسی می‌کنیم.

کلمات کلیدی:

مفاهیم فازی، مسائل متقارن و نامتقارن، برنامه‌ریزی آرمانی فازی، شرایط بهینگی  $KKT$ ، مشتق تعمیم‌یافته، دوگان ولف و موند وایر



# فهرست مطالب

م فهرست تصاویر

س فهرست جداول

۱ مقدمه‌ای بر نظریه‌ی مجموعه‌های فازی ۱

۱.۱ مقدمه ۱

۲.۱ مفاهیم پایه‌ای در آنالیز فازی ۲

۳.۱ عملیات روی مجموعه‌های فازی ۳

۴.۱ اعداد فازی ۴

۱.۴.۱ اعداد فازی مثلثی و ذوزنقه‌ای ۴

۲.۴.۱ عملیات ریاضی بر روی اعداد فازی ۶

۵.۱ حساب اعداد بازه‌ای ۷

۱.۵.۱ اعمال بازه‌ای معمولی ۷

۲.۵.۱ حساب بازه‌ای اعداد فازی ۸

۲ روش‌هایی برای حل مسائل برنامه‌ریزی خطی فازی تک هدفه ۱۱

۱.۲ مقدمه ۱۱

۲.۲ تصمیم‌گیری در شرایط فازی و برنامه‌ریزی خطی فازی ۱۲

۳.۲ مسائل برنامه‌ریزی خطی با نامساوی‌های فازی و تابع هدف قطعی ۱۴

۱.۳.۲ روش وردجیز در مدل نامتقارن ۱۵

۲.۳.۲ روش ورنرز با رویکرد مسائل متقارن ۱۷

۴.۲ مسائل برنامه‌ریزی خطی با نامساوی‌های قطعی و توابع هدف فازی ۲۰

۵.۲ مسائل برنامه‌ریزی خطی با نامساوی و تابع هدف فازی ۲۳

۱.۵.۲ روش زیمرمن در حالت متقارن ۲۳

۲.۵.۲ روش چاناس با رویکرد مسائل نامتقارن ۲۵

۲۹	برنامه‌ریزی خطی چندهدفه فازی	۳
۲۹	..... معرفی	۱.۳
۳۰	..... تعاریف اولیه	۲.۳
۳۱	..... روش دومرحله‌ای برای حل مسائل برنامه‌ریزی خطی چندهدفه فازی	۳.۳
۳۵	..... روش جیمنز و بیلبائو	۴.۳
۳۸	..... روش توسعه‌یافته وو و همکاران	۵.۳
۴۰	..... برنامه‌ریزی خطی آرمانی در محیط فازی	۶.۳
۴۱	..... روش زیمرمن	۱.۶.۳
۴۲	..... روش max – min وزن دار	۲.۶.۳
۴۷	شرایط بهینگی...	۴
۴۷	..... معرفی	۱.۴
۴۸	..... مقدمات	۲.۴
۴۹	..... مشتق‌پذیری توابع بازه‌ای مقدار	۳.۴
۵۱	..... مفاهیم جواب	۴.۴
۶۱	..... شرایط بهینگی کروش – کان – تاکر	۵.۴
۷۳	قضایای دوگانی در مسائل برنامه‌ریزی چندهدفه بازه‌ای مقدار و مشتق ناپذیر	۵
۷۳	..... معرفی	۱.۵
۷۴	..... مقدمات	۲.۵
۷۹	..... شرایط لازم بهینگی	۳.۵
۸۵	..... دوگان موند – وایر	۴.۵
۸۹	..... دوگان ولف	۵.۵
۹۳	مراجع	

# فهرست تصاویر

۳	مجموعه‌های فازی محدب(سمت چپ) و غیر محدب(سمت راست) . . . . .	۱.۱
۳	اجتماع دو مجموعه فازی . . . . .	۲.۱
۴	اشتراک دو مجموعه فازی . . . . .	۳.۱
۵	عدد فازی مثلثی . . . . .	۴.۱
۶	عدد فازی دوزنقه‌ای . . . . .	۵.۱
۱۳	نمایش گرافیکی از $\mu_D$ و $x^*$ . . . . .	۱.۲
۲۷	توابع عضویت $\mu_o$ و $\mu_c$ در $\theta^*$ . . . . .	۲.۲
۵۳	نمودار تابع $f_{11}(x)$ تحت محدودیت‌ها . . . . .	۱.۴
۵۳	نمودار تابع $f_{12}(x)$ تحت محدودیت‌ها . . . . .	۲.۴
۵۴	نمودار تابع $f_{13}(x)$ تحت محدودیت‌ها . . . . .	۳.۴
۵۵	سمت چپ نمودار رفتار $f_{14}$ و سمت راست نمایش رفتار $f_{14}^U$ و $f_{14}^L$ . . . . .	۴.۴
۵۵	سمت چپ نمودار رفتار $f_{15}$ و سمت راست نمایش رفتار $f_{15}^U$ و $f_{15}^L$ . . . . .	۵.۴
۵۷	نمودار رفتار $f_{16}$ تحت محدودیت‌ها . . . . .	۶.۴
۵۷	سمت چپ نمایش رفتار $f_{17}$ و سمت راست نمایش رفتار $f_{17}^U$ و $f_{17}^L$ . . . . .	۷.۴
۵۸	سمت چپ رفتار توابع $f_{18}^U(x)$ و $f_{18}^L(x)$ و سمت راست رفتار تابع $f_{18}(x)$ . . . . .	۸.۴
۵۸	رفتار تابع $f_{19}(x)$ تحت محدودیت‌ها . . . . .	۹.۴
۵۹	رفتار توابع $f_{19}^U(x)$ و $f_{19}^L(x)$ . . . . .	۱۰.۴
۶۵	نمودار $F(x)$ . . . . .	۱۱.۴
۷۸	نمودار رفتار تابع $(IVMP_1)$ . . . . .	۱.۵
۷۹	نمودار رفتار $F_1(x)$ . . . . .	۲.۵
۷۹	نمودار رفتار $F_2(x)$ . . . . .	۳.۵



# فهرست جداول

۵۵	.....	۱.۴ خلاصه‌ای از نقاط $LU$ – بهینه
۵۹	.....	۲.۴ خلاصه‌ای از نقاط $LS$ – بهینه





# فصل ۱

## مقدمه‌ای بر نظریه‌ی مجموعه‌های فازی

### ۱.۱ مقدمه

همه‌ی مجموعه‌ها را نمی‌توان به صورت قطعی<sup>۱</sup> در نظر گرفت. به عنوان مثال فرض کنید مجموعه‌ی افراد بلند قد را در نظر بگیریم. در اینجا ویژگی «بلند قد بودن» یک ویژگی مبهم است. چون با توجه به نظر افراد مختلف یک فرد می‌تواند متعلق به این مجموعه باشد یا خیر؟ پس مجموعه‌هایی وجود دارند که با توجه به شرایط مختلف می‌توان برداشته‌های مختلفی از آنها داشت، مثل مجموعه افراد مسن، مجموعه اعداد کوچک، مجموعه اجناس ارزان و ... که نظریه‌ی مجموعه‌های قطعی نمی‌تواند توصیف واقعی از آنچه که در ذهن داریم و در عمل، در زبان روزمره به کار می‌بندیم را ارائه دهد. برای مثال وقتی می‌خواهیم یک فرد قد بلند را معرفی کنیم شخصی با قد ۱۸۵ سانتی متری برای بازی فوتبال قد بلند و برای بسکتبال کوتاه قد محسوب می‌شود. مجموعه‌های فازی ابزار مناسبی برای این گونه مفاهیم‌اند. مطالب این فصل از منابع ([۱]، [۳]، [۶]، [۳۴]) ارائه شده است.

---

<sup>۱</sup>Crisp

## ۲.۱ مفاهیم پایه‌ای در آنالیز فازی

در این بخش به معرفی برخی از مفاهیم پایه‌ای فازی که در حالت تصمیم‌گیری در شرایط عدم اطمینان مورد استفاده قرار می‌گیرند، می‌پردازیم.

**تعریف ۱.۲.۱.** اگر  $X$  مجموعه مرجعی از اعضا مانند  $x$  باشد، آن‌گاه مجموعه‌ی فازی  $\tilde{A}$  در  $X$  مجموعه‌ای از زوج‌های مرتب به صورت زیر می‌باشد.

$$\tilde{A} = \{(x, \mu_{\tilde{A}}(x)) \mid x \in X\}$$

که به  $\mu_{\tilde{A}}(x)$  تابع عضویت<sup>۲</sup> می‌گویند که عددی متعلق به بازه‌ی  $[0, 1]$  است. در مجموعه‌های فازی یک عضو از مجموعه می‌تواند با درجه‌ای که همان درجه عضویت است متعلق به مجموعه باشد.

**تعریف ۲.۲.۱.** فرض کنید  $\tilde{A}$  یک مجموعه فازی باشد. ارتفاع<sup>۳</sup> این مجموعه  $(h(\tilde{A}))$  و پشتیبان<sup>۴</sup> این مجموعه  $(S(\tilde{A}))$  را به ترتیب به صورت زیر تعریف می‌کنیم.

$$h(\tilde{A}) = \sup_{x \in X} \mu_{\tilde{A}}(x)$$

$$S(\tilde{A}) = \{x \in X \mid \mu_{\tilde{A}}(x) > 0\}$$

**تذکره ۱.۲.۱.** اگر ارتفاع یک مجموعه فازی یک باشد، مجموعه را نرمال می‌نامیم.

**تعریف ۳.۲.۱.** مجموعه عناصری از  $\tilde{A}$  با درجه عضویت  $(0 < \alpha \leq 1)$  مجموعه  $\alpha$ -برش<sup>۵</sup> نامیده می‌شوند و به صورت زیر نمایش داده می‌شوند:

$$A_\alpha = \{x \in X \mid \mu_{\tilde{A}}(x) \geq \alpha\}.$$

**تعریف ۴.۲.۱.** یک مجموعه فازی  $\tilde{A}$  محدب است اگر:

$$\forall x_1, x_2 \in X, \quad \lambda \in [0, 1] \implies \mu_{\tilde{A}}(\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2) \geq \min\{\mu_{\tilde{A}}(x_1), \mu_{\tilde{A}}(x_2)\}$$

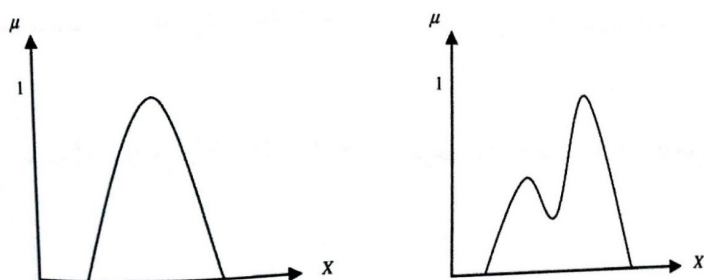
**قضیه ۱.۲.۱.** مجموعه  $\tilde{A}$  محدب است هرگاه همه  $\alpha$ -برش‌های آن محدب باشد.

<sup>۲</sup>Membership function

<sup>۳</sup>Height

<sup>۴</sup>Support

<sup>۵</sup> $\alpha$ -cut



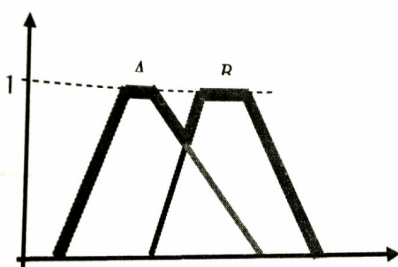
شکل ۱.۱: مجموعه‌های فازی محدب (سمت چپ) و غیر محدب (سمت راست)

### ۳.۱ عملیات روی مجموعه‌های فازی

فرض کنید  $X$  مجموعه مرجع و  $\tilde{A}$  و  $\tilde{B}$  و  $\tilde{C}$  مجموعه‌های فازی تعریف شده روی مجموعه مرجع باشند. در این صورت تعاریف زیر را داریم:

**تعریف ۱.۳.۱.** اجتماع دو مجموعه فازی  $\tilde{A}$  و  $\tilde{B}$  یک مجموعه فازی  $\tilde{C}$  است که تابع عضویت آن به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$\mu_{\tilde{C}}(x) = \max_{x \in X} \{ \mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(x) \}$$



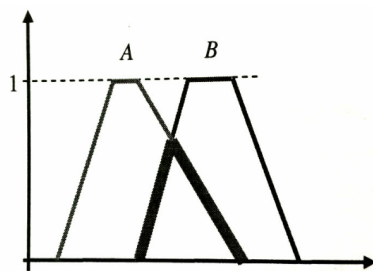
شکل ۲.۱: اجتماع دو مجموعه فازی

**تعریف ۲.۳.۱.** اشتراک دو مجموعه فازی  $\tilde{A}$  و  $\tilde{B}$  یک مجموعه فازی  $\tilde{C}$  است که تابع عضویت آن به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$\mu_{\tilde{C}}(x) = \min_{x \in X} \{ \mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(x) \}$$

**تعریف ۳.۳.۱.** متمم مجموعه  $\tilde{A}$  مجموعه فازی است که با  $\tilde{A}^c$  نمایش می‌دهیم و تابع عضویت آن به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$\mu_{\tilde{A}^c}(x) = 1 - \mu_{\tilde{A}}(x), \quad x \in X$$



شکل ۳.۱: اشتراک دو مجموعه فازی

## ۴.۱ اعداد فازی

بسیاری از پدیده‌های کمی با یک عدد مطلق و صریح قابل نمایش نمی‌باشند. مثلاً وقتی قیمت خودرویی سوال می‌شود پاسخ می‌شنویم تقریباً ۲۰ میلیون، یا در جمله «من حدوداً ساعت ۴ عصر به منزل رسیدم» زمان به صورت مبهم بیان شده است. در آزمایشگاه‌های مختلف اعدادی که به دست می‌آیند، به صورت تقریبی می‌باشد. در همه این موارد می‌توان از اعداد فازی استفاده کرد. معمولاً به مفاهیم مبهمی که دارای اصطلاحاتی مانند تقریباً، حدوداً، نزدیک به و ... باشد، مجموعه‌های فازی نسبت داده می‌شود که در اصل عدد فازی می‌باشند.

**تعریف ۱.۴.۱ ([۲])** یک عدد فازی  $\tilde{M}$ ، یک مجموعه محدب از اعداد حقیقی  $\mathbb{R}$  است به طوریکه:

$$1. \text{ حداقل یک } x_0 \in \mathbb{R} \text{ وجود داشته باشد که به ازای آن } \mu_{\tilde{M}}(x_0) = 1$$

$$2. \text{ به صورت قطعه‌ای پیوسته باشد. } \mu_{\tilde{M}}(x)$$

در حالت کلی  $\tilde{M}$  یک عدد فازی نامیده می‌شود هرگاه نرمال و محدب باشد و  $\alpha$  - برش‌های  $\tilde{M}$  به ازای هر  $\alpha \in [0, 1]$  فاصله‌هایی بسته و کراندار باشند و تکیه‌گاه  $\tilde{M}$  کراندار باشد.

### ۱.۴.۱ اعداد فازی مثلثی و دوزنقه‌ای

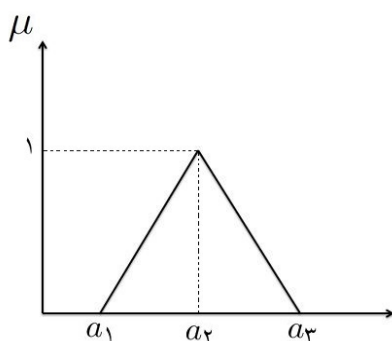
دو حالت خاص از اعداد فازی، اعداد فازی مثلثی<sup>۶</sup> و دوزنقه‌ای<sup>۷</sup> هستند که اکثراً از این دو نوع عدد در محاسبات مربوط به برنامه‌ریزی خطی فازی و یا محاسبات تصمیم‌گیری فازی استفاده می‌شود.

<sup>۶</sup>Triangle

<sup>۷</sup>Trapezoidal

**تعریف ۲.۴.۱.** یک عدد فازی مثلثی به صورت  $\tilde{A} = (a_1, a_2, a_3)$  نشان داده می‌شود که در آن  $a_1 < a_2 < a_3$  است و تابع عضویت آن به صورت زیر است.

$$\mu_{\tilde{A}}(x) = \begin{cases} 0 & x \leq a_1 \\ \frac{x-a_1}{a_2-a_1} & a_1 \leq x \leq a_2 \\ \frac{a_3-x}{a_3-a_2} & a_2 \leq x \leq a_3 \\ 0 & x \geq a_3 \end{cases}$$

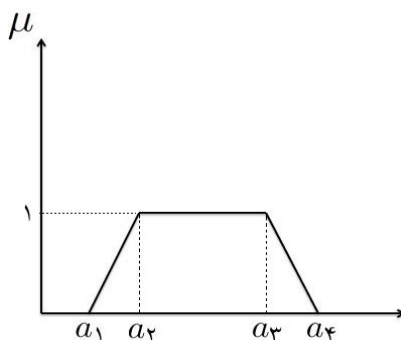


شکل ۴.۱: عدد فازی مثلثی

**تعریف ۳.۴.۱.** یک عدد فازی ذوزنقه‌ای به صورت  $\tilde{A} = (a_1, a_2, a_3, a_4)$  نشان داده می‌شود که در آن  $a_1 < a_2 < a_3 < a_4$  است و تابع عضویت آن به صورت زیر است.

$$\mu_{\tilde{A}}(x) = \begin{cases} 0 & x \leq a_1 \\ \frac{x-a_1}{a_2-a_1} & a_1 \leq x \leq a_2 \\ 1 & a_2 \leq x \leq a_3 \\ \frac{a_4-x}{a_4-a_3} & a_3 \leq x \leq a_4 \\ 0 & x \geq a_4 \end{cases}$$

**تذکر ۱.۴.۱.** اگر در یک عدد فازی ذوزنقه‌ای  $a_4 - a_3 = a_2 - a_1$  باشد. آن‌گاه به آن عدد ذوزنقه‌ای فازی متقارن می‌گوییم. مثلاً  $A = (2, 4, 8, 10)$  یک عدد فازی ذوزنقه‌ای متقارن است، چون:  $a_4 - a_3 = a_2 - a_1 = 2$



شکل ۵.۱: عدد فازی دوزنقه‌ای

## ۲.۴.۱ عملیات ریاضی بر روی اعداد فازی

فرض کنید \* بیانگر هر یک از چهار عمل اصلی ریاضی باشد. دو عدد فازی  $\tilde{A}$  و  $\tilde{B}$  روی مجموعه اعداد حقیقی تعریف شده باشند. آن‌گاه معادله  $\tilde{A} * \tilde{B}$  به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$(\tilde{A} * \tilde{B})_{(z)} = \sup_{z=x*y} \min\{\mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(y)\} \forall z \in \mathbf{R}$$

در نتیجه برای چهار عمل اصلی ریاضی در اعداد فازی داریم:

$$(\tilde{A} + \tilde{B})_{(z)} = \sup_{z=x+y} \min\{\mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(y)\}$$

$$(\tilde{A} - \tilde{B})_{(z)} = \sup_{z=x-y} \min\{\mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(y)\}$$

$$(\tilde{A} \times \tilde{B})_{(z)} = \sup_{z=x \times y} \min\{\mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(y)\}$$

$$(\tilde{A}/\tilde{B})_{(z)} = \sup_{z=x/y} \min\{\mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(y)\}$$

در ادامه عملیات ریاضی بر روی اعداد فازی مثلثی و دوزنقه‌ای را تعریف می‌کنیم. اگر  $\tilde{A} = (a_1, a_2, a_3)$  یک عدد فازی مثلثی باشد، قرینه‌ی  $\tilde{A}$  به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$(-)\tilde{A} = (-a_3, -a_2, -a_1)$$

در نتیجه تفاضل دو عدد فازی مثلثی  $\tilde{A} = (a_1, a_2, a_3)$  و  $\tilde{B} = (b_1, b_2, b_3)$  به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$\tilde{B} - \tilde{A} = (b_1 - a_3, b_2 - a_2, b_3 - a_1)$$

توجه کنید اگر  $\tilde{A} = (a_1, a_2, a_3)$  یک عدد فازی مثلثی باشد مجموعه  $\alpha$ -برش آن به صورت زیر است.

$$A_\alpha = [a_1 + \alpha(a_2 - a_1), a_3 - \alpha(a_3 - a_2)]$$

توجه کنید حاصل ضرب و تقسیم دو عدد فازی مثلثی یک عدد مثلثی نیست ولی به عنوان یک تقریب می‌توان فرض نمود که حاصل یک عدد فازی مثلثی است و مولفه‌های آن به صورت زیر بدست می‌آیند.

$$\tilde{A} \times \tilde{B} = (a_1 \times b_1, a_2 \times b_2, a_3 \times b_3)$$

$$\tilde{A}/\tilde{B} = (a_1/b_3, a_2/b_2, a_3/b_1)$$

در ادامه این بخش عملیات ریاضی را برای اعداد فازی ذوزنقه‌ای تعریف می‌کنیم. اگر  $\tilde{A} = (a_1, a_2, a_3, a_4)$  و  $\tilde{B} = (b_1, b_2, b_3, b_4)$  دو عدد فازی ذوزنقه‌ای باشند، جمع و تفریق این دو عدد به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$\tilde{A}(+) \tilde{B} = (a_1 + b_1, a_2 + b_2, a_3 + b_3, a_4 + b_4).$$

$$\tilde{A}(-) \tilde{B} = (a_1 - b_4, a_2 - b_3, a_3 - b_2, a_4 - b_1).$$

توجه کنید مجموعه  $\alpha$  - برش برای اعداد ذوزنقه‌ای فازی به صورت زیر می‌باشد:

$$A_\alpha = [a_1 + \alpha(a_2 - a_1), a_4 - \alpha(a_4 - a_3)]$$

ضرب دو عدد فازی ذوزنقه‌ای را با استفاده از  $\alpha$  - برش تعریف می‌کنیم.

## ۵.۱ حساب اعداد بازه‌ای

بازه یا فاصله، زیر مجموعه پیوسته‌ای از اعداد حقیقی است که بر دو نوع فاصله محدود یا کران‌دار و فاصله نامحدود یا بی‌کران است. در بعضی از روش‌ها استفاده از محاسبات بازه‌ای علیرغم اینکه محاسبات را پیچیده می‌کند ولی دقت بیشتری به نمایش می‌گذارد. همچنین محاسبات زیادی در مورد دقت و پایداری در محاسبات بازه‌ای مطرح شده است. در ادامه اعمال حساب بازه‌ای معمولی و فازی معرفی خواهند شد.

### ۱.۵.۱ اعمال بازه‌ای معمولی

**تعریف ۱.۵.۱.** منظور از بازه‌ی حقیقی  $[\underline{x}, \bar{x}]$  مجموعه‌ای کران‌دار و بسته از اعداد حقیقی به صورت زیر است:

$$X = [\underline{x}, \bar{x}] = \{x : \underline{x} \leq x \leq \bar{x}\}$$

که در آن  $\underline{x}$  نقطه‌ی ابتدا و  $\bar{x}$  نقطه‌ی انتهای بازه‌ی  $X$  نامیده می‌شوند. مجموعه‌ی بازه‌ها روی محور اعداد حقیقی به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$R = \{X = [\underline{x}, \bar{x}] \mid \underline{x}, \bar{x} \in \mathbb{R}\}$$

اگر  $\underline{x} = \bar{x}$  آن گاه بازه  $X$  به صورت یک عدد حقیقی درمی‌آید. بنابراین:  $R \subseteq \mathbb{R}$ .

**تعریف ۲.۵.۱.** اگر  $*$  یک عمل بازه‌ای باشد، آن گاه داریم:

$$X * Y = \{x * y, x \in X, y \in Y\}$$

که در آن  $x, y \in \mathbb{R}$  و  $*$   $\in \{+, -, \cdot, /\}$

حال می‌توان کلیه اعمال بازه‌ای را تعریف نمود. جمع بازه‌ای بدین گونه تعریف می‌گردد:  
اگر  $X = [\underline{x}, \bar{x}]$  و  $Y = [\underline{y}, \bar{y}]$  دو بازه دلخواه باشند، آن گاه داریم:

$$X + Y = [\underline{x}, \bar{x}] + [\underline{y}, \bar{y}] = [\underline{x} + \underline{y}, \bar{x} + \bar{y}] \quad (1.1)$$

اکنون با توجه به این که  $-Y = [-\bar{y}, -\underline{y}]$ ، برای تفریق بازه‌ای داریم:

$$X - Y = [\underline{x} - \bar{y}, \bar{x} - \underline{y}] \quad (2.1)$$

با توجه به تعریف ۲.۵.۱ ضرب بازه‌ای را می‌توان به صورت زیر بیان کرد:

$$X \cdot Y = [\min S, \max S], \quad S = \{\bar{x}\bar{y}, \bar{x}\underline{y}, \underline{x}\bar{y}, \underline{x}\underline{y}\} \quad (3.1)$$

حال با توجه به این که  $\frac{1}{Y} = [\frac{1}{\bar{y}}, \frac{1}{\underline{y}}]$  با شرط  $0 \notin Y$  تقسیم بازه‌ای به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$X/Y = X \cdot \frac{1}{Y}, \quad 0 \notin Y \quad (4.1)$$

**مثال ۱.۵.۱.** با توجه به تعریف ۲.۵.۱ داریم:

$$[0, 2] + [-1, 1] = [-1, 3],$$

$$[-1, 0] - [-1, 2] = [-1 - 2, 0 - (-1)] = [-3, 1],$$

$$[-2, 0] \times [2, 3] = [\min\{-4, -6, 0\}, \max\{-4, -6, 0\}] = [-6, 0],$$

$$[1, 2]/[-5, -3] = [\min\{\frac{-1}{5}, \frac{-1}{3}, \frac{-2}{5}, \frac{-2}{3}\}, \max\{\frac{-1}{5}, \frac{-1}{3}, \frac{-2}{5}, \frac{-2}{3}\}] = [\frac{-2}{3}, \frac{-1}{5}].$$

## ۲.۵.۱ حساب بازه‌ای اعداد فازی

اعداد فازی همانند مجموعه‌های فازی ممکن است بوسیله‌ی مجموعه  $\alpha$ -برش‌های خود مشخص شوند. اگر مجموعه  $\alpha$ -برش‌های دو عدد فازی  $\tilde{A}$  و  $\tilde{B}$  را به صورت  $\tilde{A} = [\tilde{a}_\alpha^l, \tilde{a}_\alpha^u]$  و  $\tilde{B} = [\tilde{b}_\alpha^l, \tilde{b}_\alpha^u]$  نمایش دهیم. آن گاه حساب بازه‌ای اعداد فازی را به صورت زیر تعریف می‌کنیم. جمع و تفریق بین دو عدد فازی را به صورت زیر داریم:

$$[\tilde{A} \oplus \tilde{B}]_\alpha = [\tilde{a}_\alpha^l + \tilde{b}_\alpha^l, \tilde{a}_\alpha^u + \tilde{b}_\alpha^u]$$

$$[\tilde{A} \ominus \tilde{B}]_\alpha = [\tilde{a}_\alpha^l - \tilde{b}_\alpha^u, \tilde{a}_\alpha^u - \tilde{b}_\alpha^l]$$



بعلاوه برای هر دو عدد فازی ضرب و تقسیم را به صورت زیر داریم:

$$(\tilde{A} \otimes \tilde{B})_{\alpha} = \tilde{A}_{\alpha} \times \tilde{B}_{\alpha} = [\min\{\tilde{a}_{\alpha}^l \tilde{b}_{\alpha}^l, \tilde{a}_{\alpha}^l \tilde{b}_{\alpha}^u, \tilde{a}_{\alpha}^u \tilde{b}_{\alpha}^l, \tilde{a}_{\alpha}^u \tilde{b}_{\alpha}^u\}, \max\{\tilde{a}_{\alpha}^l \tilde{b}_{\alpha}^l, \tilde{a}_{\alpha}^l \tilde{b}_{\alpha}^u, \tilde{a}_{\alpha}^u \tilde{b}_{\alpha}^l, \tilde{a}_{\alpha}^u \tilde{b}_{\alpha}^u\}]$$

$$(\tilde{A} \oslash \tilde{B})_{\alpha} = \tilde{A}_{\alpha} / \tilde{B}_{\alpha} = [\min\{\tilde{a}_{\alpha}^l / \tilde{b}_{\alpha}^l, \tilde{a}_{\alpha}^l / \tilde{b}_{\alpha}^u, \tilde{a}_{\alpha}^u / \tilde{b}_{\alpha}^l, \tilde{a}_{\alpha}^u / \tilde{b}_{\alpha}^u\}, \max\{\tilde{a}_{\alpha}^l / \tilde{b}_{\alpha}^l, \tilde{a}_{\alpha}^l / \tilde{b}_{\alpha}^u, \tilde{a}_{\alpha}^u / \tilde{b}_{\alpha}^l, \tilde{a}_{\alpha}^u / \tilde{b}_{\alpha}^u\}]$$

که  $[\tilde{b}_{\alpha}^l, \tilde{b}_{\alpha}^u] \neq \emptyset$  و ضرب یک عدد فازی در اسکالر  $\lambda > 0$  نیز به صورت زیر می باشد:

$$(\lambda \tilde{A})_{\alpha} = \lambda \cdot \tilde{A}_{\alpha} = [\lambda \tilde{a}_{\alpha}^l, \lambda \tilde{a}_{\alpha}^u].$$



## فصل ۲

# روش‌هایی برای حل مسائل برنامه‌ریزی خطی فازی تک هدفه

### ۱.۲ مقدمه

هدف از حل کردن مسائل برنامه‌ریزی خطی در محیط قطعی ماکزیمم یا مینیمم کردن توابع هدف خطی با قیود خطی است. اما در برخی از موقعیت‌های عملی تصمیم‌گیرنده<sup>۱</sup> ممکن است توابع هدف و قیود دقیق نداشته باشد که در این مواقع می‌تواند آن‌ها را در مفهوم فازی بررسی کند. در بسیاری از حالت‌های عملی امکان مشخص نمودن دقیق تابع هدف و قیود به صورت عبارت‌های دقیق و قطعی وجود ندارد که در این حالت‌ها مفهوم فازی ضرورت پیدا می‌کند. در این مفهوم انحراف از محدودیت‌ها تا سطح دلخواهی مجاز است. ([۳]) تعریف برنامه‌ریزی خطی فازی یکتا نیست و مدل‌های مختلفی را در شرایط متفاوت می‌توان بررسی کرد. که از آن جمله می‌توان به موارد زیر اشاره کرد: ۱. برنامه‌ریزی خطی فازی متقارن ۲. برنامه‌ریزی خطی فازی نامتقارن ۳. برنامه‌ریزی خطی فازی با پارامترهای فازی ۴. برنامه‌ریزی خطی فازی با متغیرهای فازی ۵. برنامه‌ریزی خطی فازی کامل

---

<sup>۱</sup>Decision maker

## ۲.۲ تصمیم‌گیری در شرایط فازی و برنامه‌ریزی خطی فازی

تصمیم‌گیری در شرایط فازی بوسیله مجموعه شدنی ممکن  $X$  مشخص می‌شود که در آن مجموعه توابع هدف با  $G_i (i = 1, 2, \dots, p)$  و قیود مسئله با  $C_j (j = 1, 2, \dots, n)$  نشان داده می‌شود. در بررسی کردن مسائل برنامه‌ریزی خطی فازی بلمن<sup>۲</sup> و زاده<sup>۳</sup> [۶] پیشگام بودند که تقارن بین توابع هدف و قیود مسئله از ویژگی اصلی این نوع برنامه‌ریزی فازی بود. اگر اشتراک توابع هدف و محدودیت‌ها را  $D$  بنامیم، در این صورت داریم:

$$D = (G_1 \cap G_2 \cap \dots \cap G_p) \cap (C_1 \cap C_2 \cap \dots \cap C_n) \quad (1.2)$$

بنابراین تصمیم فازی  $D$  را که به صورت مجموعه فازی (۱.۲) باشد، می‌توان بصورت زیر نوشت:

$$\mu_D : X \rightarrow [0, 1]$$

$$\mu_D(x) = \min_{i,j} (\mu_{G_i}(x), \mu_{C_j}(x))$$

در صورت امکان می‌توان  $\alpha$  را بین صفر و یک انتخاب کرد و تمام نقاط  $x^* \in X$  که  $\mu_D(x^*) \geq \alpha$  می‌باشد را تعیین کرد. این یعنی تصمیم  $x^*$  حداقل درجه  $\alpha$  از تابع عضویت هدف را دارد. می‌توانیم  $x^* \in X$  را یک تصمیم بهینه تعریف کنیم اگر  $\mu_D(x^*) = \max_{x \in X} \mu_D(x)$  (برای اینکه  $x^*$  بتواند تمام محدودیت‌های مجموعه  $D$  را شامل شود به صورت  $\max$  در نظر گرفته می‌شود).

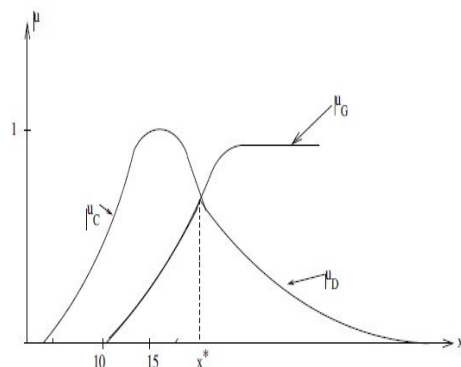
**مثال ۱.۲.۲.** ([۳۶]) با توجه به شکل ۱.۲ مسئله فازی را برای پیدا کردن عدد حقیقی  $x$  در همسایگی ۱۵ یا بزرگ‌تر از ۱۰ در نظر بگیرید. تابع هدف و محدودیت‌ها را می‌توان به صورت زیر نمایش داد.

$$\mu_G(x) = \begin{cases} 0 & x \leq 10 \\ (1 + (x - 10)^{-2})^{-1} & x > 10 \end{cases}$$

$$\mu_C(x) = (1 + (x - 15)^4)^{-1}$$

<sup>۲</sup>Bellman

<sup>۳</sup>Zadeh



شکل ۱.۲: نمایش گرافیکی از  $\mu_D$  و  $x^*$

با توجه به شکل ۱.۲ اگر بخواهیم اعداد حقیقی  $x$  در همسایگی ۱۵ را پیدا کنیم تابع عضویت می‌تواند به صورت زیر تعریف شود:

$$\mu_C(x) = (1 + (x - 15)^4)^{-1}$$

همچنین اگر بخواهیم اعداد حقیقی بزرگتر از ۱۰ را پیدا کنیم، می‌توانیم از تابع عضویت زیر استفاده کنیم:

$$\mu_G(x) = \begin{cases} 0 & x \leq 10 \\ (1 + (x - 10)^{-2})^{-1} & x > 10 \end{cases}$$

بلمن و زاده [۶] مجموعه تصمیم  $D$  را برابر با  $G \cap C$  و به صورت  $\mu_D(x) = \min(\mu_G(x), \mu_C(x))$  در نظر گرفتند. شکل ۱.۲ مسئله تصمیم فازی را نشان می‌دهد که  $x^*$  نقطه بهینه می‌باشد. ما در تلاشیم که روشی که بلمن و زاده [۶] ارائه دادند را به عنوان یک قاعده کلی بیان کنیم و در مورد آن بحث کنیم. هدف مسائل برنامه‌ریزی خطی کلاسیک پیدا کردن ماکزیمم و مینیمم با توابع خطی و قیود خطی در حالت مساوی یا نامساوی است. در حالت کلی این مسائل ( $LP$ ) به صورت زیر نمایش داده می‌شوند:

$$\begin{aligned} & \max c^T X \\ & \text{s.t. } AX \leq b \\ & X \geq 0 \end{aligned}$$

که شرایط زیر را داریم:

$$X \in \mathbb{R}^n, c \in \mathbb{R}^n, b \in \mathbb{R}^m, A \in \mathbb{R}^{m \times n}$$

در اصطلاحات علمی  $X$  یک بردار از متغیرهای تصمیم و  $b$  یک بردار از منابع تصمیم‌گیری و  $c$  یک بردار هزینه و  $A$  ماتریس محدودیت می‌باشد. با فرمول‌بندی بالا می‌توان  $A, b, c$

را به صورت قطعی در نظر گرفت. بنابراین همه‌ی اجزای مسئله به صورت قطعی هستند. وقتی تصمیم‌گیرنده در محیط فازی تصمیم می‌گیرد، ممکن است برای مسئله برنامه‌ریزی خطی حالت‌های مختلفی پیش بیاید. برخی از این حالت‌ها عبارتند از: ۱. رسیدن به نقطه‌ی ماکزیمم یا مینیمم تابع هدف برای تصمیم‌گیرنده مطلوب نباشد بلکه می‌خواهد برخی از انتظاراتش برآورده شود که قطعی نیستند. برای مثال وقتی تصمیم‌گیرنده بخواهد به حجم فروش بهبود بخشد. ۲. قیود ممکن است مبهم باشند و علامت  $\leq$  به مفهوم قطعی نباشد تا سطح خاصی مورد قبول باشد. برای مثال ممکن است تصمیم‌گیرنده بگوید تلاش کنید تا با ۱۳۰۰ نفر از مشتریان تماس بگیرید اگر با کمتر از ۱۲۰۰ نفر از مشتریان تماس گرفته شود مناسب نیست. ۳. در حالت سوم ممکن است بردارهای  $b$  و  $c$  و ماتریس  $A$  قطعی نباشند و تصمیم‌گیرنده بخواهد با اعداد فازی و نامساوی‌های فازی و توابع رتبه‌بندی فازی، مسئله را حل کند. بنابراین طبق مطالبی که در بالا دیدیم، مدل‌سازی برنامه‌ریزی خطی فازی یگانه نیست و همچنین می‌توان مسائل برنامه‌ریزی خطی فازی را به دو دسته‌ی متقارن و نامتقارن تقسیم کرد. مدل متقارن پایه روش بحث فازی که به وسیله بلمن و زاده [۶] مطرح شده، می‌باشد. در برنامه‌ریزی خطی فازی متقارن بهینه‌سازی تابع هدف و برقراری قیودها به صورت فازی می‌باشد در صورتی که در حالت نامتقارن فقط برقراری محدودیت‌ها بصورت فازی در نظر گرفته می‌شود. در ادامه این فصل ابتدا به مسائل برنامه‌ریزی خطی فازی در حالت نامتقارن می‌پردازیم، توجه کنید در صورتی که مجموعه تصمیم فازی را مجموعه  $X$ ‌هایی که در محدودیت‌های فازی صدق می‌کنند، در نظر بگیریم به طوری که درجه عضویت  $X$  در این مجموعه برابر حداقل درجه ارضای محدودیت‌ها باشد، آن‌گاه به‌ازای هر برش  $\alpha$  از این مجموعه، تابع هدف مقدار متفاوتی خواهد داشت، زیرا اندازه فضای تصمیم تغییر می‌کند و در نتیجه مقدار ماکزیمم یا مینیمم تابع هدف بر روی این فضا تغییر خواهد کرد. سپس به مسائل در حالت متقارن که تابع هدف و قیود فازی هستند، می‌پردازیم.

## ۳.۲ مسائل برنامه‌ریزی خطی با نامساوی‌های فازی و تابع هدف قطعی

حالت کلی مسائل برنامه‌ریزی خطی با نامساوی‌های فازی و تابع هدف قطعی بصورت زیر می‌باشد:

$$\begin{aligned} & \max c^T x \\ & s.t. \quad A_i x \lesssim b_i \quad (i = 1, 2, \dots, m) \quad (II) \\ & \quad x \geq 0 \end{aligned}$$

که  $\leq$  کمتر یا نامساوی فازی نامیده می‌شود و بدیهی است که می‌توان تابع عضویت مناسب برای هر قید انتخاب نمود.

در نمادگذاری معرفی شده توسط وردجیز<sup>۴</sup> [۲۸] این گونه مسائل برنامه‌ریزی خطی نوع (P۱) در نظر گرفته می‌شود، لذا در ادامه این مسائل را به صورت (P۱ - FLP) نمایش می‌دهیم.

### ۱.۳.۲ روش وردجیز در مدل نامتقارن

وردجیز [۲۸] نشان داد که مسئله (P۱ - FLP) معادل یک مسئله برنامه‌ریزی خطی پارامتری قطعی است، لذا می‌توانیم برای حل مسائل برنامه‌ریزی خطی فازی (P۱ - FLP) آن‌ها را تبدیل به مسائل برنامه‌ریزی خطی پارامتری قطعی کنیم و سپس مسائل را در حالت قطعی حل کنیم. در این روش، قیود فازی با اختصاص دادن تابع عضویت برای هر قید، به قیود قطعی تبدیل می‌شوند. بنابراین فرض کنیم  $p_i$  مقدار ثابتی ( $p_i > 0$ ) باشد که انحراف مجاز از سطر  $i$  - ام محدودیت‌های مدل (P۱ - FLP) را نشان دهد. در این صورت می‌توانیم  $\mu_i(x)$  را به صورت زیر تعریف کنیم.

$$\mu_i(x) = \begin{cases} 1 & A_i x \leq b_i \\ \in [0, 1] & b_i \leq A_i x \leq b_i + p_i \\ 0 & A_i x \geq b_i + p_i \end{cases}$$

در صورتی که  $x$  محدودیت  $A_i x \leq b_i$  را به‌طور کامل برآورده سازد،  $\mu_i(x)$  برابر یک خواهد بود. بنابراین می‌توانیم  $\mu_i(A_i(x))$  را به صورت زیر تعریف کنیم.

$$\mu_i(A_i(x)) = \begin{cases} 1 & A_i x \leq b_i \\ 1 - \frac{A_i x - b_i}{p_i} & b_i \leq A_i x \leq b_i + p_i \\ 0 & A_i x \geq b_i + p_i \end{cases}$$

که  $A_i$  ( $i = 1, \dots, m$ )،  $i$  - امین سطر ماتریس  $A$  می‌باشد. اکنون برای  $\alpha \in [0, 1]$  فرض کنید:

$$X_\alpha = \{x \in \mathbb{R}^n, x \geq 0, \mu_i(A_i x) \geq \alpha, (i = 1, 2, \dots, m)\}$$

بنابراین مسئله (P۱ - FLP) معادل مسئله زیر است.

$$\begin{aligned} & \max c^T x \\ & s.t. \quad x \in X_\alpha \end{aligned}$$

<sup>۴</sup> Verdegay's

اکنون می‌توان با جایگذاری توابع عضویت  $\mu_i(A_i(x))$  مسئله را به صورت زیر بازنویسی کرد:

$$\begin{aligned} & \max c^T x \\ & s.t. \quad A_i x \leq b_i + (1 - \alpha)p_i, \quad (i = 1, 2, \dots, m) \\ & \quad x \geq 0 \\ & \quad \alpha \in [0, 1] \end{aligned}$$

که این مسئله معادل مسائل برنامه‌ریزی خطی پارامتری استاندارد با  $\theta = (1 - \alpha)$  است. بنابراین برای حل مسائل فازی به صورت  $(P1 - FLP)$  می‌توان آن‌ها را به مسائل قطعی پارامتری تبدیل نمود و سپس حل کرد، در نتیجه یک پاسخ برای  $\alpha \in [0, 1]$  داریم که هر پاسخ در حقیقت یک تابع عضویت فازی است. در ادامه می‌توان مسئله  $(P1 - FLP)$  را به صورت مسئله قطعی پارامتری زیر نوشت:

$$\begin{aligned} & \max c^T x \\ & s.t. \quad A_i x \leq b_i + p_i - \alpha p_i \\ & \quad x \geq 0, \quad \alpha \in [0, 1] \end{aligned}$$

**مثال ۱.۳.۲.** فرض کنید در مدل زیر مقادیر  $p_1$  و  $p_2$  برابر یک باشند. جواب مسئله را بیابید.

$$\begin{aligned} & \max x_1 + x_2 \\ & s.t. \quad \begin{cases} x_1 \lesssim 1 \\ x_2 \lesssim 1 \\ x_1, x_2 \geq 0 \end{cases} \end{aligned}$$

داریم:

$$b = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad p = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad A = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

با جایگذاری در مسئله  $(P1 - FLP)$  داریم:

$$\begin{aligned} & \max x_1 + x_2 \\ & s.t. \quad \begin{cases} \alpha \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} +1 & 0 \\ 0 & +1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \leq \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} +1 \\ +1 \end{bmatrix} \\ x_1, x_2 \geq 0 \end{cases} \end{aligned}$$



و در ادامه پس از ضرب کردن داریم:

$$\begin{aligned} \max \quad & x_1 + x_2 \\ \text{s.t.} \quad & \alpha + x_1 \leq 2 \\ & \alpha + x_2 \leq 2 \\ & x \geq 0, \alpha \in [0, 1] \end{aligned}$$

که با حل این مسئله مقادیر زیر بدست می‌آید.

$$x_1^* = 2 \quad x_2^* = 2 \quad \alpha^* = 0 \quad Z^* = 4$$

### ۲.۳.۲ روش ورنرز با رویکرد مسائل متقارن

ورنرز<sup>۵</sup> [۳۰] برای به‌دست آوردن تابع عضویت توابع هدف حل دو مسئله برنامه‌ریزی خطی  $(LP(b))$  و  $(LP(b+p))$  را پیشنهاد داد. فرض کنید:

$$\begin{aligned} (LP(b)) : \quad & \max c^T x \\ \text{s.t.} \quad & Ax \leq b \\ & x \geq 0 \end{aligned}$$

9

$$\begin{aligned} (LP(b+p)) : \quad & \max c^T x \\ \text{s.t.} \quad & Ax \leq b+p \\ & x \geq 0 \end{aligned}$$

که  $p = (p_1, p_2, \dots, p_m)^T$  بردار تولورانس برای  $m$  محدودیت مسئله  $(LP(b+p))$  میباشد. فرض کنید  $Z_0$  و  $Z_1$  به ترتیب مقدار بهینه مسائل  $(LP(b))$  و  $(LP(b+p))$  باشند. اکنون می‌توانیم یک تابع عضویت برای تابع هدف قطعی مسئله (II) به صورت زیر ارائه دهیم:

$$\mu_0(c^T x) = \begin{cases} 1 & c^T x \geq Z_1 \\ 1 - \frac{Z_1 - c^T x}{Z_1 - Z_0} & Z_0 \leq c^T x \leq Z_1 \\ 0 & c^T x \leq Z_0 \end{cases}$$

به علاوه، توابع عضویت محدودیت‌ها به صورت زیر است:

$$\mu_i(A_i x) = \begin{cases} 1 & A_i x \leq b_i \\ 1 - \frac{A_i x - b_i}{p_i} & b_i \leq A_i x \leq b_i + p_i \\ 0 & A_i x \geq b_i + p_i \end{cases}$$

## ۱۸ روش‌هایی برای حل مسائل برنامه‌ریزی خطی فازی تک هدفه

اکنون با استفاده از توابع عضویت با نماد  $\mu_i$  ( $i = 0, 1, \dots, m$ ) با قرار دادن  $\alpha = \min\{\mu_0, \mu_1, \dots, \mu_m\}$  و پیروی کردن از قاعده کلی بلمن و زاده، [۶] مسئله (II)، به شکل مسئله برنامه‌ریزی خطی قطعی زیر تبدیل و حل می‌شود.

$$\begin{aligned} & \max \alpha \\ & \mu_0(x) \geq \alpha \\ \text{s.t. } & \mu_i(x) \geq \alpha \quad i = 1, 2, \dots, m \\ & \alpha \in [0, 1] \\ & x \geq 0 \end{aligned}$$

که با جایگذاری  $\mu_i$ , ( $i = 0, 1, \dots, m$ )، مسئله به صورت زیر تبدیل می‌شود:

$$\begin{aligned} & \max \alpha \\ & c^T x \geq Z_1 - (1 - \alpha)(Z_1 - Z_0) \\ \text{s.t. } & A_i x \leq b_i + (1 - \alpha)p_i \quad (2.2) \\ & \alpha \in [0, 1] \\ & x \geq 0 \end{aligned}$$

مثال ۲.۳.۲. ([۲۴]) مسئله برنامه‌ریزی خطی فازی نامتقارن زیر را در نظر بگیرید.

$$\begin{aligned} & \max x_2 \\ & x_1 + x_2 \lesssim 1 \\ \text{s.t. } & x_1 \lesssim 0.5 \\ & x_1, x_2 \geq 0 \end{aligned}$$

فرض کنید  $p_2 = p_1 = 1$ . با استفاده از روش ورنرز مسائل  $LP(b)$  و  $LP(b+p)$  را تشکیل می‌دهیم.

$$\begin{aligned} LP(b) : & \max x_2 \\ \text{s.t. } & x_1 + x_2 \leq 1 \\ & x_1 \leq 0.5 \\ & x_1, x_2 \geq 0 \end{aligned}$$

9

$$\begin{aligned} LP(b+p) : & \max x_2 \\ \text{s.t. } & x_1 + x_2 \leq 2 \\ & x_1 \leq 1.5 \\ & x_1, x_2 \geq 0 \end{aligned}$$

## مسائل برنامه‌ریزی خطی با نامساوی‌های فازی و تابع هدف قطعی ۱۹

با حل مسائل برنامه‌ریزی خطی فوق داریم  $Z_0 = 1$  و  $Z_1 = 2$ . لذا تلوورانس این مسئله  $P_0 = Z_1 - Z_0 = 2 - 1 = 1$  می‌باشد. اکنون با جایگذاری در مسئله قطعی روش ورنرز داریم:

$$\begin{aligned} \max \quad & \alpha \\ & x_2 \geq 1 - (1 - \alpha) \\ \text{s.t.} \quad & x_1 + x_2 \leq 1 + (1 - \alpha) \\ & x_1 \leq 0/5 + (1 - \alpha) \\ & x \geq 0, \alpha \in [0, 1] \end{aligned}$$

پس از ساده کردن داریم:

$$\begin{aligned} \max \quad & \alpha \\ & \alpha - x_2 \leq 0 \\ \text{s.t.} \quad & x_1 + x_2 + \alpha \leq 2 \\ & x_1 + \alpha \leq 1/5 \\ & x \geq 0, \alpha \in [0, 1] \end{aligned}$$

پس از حل کردن این مسئله به روش سیمپلکس داریم:

$$\begin{aligned} \alpha^* &= 1 \\ x_1^* &= 0 \quad x_2^* = 1 \end{aligned}$$

اکنون تابع عضویت محدودیت‌ها را تشکیل می‌دهیم:

$$\begin{aligned} \mu_1(A_1(x^*)) &= 1 - \frac{A_1 x^* - b_1}{P_1} = 1 - 0 = 1 = 1 \\ \mu_2(A_2(x^*)) &= 1 - \frac{A_2 x^* - b_2}{P_2} = 1 - \left(-\frac{1}{2}\right) = \frac{3}{2} > 1 \end{aligned}$$

همان‌طور که دیدیم تابع عضویت محدودیت دوم بیش‌تر از یک می‌شود که پذیرفتنی نیست. در واقع، در این مثال علاوه بر حل مسئله با روش ورنرز [۳۵]، یکی از مشکلات این روش را نیز مطرح کردیم.

## ۴.۲ مسائل برنامه‌ریزی خطی با نامساوی‌های قطعی و توابع هدف فازی

فرم کلی این مسائل به صورت زیر است:

$$(P2 - FLP) : \quad \max c^T x$$

$$s.t. \quad Ax \leq b$$

$$x \geq 0$$

فرض کنید تابع عضویت هدف فازی بصورت زیر باشد:

$$\phi(c) = \inf_j \phi_j(c_j) \quad \phi_j : \mathbb{R} \rightarrow [0, 1], \quad j = 1, 2, \dots, n$$

وردجیز بیان کرد که جواب فازی مسئله  $(P2 - FLP)$  را می‌توان با حل کردن مسئله برنامه‌ریزی خطی به صورت زیر بدست آورد.

$$LP(\phi, \alpha) : \quad \max c^T x$$

$$\phi(c) \geq (1 - \alpha)$$

$$s.t. \quad Ax \leq b$$

$$x \geq 0, \alpha \in [0, 1]$$

در حالت کلی حل مسئله  $LP(\phi, \alpha)$  کار ساده‌ای نیست. زیرا تعداد قیود مسئله می‌تواند زیاد باشد. بنا به قضیه زیر مسئله معادل با  $LP(\phi, \alpha)$  که  $LP(\beta)$  می‌نامیم را معرفی می‌کنیم.

$$LP(\beta) : \quad \max \eta(\beta)^T x$$

$$s.t. \quad Ax \leq b$$

$$x \geq 0, \beta \in [0, 1]$$

که  $\eta(\beta)$  یک تابع برداری  $(\eta_1(\beta), \dots, \eta_j(\beta))$  با  $\eta_j : [0, 1] \rightarrow \mathbb{R}$  و  $\eta_j(\beta) = \phi_j^{-1}(1 - \alpha)$  می‌باشد. در ادامه قضیه بعد آن را اثبات می‌کنیم.

**قضیه ۱.۴.۲.** در مسئله  $(P2 - FLP)$  فرض کنید توابع عضویت

$\phi_j : \mathbb{R} \rightarrow [0, 1], (j = 1, \dots, n)$  پیوسته و یکنوا ای اکید باشد. آن‌گاه جواب فازی مسئله  $(P2 - FLP)$  با حل کردن مسئله برنامه‌ریزی خطی پارامتری  $(LP)_\beta$  به دست می‌آید.

برهان. برای حل مسئله  $(P2 - FLP)$  باید مسئله زیر را حل کنیم:

$$LP(\phi, \alpha) : \quad \max c^T x$$

$$s.t. \quad \phi(c) \geq 1 - \alpha$$

$$Ax \leq b$$

$$x \geq 0, \alpha \in [0, 1]$$

## مسائل برنامه‌ریزی خطی با نامساوی‌های قطعی و توابع هدف فازی ۲۱

که  $\phi(c) = \inf_j \phi_j(c_j)$ ، اما چون  $\phi_j$  پیوسته و یکنوای اکید می‌باشد، لذا  $\phi_j^{-1}$  وجود دارد و به صورت زیر می‌باشد.

$$\phi_j(c_j) \geq 1 - \alpha \quad \rightarrow \quad c_j \geq \phi_j^{-1}(1 - \alpha)$$

بنابراین مسئله  $Lp(\phi, \alpha)$  را می‌توانیم به صورت زیر بازنویسی کنیم.

$$\begin{aligned} & \max \sum_{j=1}^n c_j x_j \\ & c_j \geq \phi_j^{-1}(1 - \alpha) \quad j = 1, \dots, n \\ \text{s.t.} \quad & Ax \leq b \\ & x \geq 0, \alpha \in [0, 1] \end{aligned}$$

که معادل است با:

$$\begin{aligned} & \max \sum_{j=1}^n c_j x_j \\ & c_j = \phi_j^{-1}(1 - \alpha) \quad (j = 1, \dots, n) \\ \text{s.t.} \quad & Ax \leq b \\ & x \geq 0, \alpha \in [0, 1] \end{aligned}$$

بنابراین مسئله برنامه‌ریزی فازی  $(P2 - FLP)$  را می‌توان با حل مسئله برنامه‌ریزی قطعی زیر حل نمود.

$$\begin{aligned} & \max \sum_{j=1}^n (\phi_j^{-1}(1 - \alpha)) x_j \\ \text{s.t.} \quad & Ax \leq b \\ & x \geq 0, \alpha \in [0, 1] \end{aligned}$$

□ که همان مسئله  $Lp(\beta)$  با  $\beta = (1 - \alpha)$  و  $\eta_j(\beta) = \phi_j^{-1}(1 - \alpha)$  می‌باشد.

**تذکر ۱.۴.۲.** پارامترهای استفاده شده در مسئله  $(P2 - FLP)$  تاثیری بر فضای شدنی مسئله ندارند. حل کردن مسائل  $(P2 - FLP)$  آسان‌تر از مسائل  $(P1 - FLP)$  می‌باشد. در حقیقت یک رابطه دوگان بین این دو نوع مسئله برنامه‌ریزی خطی وجود دارد به این ترتیب که هر مسئله  $(P1 - FLP)$  را می‌توان به صورت مسئله  $(P2 - FLP)$  تبدیل کرد و برعکس.

**مثال ۱.۴.۲.** مسئله برنامه‌ریزی خطی فازی  $(P2 - FLP)$  زیر را در نظر بگیرید

$$\begin{aligned} & \max c_1 x_1 + c_2 x_2 \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} 3x_1 - x_2 \leq 2 \\ x_1 + 2x_2 \leq 3 \\ x_1, x_2 \geq 0 \end{cases} \end{aligned}$$

## ۲۲ روش‌هایی برای حل مسائل برنامه‌ریزی خطی فازی تک هدفه

که  $c_2 = 75$  و تابع عضویت  $\phi_1$  برای  $c_1$  به صورت زیر تعریف شده است.

$$\phi_1(c_1) = \begin{cases} 0 & c_1 < 40 \\ \frac{(c_1 - 40)^2}{5625} & 40 \leq c_1 \leq 115 \\ 1 & c_1 \geq 115 \end{cases}$$

برای حل این مسئله باید مسئله قطعی زیر را حل کنیم.

$$\begin{aligned} \max \quad & \sum_{j=1}^n (\phi_j^{-1}(1 - \alpha)) x_j \\ \text{s.t.} \quad & Ax \leq b \\ & x \geq 0 \end{aligned}$$

چون فقط تابع عضویت  $\phi_1(c)$  مشخص شده است، باید مسئله زیر را حل کنیم.

$$\begin{aligned} \max \quad & (\phi_1^{-1}(1 - \alpha)) x_1 + 75 x_2 \\ \text{s.t.} \quad & 3x_1 - x_2 \leq 2 \\ & x_1 + 2x_2 \leq 3 \\ & x_1, x_2 \geq 0 \end{aligned}$$

با توجه به تعریف  $\phi_1(c)$  داریم:

$$\phi_1^{-1}(1 - \alpha) = (40 + 75\sqrt{(1 - \alpha)})$$

بنابراین، مسئله بالا به مسئله زیر تبدیل می‌شود.

$$\begin{aligned} \max \quad & (40 + 75\sqrt{(1 - \alpha)}) x_1 + 75 x_2 \\ & 3x_1 - x_2 \leq 2 \\ & x_1 + 2x_2 \leq 3 \\ & x_1, x_2 \geq 0, \alpha \in [0, 1] \end{aligned}$$

جواب بهینه مسئله برنامه‌ریزی پارامتری بالا به صورت  $x_1^* = 1$  و  $x_2^* = 1$  می‌باشد و لذا جواب فازی، یعنی مجموعه فازی مقادیر تابع هدف به صورت زیر می‌باشد.

$$\left\{ (75 + c_1), \frac{(c_1 - 40)^2}{5625} \right\}, \quad 40 \leq c_1 \leq 115$$

## ۵.۲ مسائل برنامه‌ریزی خطی با نامساوی و تابع هدف فازی

فرم کلی این مسائل به صورت زیر می‌باشد

$$(P^3 - FLP) : \quad \max c^T x$$

$$s.t. \quad Ax \lesssim b$$

$$x \geq 0$$

### ۱.۵.۲ روش زیمرمن در حالت متقارن

زیمرمن<sup>۶</sup> [۳۵] برای تعریف مدل فازی متقارن فرض نموده است که تصمیم‌گیرنده بتواند یک سطح تمایل (سطح توقع)  $Z$  برای تابع هدف تعریف کند، در این صورت مدل برنامه‌ریزی خطی فازی متقارن  $(P^3 - FLP)$  به صورت زیر است.

$$(FSI) : \quad c^T x \gtrsim Z_0 \quad x \text{ را بیابید به طوری که:}$$

$$Ax \leq b$$

$$x \geq 0$$

فرض کنید  $\mu_0$  تابع عضویت تابع هدف و  $\mu_i, \forall (i = 1, 2, \dots, m)$  تابع عضویت  $i$ -امین محدودیت باشد و همچنین  $p_0$  مقدار انحراف مجاز از سطح تابع هدف و  $p_i$  مقدار انحراف مجاز از  $i$ -امین محدودیت باشد. در این صورت می‌توان  $\mu_0(x)$  و  $\mu_i(x)$  را به ازای  $i = 1, 2, \dots, m$  به صورت توابع عضویت خطی و کاهشی به صورت زیر تعریف کرد.

$$\mu_0(c^T x) = \begin{cases} 1 & c^T x > Z_0 \\ 1 - \frac{Z_0 - c^T x}{p_0} & Z_0 - p_0 \leq c^T x \leq Z_0 \\ 0 & c^T x < Z_0 - p_0 \end{cases}$$

9

$$\mu_i(A_i(x)) = \begin{cases} 1 & A_i x < b_i \\ 1 - \frac{A_i x - b_i}{p_i} & b_i \leq A_i x \leq b_i + p_i \\ 0 & A_i x > b_i + p_i \end{cases}$$

اکنون با استفاده از حالت متقارن که بلمن و زاده [۶] معرفی کردند و مسئله (I) و انتخاب درجه عضویت  $\alpha$  که بیانگر درجه ارضای محدودیت‌هاست، می‌توانیم مسئله زیر را متناظر با مسئله (FSI) بنویسیم:

$$\begin{aligned} & \max \alpha \\ & \mu_o(c^T x) = \left(1 - \frac{Z_o - c^T x}{p_o}\right) \geq \alpha \\ \text{s.t. } & \mu_i(A_i x) = \left(1 - \frac{A_i x - b_i}{p_i}\right) \geq \alpha \quad (i = 1, 2, \dots, m) \\ & \alpha \in [0, 1], x \geq 0 \end{aligned}$$

یا

$$\begin{aligned} & \max \alpha \\ \text{s.t. } & c^T x \geq Z_o - (1 - \alpha)p_o \\ & A_i x \leq b_i + (1 - \alpha)p_i, \quad (i = 1, 2, \dots, m) \\ & \alpha \in [0, 1], x \geq 0 \end{aligned}$$

اگر  $(x^*, \alpha^*)$  یک جواب بهینه مسئله برنامه‌ریزی خطی قطعی بالا باشد، آن‌گاه  $x^*$  یک جواب بهینه مسئله  $(P3 - FLP)$  نامیده می‌شود و  $\lambda^*$  درجه متناظر با سطح مطلوبیت  $Z_o$  که تصمیم‌گیرنده می‌خواهد به آن به برسد، می‌باشد.

**تذکر ۱.۵.۲.** اگر مسئله  $(P3 - FLP)$  محدودیت‌های قطعی هم داشته باشد، آن محدودیت‌ها هیچ تغییری نمی‌کنند، در واقع تئورانس آن‌ها صفر می‌باشد.

**مثال ۱.۵.۲.** ([۳۵]) مسئله برنامه‌ریزی خطی فازی متقارن زیر را در نظر بگیرید.

$$\begin{aligned} & \max x_1 + x_2 \\ \text{s.t. } & \begin{cases} -x_1 + 2x_2 \lesssim 21 \\ x_1 + 2x_2 \lesssim 27 \\ 4x_1 + 3x_2 \lesssim 45 \\ 3x_1 + x_2 \lesssim 30 \\ x_1, x_2 \geq 0 \end{cases} \end{aligned}$$

که در آن  $Z_o = 14/5, p_o = 2, p_1 = 3, p_2 = 6, p_3 = 6$  طبق روش زیمرمن برای حل این مسئله



باید مسئله قطعی زیر را حل کرد.

$$\begin{aligned} & \max \alpha \\ & s.t. \begin{cases} x_1 + x_2 \geq 14/5 - 2(1 - \alpha) \\ -x_1 + 3x_2 \leq 21 + 3(1 - \alpha) \\ x_1 + 3x_2 \leq 27 + 6(1 - \alpha) \\ 4x_1 + 3x_2 \leq 45 + 6(1 - \alpha) \\ 3x_1 + x_2 \leq 30 \\ \alpha \leq 1 \\ x_1, x_2, \alpha \geq 0 \end{cases} \end{aligned}$$

که معادل است با:

$$\begin{aligned} & \max \alpha \\ & s.t. \begin{cases} 2\alpha - x_1 - x_2 \leq -12/5 \\ 3\alpha - x_1 + 3x_2 \leq 24 \\ 6\alpha + x_1 + 3x_2 \leq 33 \\ 6\alpha + 4x_1 + 3x_2 \leq 51 \\ \alpha \leq 1 \\ x_1, x_2, \alpha \geq 0 \end{cases} \end{aligned}$$

با استفاده از روش سیمپلکس می‌توان مسئله را حل کرد و پاسخ بهینه زیر را به دست آورد.

$$\begin{aligned} x_1^* &= 6 & x_2^* &= 7/75 \\ Z^* &= 13/75 & \alpha^* &= 0/625 \end{aligned}$$

قابل ذکر است که مقدار  $\lambda^*$  از رابطه  $\lambda^* = 1 - \frac{Z_0 - C^T x}{p_0}$  بدست می‌آید، یعنی داریم:

$$\lambda^* = 1 - \frac{14/5 - 12/75}{2} = 0/625$$

که در این مثال مقادیر  $\lambda^*$  و  $\alpha^*$  برابرند.

## ۲.۵.۲ روش چاناس با رویکرد مسائل نامتقارن

همان‌طور که دیدیم روش وردجیز [۲۸] برای حل مسائل برنامه‌ریزی فازی نوع (P1 - FLP) به تئورانس  $p_i$  وابسته هستند و دیگر اطلاعات مربوط به مجموعه تصمیم فازی نادیده گرفته

می‌شود، در حالی که مجموعه تصمیم فازی اطلاعاتی را که مربوط به دیگر گزینه‌های نزدیک به جواب ماکزیمم را نیز در بر دارد. چاناس<sup>۷</sup> [۷] برای رفع این مشکل مدل برنامه‌ریزی خطی  $(P\lambda - FLP)$  را به صورت زیر در نظر گرفت.

$$(P\lambda - FLP) : \quad \max c^T x$$

$$s.t. \quad Ax \lesssim b$$

$$x \geq 0$$

برای در نظر گرفتن تولورانس  $p_i (i = 1, \dots, m)$  تابع عضویت  $\mu_i$  را به صورت زیر معرفی می‌کنیم.

$$\mu_i(A_i(x)) = \begin{cases} 1 & A_i x \leq b_i \\ 1 - \frac{A_i x - b_i}{p_i} & b_i \leq A_i x \leq b_i + p_i \\ 0 & A_i x \geq b_i + p_i \end{cases}$$

این مسئله معادل با مسئله برنامه‌ریزی خطی پارامتری  $(LP)_\theta$  زیر می‌باشد.

$$\max Z = c^T x$$

$$Ax \leq b + \theta p$$

$$x \geq 0, \theta \in [0, 1]$$

که  $\theta = (1 - \alpha)$  یک پارامتر و  $p = (p_1, p_2, \dots, p_m)$  بردار تولورانس برای هر یک از  $m$  محدودیت فازی می‌باشد. فرض کنید برای یک  $\theta$  داده شده،  $x^*(\theta)$  یک جواب بهینه مسئله  $(LP)_\theta$  باشد و مقدار تابع هدف متناظر با آن  $Z^*(\theta)$  باشد. بنابراین محدودیت

$$Ax \leq b + \theta p \implies A_i x \leq b_i + (1 - \alpha)p_i \quad (i = 1, 2, \dots, m)$$

که معادل است با:

$$\mu_i(A_i x^*(\theta)) \geq \alpha = (1 - \theta) \quad (i = 1, 2, \dots, m)$$

برقرار می‌باشد. همچنین حداقل یک مقدار  $i$  با  $\mu_i(A_i x^*(\theta)) = \alpha = 1 - \theta$  موجود است. زیرا در مسئله  $(LP)_\theta$ ، حداقل یکی از محدودیت‌ها باید در  $x^*(\theta)$  فعال باشد، چون  $x^*(\theta)$  نمی‌تواند یک نقطه درونی از ناحیه شدنی باشد. بنابراین درجه مشترک ارضای این محدودیت‌ها مینیمم  $\mu_i(A_i(x))$  روی  $i$ ها می‌باشد. یعنی:

$$\mu_c(Ax^*(\theta)) = \min_i \mu_i(A_i x^*(\theta)) = 1 - \theta$$

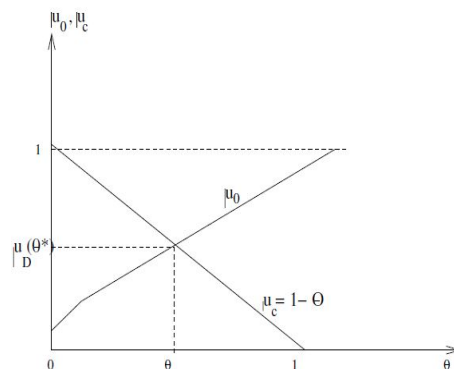
بنابراین به ازای هر  $\theta$  یک جواب بهینه  $x^*(\theta)$  با تابع هدف بهینه  $Z^*(\theta)$  داریم البته اگر موجود باشد که درهمه‌ی محدودیت‌ها با درجه  $\theta - 1$  صدق کند. این مقدار بهینه مسئله  $(LP)_\theta$  به تصمیم‌گیرنده ارائه می‌شود و به کمک آن  $z_0$  و  $p_0$  را مشخص می‌کند، لذا می‌توانیم تابع عضویت  $\mu_0$  از تابع هدف را به صورت زیر ایجاد کنیم.

$$\mu_0(c^T x^*(\theta)) = \begin{cases} 1 & c^T x^*(\theta) > z_0 \\ 1 - \frac{z_0 - c^T x^*(\theta)}{p_0} & z_0 - p_0 \leq c^T x^*(\theta) \leq z_0 \\ 0 & c^T x^*(\theta) < z_0 - p_0 \end{cases}$$

در نتیجه چون درجه‌ی ارضای محدودیت‌ها به صورت  $\mu_c(A(x^*)) = 1 - \alpha$  و تابع عضویت تابع هدف به صورت  $\mu_0(c^T x^*(\theta))$  می‌باشد، لذا جواب بهینه مسئله  $(P^3 - FLP)$  به صورت  $x^*(\theta^*)$  می‌باشد که  $(\theta^*)$  جواب بهینه مسئله زیر است.

$$\mu_D(\theta^*) = \max_{\theta} \mu_D(x^*) = \max_{\theta} (\min(\mu_0(x), \mu_c(x)))$$

حال تابع  $\mu_0(\theta(x))$  و  $\mu_c(\theta(x))$  را به صورت زیر ترسیم و نمودار آن‌ها یعنی  $\mu_D(\theta^*(x))$  که همان تصمیم فازی را نشان می‌دهد مشخص می‌کنیم. در نتیجه با داشتن  $\mu_0$  و  $\mu_c$  به راحتی تابع



شکل ۲.۲: توابع عضویت  $\mu_0$  و  $\mu_c$  در  $\theta^*$

عضویت  $\mu_D$  یا همان تابع عضویت تصمیم فازی به دست می‌آید. از نکات قابل توجه در این روش می‌توان به مطالب زیر اشاره کرد.

۱. مجموعه تصمیم فازی به طور کامل در نظر گرفته می‌شود به طوری که انتخاب‌های ممکن دیگر هم مد نظر قرار می‌گیرند.

۲. نیازی به فرض خطی بودن  $\mu_i$  نیست و غیر نزولی بودن کافی است.

۳. در  $\mu_D(\theta(x))$  می‌توان از عملگرهای دیگری نیز مانند ضرب برای ترکیب هدف و محدودیت‌ها استفاده کرد.

مثال ۲.۵.۲. مسئله برنامه‌ریزی خطی فازی متقارن زیر را در نظر بگیرید.

$$\begin{aligned} \text{m}\bar{\text{a}}\text{x} &= 3x_1 + 4x_2 + 4x_3 \\ \text{s.t.} &\begin{cases} 6x_1 + 3x_2 + 4x_3 \leq 1200 \\ 5x_1 + 4x_2 + 5x_3 \leq 1550 \\ x_1, x_2, x_3 \geq 0 \end{cases} \end{aligned}$$

فرض کنید  $P_0 = 150$ ,  $P_1 = 100$ ,  $P_2 = 200$  باشند. جواب مسئله را بیابید.

راه‌حل: ابتدا مدل برنامه‌ریزی پارامتری زیر را می‌نویسیم:

$$\begin{aligned} \text{max} &= 3x_1 + 4x_2 + 4x_3 \\ \text{s.t.} &\begin{cases} 6x_1 + 3x_2 + 4x_3 \leq 1200 + 100\theta \\ 5x_1 + 4x_2 + 5x_3 \leq 1550 + 200\theta \\ x_1, x_2, x_3 \geq 0 \end{cases} \end{aligned}$$

که با حل آن جواب  $\theta(x)$  به صورت زیر به دست می‌آید:

$$x(\theta) = \begin{cases} (0, \frac{775}{4} + 50\theta, 0) & 0 \leq \theta < \frac{3}{8} \\ (0, \frac{1575}{4} + \frac{100}{3}\theta, 0) & \frac{3}{8} \leq \theta \leq 1 \end{cases}$$

و با قرار دادن آن در تابع هدف داریم:

$$Z(x(\theta)) = \begin{cases} 1550 + 200\theta & 0 \leq \theta < \frac{3}{8} \\ 1575 + \frac{400}{3}\theta & \frac{3}{8} \leq \theta \leq 1 \end{cases}$$

همچنین:

$$\mu_0(x(\theta)) = \begin{cases} \frac{4}{3}\theta & 0 \leq \theta \leq \frac{3}{8} \\ \frac{1}{6} + \frac{1}{9}\theta & \frac{3}{8} \leq \theta \leq \frac{15}{16} \\ 1 & \theta \geq \frac{15}{16} \end{cases}$$

از آنجا که در  $\theta = \frac{15}{16}$  مقدار تابع هدف به  $1700$  می‌رسد، بنابراین مقدار  $\mu_0(x(\theta))$  به ازای مقادیر بزرگتر مساوی  $\frac{15}{16}$  به یک تبدیل می‌شود. لذا ماکزیمم مقدار  $\mu_D$  به ازای  $\frac{15}{16}$  به دست می‌آید که جواب متناظر با آن تقریباً به صورت زیر می‌باشد:

$$x(\theta) = (0, 412/45, 0)$$

## فصل ۳

# برنامه‌ریزی خطی چندهدفه فازی

### ۱.۳ معرفی

چارچوب کلی برنامه‌ریزی خطی چندهدفه به صورت زیر است:

$$(MOLP) : \min_{x \in X} Z(x) = [z_1(x), z_2(x), \dots, z_p(x)]^T \quad (1.3)$$

که  $k \in K = \{1, 2, 3, \dots, p\}$  امین تابع هدف خطی قطعی می‌باشد و  $z_k(x) = \sum_{j=1}^n c_{kj} x_j$  و ناحیه شدنی به صورت  $\{x \in \mathbb{R}^n | Ax \geq b, x \geq 0\}$  که  $A$  یک ماتریس  $m \times n$  و  $b$  یک  $m$  بردار با  $b_i \in \mathbb{R}$  می‌باشد.

اگر تصمیم‌گیرنده اهداف فازی داشته باشد یا از هر هدف سطح مورد انتظارش متفاوت باشد و هدف‌ها کمتر یا معادل یک هدف کلی  $\tilde{g}_k$  و  $k \in K$  باشند، مسئله (MOLP) به صورت زیر تبدیل می‌شود.

$x$  را پیدا کنید به طوری که

$$z_k(x) \leq \tilde{g}_k \quad k = 1, 2, \dots, p \quad (2.3)$$
$$x \in X$$

$\tilde{g}_k$  نشان دهنده‌ی یک مجموعه فازی است که به صورت بازه  $[g_k, g_k + t_k]$  با تولورانس  $t_k \geq 0$  که بوسیله تصمیم‌گیرنده برای  $k$  - امین تابع هدف ارائه می‌شود، نشان داده می‌شود.

به عبارت دیگر، برای بیان درجه عضویتی که تصمیم‌گیرنده برای  $k$  - امین تابع هدف  $z_k(x)$  که به صورت بازه  $[g_k, g_k + t_k]$  که یک تابع عضویت خطی نزولی از  $z_k(x)$  می‌باشد، در نظر می‌گیرد، مسئله به صورت زیر فرمول‌بندی می‌شود:

$$\mu_k(z_k(x)) = \begin{cases} 1 & z_k(x) \leq g_k \\ 1 - \frac{z_k(x) - g_k}{t_k} & g_k \leq z_k(x) \leq g_k + t_k \\ 0 & z_k(x) \geq g_k + t_k \end{cases} \quad (۳.۳)$$

با استفاده از توابع عضویت خطی (۳.۳) و روش  $\max - \min$  که توسط زیمرمن [۳۴] بیان شده است، می‌توان مسئله به فرم (۲.۳) را حل نمود و به بزرگ‌ترین درجه عضویت هریک از توابع عضویت به طور هم‌زمان دست یافت.

با قراردادن  $\alpha = \min \{\mu_1(z_1(x)), \dots, \mu_k(z_k(x))\}$ ، مسئله به فرم (۲.۳) را می‌توان با استفاده از روش  $\max - \min$  به مسئله برنامه‌ریزی خطی قطعی زیر تبدیل کرد.

$$\begin{aligned} & \max \alpha \\ & 1 \geq \mu_k(z_k(x)) \geq \alpha, \quad k = 1, 2, \dots, p \\ & x \in X \end{aligned} \quad (۴.۳)$$

## ۲.۳ تعاریف اولیه

در اغلب مسائلی که تاکنون دیده‌ایم نتیجه‌گیری‌ها وقتی مطلوب و مورد رضایت تصمیم‌گیرنده است که تصمیم‌گیری براساس چندین هدف بررسی و تجزیه تحلیل شده باشد برای مثال در مسائل برنامه‌ریزی تولید می‌تواند اهدافی مانند حداکثر کردن درآمد، حداقل کردن هزینه، کاهش ضایعات و ... وجود داشته باشند که یک مسئله چند هدفه را می‌سازند. تعریف جواب کارا که اولین بار توسط ادوارت<sup>۱</sup> [۱۰] مطرح شد به این صورت است که «یک جواب کارا جوابی است که هیچ یک از مؤلفه‌هایش نمی‌توانند بهبود یابند مگر اینکه حداقل یکی از مؤلفه‌هایش بدتر شود.» چون این تعریف توسط ویلفردو پارتو<sup>۲</sup> توسعه یافت، به این تعریف بهینگی پارتو می‌گویند. در مدل مسئله (۱.۳) معمولاً غیرممکن است که توابع هدف باهم یک نقطه بهینه داشته باشند. برای رفع این تناقض در مسائل برنامه‌ریزی چندهدفه به جای مفهوم بهینگی از مفاهیم جواب کارا یا جواب بهینه پارتو استفاده می‌کنیم.

**تعریف ۱.۲.۳.**  $x^\circ \in X$  یک جواب بهینه پارتو برای مسئله (۱.۳) می‌باشد اگر  $y \in X$  ای وجود نداشته باشد به طوری که  $z_k(y) \leq z_k(x^\circ)$  برای همه  $k$  ها و  $z_s(y) < z_s(x^\circ)$  حداقل برای یک  $s$ .

<sup>۱</sup> Edgeworth

<sup>۲</sup> Vilfredo Pareto

**تعریف ۲.۲.۳.**  $x^\circ \in X$  یک جواب کارای فازی برای مسئله مدل (۲.۳) می‌باشد اگر  $y \in X$  وجود نداشته باشد به طوریکه  $\mu_k(z_k(y)) \geq \mu_k(z_k(x^\circ))$  برای همه‌ی  $k$  ها و  $\mu_s(z_s(y)) > \mu_s(z_s(x^\circ))$  حداقل برای یک  $s$ .

اگرچه حل مسئله در حالتی که بیش از یک جواب کارا<sup>۳</sup> داشته باشد تضمینی به یافتن جواب‌های کارای فازی به ما نمی‌دهد.

**تذکر ۱.۲.۳.** جواب کارای فازی مسئله (۲.۳) ممکن است جواب بهینه پارتو نباشد. برای مثال اگر  $\mu_1(Z_1(x^\circ)) = 1$  باشد. می‌توان  $y \in X$  پیدا کرد به طوری که:

$$\mu_i(Z_i(y)) = \mu_i(Z_i(x^\circ)) \forall i \quad Z_1(y) < Z_1(x^\circ)$$

## ۳.۳ روش دومرحله‌ای برای حل مسائل برنامه‌ریزی خطی چندهدفه فازی

در روش‌های قبل که در فصل (۲) مطرح شد راه‌های مختلفی برای حل مسائل برنامه‌ریزی خطی فازی ارائه کردیم که همه‌ی آن روش‌ها از قاعده کلی که توسط بلمن و زاده [۶] بیان شده بود پیروی می‌کردند، به این صورت که مسئله فازی تبدیل به یک مسئله قطعی می‌شود و سپس با روش سیمپلکس مسئله قطعی حل می‌شود.

اگر مسئله برنامه‌ریزی خطی یک جواب بهینه داشته باشد، بنابراین این جواب کارای توافقی مسئله فازی خواهد بود ولی اگر مسئله برنامه‌ریزی قطعی جواب بهینه چندگانه داشته باشد، سرانجام یکی از جواب‌های چندگانه جواب کارای توافقی مسئله فازی خواهد بود.

در این بخش روش حل دومرحله‌ای را که توسط جو و وو [۱۱] مطرح شده است معرفی می‌کنیم. این روش با روشی که توسط لی و لی<sup>۴</sup> [۱۸] ارائه شده متفاوت است که مسئله برنامه‌ریزی خطی قطعی در دومرحله حل می‌شود. بعلاوه جواب حاصل از روش دومرحله‌ای همیشه جواب کارای توافقی فازی است. با بازنویسی روش ورنرز [۳۰] در بخش (۲.۳) با استفاده از توابع عضویت  $\mu_i (i = 0, 1, \dots, m)$  و قاعده کلی بلمن و زاده [۶] ارائه شده روش max - min برای مسئله برنامه‌ریزی قطعی به صورت زیر نتیجه می‌شود.

$$(P1) - FLP : \quad \max \alpha$$

$$\mu_i(x) \geq \alpha \quad i = 0, 1, 2, \dots, m$$

$$\alpha \leq 1$$

$$x \geq 0, \alpha \geq 0$$

<sup>۳</sup> Efficient

<sup>۴</sup> Lee and Li

فرض کنید مسئله بالا را مرحله اول حل مسئله برنامه‌ریزی خطی ( $PhaseI - Lpp$ ) بنامیم. فرض کنید  $(x^*, \alpha^*)$  یک جواب بهینه مرحله اول باشد. در مرحله دوم یک مسئله برنامه‌ریزی خطی را به صورت زیر می‌سازیم:

$$\begin{aligned} (PhaseII - LPP) : \quad & \max \sum_{i=0}^m \alpha_i \\ & \mu_i(x) \geq \alpha_i, \quad i = 0, 1, \dots, m \\ & \mu_i(x^*) \leq \alpha_i, \quad i = 0, 1, \dots, m \\ & \alpha_i \geq 0, \quad i = 0, 1, \dots, m \\ & \alpha_i \leq 1, \quad i = 0, 1, \dots, m \\ & x \geq 0 \end{aligned}$$

فرض کنید  $(x^{**}, \alpha_0^{**}, \dots, \alpha_m^{**})$  یک جواب بهینه مسئله مرحله دوم باشد و ( $MOP$ ) مخفف مسئله بهینه‌سازی چندهدفه زیر باشد:

$$\begin{aligned} (MOP) \quad & \max(\mu_0(x), \mu_1(x), \dots, \mu_m(x)) \\ & x \geq 0 \end{aligned}$$

هر جواب کارای مسئله بهینه‌سازی چندهدفه ( $MOP$ ) را یک جواب کارای توافقی فازی مسئله ( $P1 - FLP$ ) می‌نامیم. لذا قضیه زیر را داریم:

**قضیه ۱.۳.۳.** جواب بهینه  $x^{**}$  در پایان مرحله دوم، جواب کارای توافقی فازی مسئله ( $P1 - FLP$ ) می‌باشد.

برهان. با برهان خلف فرض کنیم  $x^{**}$  جواب کارای توافقی مسئله ( $MOP$ ) نباشد، لذا یک جواب  $\bar{x}$  برای مسئله ( $MOP$ ) وجود دارد به طوری که  $\bar{x} \geq 0$  و

$$\begin{aligned} \mu_i(x^{**}) &\leq \mu_i(\bar{x}), \quad \forall i = 0, 1, \dots, m \\ \mu_k(x^{**}) &< \mu_k(\bar{x}), \quad \text{for some } k \in \{0, 1, \dots, m\} \end{aligned}$$

چون  $(x^{**}, \alpha_0^{**}, \dots, \alpha_m^{**})$  جواب بهینه مسئله ( $PhaseII - LPP$ ) می‌باشد و ضرایب تابع هدف مسئله مرحله دوم مثبت می‌باشند، داریم:

$$\alpha_i^{**} = \mu_i(x^{**}), \quad i = 0, 1, \dots, m$$

اکنون با انتخاب

$$\bar{\alpha}_i = \mu_i(\bar{x}), \quad i = 0, 1, \dots, m$$



نتیجه می‌گیریم  $(\bar{x}, \bar{\alpha}_0, \dots, \bar{\alpha}_m)$  برای مسئله مرحله دوم شدنی است و همچنین:

$$\sum_{i=0}^m \alpha_i^{**} = \sum_{i=0}^m \mu_i(x^{**}) < \sum_{i=1}^m \mu_i(\bar{x}) = \sum_{\substack{i=0 \\ i \neq k}}^m \bar{\alpha}_i + \alpha_k$$

که این مطلب نشان می‌دهد  $(x^{**}, \alpha_0^{**}, \dots, \alpha_m^{**})$  جواب بهینه مسئله مرحله دوم نمی‌باشد که برخلاف فرض است و حکم اثبات می‌شود.  $\square$

تذکر ۱.۳.۳. فرم ساده‌تر مسئله برنامه‌ریزی خطی مرحله دوم به صورت زیر است:

$$\begin{aligned} & \max \sum_{i=0}^m \mu_i(x) \\ & \text{s.t. } \mu_i(x) \geq \mu_i(x^*) \quad (i = 0, 1, \dots, m) \\ & \mu_i(x) \leq 1 \quad (i = 0, 1, \dots, m) \\ & x \in X \end{aligned}$$

که ناحیه شدنی مربوط به محدودیت‌های قطعی مسئله فازی اصلی را با  $X$  نشان می‌دهیم.

مثال ۱.۳.۳. مسئله برنامه‌ریزی خطی فازی زیر را با  $p_1 = 5$  و  $p_2 = 4$  و  $p_3 = 3$  در نظر بگیرید.

$$\begin{aligned} & \max 4x_1 + 5x_2 + 9x_3 + 11x_4 \\ & \text{s.t. } \begin{cases} x_1 + x_2 + x_3 + x_4 \leq 15 \\ 7x_1 + 5x_2 + 3x_3 + 2x_4 \leq 80 \\ 3x_1 + 4/4x_2 + 10x_3 + 15x_4 \leq 100 \\ x_1, x_2, x_3, x_4 \geq 0 \end{cases} \end{aligned}$$

فرض کنید تابع هدف را با  $Z(x)$  و قیود مسئله را با  $g_1(x)$  و  $g_2(x)$  و  $g_3(x)$  نشان دهیم. برای هر محدودیت فازی تابع عضویت را به صورت زیر تعریف می‌کنیم.

$$\mu_1(x) = \begin{cases} 1 & g_1(x) \leq 15 \\ \frac{20 - g_1(x)}{5} & 15 \leq g_1(x) \leq 20 \\ 0 & g_1(x) \geq 20 \end{cases}$$

$$\mu_2(x) = \begin{cases} 1 & g_2(x) \leq 80 \\ \frac{120 - g_2(x)}{40} & 80 \leq g_2(x) \leq 120 \\ 0 & g_2(x) \geq 120 \end{cases}$$

$$\mu_3(x) = \begin{cases} 1 & g_3(x) < 100 \\ \frac{130 - g_3(x)}{30} & 100 \leq g_3(x) \leq 130 \\ 0 & g_3(x) \geq 130 \end{cases}$$

اکنون با استفاده از روش ورنرز [۳۰] مسئله  $LP(b)$  و  $LP(b+p)$  را حل می‌کنیم که مسئله  $LP(b)$  همان مسئله اولیه می‌باشد ولی مسئله  $LP(b+p)$  را به صورت زیر تشکیل می‌دهیم:

$$LP(b+p) : \max 4x_1 + 5x_2 + 9x_3 + 11x_4$$

$$s.t. \begin{cases} x_1 + x_2 + x_3 + x_4 \leq 20 \\ 7x_1 + 5x_2 + 3x_3 + 2x_4 \leq 120 \\ 3x_1 + 4/4x_2 + 10x_3 + 15x_4 \leq 130 \\ x_1, x_2, x_3, x_4 \geq 0 \end{cases}$$

متناظر با این مسائل جواب‌های  $Z_0 = 99/29$  و  $Z_1 = 130$  را به دست می‌آوریم. بنابراین با توجه به تعریف تابع عضویت هدف مسئله داریم:

$$\mu_0(x) = \begin{cases} 1 & z(x) \geq 130 \\ \frac{z(x) - 99/29}{130 - 99/29} & 99/29 \leq z(x) \leq 130 \\ 0 & z(x) < 99/29 \end{cases}$$

با استفاده از روش زیمرمن [۳۵] و روش  $\max - \min$  مسئله مرحله اول را حل می‌کنیم.

$$\max \alpha$$

$$(Phase I - Lpp) \begin{cases} 4x_1 + 5x_2 + 9x_3 + 11x_4 \geq 130 - 30/71(1 - \alpha) \\ x_1 + x_2 + x_3 + x_4 \leq 15 + 5(1 - \alpha) \\ 7x_1 + 5x_2 + 3x_3 + 2x_4 \leq 80 + 40(1 - \alpha) \\ 3x_1 + 4/4x_2 + 10x_3 + 15x_4 \leq 100 + 30(1 - \alpha) \\ x_1, x_2, x_3, x_4 \geq 0, \alpha \in [0, 1] \end{cases}$$

جواب بهینه مسئله مرحله اول به صورت زیر است.

$$x^* = (8/57, 0, 8/93, 0)$$

$$\alpha^* = 0/5, Z(x^*) = 114/65, g_1(x^*) = 17/5, g_2(x^*) = 86/78, g_3(x^*) = 115/01$$

$$\mu_0(x^*) = \mu_1(x^*) = \mu_3(x^*) = 0/5, \mu_2(x^*) = 0/82$$

مسئله مرحله دوم را به صورت زیر در نظر می‌گیریم.

$$\begin{aligned} & \max \alpha_0 + \alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 \\ & \left. \begin{aligned} & 4x_1 + 5x_2 + 9x_3 + 11x_4 \geq 130 - 30/71(1 - \alpha_0) \\ & x_1 + x_2 + x_3 + x_4 \leq 15 + 5(1 - \alpha_1) \\ & 7x_1 + 5x_2 + 3x_3 + 2x_4 \leq 80 + 40(1 - \alpha_2) \\ & 3x_1 + 4/4x_2 + 10x_3 + 15x_4 \leq 100 + 30(1 - \alpha_3) \\ & 0/5 \leq \alpha_0 \leq 1 \\ & 0/5 \leq \alpha_1 \leq 1 \\ & 0/83 \leq \alpha_2 \leq 1 \\ & 0/50 \leq \alpha_3 \leq 1 \\ & x_1, x_2, x_3, x_4 \geq 0 \end{aligned} \right\} s.t. \end{aligned}$$

جواب بهینه مسئله بالا به صورت زیر است.

$$x^* = (4/05, 5/65, 7/8, 0)$$

همچنین

$$z(x^{**}) = z(x^*) = 114/65$$

$$g_1(x^*) = 17/5, g_2(x^*) = 80/00, g_3(x^*) = 115/01$$

$$\mu_0(x^{**}) = \mu_1(x^{**}) = \mu_3(x^{**}) = 0/5, \mu_2(x^{**}) = 1$$

با حل این مثال نه تنها به جواب بهینه مسئله رسیدیم، بلکه بزرگ‌ترین درجه عضویت تابع هدف در  $\mu_2$  را با  $\mu_2(x^{**}) = 1$  و  $\mu_2(x^*) = 0/83$  پیدا کردیم.

## ۴.۳ روش جیمنز و بیلبائو

جیمنز<sup>۵</sup> و بیلبائو<sup>۶</sup> [۱۴] نشان دادند که جواب کارای فازی مسئله (۲.۳) ممکن است، جواب بهینه پارتو مسئله مدل (۱.۳) نباشد. برای اثبات این مطلب ابتدا از روش جوو<sup>۷</sup> و وو<sup>۸</sup> [۱۱] برای پیدا کردن جواب کارای فازی کمک گرفتند. سپس با استفاده از این جواب مدلی مشابه به مسئله برنامه‌ریزی آرمانی برای یافتن جواب بهینه پارتو در نظر گرفتند.

<sup>۵</sup>Jimeenz

<sup>۶</sup>Bilbao

<sup>۷</sup>Guu

<sup>۸</sup>Wu

جیمنز و بیلپائو [۱۴] یک روش کلی برای حل مسائل برنامه‌ریزی خطی چندهدفه فازی را به صورت زیر ارائه کردند، الگوریتم این روش به صورت زیر می‌باشد:

**مرحله ۱:** مسئله  $\max - \min$  مدل (۴.۳) را حل کنید. دو حالت زیر پیش می‌آید، حالت اول: اگر جواب بهینه منحصر به فرد باشد، آن‌گاه:

الف) اگر تمام درجه‌های رضایت‌مندی به طور اکید کمتر از یک باشند، جواب کارای فازی و بهینه پارتو را می‌توان انتخاب کرد و الگوریتم تمام می‌شود.

ب) اگر برخی از درجه‌های رضایت‌مندی برابر یک باشند، می‌توانیم بگوییم که برخی اهداف به سطح رضایت‌مندی رسیده‌اند ولی جواب کارای فازی را نمی‌توان به عنوان جواب بهینه پارتو در نظر گرفت. به مرحله (۳) بروید.

حالت دوم: اگر جواب بهینه مسئله چندگانه باشد. به مرحله دوم بروید.

**مرحله ۲:** مسئله مرحله دوم که به صورت زیر می‌باشد را حل کنید.

$$\begin{aligned} & \max \sum_{i=1}^m \alpha_i \\ \text{s.t.} \quad & 1 \geq \mu_i(Z_i(x)) \geq \alpha_i \geq \mu_i(Z_i(x^*)) \quad i = 1, \dots, m \\ & x \in X \end{aligned}$$

پس از حل مسئله دو حالت زیر را داریم:

الف) اگر تمام درجه‌های رضایت‌مندی به طور اکید کمتر از یک باشند، جواب کارای فازی و بهینه پارتو را می‌توان انتخاب کرد و الگوریتم تمام می‌شود.

ب) اگر برخی از درجه‌های رضایت‌مندی برابر یک باشند، می‌توانیم بگوییم که برخی از اهداف به سطح رضایت‌مندی رسیده‌اند ولی جواب کارای فازی را نمی‌توان به عنوان جواب بهینه پارتو در نظر گرفت. به مرحله (۳) بروید.

حالت دوم: اگر جواب بهینه مسئله چندگانه باشد، به مرحله دوم بروید.

**مرحله ۳:** مجموع انحرافات منفی را ماکزیمم کنید. جواب این مسئله جواب کارای فازی و بهینه پارتو می‌باشد و الگوریتم تمام می‌شود.

$$\begin{aligned} & \max \sum_{s=1}^p n_s \\ \text{s.t.} \quad & Z_s(x) + n_s = Z_s(x^{**}) \quad (s = 0, 1, \dots, p) \\ & \mu_r(Z_r(x)) = \mu_r(Z_r(x^{**})) \quad (r = p + 1, \dots, k) \\ & x \in X, n_s \geq 0 \end{aligned}$$

**مثال ۱.۴.۳.** مسئله برنامه‌ریزی چندهدفه فازی زیر را با تولورانس  $p_1 = 3$ ،  $p_2 = 2$  و  $p_3 = 2$

و اهداف فازی (  $g_1 = 21$ ،  $g_2 = 8$  و  $g_3 = 13$  ) در نظر بگیرید.

$$\min \{ z_1(x) = 3x_1 + 3x_2 + 3x_3$$

$$z_2(x) = 2x_1 + x_2 + 2x_3$$

$$z_3(x) = 4x_1 + 4x_2 + 2x_3 \}$$

$$s.t. \quad 4x_1 + 2x_2 + 4x_3 \geq 18$$

$$x_1 \geq 1, x_2 \geq 0, 0 \leq x_3 \leq 3$$

مرحله اول: مسئله max - min مدل (۲.۳) را حل می‌کنیم.

$$\max \alpha$$

$$\frac{1}{3}(24 - z_1(x)) \geq \alpha$$

$$s.t. \quad \frac{1}{2}(10 - z_2(x)) \geq \alpha$$

$$\frac{1}{4}(15 - z_3(x)) \geq \alpha$$

$$4x_1 + 2x_2 + 4x_3 \geq 18$$

$$x_1 \geq 1, x_2 \geq 0, 0 \leq x_3 \leq 3$$

جواب بهینه مسئله مرحله اول به صورت زیر است.

$$x^* = (1, 1, 3), \alpha^* = 0/5, z_1(x^*) = 15, z_2(x^*) = 9, z_3(x^*) = 14$$

مرحله دوم: جواب کارای فازی مسئله مرحله دوم را به صورت زیر پیدا می‌کنیم

$$\max \alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3$$

$$\frac{1}{3}(24 - Z_1(x)) \geq \alpha_1$$

$$s.t. \quad \frac{1}{2}(10 - Z_2(x)) \geq \alpha_2$$

$$\frac{1}{4}(15 - Z_3(x)) \geq \alpha_3$$

$$4x_1 + 2x_2 + 4x_3 \geq 18$$

$$x_1 \geq 1, x_2 \geq 0, 0 \leq x_3 \leq 3, \alpha_1 = 1, 0/5 \leq \alpha_2 \leq 1, 0/5 \leq \alpha_3 \leq 1,$$

پس از حل مسئله داریم:

$$x^{**} = (1/25, 0/5, 3), \quad \alpha_1 = 1, \alpha_2 = 0/5, \alpha_3 = 1$$

$$Z_1(x^{**}) = 14/25, Z_2(x^{**}) = 9, Z_3(x^{**}) = 13$$

می‌بینیم که  $x^{**}$  جواب  $x^*$  را بهبود می‌دهد، چون:  $Z_1(x^{**}) < Z_1(x^*)$  و  $Z_2(x^{**}) = Z_2(x^*)$  و  $Z_3(x^{**}) < Z_3(x^*)$  اما حداقل یک هدف وجود دارد که کاملاً به سطح مورد انتظار خود نرسیده

است. لذا جواب  $x^{**}$  ممکن است جواب بهینه پارتو نباشد. پس به مرحله ۳ می‌رویم. مرحله سوم: برای پیدا کردن جواب بهینه پارتو مسئله معادل (۴.۳) را می‌نویسیم.

$$\begin{aligned} & \max n_1 + n_3 \\ & 3x_1 + 3x_2 + 3x_3 + n_1 = 14/25 \\ & 4x_1 + 4x_2 + 2x_3 + n_3 = 13 \\ \text{s.t. } & \frac{1}{5}(10 - (2x_1 + x_2 + 2x_3)) = 0/5 \\ & 4x_1 + 2x_2 + 4x_3 \geq 18 \\ & x_1 \geq 1, x_2 \geq 0, 0 \leq x_3 \leq 3, n_1 \geq 0, n_3 \geq 0, \end{aligned}$$

پس از حل مسئله داریم:

$$\begin{aligned} x^\circ &= (1/5, 0, 3), \\ Z_1(x^\circ) &= 13/5, \quad Z_2(x^\circ) = 9, \quad Z_3(x^\circ) = 12 \end{aligned}$$

می‌بینیم که  $x^\circ$  جواب  $x^{**}$  را بهبود می‌دهد، لذا جواب بهینه پارتو و کارای فازی مسئله می‌باشد.

## ۵.۳ روش توسعه‌یافته وو و همکاران

وو و همکارانش [۳۴] روش جدیدی برای حل مسائل برنامه‌ریزی چندهدفه فازی ارائه دادند که درجه عضویت توابع هدف متناظر با رابطه‌ی (۳.۳) می‌باشد. با استفاده از توابع عضویت خطی (۳.۳) و روش  $\max - \min$  مسئله مرحله اول روش توسعه‌یافته توسط وو و همکاران به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\begin{aligned} & \max \alpha \\ \text{s.t. } & \mu_k(z_k(x)) \geq \alpha, \quad k = 1, 2, \dots, p \\ & x \in X \end{aligned} \quad (5.3)$$

مسئله مرحله دوم این روش به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\begin{aligned} & \max \sum_{k=1}^p s_i \\ \text{s.t. } & \mu_k(Z_k(x)) - s_i \geq \alpha^* \quad k = 1, 2, \dots, p \\ & x \in X, s_i \geq 0 \end{aligned}$$

مثال ۱.۵.۳. مسئله برنامه‌ریزی چندهدفه فازی زیر را با تولرانس  $p_1 = 3$  و  $p_2 = 2$  و  $p_3 = 2$

و اهداف فازی (  $g_1 = 21$ ،  $g_2 = 8$  و  $g_3 = 13$  ) در نظر بگیرید.

$$\begin{aligned} \min \{ & z_1(x) = 3x_1 + 3x_2 + 3x_3 \\ & z_2(x) = 2x_1 + x_2 + 2x_3 \\ & z_3(x) = 4x_1 + 4x_2 + 2x_3 \} \\ \text{s.t. } & 4x_1 + 2x_2 + 4x_3 \geq 18 \\ & x_1 \geq 1, x_2 \geq 0, 0 \leq x_3 \leq 3 \end{aligned}$$

مرحله اول: توابع عضویت را برای هر یک از اهداف به صورت زیر تعریف می‌کنیم.

$$\mu_1(z_1(x)) = \begin{cases} 1 & z_1 \leq 21 \\ \frac{24-z_1(x)}{3} & 21 \leq z_1(x) \leq 24 \\ 0 & z_1(x) \geq 24 \end{cases}$$

$$\mu_2(z_2(x)) = \begin{cases} 1 & z_2 \leq 8 \\ \frac{10-z_2(x)}{2} & 8 \leq z_2(x) \leq 10 \\ 0 & z_2(x) \geq 10 \end{cases}$$

$$\mu_3(z_3(x)) = \begin{cases} 1 & z_3 \leq 13 \\ \frac{15-z_3(x)}{2} & 13 \leq z_3(x) \leq 15 \\ 0 & z_3(x) \geq 15 \end{cases}$$

مسئله مرحله اول را به صورت زیر تشکیل می‌دهیم:

$$\begin{aligned} \max \alpha \\ \frac{1}{3}(24 - z_1(x)) & \geq \alpha \\ \text{s.t. } \frac{1}{2}(10 - z_2(x)) & \geq \alpha \\ \frac{1}{2}(15 - z_3(x)) & \geq \alpha \\ 4x_1 + 2x_2 + 4x_3 & \geq 18 \\ x_1 \geq 1, x_2 \geq 0, 0 \leq x_3 \leq 3 \end{aligned}$$

جواب بهینه مسئله مرحله اول به صورت زیر می‌باشد.

$$x^* = (1, 1, 3), \alpha^* = 0/5, z_1(x^*) = 15, z_2(x^*) = 9, z_3(x^*) = 14$$

مرحله دوم: مرحله دوم مسئله را با افزودن قید  $\alpha^* = 0/5$  به مسئله به صورت زیر می‌نویسیم:

$$\begin{aligned} \max & s_1 + s_2 + s_3 \\ \frac{1}{3}(24 - Z_1(x)) - s_1 & \geq 0/5 \\ \frac{1}{4}(10 - Z_2(x)) - s_2 & \geq 0/5 \\ \frac{1}{4}(15 - Z_3(x)) - s_3 & \geq 0/5 \\ 4x_1 + 2x_2 + 4x_3 & \geq 18 \\ x_1 \geq 1, x_2 \geq 0, 0 \leq x_3 \leq 3, s_1, s_2, s_3 & \geq 0 \end{aligned}$$

پس از حل مسئله داریم:

$$\begin{aligned} x^{**} &= (1/5, 0, 3), \quad s_1 = 3, s_2 = 0, s_3 = 1 \\ Z_1(x^{**}) &= 13/5, Z_2(x^{**}) = 9, Z_3(x^{**}) = 12 \end{aligned}$$

چون  $Z_1(x^{**}) < Z_1(x^*)$  و  $Z_2(x^{**}) = Z_2(x^*)$  و  $Z_3(x^{**}) < Z_3(x^*)$  با توجه به قضیه ۱.۳.۳

،  $X^{**} = (1/5, 0, 3)$  یک جواب بهینه برای مسئله می‌باشد.

بعلاوه چون  $s_1, s_3 > 0$  می‌باشند. می‌توان به اطلاعات بیش‌تری از این مثال رسید.  $s_1 = 3$  نشان دهنده‌ی این است که هدف اصلی  $g_1 = 21$  با تولورانس  $p_1 = 3$  در تابع هدف  $Z_1(x)$  بیش‌تر از آن مقداری است که تصمیم‌گیرنده تخمین زده است. که می‌توان این مقدار را به صورت زیر به دست آورد.

$$(s_1 + \alpha^* - 1) \times P_1 = (3 + 0/5 - 1) \times 3 = 7/5$$

همچنین این مقدار را می‌توان به صورت زیر هم محاسبه کرد.

$$g_1 - Z_1(x^{**}) = 21 - 13/5 = 7/5$$

همین روش را برای هدف  $Z_3(x)$  نیز می‌توان انجام داد.  $g_3 - Z_3(x^{**}) = 13 - 12 = 1$ . نتایج به دست آمده از مثال بالا نشان می‌دهد که روش دو مرحله‌ای تجدید نظر شده توسط وو و همکاران [۳۴] اطلاعات بیش‌تری به تصمیم‌گیرنده راجع به اینکه مقدار حدس زده شده مسئله اصلی چه تفاوتی دارد را می‌دهد و در صورت وجود این مقدار را می‌توان محاسبه کرد.

## ۶.۳ برنامه‌ریزی خطی آرمانی در محیط فازی

برای مطالعه برنامه‌ریزی آرمانی در شرایط فازی، مدل‌های سطح انتظار غیردقیق برای هر یک از  $k$  هدف را مشخص می‌کنیم. فرض کنیم  $g_k$  مدل سطح انتظار  $k$  امین تابع هدف



به صورت زیر نمایش داد.  $x \in \mathbb{R}^n$  را پیدا کنید به طوری که:

$$(FGP) : \quad c_k^T x \gtrsim g_k \quad (k = 1, 2, \dots, p)$$

$$s.t. \quad Ax \leq b$$

$$x \geq 0$$

روش‌های مختلفی برای حل کردن مسئله (FGP) وجود دارد که به برخی از آن‌ها اشاره می‌کنیم.

### ۱.۶.۳ روش زیمرمن

در این روش تابع عضویت خطی استاندارد زیمرمن را برای هر یک از آرمان‌های فازی انتخاب می‌کنیم. سپس از روش max - min برای حل مسئله قطعی معادل (FGP) استفاده می‌کنیم. بنابراین، برای هر  $k = 1, 2, \dots, p$  داریم:

$$\mu_k(c_k^T(x)) = \begin{cases} 1 & c_k^T x \geq g_k \\ f_k(c_k^T(x)) = \frac{c_k^T x - L_k}{g_k - L_k} & L_k \leq c_k^T x < g_k \\ 0 & c_k^T x < L_k \end{cases}$$

که  $L_k$  کمترین مقدار برای  $k$  - امین آرمان فازی است اگر تولورانس  $k$  - امین - آرمان فازی را با  $p_k$  نشان دهیم بنابراین داریم:

$$L_k = g_k - p_k$$

اکنون از روش max - min برای حل (FGP) استفاده می‌کنیم.

$$(ZLP) : \quad \max \lambda$$

$$s.t. \quad \begin{cases} \lambda \leq \frac{c_k^T x - L_k}{g_k - L_k} \quad , (k = 1, 2, \dots, r) \\ AX \leq b \\ \lambda \leq 1 \\ x, \lambda \geq 0 \end{cases}$$

در اینجا  $f_k(c_k^T x) = \frac{c_k^T x - L_k}{g_k - L_k}$  خطی می‌باشد اما در حالت کلی ممکن است قطعه به قطعه خطی باشد. پس ممکن است مقعر یا شبه مقعر<sup>۱۰</sup> باشد.

در این بخش روش زیمرمن [۳۶] را در حالتی که  $f_k(c_k^T x)$  مقعر یا شبه مقعر باشد را بررسی

<sup>۹</sup>Fuzzy goal programming

<sup>۱۰</sup>Quasi concave

می‌کنیم. نارسیمهان<sup>۱۱</sup> [۲۳] و هانان<sup>۱۲</sup> [۱۲] برای مدل مقعر و ناکومورا<sup>۱۳</sup> [۲۲] و یانگ [۳۴] و لی و یو [۱۹] و وانگ و فو [۲۹] و لین و چن [۲۱] برای مدل شبه مقعر روش‌هایی ارائه کرده‌اند. یک توسعه برای روش زیمرمن استفاده از رویکرد دو مرحله‌ای لی [۱۹] می‌باشد. در بخش قبل یک روش دو مرحله‌ای را برای مسائل تک‌هدفه بیان کردیم اکنون روش مشابه آن را برای مسائل چندهدفه تعمیم می‌دهیم.

در این روش در مرحله اول از روش زیمرمن که در بخش قبل گفته شد استفاده می‌کنیم و مسئله قطعی (ZLP) را حل می‌کنیم. فرض کنید  $(x^*, \lambda^*)$  یک جواب بهینه مسئله (ZLP) باشد. اگر  $x^*$  یکتا باشد آن‌گاه  $x^*$  یک جواب بهینه برای مسئله برنامه‌ریزی آرمانی فازی (FGP) است در غیراین صورت، در مرحله دوم مسئله به صورت زیر فرمول‌بندی می‌شود.

$$\begin{aligned} & \max \sum_{k=1}^p \frac{\lambda_k}{p} \\ \text{s.t. } & \lambda_k^* \leq \lambda_k \leq f_k(c_k^T x) \quad , (k = 1, 2, \dots, p) \\ & Ax \leq b \\ & x \geq 0 \end{aligned}$$

اگر  $(\bar{x}, \bar{\lambda})$  یک جواب بهینه مسئله برنامه‌ریزی خطی بالا باشد آن‌گاه  $\bar{x}$  یک جواب کارا برای مسئله برنامه‌ریزی چندهدفه (MOP) زیر است:

$$\begin{aligned} & \max (\mu_1(x), \mu_2(x), \dots, \mu_p(x)) \\ \text{s.t. } & Ax \leq b \\ & x \geq 0 \end{aligned}$$

### ۲.۶.۳ روش max – min وزن دار

در مسائل برنامه‌ریزی آرمانی باید به این نکته توجه داشت که در مسائل کاربردی واقعی اهداف مختلف درجه اهمیت مختلفی دارند. چون هدف‌های با سطح انتظار و درجه اهمیت مختلفی را داریم. در نتیجه در این مواقع روش زیمرمن [۳۵] که در بخش قبل توضیح دادیم مناسب نیست و یک روش max – min وزن دار خیلی عمومی‌تر و پرکاربردتر به نظر می‌رسد.

<sup>۱۱</sup>Narsimhan

<sup>۱۲</sup>Hannan

<sup>۱۳</sup>Nakumura

لی و وانگ [۱۶] برای حل مسائل برنامه‌ریزی آرمانی فازی (FGP) مسئله زیر را پیشنهاد دادند:

$$\begin{aligned} & \max \lambda + \delta \sum_{k=1}^p \omega_k f_k(c_k^T x) \\ \text{s.t.} \quad & \lambda \leq f_k(c_k^T x) \quad (k = 1, 2, \dots, p) \\ & Ax \leq b \\ & x \geq 0 \end{aligned}$$

که  $\omega_k$  وزن نسبی  $k$  امین تابع هدف و  $\delta$  یک عدد کوچک مثبت می‌باشد. همچنین  $e^T \omega = 1$  که  $e^T = (1, 1, \dots, 1) \in \mathbb{R}^r$  می‌باشد. هر چند روش بالا وزن‌های نسبی برای توابع هدف در نظر می‌گیرد اما اگر  $\delta$  خیلی کوچک باشد اهمیت توابع هدف را خوب نشان نمی‌دهد. در حقیقت این روش همان جواب روش زیمرمن [۲۵] را به ما می‌دهد. برای حل این مشکل لین<sup>۱۴</sup> [۲۰] روش وزن دار  $\max - \min$  دیگری را در نظر گرفت بر اساس این منطق است که وقتی تصمیم‌گیرنده وزن‌های نسبی برای هر یک از آرمان‌های فازی و توابع عضویت مناسب اختصاص می‌دهد، نسبت سطوح دسترسی باید تا حد ممکن نزدیک به نسبت وزن‌های توابع باشد. با حل مسئله برنامه‌ریزی خطی وزن دار زیمرمن زیر (WZLP) می‌توانیم به این هدف دست یابیم.

$$\begin{aligned} & \max \lambda \\ \text{s.t.} \quad & \omega_k \lambda \leq f_k(c_k^T x) \quad , (k = 1, 2, \dots, p) \\ & Ax \leq b \\ & x, \lambda \geq 0 \end{aligned}$$

$\lambda \leq 1$  از شرایط مسئله بالا نمی‌باشد. در حقیقت  $\lambda$  می‌تواند بیشتر از یک باشد زیرا  $\omega_k < 1$  اما در حقیقت سطح دسترسی مناسب برای هر هدف هیچ‌گاه بیشتر از یک نمی‌شود. که با حل مسئله بالا و بدست آوردن  $(x^*, \lambda^*)$  می‌توان تابع عضویت  $\mu_k(c_k^T x)$  برای  $k = 1, 2, \dots, p$  را بدست آورد.

اکنون نشان می‌دهیم که جواب بهینه مدل  $\max - \min$  وزن دار فوق این هدف که نسبت سطوح دسترسی اهداف نزدیک نسبت وزن‌ها باشد را برآورده می‌کند. برای این منظور فرض کنید  $\delta_k$  متغیر کمکی برای  $k$  امین محدودیت  $\omega_k \lambda \leq \mu_k(c_k^T x)$  باشد، داریم:

$$\omega_k \lambda + \delta_k \leq \mu_k(c_k^T x) \quad k = 1, 2, \dots, p$$

همچنین می‌دانیم که هنگام جستجو کردن جواب بهینه مسئله برنامه‌ریزی خطی مایلیم تا حد امکان متغیرهای مازاد و کمکی را کاهش دهیم. چون توابع عضویت  $\mu_k(c_k^T x)$  توابع شبه مقعر و کران دار هستند، مسئله (WZLP) نمی‌تواند جواب‌های بی‌کران داشته باشد، بنابراین

<sup>۱۴</sup>Lin

در مسئله (WZLP) زمانی  $\lambda$  ماکزیمم می‌شود که متغیرهای کمکی  $\delta_k (k = 1, 2, \dots, r)$  باید مینیمم شوند، یعنی محدودیت  $\lambda \omega_k \leq \mu_k(c_k^T x)$  به تساوی نزدیک می‌شود. به عبارت دیگر سطح مورد دسترسی  $k -$  امین هدف  $\mu_k(c_k^T)$  تا حد ممکن به  $\lambda \omega_k$  نزدیک می‌شود. در حالت ایده‌آل همه متغیرهای کمکی  $s_k$  مساوی صفر خواهند بود به همین دلیل نسبت سطوح دسترسی مساوی نسبت وزن‌ها خواهد بود. مثال زیر این بحث را تکمیل می‌کند.

مثال ۱.۶.۳. ([۲۰])  $x \in \mathbb{R}^3$  را پیدا کنید، به طوری که

$$\begin{aligned} Z_1 &= 3x_1 + x_2 + x_3 \gtrsim 7 \\ Z_2 &= x_1 - x_2 + 2x_3 \gtrsim 8 \\ Z_3 &= x_1 + 2x_2 \gtrsim 5 \\ \text{s.t.} \quad &\begin{cases} 4x_1 + 2x_2 + 3x_3 \leq 10 \\ x_1 + 3x_2 + 2x_3 \leq 8 \\ x_3 \leq 5 \\ x_1, x_2, x_3 \geq 0 \end{cases} \end{aligned}$$

فرض کنید توابع عضویت هر یک از آرمان‌ها به صورت قطعه‌ای مقعر زیر باشد.

$$\mu_1(Z_1) = \begin{cases} 1 & Z_1 \geq 7 \\ 0/2(Z_1 - 6) + 0/8 & 6 \leq Z_1 < 7 \\ 0/3(Z_1 - 5) + 0/5 & 5 \leq Z_1 < 6 \\ 0/5(Z_1 - 4) & 4 \leq Z_1 < 5 \\ 0 & Z_1 < 4 \end{cases}$$

$$\mu_2(Z_2) = \begin{cases} 1 & Z_2 \geq 8 \\ 0/15(Z_2 - 4) + 0/4 & 4 \leq Z_2 < 8 \\ 0/2(Z_2 - 2) + & 2 \leq Z_2 < 4 \\ 0 & Z_2 < 2 \end{cases}$$

$$\mu_3(Z_3) = \begin{cases} 1 & Z_3 \geq 5 \\ 0/2(Z_3 - 4) + 0/8 & 4 \leq Z_3 < 5 \\ 0/4(Z_3 - 2) & 2 \leq Z_3 < 4 \\ 0 & Z_3 < 2 \end{cases}$$

همچنین فرض کنید تصمیم‌گیرنده وزن نسبی هر یک از سه هدف را به صورت  $\omega_1 = 0/4$ ,  $\omega_2 = 0/35$  و  $\omega_3 = 0/25$  در نظر بگیرد. اکنون با توجه به این داده‌ها روش max - min وزن دار به مسئله (WZLP) زیر تبدیل می‌شود.

$$\begin{aligned} & \max \lambda \\ & 0/4\lambda \leq 0/2(Z_1 - 6) + 0/8 \\ & 0/4\lambda \leq 0/3(Z_1 - 5) + 0/5 \\ & 0/4\lambda \leq 0/5(Z_1 - 4) \\ & 0/35\lambda \leq 0/15(Z_2 - 4) + 0/4 \\ \text{s.t. } & 0/35\lambda \leq 0/2(Z_2 - 2) \\ & 0/25\lambda \leq 0/2(Z_3 - 4) + 0/8 \\ & 0/25\lambda \leq 0/4(Z_3 - 2) \\ & 4x_1 + 2x_2 + 3x_3 \leq 10 \\ & x_1 + 3x_2 + 2x_3 \leq 8 \\ & x_3 \leq 5 \\ & x_1, x_2, x_3 \geq 0 \end{aligned}$$

که  $Z_3 = x_1 + 2x_2 + 3x_3$  و  $Z_2 = x_1 - x_2 + 2x_3$ ,  $Z_1 = 3x_1 + x_2 + x_3$  مسئله برنامه‌ریزی خطی بالا جواب بهینه زیر را دارد.

$$\lambda^* = 0/82, \quad x_1^* = 0/60, \quad x_2^* = 0/95, \quad x_3^* = 1/89$$

متناظر با این جواب داریم:

$$Z_1 = 4/656, \quad Z_2 = 3/435, \quad Z_3 = 2/513$$

همچنین سطح در دسترس اهداف به صورت زیر است:

$$\mu_1 = 0/328, \quad \mu_2 = 0/287, \quad \mu_3 = 0/205$$

اگر این مسئله با روش زیمرمن [۳۵] حل شود. داریم:

$$\frac{\mu_1}{\omega_1} = \frac{0/328}{0/4} = 0/82, \quad \frac{\mu_2}{\omega_2} = \frac{0/287}{0/35} = 0/82, \quad \frac{\mu_3}{\omega_3} = \frac{0/205}{0/25} = 0/82$$

مشاهده می‌شود که  $\lambda^* = 0/82$  سطح دسترسی بهینه مسئله (WZLP) می‌باشد، لذا:

$$x_1^* = 0/50, \quad x_2^* = 1/08, \quad x_3^* = 1/95, \quad \lambda^* = 0/789$$

متناظر با این جواب داریم:

$$Z_1 = 4/526, \quad Z_2 = 3/315, \quad Z_3 = 2/658$$

همچنین سطح در دسترس اهداف به صورت زیر تغییر می‌کند:

$$\mu_1 = \mu_2 = \mu_3 = 0/263$$

در روش (ZLP) وزن اختصاص یافته به همه‌ی اهداف یکسان می‌باشد. بنابراین در روش (WZLP) اگر  $\omega_1 = \omega_2 = \omega_3$  باشد جواب یکسانی با روش (ZLP) خواهیم داشت.

اگر این پاسخ‌ها (WZLP) و (ZLP) را با همدیگر مقایسه کنیم، می‌بینیم که روش max – min وزن دار لین [۲۰] که مورد بحث بود جواب بهینه‌ای پیدا کرد که سطح مورد انتظار هدف اول (۰/۳۲۸) بیشتر از دو هدف دیگر بود. زیرا وزن مربوط به هدف اول در مقایسه با دو هدف دیگر بیشتر بود. همچنین این جواب دارای این ویژگی است که نسبت سطوح دسترسی مشابه با نسبت وزن اهداف می‌باشند. در حقیقت مسئله لی و وانگ [۱۶] جواب یکسانی با روش (ZLP) دارد چون  $\delta > 0$  کوچک است.

## فصل ۴

# شرایط بهینگی KKT در مسائل برنامه‌ریزی چندهدفه بازه‌ای مقدار با تعمیم مشتق توابع

### ۱.۴ معرفی

این فصل شامل یک روش حل تئوری و عملی برای مسائل برنامه‌ریزی چندهدفه بازه‌ای مقدار شامل یک رابطه‌ی ترتیبی بین دو بازه بسته در  $\mathbb{R}$  می‌باشد. در بخش عملی رابطه‌ی ترتیبی که توسط وو [۳۳] و چالکو و کانوا<sup>۱</sup> [۹] مطرح شده را در نظر می‌گیریم. برای این مسائل شرایط KKT را با استفاده از مفهوم  $gH$ -مشتق پذیری (مشتق تعمیم یافته) توابع بازه‌ای مقدار مطرح می‌کنیم. مفاهیم تئوری را با چند مثال عددی مناسب تشریح می‌کنیم.

---

<sup>۱</sup>Chalco-cano

## ۲.۴ مقدمات

فرض کنیم  $K_c$  نشان دهنده‌ی کلاس همه‌ی بازه‌های بسته و کران دار در  $\mathbb{R}$  باشد یعنی:

$$K_c = \{[a, b]; a, b \in \mathbb{R}, a \leq b\}$$

و  $b - a$  طول بازه‌ی  $[a, b]$  باشد. همچنین فرض کنید  $A \in K_c$  بازه بسته  $A$  را به صورت  $[a^L, a^U]$  نمایش می‌دهیم که در آن  $a^L$  و  $a^U$  به ترتیب کران پایین و بالای بازه هستند. همچنین اگر  $A = [a^L, a^U]$  و  $B = [b^L, b^U]$  دو بازه بسته باشند که  $A, B \in K_c$  و  $\lambda \in \mathbb{R}$  بنا به تعریف داریم:

$$A + B = \{a + b : a \in A, b \in B\} = [a^L + b^L, a^U + b^U]$$

$$\lambda A = \lambda[a^L, a^U] = \begin{cases} [\lambda a^L, \lambda a^U] & \lambda \geq 0 \\ [\lambda a^U, \lambda a^L] & \lambda < 0 \end{cases}$$

$$-A = [-a^U, -a^L] \quad A - B = [a^L - b^U, a^U - b^L]$$

اکنون اگر  $A = B + C$ ، آن‌گاه فاصله‌ها کاهار<sup>۲</sup>  $A$  و  $B$  با نماد  $A -_H B = C$  نمایش داده می‌شود و به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$A \ominus_H B = C \iff B = A + (-1)C$$

اگر  $A = [a^L, a^U]$  و  $B = [b^L, b^U]$  و  $A -_H B = C = [c^L, c^U]$  وجود داشته باشد آن‌گاه  $a^L - b^L \leq a^U - b^U$  که  $c^L = a^L - b^L$  و  $c^U = a^U - b^U$ . به علاوه فرض کنید  $A, B \in K_c$  فاصله‌ها کاهار<sup>۲</sup> تعمیم یافته به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$A \ominus_g B = C \iff \begin{cases} (i) & A = B + C \\ (ii) & B = A + (-1)C \end{cases}$$

برای هر دو بازه‌ی دلخواه  $A = [a, b]$  و  $B = [c, d]$ ، مقدار  $A \ominus_g B$  همواره وجود دارد و مساوی است با: ([۲۶])

$$A \ominus_g B = [\min\{a - c, b - d\}, \max\{a - c, b - d\}].$$

تذکر ۱.۲.۴. فاصله‌ها کاهار<sup>۲</sup> در صورت وجود منحصر بفرد است. شرط لازم این که فاصله‌ها کاهار<sup>۲</sup> وجود داشته باشد این است که عرض بازه اول بیشتر از بازه دوم باشد. اما فاصله‌ها کاهار<sup>۲</sup> تعمیم یافته همواره وجود دارد.

<sup>۲</sup>Hukuhara



## ۳.۴ مشتق‌پذیری توابع بازه‌ای مقدار

فرض کنید  $X$  یک زیر مجموعه ناتهی از  $\mathbb{R}^n$  باشد. یک تابع  $f : X \rightarrow K_c$  را یک تابع بازه‌ای - مقدار می‌گوییم اگر  $f(x) = [f^L(x), f^U(x)]$  که در آن  $f^L, f^U : X \rightarrow \mathbb{R}$  و  $f^L(x) \leq f^U(x), \forall x \in X$ .

یک مفهوم ساده از مشتق‌پذیری توابع هدف بازه‌ای - مقدار بوسیله‌ی وو [۳۳] معرفی شد که به صورت زیر تعریف می‌شود.

**تعریف ۱.۳.۴.** فرض کنید  $f$  یک تابع بازه‌ای - مقدار تعریف شده روی  $X \subset \mathbb{R}^n$  باشد.  $f$  به طور پیوسته مشتق پذیر ضعیف در  $x^* \in X$  نامیده می‌شود اگر توابع حقیقی مقدار  $f^L$  و  $f^U$  در  $x^* \in X$  بطور پیوسته مشتق پذیر باشند. به عبارت دیگر تمام مشتقات جزئی  $f^L$  و  $f^U$  در یک همسایگی  $x^*$  موجود و پیوسته باشند.

مشتق‌پذیری هاگاکهارا روی توابع بازه‌ای مقدار که در ابتدا توسط هاگاکهارا [۱۳] معرفی شد، براساس  $H$  - فاصله (فاصله هاگاکهارا) روی بازه‌هاست. وو [۳۳] از این مشتق‌پذیری برای مطالعه شرایط بهینگی  $KKT$  مسائل بهینه‌سازی با توابع هدف بازه‌ای مقدار استفاده کرد. به هر حال این تعریف از مشتق‌پذیری محدودکننده است.

**تعریف ۲.۳.۴.** ([۲۶]) مشتق هاگاکهارا ( $H$  - مشتق) یک تابع بازه‌ای - مقدار  $f : T \rightarrow K_c$  به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$f'_H(x^*) = \lim_{h \rightarrow \circ} \frac{f(x^* + h) \ominus_H f(x^*)}{h}$$

به‌عنوان مثال، تابع بازه‌ای مقدار  $f(x) = (\alpha - x^3 - \beta x^5) [-\alpha, \beta]$  که در آن  $\alpha, \beta \in \mathbb{R}$  و  $\alpha < 0$  در نظر بگیرید.  $H$  - مشتق  $f$  وجود ندارد چون  $H$  - فاصله  $f(\circ + h) -_H f(\circ)$  وقتی  $h \rightarrow \circ^+$  وجود ندارد. در حالت کلی اگر  $f(x) = Ag(x)$  که  $A$  یک بازه و  $g(x)$  یک تابع حقیقی مقدار با  $g'(x) < 0$  باشد آن‌گاه  $f$  در  $x = x^*$  مشتق پذیر نمی‌باشد [۵]. در ادامه بحث، کلاس همه‌ی بازه‌های به صورت  $T = (x_1, x_2)$  را با  $T$  نمایش می‌دهیم.

**تعریف ۳.۳.۴.** ([۲۶]) مشتق تعمیم‌یافته هاگاکهارا ( $gH$  - مشتق) یک تابع بازه‌ای - مقدار  $f : T \rightarrow K_c$  به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$f'_{gH}(x^*) = \lim_{h \rightarrow \circ} \frac{f(x^* + h) \ominus_g f(x^*)}{h}$$

اگر  $f'(x^*)$  موجود باشد، می‌گوئیم  $f$  مشتق‌پذیر تعمیم‌یافته ( $gH$  - مشتق‌پذیر) هاگاکهارا در  $x^*$  می‌باشد. همچنین  $f$  مشتق‌پذیر تعمیم‌یافته در  $T$  است اگر  $f$  مشتق‌پذیر تعمیم‌یافته ( $gH$  - مشتق‌پذیر) در هر  $x^* \in T$  باشد.

توجه شود که حدها در فضای متریک  $(K_c, H)$  گرفته می‌شوند و  $H$  به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$H(A, B) = \max[\max_{a \in A} d(a, B), \max_{b \in B} d(A, b)].$$

که در آن:

$$d(a, B) = \min_{b \in B} \|a - b\|$$

**قضیه ۱.۳.۴ ([۹])** فرض کنید  $f : T \rightarrow K_c$  یک تابع بازه‌ای - مقدار باشد. اگر  $f^L$  و  $f^U$  در  $x^* \in T$  مشتق‌پذیر باشند آن‌گاه  $f$  مشتق‌پذیر تعمیم‌یافته در  $x^*$  می‌باشد و

$$f'(x^*) = [\min\{(f^L)'(x^*), (f^U)'(x^*)\}, \max\{(f^L)'(x^*), (f^U)'(x^*)\}].$$

قابل ذکر است که عکس قضیه فوق لزوماً درست نیست. به مثال زیر توجه کنید:

**مثال ۱.۳.۴.** اگر  $f(t) = [-|t|, |t|]$ ،  $t \in \mathbb{R}$  آن‌گاه  $f$  در  $t = 0$ ،  $gH -$  مشتق‌پذیر است. داریم:  
 $f'_{gH}(0) = [-1, 1]$  ولی  $f^L$  و  $f^U$  در  $x = 0$  مشتق‌پذیر نمی‌باشند.

اما می‌توانیم قضیه زیر را داشته باشیم.

**قضیه ۲.۳.۴ ([۹])** فرض کنید  $f : T \rightarrow K_c$  یک تابع بازه‌ای - مقدار باشد.  $f$  مشتق‌پذیر تعمیم‌یافته در  $x^* \in T$  است اگر و فقط اگر یکی از موارد زیر اتفاق بیافتد.

۱.  $f^L$  و  $f^U$  در  $x^*$  مشتق‌پذیر باشند.

۲. مشتقات  $(f^L)'_-(x^*)$ ،  $(f^U)'_-(x^*)$  و  $(f^L)'_+(x^*)$ ،  $(f^U)'_+(x^*)$  موجود می‌باشند و در روابط زیر صدق می‌کنند.

$$(f^L)'_-(x^*) = (f^U)'_+(x^*), (f^L)'_+(x^*) = (f^U)'_-(x^*)$$

**قضیه ۳.۳.۴ ([۸])** فرض کنید  $f : T \rightarrow K_c$  در  $x^* \in T$  مشتق‌پذیر تعمیم‌یافته باشد. آن‌گاه  $f^L + f^U$  یک تابع مشتق‌پذیر در  $x^*$  می‌باشد.

**تعریف ۴.۳.۴ ([۸])** فرض کنید  $f$  یک تابع بازه‌ای - مقدار تعریف شده روی  $X \subset \mathbb{R}^n$  باشد و فرض کنید  $x^* = (x_1^*, \dots, x_n^*)$  در  $X$  ثابت باشد.

۱. تابع بازه‌ای مقدار  $H_i(x_i) = f(x_1^*, \dots, x_{i-1}^*, x_i, x_{i+1}^*, \dots, x_n^*)$  را در نظر می‌گیریم. اگر  $H_i$  در  $x_i^*$ ، مشتق‌پذیر تعمیم‌یافته باشد، می‌گوییم  $f$  دارای،  $i$  - امین مشتق جزئی در  $x^*$  است و به صورت زیر نشان می‌دهیم:

$$\left(\frac{\partial f}{\partial x_i}\right)_g(x^*) = (H_i)'(x_i^*).$$

۲. گوییم  $f$  به طور پیوسته مشتق پذیر تعمیم یافته در  $x^*$  است اگر تمام مشتقات جزئی تعمیم یافته  $\left(\frac{\partial f}{\partial x_i}(x^*)\right) \forall i = 1, 2, \dots, n$  موجود و پیوسته باشند.

قضیه ۴.۳.۴ ([۸]) فرض کنید  $f$  یک تابع بازه‌ای مقدار تعریف شده روی  $X \subset \mathbb{R}^n$  باشد. اگر  $f$  در  $x^*$  به طور پیوسته مشتق پذیر تعمیم یافته باشد، آن گاه  $f^L + f^U$  در  $x^*$  به طور پیوسته مشتق پذیر است.

در ادامه تابع چند مقدار بازه‌ای  $F(x) = (f_1(x), \dots, f_r(x))$  تعریف شده روی  $X \subset \mathbb{R}^n$  را در نظر می‌گیریم که در آن:

$$f_k(x) = [f_k^L(x), f_k^U(x)], \quad k = 1, 2, \dots, p$$

تعریف ۵.۳.۴. فرض کنید  $F$  یک تابع چند مقدار بازه‌ای باشد، گوییم:

۱.  $F$  در  $x^* \in X$  به طور پیوسته مشتق پذیر ضعیف است اگر  $f_k, k = 1, \dots, p$  در  $x^*$  به طور پیوسته مشتق پذیر ضعیف باشند.

۲.  $F$  در  $x^* \in X$  به طور پیوسته مشتق پذیر تعمیم یافته است اگر  $f_k, k = 1, \dots, p$  در  $x^*$  به طور پیوسته مشتق پذیر تعمیم یافته باشند.

با توجه به تعریف ۱.۳.۴ واضح است که به طور پیوسته مشتق پذیری ضعیف تابع  $f$  با نقاط ابتدا و انتهای بازه رابطه دارد. لذا در مورد مشتق پذیر بودن  $f$  نمی‌توانیم نظر بدهیم. برای مثال تابع بازه‌ای مقدار  $f(x) = [-|x|, |x|], x \in \mathbb{R}$  را در نظر بگیرید.  $f$  در  $x = 0$  به طور پیوسته مشتق پذیر ضعیف نمی‌باشد ولی  $f$  در  $x = 0$  مشتق پذیر است و برای همه  $x \in \mathbb{R}$  داریم  $f'(x) = [-1, 1]$ .

قضیه ۵.۳.۴. فرض کنید  $F$  یک تابع چند مقدار بازه‌ای باشد، آن گاه:

۱.  $F$  به طور پیوسته مشتق پذیر ضعیف در  $x^*$  است اگر  $f_k^L, f_k^U, k = 1, \dots, p$  در  $x^*$  مشتق پذیر باشند.

۲. اگر  $F$  به طور پیوسته مشتق پذیر تعمیم یافته در  $x^*$  باشد آن گاه  $f_k^L + f_k^U, k = 1, \dots, p$  به طور پیوسته مشتق پذیر در  $x^*$  می‌باشند.

## ۴.۴ مفاهیم جواب

در این بخش مفاهیم جواب  $LU$  و  $LS$  را با ارائه مثال‌های مناسب تشریح می‌کنیم. مسئله برنامه‌ریزی چندهدفه بازه‌ای مقدار زیر را در نظر بگیرید.

$$(MIP\lambda) \quad \min F(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_p(x))$$

$$s.t. \quad x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in X \subseteq \mathbb{R}^n$$

که در آن  $f_k(x) = [f_k^L(x), f_k^U(x)]$ ,  $k = 1, 2, \dots, p$  توابع بازه‌ای مقدار هستند و فرض می‌شود  $X$  مجموعه شدنی یک زیر مجموعه محدب از  $\mathbb{R}^n$  است. چون هر  $f_k$  یک بازه بسته در  $\mathbb{R}$  می‌باشد از مفهومی شبیه به آنچه که وو [۳۳] ارائه کرد، استفاده می‌کنیم. وو [۳۳] رابطه ترتیبی جزئی  $\preceq_{LU}$  را بین دو بازه بسته به صورت زیر در نظر گرفت.

فرض کنید  $A, B \in K_c$ . آن‌گاه گوییم  $A \preceq_{LU} B$  اگر و فقط اگر  $a^L \leq b^L$ ,  $a^U \leq b^U$ . همچنین می‌نویسیم  $A \prec_{LU} B$  اگر و فقط اگر  $A \preceq_{LU} B$  و  $A \neq B$  یا به طور معادل  $A \prec_{LU} B$  اگر و فقط اگر

$$\begin{cases} a^L < b^L \\ a^U \leq b^U \end{cases} \quad \text{یا} \quad \begin{cases} a^L \leq b^L \\ a^U < b^U \end{cases} \quad \text{یا} \quad \begin{cases} a^L < b^L \\ a^U < b^U \end{cases} \quad (1.4)$$

بردار  $A = (A_1, \dots, A_r)$  یک بردار بازه‌ای مقدار نامیده می‌شود اگر  $A_k \in K_c$ ,  $k = 1, 2, \dots, r$  همچنین برای هر دو بردار بازه‌ای مقدار  $A = (A_1, \dots, A_r)$  و  $B = (B_1, \dots, B_r)$  می‌گوییم:  $A \preceq_{LU} B$  اگر و فقط اگر  $A_k \preceq_{LU} B_k$  برای هر  $k = 1, 2, \dots, r$ . همچنین می‌نویسیم  $A \prec_{LU} B$  اگر و فقط اگر  $A_k \prec_{LU} B_k$  برای هر  $k = 1, 2, \dots, r$  و  $A_h \prec_{LU} B_h$  برای حداقل یک اندیس  $h$ .

**تعریف ۱.۴.۴.** ([۳۳]) فرض کنید  $x^*$  یک جواب شدنی مسئله (MIP۱) باشد. گوییم  $x^*$ :

۱. جواب بهینه  $LU$  - پارتو برای مسئله (MIP۱) است اگر هیچ  $\bar{x} \in X$  وجود نداشته باشد بطوریکه  $F(\bar{x}) \prec_{LU} F(x^*)$ .
۲. جواب بهینه  $LU$  - پارتو قوی برای مسئله (MIP۱) است اگر هیچ  $\bar{x} \in X$  وجود نداشته باشد بطوریکه  $F(\bar{x}) \preceq_{LU} F(x^*)$ .
۳. جواب بهینه  $LU$  - پارتو ضعیف برای مسئله (MIP۱) است اگر هیچ  $\bar{x} \in X$  وجود نداشته باشد بطوریکه  $f_k(\bar{x}) \prec_{LU} f_k(x^*)$ ,  $k = 1, 2, \dots, r$ .

**تذکر ۱.۴.۴.** اگر  $X_{WP}^{LU}$  مجموعه جواب‌های بهینه  $LU$  - پارتو ضعیف،  $X_P^{LU}$  مجموعه جواب‌های بهینه  $LU$  - پارتو و  $X_{SP}^{LU}$  مجموعه جواب‌های بهینه  $LU$  - پارتو قوی باشند، آن‌گاه داریم:

$$X_{SP}^{LU} \subseteq X_P^{LU} \subseteq X_{WP}^{LU}.$$

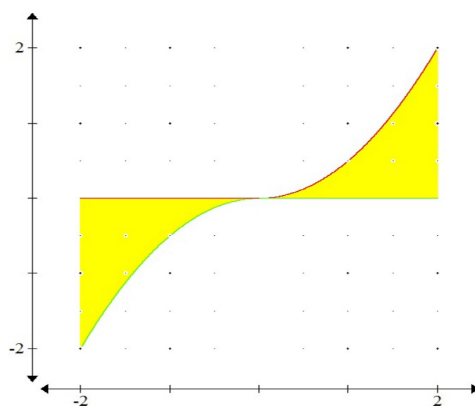
**مثال ۱.۴.۴.** مسئله برنامه‌ریزی چندهدفه زیر را در نظر بگیرید.

$$\begin{aligned} P_1 : \quad & \min F(x) \\ \text{s.t.} \quad & x - 2 \leq 0 \\ & -x - 2 \leq 0 \end{aligned}$$

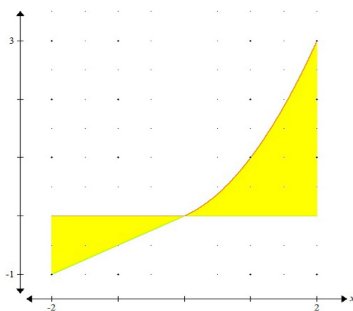
که در آن  $F(x) = (f_{11}(x), f_{12}(x))$  به صورت زیر می باشد:

$$f_{11}(x) = \begin{cases} [0, \frac{x^2}{4}] & x \geq 0 \\ [-\frac{x^2}{4}, 0] & x \leq 0 \end{cases}$$

$$f_{12}(x) = \begin{cases} [0, \frac{x(x+1)}{4}] & x \geq 0 \\ [\frac{x^2}{4}, 0] & x \leq 0 \end{cases}$$



شکل ۱.۴: نمودار تابع  $f_{11}(x)$  تحت محدودیتها



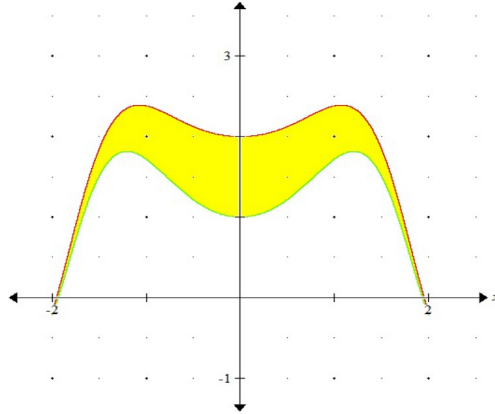
شکل ۲.۴: نمودار تابع  $f_{12}(x)$  تحت محدودیتها

واضح است که در شکل ۱.۴ و ۲.۴ که هیچ  $-2 \leq x_{11}^* \leq 2$  وجود ندارد به طوری که  $f_{11}(x_{11}^*) \preceq_{LU} f_{11}(x^* = -2)$  و  $f_{12}(x_{11}^*) \preceq_{LU} f_{12}(x^* = -2)$  بنابراین با توجه به تعریف ۱.۴.۴ و تذکر ۱.۴.۴ می بینیم که  $-2 \in X_{SP}^{LU} \cap X_P^{LU} \cap X_{WP}^{LU}$  می باشد.

در ادامه اگر  $F(x) = (f_{11}(x), f_{12}(x), f_{13}(x))$  را به صورت  $F(x) = (f_{11}(x), f_{12}(x), f_{13}(x))$  در نظر بگیریم که در آن  $f_{13}(x) = [\sin x^2 + \cos \frac{x}{4}, \sin x^2 + \cos x + 1]$  به طوری که  $x_{31}^* = 2$  آن گاه

پس برای مسئله  $P_1$  داریم:

$$-2 \in X_P^{LU} \cap X_{WP}^{LU}, -2 \notin X_{SP}^{LU}.$$



شکل ۳.۴: نمودار تابع  $f_{13}(x)$  تحت محدودیت‌ها

در ادامه اگر  $F(x)$  را به صورت  $F(x) = (f_{13}(x), f_{14}(x), f_{15}(x))$  در نظر بگیریم که در آن:

$$f_{14}(x) = \left[ \frac{3}{7} \sin x^3, \frac{1}{7} (\sin x^3 + 1) \right], \quad f_{15}(x) = \left[ 3 \sin(x-1)^3, \sin(x-1)^3 \right]$$

آن‌گاه  $2 \leq x_{f_2}^* \approx 1/6776$  و  $-2 \leq x_{f_1}^* \approx -1/1633$  وجود دارد به طوری که

$$f_{14}(x_{f_1}^*) = f_{11}(x_{f_2}^*) = f_{14}(x^* \approx -2)$$

و

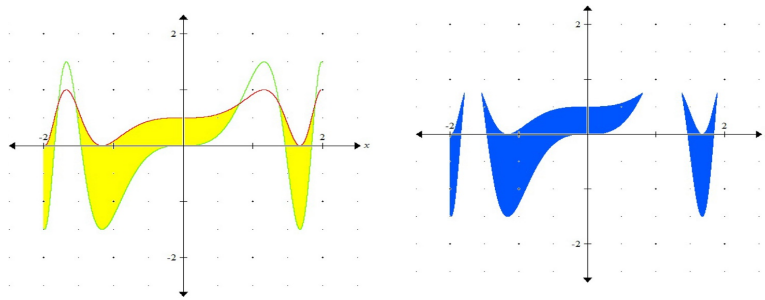
$$-2 \leq x_{\delta_1}^* \approx -1/7346, \quad x_{\delta_2}^* \approx -1/4246, \quad x_{\delta_3}^* \approx 0/9913, \quad x_{\delta_4}^* \approx -0/1575 \leq 2$$

بنابراین:

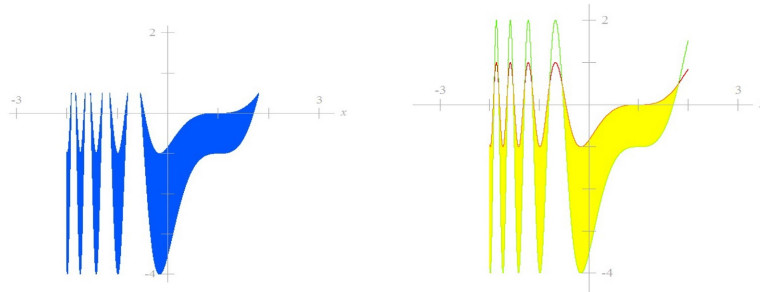
$$f_{15}(x_{\delta_1}^*) = f_{15}(x_{\delta_2}^*) = f_{15}(x_{\delta_3}^*) = f_{15}(x_{\delta_4}^*) = f_{15}(x^* \approx -2)$$

لذا برای مسئله  $P_1$  داریم:

$$-2 \in X_{WP}^{LU}, -2 \notin X_P^{LU}, X_{SP}^{LU}$$



شکل ۴.۴: سمت چپ نمودار رفتار  $f_{14}$  و سمت راست نمایش رفتار  $f_{14}^L$  و  $f_{14}^U$



شکل ۵.۴: سمت چپ نمودار رفتار  $f_{15}$  و سمت راست نمایش رفتار  $f_{15}^L$  و  $f_{15}^U$

$f_{15}(x)$	$f_{14}(x)$	$f_{13}(x)$	$f_{12}(x)$	$f_{11}(x)$	توابع
$x^* \approx -2$	$x^* \approx -2$	$x^* = -2$	$x^* = -2$	$x^* = -2$	نقاط $LU$ - بهینه
$x_{\delta_1}^* \approx -1/7346$	$x_{\delta_1}^* = -1/1633$	$x_{\delta_1}^* = 2$			
$x_{\delta_2}^* \approx -1/4246$	$x_{\delta_2}^* \approx -1/6776$				
$x_{\delta_3}^* \approx -0/9913$					
$x_{\delta_4}^* \approx -0/1575$					

جدول ۱.۴: خلاصه‌ای از نقاط  $LU$  - بهینه

با توجه به بحث بالا نقاط  $LU$  - بهینه را با توجه به روندی که مسئله داشت در جدول ۱.۴ به‌طور خلاصه آورده شده است.

برای بیان مفهوم جواب  $LS$ ، فرض کنید طول بازه بسته  $A = [a^L, a^U]$  را با  $\omega(A) = a^S = a^U - a^L$  نشان دهیم.

در این فصل بدون از دست دادن کلیت مسئله، مسائل مینیمم‌سازی را در نظر می‌گیریم. با این مفهوم برای  $A, B \in K_c$  می‌نویسیم  $A \preceq_{LS} B$  اگر و فقط اگر  $a^L \leq b^L$  و  $a^S \leq b^S$ . همچنین

$A \underset{LS}{\prec} B$  اگر و فقط اگر  $A \neq B, A \underset{LS}{\preceq} B$  به عبارت دیگر  $A \underset{LS}{\prec} B$  اگر و فقط اگر

$$\begin{cases} a^L < b^L \\ a^S \leq b^S \end{cases} \quad \text{یا} \quad \begin{cases} a^L \leq b^L \\ a^S < b^S \end{cases} \quad \text{یا} \quad \begin{cases} a^L < b^L \\ a^S < b^S \end{cases}$$

برای جزئیات بیشتر به [۸] رجوع شود.

فرض کنید  $A$  و  $B$  دو بردار بازه‌ای مقدار باشند، می‌نویسیم  $A \underset{LS}{\prec} B$  اگر و فقط اگر  $A_k \underset{LS}{\preceq} B_k, k = 1, 2, \dots, r$  همچنین  $A \underset{LS}{\prec} B$  اگر و فقط اگر  $A_k \underset{LS}{\preceq} B_k$  برای  $k = 1, 2, \dots, r$  و  $A_h \underset{LS}{\preceq} B_h$  برای حداقل یک اندیس  $h$ .

**تعریف ۲.۴.۴.** فرض کنید  $x^*$  جواب شدنی مسئله  $(MIP1)$  باشد، گوییم  $x^*$ :

۱. جواب بهینه  $LS$  - پارتو مسئله  $(MIP1)$  است اگر هیچ  $\bar{x} \in X$  وجود نداشته باشد به طوری که  $F(\bar{x}) \underset{LS}{\prec} F(x^*)$ .

۲. جواب بهینه  $LS$  - پارتو قوی مسئله  $(MIP1)$  است اگر هیچ  $\bar{x} \in X$  وجود نداشته باشد به طوری که  $F(\bar{x}) \underset{LS}{\preceq} F(x^*)$ .

۳. جواب بهینه  $LS$  - پارتو ضعیف مسئله  $(MIP1)$  است اگر هیچ  $\bar{x} \in X$  وجود نداشته باشد به طوری که  $f_k(\bar{x}) \underset{LS}{\prec} f_k(x^*), k = 1, 2, \dots, r$ .

**تذکر ۲.۴.۴.** فرض کنید  $X_{WP}^{LS}$  مجموعه جواب‌های بهینه  $LS$  - پارتو ضعیف،  $X_{SP}^{LS}$  مجموعه جواب‌های بهینه  $LS$  - پارتو قوی و  $X_P^{LS}$  مجموعه جواب‌های بهینه  $LS$  - پارتو مسئله  $(MIP1)$  باشند، آن‌گاه داریم:

$$X_{SP}^{LS} \subseteq X_P^{LS} \subseteq X_{WP}^{LS}$$

**مثال ۲.۴.۴.** تابع  $F(x) = (f_{11}(x), f_{12}(x), f_{16}(x))$  را در نظر بگیرید که در آن:

$$f_{16}(x) = \begin{cases} [\min(-x^2, 2 \sin x), 0] & x \leq 0 \\ [0, \max(x^2, 2 \sin x)] & x \geq 0 \end{cases}$$

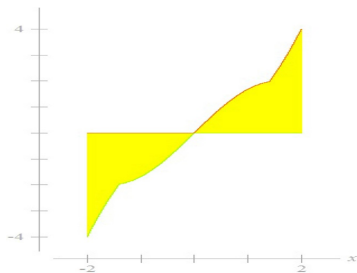
بنابراین هیچ  $x_{11}^* \leq -2$  وجود ندارد به طوری که:

$$f_{11}(x_{11}^*) \underset{LS}{\preceq} f_{11}(x^* = 0), f_{12}(x_{11}^*) \underset{LS}{\preceq} f_{12}(x^* = 0), f_{16}(x_{11}^*) \underset{LS}{\preceq} f_{16}(x^* = 0)$$

بنابراین با توجه به تعریف ۲.۴.۴ و تذکر ۲.۴.۴ می‌بینیم که برای مسئله  $(P_1)$ :

$$0 \in X_{SP}^{LS} \cap X_P^{LS} \cap X_{WP}^{LS}$$





شکل ۶.۴: نمودار رفتار  $f_{۱۶}$  تحت محدودیت‌ها

اکنون فرض کنیم  $F(x) = (f_{۱۲}(x), f_{۱۶}(x), f_{۱۷}(x))$  به صورت  $F(x)$  باشد که در آن:

$$f_{۱۷}(x) = \left[ \frac{۱}{۴}(\cos x^2 - ۱), \frac{۵}{۳} \cos x^2 \right]$$

بنابراین

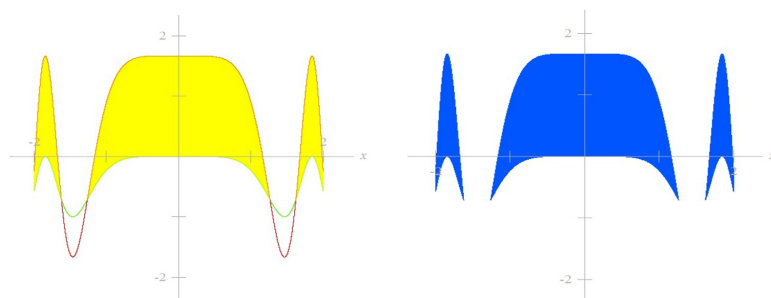
$$x_{۱۷}^* \approx ۱/۸۴۷۵, x_{۱۷}^{*۲} \approx -۱/۸۴۷۵, x_{۱۷}^* \in (0 - \delta_1, 0 + \delta_1), \quad \delta_1 \approx 0/۳۱۶۹ > 0$$

وجود دارد به طوری که:

$$f_{۱۷}(x_{۱۷}^*) = f_{۱۷}(x_{۱۷}^{*۲}) = f_{۱۷}(x_{۱۷}^*) = f_{۱۷}(x^* = 0)$$

بنابراین برای مسئله  $(P_1)$  داریم:

$$0 \in X_P^{LS} \cap X_{WP}^{LS}, \quad 0 \notin X_{SP}^{LS}$$

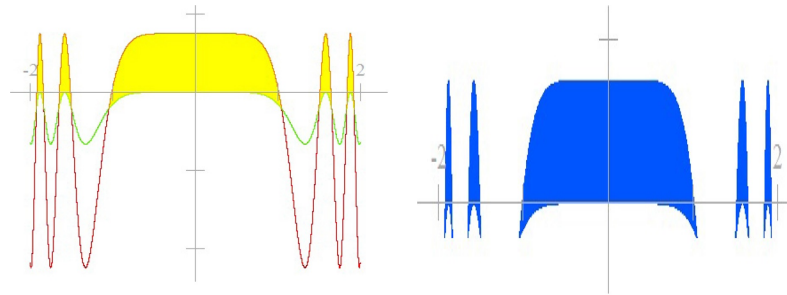


شکل ۷.۴: سمت چپ نمایش رفتار  $f_{۱۷}$  و سمت راست نمایش رفتار  $f_{۱۷}^U$  و  $f_{۱۷}^L$

در ادامه  $F(x)$  را به صورت  $F(x) = (f_{۱۷}(x), f_{۱۸}(x), f_{۱۹}(x))$  در نظر بگیرید که در آن:

$$f_{۱۸}(x) = \left[ \frac{۱}{۴}(\cos x^4 - ۱), \frac{۳}{۴}(\cos x^6 - \frac{۱}{۴}) \right]$$

$$f_{۱۹}(x) = \left[ \frac{۱}{۴}(\cos x^5 - ۱), \frac{۳}{۴}(\cos x^5 - ۱) \right]$$



شکل ۸.۴: سمت چپ رفتار توابع  $f_{18}^L(x)$  و  $f_{18}^U(x)$  و سمت راست رفتار تابع  $f_{18}(x)$

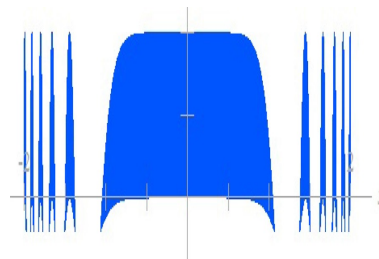
بنابراین:

$$x_{\lambda_1}^* \approx 1/8828, x_{\lambda_2}^* \approx -1/8828, x_{\lambda_3}^* \approx 1/5789$$

$$x_{\lambda_4}^* \approx -1/5789, x_{\lambda_1}^* \in (0 - \delta_2, 0 + \delta_2), \delta_2 \approx 0/7060 > 0$$

وجود دارد به طوری که:

$$f_{18}(x_{\lambda_1}^*) = f_{18}(x_{\lambda_2}^*) = f_{18}(x_{\lambda_3}^*) = f_{18}(x_{\lambda_4}^*) = f_{18}(x_{\lambda_9}^*) = f_{18}(x^* = 0)$$



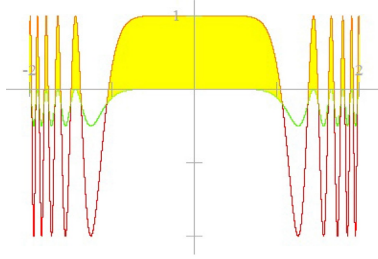
شکل ۹.۴: رفتار تابع  $f_{19}(x)$  تحت محدودیتها

همچنین وجود دارد

$$x_{q_1}^* \approx 1/99275, x_{q_2}^* \approx -1/99275, x_{q_3}^* \approx 1/9056, x_{q_4}^* \approx -1/9056$$

$$x_{q_5}^* \approx 1/79965, x_{q_6}^* - 1/79965 \approx, x_{q_7}^* \approx 1/65898$$

$$x_{q_8}^* \approx -1/65898, x_{q_9}^* \in (0 - \delta_3, 0 + \delta_3), \delta_3 \approx 0/5547$$



شکل ۱۰.۴: رفتار توابع  $f_{19}^U(x)$  و  $f_{19}^L(x)$

به طوری که:

$$\begin{aligned} f_{19}(x_{91}^*) &= f_{19}(x_{92}^*) = f_{19}(x_{93}^*) = f_{19}(x_{94}^*) = f_{19}(x_{95}^*) \\ &= f_{19}(x_{96}^*) = f_{19}(x_{97}^*) = f_{19}(x_{98}^*) = f_{19}(x_{99}^*) = f_{19}(x^* = 0) \end{aligned}$$

باتوجه به بحث بالا نقاط بهینه  $LS$  - پارتو را در جدول (۲.۴) به طور خلاصه ارائه می دهیم.

$f_{19}(x)$	$f_{18}(x)$	$f_{17}(x)$	$f_{16}(x)$	$f_{12}(x)$	$f_{11}(x)$	توابع
$x^* = 0$	$x^* = 0$	$x^* = 0$	$x^* = 0$	$x^* = 0$	$x^* = 0$	نقاط
$x_{91}^* \approx 1/99275$	$x_{11}^* \approx 1/8828$	$x_{11}^* \approx 1/8475$				$LS$ - بهینه
$x_{92}^* \approx -1/99275$	$x_{12}^* \approx -1/8828$	$x_{12}^* \approx -1/8475$				
$x_{93}^* \approx 1/9056$	$x_{13}^* \approx 1/5789$	$x_{13}^* \in$				
$x_{94}^* \approx -1/9056$	$x_{14}^* \approx -1/5789$	$(0 - \delta_1, 0 + \delta_1)$				
$x_{95}^* \approx 1/79965$	$x_{11}^* \in$	where				
$x_{96}^* \approx -1/79965$	$(0 - \delta_2, 0 + \delta_2)$	$\delta_1 \approx 0/3169$				
$x_{97}^* \approx 1/65898$	where					
$x_{98}^* \approx -1/65898$	$\delta_2 \approx 0/5060$					
$x_{99}^* \in$						
$(0 - \delta_3, 0 + \delta_3)$						
where						
$\delta_3 \approx 0/5547$						

جدول ۲.۴: خلاصه‌ای از نقاط  $LS$  - بهینه

قضیه ۱.۴.۴. فرض کنید  $A$  و  $B$  دو بازه بسته در  $K_c$  باشند.

۱. اگر  $A \preceq_{\overline{LU}} B$  آن گاه  $A \preceq_{\overline{LS}} B$ .

۲. اگر  $A \preceq_{\underline{LU}} B$  آن گاه  $A \preceq_{\underline{LS}} B$ .

برهان. برای اثبات (۱) فرض کنید  $A \preceq_{\overline{LS}} B$  بنابراین داریم:

$$a^L \leq b^L, a^S \leq b^S \implies a^L \leq b^L, a^U - a^L \leq b^U - b^L$$

$$a^U \leq b^U + (a^L - b^L) \leq b^U + (b^L - b^L) = b^U \implies A \underset{LU}{\preceq} B.$$

• برای اثبات (۲) فرض کنید  $A \underset{LS}{\preceq} B$  بنابراین سه حالت زیر را داریم.

- حالت اول:

$$a^L < b^L, a^S \leq b^S \implies a^L < b^L, a^U - a^L \leq b^U - b^L$$

$$a^U < a^U + (b^L - a^L) \leq b^L + (b^U - b^L) = b^U \implies A \underset{LU}{\preceq} B.$$

- حالت دوم:  $a^L \leq b^L, a^S < b^S$  حالت سوم  $a^L < b^L, a^S < b^S$  به صورت مشابه اثبات می شود.

□

**قضیه ۲.۴.۴.** فرض کنید  $A = (A_1, A_2, \dots, A_r)$  و  $B = (B_1, B_2, \dots, B_r)$  دو بردار بازه‌ای مقدار باشند.

۱. اگر  $A \underset{LS}{\preceq} B$  آن گاه  $A \underset{LU}{\preceq} B$ .

۲. اگر  $A \underset{LU}{\preceq} B$  آن گاه  $A \underset{LS}{\preceq} B$ .

برهان. چون  $A$  و  $B$  دو بردار بازه‌ای مقدار هستند و  $A \underset{LS}{\preceq} B$ ، بنابراین  $A_k \underset{LS}{\preceq} B_k$ ، به ازای  $k = 1, 2, \dots, r$ . به عبارت دیگر  $a_k^L \leq b_k^L, a_k^S \leq b_k^S$  به ازای  $k = 1, 2, \dots, r$ . در نتیجه داریم:

$$a_k^L \leq b_k^L, a_k^U - a_k^L \leq b_k^U - b_k^L, \quad k = 1, 2, \dots, r$$

بنابراین داریم:

$$a_k^U \leq a_k^U + (b_k^L - a_k^L) = b_k^L + (a_k^U - a_k^L) \leq b_k^L + (b_k^U - b_k^L) = b_k^U$$

بنابراین  $A \underset{LU}{\preceq} B$ . قسمت دوم هم با توجه به اثبات بالا و قسمت (۲) قضیه ۱.۴.۴ بدیهی می باشد. □

توجه کنید عکس قضیه ۲.۴.۴ صحیح نمی باشد، برای مثال فرض کنید

$$A = (A_1 = [-1, 0], A_2 = [-1, 0]), \quad B = (B_1 = [-\frac{1}{2}, 0], B_2 = [-\frac{1}{2}, 0])$$

بنابراین  $A \underset{LU}{\preceq} B$  ولی  $A \not\underset{LS}{\preceq} B$ .

قضیه ۳.۴.۴. فرض کنید  $X$  ناحیه شدنی مسئله (MIP) باشد، آن گاه:

$$(الف) X_{SP}^{LU} \subseteq X_{SP}^{LS} \quad (ب) X_P^{LU} \subseteq X_P^{LS} \quad (ج) X_{WP}^{LU} \subseteq X_{WP}^{LS}$$

برهان. فرض کنید  $x$  جواب شدنی مسئله (MIP) باشد به عبارت دیگر  $x \in X$   
(الف) فرض کنید  $x \in X_{SP}^{LU}$ . با برهان خلف فرض کنید  $x \notin X_{SP}^{LS}$ . بنابراین با توجه به تعریف،

$$\hat{x} \in X \text{ وجود دارد به طوری که } F(\hat{x}) \underset{LS}{\prec} F(x)$$

. با توجه به قسمت (الف) قضیه ۲.۴.۴ می بینیم که  $F(\hat{x}) \underset{LU}{\prec} F(x)$  که متناقض با  $x \in X_{SP}^{LU}$  می باشد. پس داریم  $X_{SP}^{LU} \subseteq X_{SP}^{LS}$ .

(ب) مشابه قسمت قبل اثبات می شود.

برای اثبات قسمت (ج) فرض کنید  $x \in X_{WP}^{LU}$ ، با برهان خلف فرض کنید  $x \notin X_{WP}^{LS}$ . بنابراین با توجه به تعریف ۲.۴.۴،  $\bar{x} \in X$  وجود دارد به طوری که  $f_k(\bar{x}) \underset{LU}{\prec} f_k(x)$ ،  $k = 1, 2, \dots, r$  که مخالف با این واقعیت است که  $x \in X_{WP}^{LU}$ . بنابراین  $X_{WP}^{LU} \subseteq X_{WP}^{LS}$ .  $\square$

عکس قضیه بالا صحیح نمی باشد. به مثال زیر توجه کنید.

مثال ۳.۴.۴. برای مسئله

$$\min F(x) = \left( [-x, \circ], \left[-\frac{x}{a}, \circ\right] \right)$$

$$s.t. \quad x \in \mathbb{R}^+$$

که  $a > \circ$  ادعا می کنیم که  $\circ \in X_{SP}^{LS}$ . با برهان خلف فرض کنید  $\circ \notin X_{SP}^{LS}$ . بنابراین با توجه به

$$\text{تعریف ۲.۴.۴، } \circ \neq x \text{ در } \mathbb{R}^+ \text{ وجود دارد به طوری که } F(x) \underset{LS}{\prec} F(\circ)$$

$$\left( [-x, \circ], \left[\frac{x}{a}, \circ\right] \right) \underset{LS}{\prec} \left( [\circ, \circ], [\circ, \circ] \right)$$

به عبارت دیگر:

$$f_1^s(x) = x \leq \circ = f_1^s(\circ), \quad f_2^s(x) = \frac{x}{a} \leq \circ = f_2^s(\circ)$$

که یک تناقض است، زیرا  $x, a > \circ$  بنابراین  $x, a \in X_{SP}^{LS}$ . به هر حال  $\circ \notin X_{SP}^{LS}$ . چون  $1 \in \mathbb{R}^+$  وجود دارد به طوری که  $F(1) \underset{LU}{\prec} F(\circ)$  به علاوه با توجه به تذکر ۲.۴.۴ داریم  $\circ \in X_P^{LS}$  همچنین از تذکر ۲.۴.۴ داریم  $\circ \in X_{WP}^{LS}$  اما  $\circ \notin X_{WP}^{LU}$  زیرا  $1 \in \mathbb{R}^+$  وجود دارد به طوری که  $f_1(1) \underset{LU}{\prec} f_1(\circ)$  و  $f_2(1) \underset{LU}{\prec} f_2(\circ)$ .

## ۵.۴ شرایط بهینگی فروش-کان-تاگر

مسئله بهینه سازی زیر را در نظر بگیرید:

$$(P) \quad \min F(x) = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

$$s.t. \quad g_i(x) \leq \circ \quad i = 1, 2, \dots, m$$

که در آن  $f$  و  $g_i, i = 1, 2, \dots, m$  توابع حقیقی مقدار می‌باشند. و فرض می‌کنیم

$$X = \{x \in \mathbb{R}^n : g_i(x) \leq 0\}$$

مجموعه شدنی مسئله  $P$  باشد که محدب است.

در ادامه‌ی این فصل فرض می‌کنیم که ناحیه شدنی مورد بررسی محدب است و توابع محدودیت حقیقی مقدار  $g_i, i = 1, 2, \dots, m$  در فرض‌های  $KKT$  در نقطه  $x^*$  صدق کنند. در قضیه بعد شرایط  $KKT$  را برای مسئله  $(P)$  ارائه می‌دهیم.

**قضیه ۱.۵.۴ ([۴]).** فرض کنید  $X = \{x \in \mathbb{R}^n : g_i(x) \leq 0, i = 1, 2, \dots, m\}$  مجموعه شدنی باشد و  $x^* \in X$  و همچنین فرض کنید تابع هدف  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  محدب و به‌طور پیوسته مشتق پذیر در  $x^*$  باشد. اگر ضرایب (لاگرانژ)  $0 \leq \mu_i \in \mathbb{R}, i = 1, 2, \dots, m$  وجود داشته باشند به‌طوری‌که شرایط  $KKT$  زیر برقرار باشند.

$$\nabla f(x^*) + \sum_{i=1}^m \mu_i \nabla g_i(x^*) = 0 \quad (\text{الف})$$

$$\mu_i g_i(x^*) = 0, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (\text{ب})$$

آن‌گاه  $x^*$  یک جواب بهینه برای مسئله  $(P)$  می‌باشد.

در ادامه این بخش شرایط بهینگی  $KKT$  را برای مسئله بهینه سازی  $(MIP1)$  با استفاده از مشتق تعمیم یافته بر روی توابع بازه‌ای مقدار بیان می‌کنیم. مسئله  $(MIP1)$  را با مجموعه شدنی  $X = \{x \in \mathbb{R}^n : g_i(x) \leq 0, i = 1, 2, \dots, m\}$  در نظر بگیرید که  $g_i$  ها  $i = 1, 2, \dots, m$  توابع حقیقی مقدار هستند. به عبارت دیگر:

$$(MIP2) : \quad \min F(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_r(x)) \\ \text{s.t.} \quad g_i(x) \leq 0 \quad i = 1, 2, \dots, m$$

**تعریف ۱.۵.۴.** فرض کنید  $f$  یک تابع بازه‌ای تعریف شده روی مجموعه محدب  $X \subseteq \mathbb{R}^n$  باشد آن‌گاه:

۱.  $f$  در  $x^* \in X$ ،  $LU$  - محدب نامیده می‌شود اگر:

$$f(\lambda x^* + (1 - \lambda)x) \underset{LU}{\leq} \lambda f(x^*) + (1 - \lambda)f(x), \lambda \in (0, 1), x \in X$$

۲.  $f$  در  $x^* \in X$ ،  $LS$  - محدب نامیده می‌شود اگر:

$$f(\lambda x^* + (1 - \lambda)x) \underset{LS}{\geq} \lambda f(x^*) + (1 - \lambda)f(x), \lambda \in (0, 1), x \in X$$

**قضیه ۲.۵.۴.** فرض کنید  $f$  تابع بازه‌ای مقدار تعریف شده روی مجموعه محدب  $X \subseteq \mathbb{R}^n$  باشد و فرض کنید  $x^* \in X$  آن‌گاه گزاره‌های زیر برقرار می‌باشند.

۱.  $F, LU$  - محدب است اگر و فقط اگر  $f^L$  و  $f^U$  در  $x^*$  محدب باشند.

۲.  $F, LS$  - محدب در  $x^*$  است اگر و فقط اگر  $f^L$  و  $f^S$  در  $x^*$  محدب باشند.

۳. اگر  $F, x^*$  در  $LS$  - محدب باشد آن گاه  $f$  در  $x^*$ ،  $LU$  - محدب نیز است.

برهان. موارد (۱) و (۲) از تعریف ۲.۵.۴ نتیجه می‌شوند و قسمت (۳) هم معادل قضیه ۲.۴.۴ می‌باشد. □

**تعریف ۲.۵.۴.** فرض کنید  $F$  یک تابع چند مقدار بازه‌ای تعریف شده روی مجموعه محدب  $X \subseteq \mathbb{R}^n$  باشد و فرض کنید  $x^* \in X$  آن گاه:

۱.  $F$  در  $x^*$ ،  $LU$  - محدب است اگر هر  $f_k, k = 1, 2, \dots, r$  در  $x^*$ ،  $LU$  - محدب باشد.

۲.  $F$  در  $x^*$ ،  $LS$  - محدب است اگر هر  $f_k, k = 1, 2, \dots, r$  در  $x^*$ ،  $LS$  - محدب باشد.

**قضیه ۳.۵.۴.** فرض کنید  $F$  یک تابع چند مقدار بازه‌ای تعریف شده روی مجموعه محدب  $X \subseteq \mathbb{R}^n$  باشد و  $x^* \in X$  آن گاه گزاره‌های زیر برقرارند.

۱.  $F$  در  $x^*$ ،  $LU$  - محدب است اگر و فقط اگر  $f_k^U, f_k^L, k = 1, 2, \dots, r$  در  $x^*$  محدب باشند.

۲.  $F$  در  $x^*$ ،  $LS$  - محدب است اگر و فقط اگر  $f_k^S, f_k^L, k = 1, 2, \dots, r$  در  $x^*$  محدب باشند.

۳. اگر  $F$  در  $x^*$ ،  $LS$  - محدب باشد آن گاه  $F$  در  $x^*$ ،  $LU$  - محدب است.

**قضیه ۴.۵.۴.** فرض کنید  $F$  تابع چندمقداره بازه‌ای مقدار و به‌طور پیوسته  $gH$  - مشتق‌پذیر در  $x^*$  باشد و  $f_k^U, f_k^L, k = 1, 2, \dots, r$  توابعی محدب باشند. اگر ضرایب (لاگرانژ)  $\lambda_k \in \mathbb{R}, k = 1, 2, \dots, r$  و  $\mu_i \in \mathbb{R}, i = 1, 2, \dots, m$  وجود داشته باشند به‌طوری‌که شرایط  $KKT$  زیر برقرار باشند.

$$(الف) \sum_{k=1}^r \lambda_k \nabla (f_k^L + f_k^U)(x^*) + \sum_{i=1}^m \mu_i \nabla g_i(x^*) = 0$$

$$(ب) \mu_i g_i(x^*) = 0 \quad i = 1, 2, \dots, m$$

آن گاه برای مسئله (MIP۲) داریم:

$$x^* \in X_P^{LU}, x^* \in X_P^{LS}.$$

برهان. چون  $F$  در  $x^*$  به‌طور پیوسته  $gH$  - مشتق‌پذیر است، با توجه به قضیه ۵.۳.۴،  $f_k^L + f_k^U, k = 1, 2, \dots, r$  در  $x^*$  به‌طور پیوسته مشتق‌پذیر است.

تابع حقیقی مقدار زیر را تعریف می‌کنیم:

$$\bar{f}(x) = \sum_{k=1}^r \lambda_k (f_k^L + f_k^U)(x) \quad (۲.۴)$$

چون  $k = 1, 2, \dots, r$ ,  $f_k^L + f_k^U$  توابع محدب و حقیقی مقدار هستند بنابراین  $\bar{f}$  نیز محدب و به طور پیوسته مشتق پذیر در  $x^*$  است. پس داریم:

$$\nabla \bar{f}(x^*) = \sum_{k=1}^r \lambda_k \nabla (f_k^L + f_k^U)(x^*) \quad (3.4)$$

بنابراین با توجه به شرایط (الف) و (ب) به موارد زیر می‌رسیم:

$$(ج) \nabla \bar{f}(x^*) + \sum_{i=1}^m \mu_i \nabla g_i(x^*) = 0$$

$$(د) \mu_i g_i(x^*) = 0, \quad i = 1, 2, \dots, m$$

در قضیه ۱.۵.۴ دیدیم که  $x^*$  جواب بهینه تابع هدف حقیقی مقدار  $\bar{f}$  با محدودیت‌های مسئله (MIP۲) است. به عبارت دیگر:

$$\bar{f}(x^*) \leq \bar{f}(x), \quad \forall x \in X \quad (4.4)$$

حال فرض کنید  $x^* \notin X_P^{LU}$ ، در نتیجه بنابه تعریف ۱.۴.۴، وجود دارد  $x \in X$  و  $1 \leq h \leq r$  به طوری که  $f_h(x) \underset{LU}{<} f_h(x^*)$  بنابراین با توجه به روابط (۱.۴) و (۲.۴) می‌بینیم که  $\bar{f}(x) < \bar{f}(x^*)$  (چون  $\lambda_k > 0, k = 1, 2, \dots, r$ ) که با (۴.۴) تناقض دارد پس  $x \in X_P^{LU}$ . بنابراین از قضیه ۲.۴.۴ نتیجه می‌شود که  $x^* \in X_P^{LS}$  می‌باشد و اثبات کامل است. □

**نتیجه ۱.۵.۴.** فرض کنید  $F$  تابع چند هدفه بازه‌ای مقدار و بطور پیوسته  $gH$  - مشتق پذیر و  $LU$  - محدب در  $x^*$  باشد. اگر ضرایب (لاگرانژ) برای  $k = 1, 2, \dots, r$   $\lambda_k \in \mathbb{R}, \lambda_k < 0$  و  $\mu_i \in \mathbb{R}, \mu_i \leq 0, i = 1, 2, \dots, m$  وجود داشته باشد به طوری که شرایط  $KKT$  زیر برقرار باشد.

$$(الف) \sum_{k=1}^r \lambda_k \nabla (f_k^L + f_k^U)(x^*) + \sum_{i=1}^m \mu_i \nabla g_i(x^*) = 0$$

$$(ب) \mu_i g_i(x^*) = 0, \quad i = 1, 2, \dots, m$$

آن‌گاه برای مسئله (MIP۲) داریم:

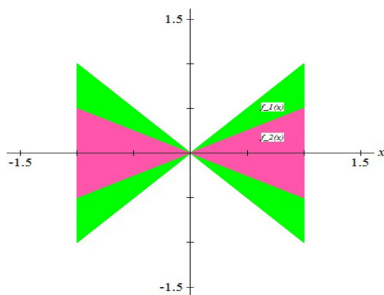
$$x^* \in X_P^{LU}, \quad x^* \in X_P^{LS}.$$

برهان. چون  $F$  در  $x^*$ ،  $LU$  - محدب است، از تعریف ۲.۵.۴ نتیجه می‌گیریم که  $f_k^U, f_k^L$ ،  $k = 1, 2, \dots, r$  نیز در  $x^*$  محدب هستند همچنین چون  $F$  در  $x^*$  بطور پیوسته  $gH$  - مشتق پذیر است بنابراین با توجه به قضیه ۵.۳.۴ توابع  $f_k^L + f_k^U, k = 1, 2, \dots, r$  در  $x^*$  بطور پیوسته مشتق پذیر هستند لذا می‌توان نتیجه گرفت که  $\bar{f}$  محدب و به طور پیوسته مشتق پذیر در  $x^*$  است بنابراین با توجه به قضیه ۴.۵.۴ نتیجه حاصل می‌شود. □



مثال ۱.۵.۴. مسئله بهینه‌سازی زیر را در نظر می‌گیریم:

$$\begin{aligned} \min F(x) &= (f_1 = [-|x|, |x|]) \\ f_2 &= [-|\frac{x}{\varphi}|, |\frac{x}{\varphi}|] \\ \text{s.t. } x - 1 &\leq 0 \\ -x - 1 &\leq 0 \end{aligned} \quad (5.4)$$



شکل ۱۱.۴: نمودار  $F(x)$

چون  $F$  به‌طور پیوسته  $gH$ -مشتق‌پذیر است و شرایط قضیه ۴.۵.۴ در نقطه صفر صدق می‌کند لذا برای مسئله (۵.۴)  $\circ \in X_P^{LU}$  می‌باشد. ولی  $F$  در نقطه صفر به‌طور پیوسته مشتق‌پذیر ضعیف نمی‌باشد. لذا نمی‌توان از قضیه (۴.۲) در مرجع [۳۲] استفاده کرد.

قضیه ۵.۵.۴. فرض کنید  $F$  تابع چند هدفه بازه‌ای مقدار و  $LS$ -محدب و به‌طور پیوسته مشتق‌پذیر (ضعیف) در  $x^*$  باشد. اگر ضرایب (لاگرانژ)  $\lambda_k^L, \lambda_k^S \in \mathbb{R}, k = 1, 2, \dots, r$  و  $\circ < \lambda_k^L, \lambda_k^S$  و  $\circ \leq \mu_i \in \mathbb{R}, i = 1, 2, \dots, m$  وجود داشته باشند به‌طوری‌که شرایط بهینگی  $KKT$  زیر برقرار باشند.

$$\text{(الف)} \quad \sum_{k=1}^r \lambda_k^L \nabla f_k^L(x^*) + \sum_{k=1}^r \lambda_k^S \nabla f_k^S(x^*) + \sum_{i=1}^m \mu_i \nabla g_i(x^*) = \circ$$

$$\text{(ب)} \quad \mu_i g_i(x^*) = \circ, \quad i = 1, 2, \dots, m$$

آن‌گاه برای مسئله (MIP۲) داریم  $x^* \in X_P^{LS}$ .

برهان. تابع حقیقی مقدار زیر را در نظر بگیرید.

$$\bar{f}(x) = \sum_{k=1}^r \lambda_k^L f_k^L(x) + \sum_{k=1}^r \lambda_k^S f_k^S(x)$$

چون  $F$  در  $x^*$ ،  $LS$ -محدب است با توجه به قضیه ۲.۵.۴،  $f_k^L, f_k^S, k = 1, 2, \dots, r$  در  $x^*$  محدب هستند. همچنین چون  $F$  در  $x^*$  به‌طور پیوسته مشتق‌پذیر (ضعیف) است با توجه به

قضیه ۲.۵.۴  $f_k^U, f_k^L$  در  $x^*$  به طور پیوسته مشتق پذیر هستند. لذا  $\bar{f}$  محدب و به طور پیوسته مشتق پذیر در  $x^*$  است. همچنین داریم:

$$\nabla \bar{f}(x^*) = \sum_{k=1}^r \lambda_k^L \nabla f_k^L(x^*) + \sum_{k=1}^r \lambda_k^S \nabla f_k^S(x^*)$$

بنابراین با توجه به شرایط (الف) و (ب) داریم:

$$(ج) \nabla \bar{f}(x^*) + \sum_{i=0}^m \mu_i \nabla g_i(x^*) = 0$$

$$(د) \mu_i g_i(x^*) = 0, \quad i = 1, 2, \dots, m$$

با استفاده از قضیه ۱.۵.۴ می بینیم که  $x^*$  یک جواب بهینه مسئله حقیقی مقدار  $\bar{f}$  برای محدودیت های مسئله (MIP۲) است. اکنون با اثباتی مشابه به اثبات نتیجه ۵.۵.۴ می توان نشان داد که  $x^* \in X_P^{LS}$ . □

برای درک بیش تر قضیه ۵.۵.۴، مثال زیر را ارائه می دهیم.

**مثال ۲.۵.۴.** مسئله برنامه ریزی زیر را در نظر بگیرید.

$$\begin{aligned} \min F(x) &= ([x_1^L + x_2^L + 1, x_1^L + x_2^L + 2], [2x_1^L + 2x_2^L + 3, 2x_1^L + 2x_2^L + 4]) \\ \text{s.t.} \quad & 1 - x_1 - x_2 \leq 0 \\ & 6 - 3x_1 - x_2 \leq 0 \\ & x_1, x_2 \geq 0 \end{aligned} \tag{۶.۴}$$

داریم:

$$\begin{aligned} f_1^L(x) &= x_1^L + x_2^L + 1 & f_1^S(x) &= 1 \\ f_2^L(x) &= 2x_1^L + 2x_2^L + 3 & f_2^S(x) &= 1 \end{aligned}$$

و

$$g_1(x) = 1 - x_1 - x_2 \quad g_2(x) = 6 - 3x_1 - x_2$$

می توان نشان داد که شرایط قضیه ۵.۵.۴ برقرار است. اکنون با توجه به شرایط (الف) و (ب) قضیه، عبارت زیر را در نظر می گیریم.

$$\begin{aligned} \lambda_1^L \begin{bmatrix} 2x_1 \\ 2x_2 \end{bmatrix} + \lambda_2^L \begin{bmatrix} 4x_1 \\ 4x_2 \end{bmatrix} + \lambda_1^S \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} + \lambda_2^S \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} + \mu_1 \begin{bmatrix} -1 \\ -1 \end{bmatrix} + \mu_2 \begin{bmatrix} -3 \\ -1 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \\ 2\lambda_1^L x_1 + 4\lambda_2^L x_1 - \mu_1 - 3\mu_2 &= 0 \\ 2\lambda_1^L x_2 + 4\lambda_2^L x_2 - \mu_1 - \mu_2 &= 0 \end{aligned}$$

بعد از حل این دستگاه داریم:

$$(x^*)^T = \left(\frac{9}{5}, \frac{3}{5}\right) \quad \lambda_1^L = \frac{1}{4}, \lambda_2^L = \frac{1}{4}, \mu_1 = 0, \mu_2 = \frac{6}{5}$$

چون  $(x^*)^T = \left(\frac{9}{5}, \frac{3}{5}\right) \in X_P^{LS}$  داریم مسئله (۶.۴) را در  $(x^*)^T$  حل می‌کنیم.

اکنون نتایجی را جمع به جواب‌های بهینه پارتو ضعیف ارائه می‌دهیم.

**قضیه ۶.۵.۴.** فرض کنید یک تابع هدف بازه‌ای مقدار مثل  $f_h$  که  $h \in \{1, 2, \dots, r\}$  وجود داشته باشد که  $LU$  - محدب و به‌طور پیوسته در  $x^*$ ،  $gH$  - مشتق‌پذیر باشد. اگر ضرایب (لاگرانژ)  $\lambda \in \mathbb{R}, \lambda > 0, \mu_i \in \mathbb{R}, i = 1, 2, \dots, m$  وجود داشته باشد به‌طوری که شرایط  $KKT$  زیر برقرار باشند.

$$(الف) \lambda \nabla(f_h^L + f_h^U)(x^*) + \sum_{i=1}^m \mu_i \nabla g_i(x^*) = 0$$

$$(ب) \mu_i g_i(x^*) = 0 \quad i = 1, 2, \dots, m$$

آن‌گاه برای مسئله  $(MIP2)$  داریم  $x^* \in X_{WP}^{LU}$ .

برهان. تابع حقیقی مقدار زیر را تعریف می‌کنیم.

$$\bar{f}(x) = \lambda(f_h^L + f_h^U)(x)$$

چون  $f_h$  در  $x^*$ ،  $LU$  - محدب است با توجه به قضیه ۳.۳.۴،  $f_h^L$  و  $f_h^U$  در  $x^*$  محدب هستند. همچنین چون  $f_h$  در  $x^*$  به‌طور پیوسته  $gH$  - مشتق‌پذیر است با توجه به قضیه ۵.۳.۴،  $f_h^L + f_h^U$  در  $x^*$  به‌طور پیوسته مشتق‌پذیرند. بنابراین با استدلالی مشابه به قضیه ۴.۵.۴ این نتایج به‌دست می‌آیند.  $\square$

**قضیه ۷.۵.۴.** فرض کنید یک تابع بازه‌ای مقدار  $f_h$  که  $h \in \{1, 2, \dots, r\}$  وجود داشته باشد به‌طوری که  $LS$  - محدب و در  $x^*$  به‌طور پیوسته مشتق‌پذیر ضعیف باشد. اگر ضرایب (لاگرانژ)  $\lambda^L, \lambda^S \in \mathbb{R}, \lambda^L > 0, \mu_i \in \mathbb{R}, i = 1, 2, \dots, m$  وجود داشته باشند به‌طوری که شرایط بهینگی  $KKT$  زیر برقرار باشند.

$$(الف) \lambda^L \nabla f_h^L(x^*) + \lambda^S \nabla f_h^S(x^*) + \sum_{i=1}^m \mu_i \nabla g_i(x^*) = 0$$

$$(ب) \mu_i g_i(x^*) = 0 \quad i = 1, 2, \dots, m$$

آن‌گاه برای مسئله  $(MIP2)$  داریم:

$$x^* \in X_{WP}^{LS}.$$

برهان. تابع حقیقی مقدار زیر را تعریف می‌کنیم

$$\bar{f}(x) = \lambda(f_h^L + f_h^U)(x)$$

چون  $f_h$  در  $x^*$ ،  $LS$  - محدب است با توجه به قضیه ۳.۳.۴،  $f_h^L, f_h^U$  در  $x^*$  محدب هستند همچنین چون  $f_h$  در  $x^*$  به‌طور پیوسته مشتق‌پذیر ضعیف است بنابراین با توجه به قضیه ۵.۳.۴،  $f_h^L, f_h^U$  در  $x^*$  به‌طور پیوسته مشتق‌پذیر هستند با استدلال مشابه قضیه ۶.۵.۴ این نتایج هم اثبات می‌شوند. □

در ادامه شرایط بهینگی  $KKT$  را برای مسئله  $(MIP2)$  با استفاده از گرادیان تابع هدف بازه‌ای مقدار  $f$  با مفهوم  $gH$  - مشتق‌پذیر مطرح می‌کنیم. برای این کار تابع بازه‌ای مقدار  $f$  را در نظر می‌گیریم. گرادیان تابع  $f$  در  $x^*$  به‌صورت زیر تعریف می‌شود.

$$\nabla_g f(x^*) = \left( \left( \frac{\partial f}{\partial x_1} \right)_g(x^*), \dots, \left( \frac{\partial f}{\partial x_n} \right)_g(x^*) \right)$$

که  $\left( \frac{\partial f}{\partial x_j} \right)_g(x^*)$ ،  $j -$  امین  $gH$  - مشتق جزئی  $f$  در  $x^*$  است. که در تعریف ۴.۳.۴ مطرح شده بود. با توجه به قضیه ۳.۳.۴ اگر  $f^L, f^U$  توابع مشتق‌پذیر باشند آن‌گاه  $f$ ،  $gH$  - مشتق‌پذیر هم است و داریم:

$$\left( \frac{\partial f}{\partial x_j} \right)_g(x^*) = \left[ \min \left\{ \frac{\partial f^L}{\partial x_j}(x^*), \frac{\partial f^U}{\partial x_j}(x^*) \right\}, \max \left\{ \frac{\partial f^L}{\partial x_j}(x^*), \frac{\partial f^U}{\partial x_j}(x^*) \right\} \right]$$

که به‌صورت یک بازه بسته است.

مثال ۳.۵.۴. تابع بازه‌ای مقدار زیر را در نظر بگیرید.

$$f(x) = [2x_1 + 3x_2, x_1 + 3x_2 + 7]$$

بنابراین داریم:

$$\left( \frac{\partial f}{\partial x_1} \right)_g(x) = [\min\{2, 2x_1\}, \max\{2, 2x_1\}]$$

$$\left( \frac{\partial f}{\partial x_2} \right)_g(x) = [\min\{3x_2, 3x_2\}, \max\{3x_2, 3x_2\}] = [3x_2, 3x_2]$$

لذا گرادیان  $f$  به‌صورت زیر می‌باشد.

$$\nabla_g f(x) = ([\min\{2, 2x_1\}, \max\{2, 2x_1\}], [3x_2, 3x_2]).$$

تذکر ۱.۵.۴. اگر در مثال قبل،  $H$  - مشتق‌پذیر  $f$  را در نظر بگیریم. آن‌گاه مشتق جزئی  $\left( \frac{\partial f}{\partial x_2} \right)_H(\circ, 1)$  وجود ندارد، بنابراین گرادیان  $f$  وجود ندارد. در نتیجه گرادیان  $f$  با استفاده از مفهوم  $H$  - مشتق‌پذیری محدودکننده است. بعلاوه اگر فرض کنیم  $f$  به‌طور پیوسته مشتق‌پذیر ضعیف باشد واضح است که نمی‌توانیم در مورد گرادیان صحبت کنیم چون مشتق جزئی  $f$  را نمی‌توان تعریف کرد. لذا تعریف گرادیان  $f$  با استفاده از مفهوم  $gH$  - مشتق‌پذیری برای مسائل بهینه‌سازی عمومی‌تر و پرکاربردتر است.

معادله زیر را در نظر بگیرید.

$$\sum_{k=1}^r \lambda_k \nabla_g f_k(x^*) + \sum_{i=1}^m \mu_i \nabla g_i(x^*) = \circ \quad (۷.۴)$$

که

$$\circ \leq \mu_i \in \mathbb{R}, i = 1, 2, \dots, m, \circ < \lambda_k \in \mathbb{R}, k = 1, 2, \dots, p$$

توابع به‌طور پیوسته توابع  $gH$  - مشتق‌پذیر و  $g_i, i = 1, 2, \dots, m$  توابع حقیقی مقدار بطور پیوسته مشتق‌پذیر مسئله (MIP۲) می‌باشند. با توجه به قضیه ۲.۳.۴

در  $x^*$  به‌طور پیوسته مشتق‌پذیر هستند بنابراین معادله (۷.۴) معادل معادله زیر است.

$$\sum_{k=1}^r \lambda_k \frac{\partial f_k^L}{\partial x_j}(x^*) + \sum_{i=1}^m \mu_i \frac{\partial g_i}{\partial x_j}(x^*) = \circ = \sum_{k=1}^r \lambda_k \frac{\partial f_k^U}{\partial x_j}(x^*) + \sum_{i=1}^m \mu_i \frac{\partial g_i}{\partial x_j}(x^*) \quad (۸.۴)$$

به ازای تمام  $j = 1, 2, \dots, n$  معادله (۸.۴) را می‌توان به‌صورت زیر نوشت.

$$\sum_{k=1}^r \lambda_k \nabla f_k^L(x^*) + \sum_{i=1}^m \mu_i \nabla g_i(x^*) = \circ = \sum_{k=1}^r \lambda_k \nabla f_k^U(x^*) + \sum_{i=1}^m \mu_i \nabla g_i(x^*) \quad (۹.۴)$$

که ایجاب می‌کند:

$$\sum_{k=1}^r \lambda_k \nabla f_k^L(x^*) + \sum_{i=1}^m \lambda_k \nabla f_k^U(x^*) + \sum_{i=1}^m \bar{\mu}_i \nabla g_i(x^*) = \circ \quad (۱۰.۴)$$

$$\bar{\mu}_i = \sum \mu_i, i = 1, \dots, m \text{ که}$$

قضیه ۸.۵.۴. فرض کنید تابع چندهدفه بازه‌ای مقدار  $F$  به‌طور پیوسته  $gH$  - مشتق‌پذیر و  $LU$  - محدب در  $y^*$  باشد: اگر ضرایب (لاگرانژ)  $\mu_i, i = 1, \dots, m$  و  $\circ < \lambda_k \in \mathbb{R}$  وجود داشته باشند بطوریکه شرایط بهینگی  $KKT$  زیر برقرار باشند.

$$(الف), \sum_{k=1}^r \lambda_k \nabla_g f_k(y^*) + \sum_{i=1}^m \mu_i \nabla g_i(y^*) = \circ$$

$$(ب), \mu_i g_i(y^*) = \circ \quad i = 1, 2, \dots, m$$

آن‌گاه برای مسئله (MIP۲) داریم:

$$x^* \in X_P^{LS}, x^* \in X_P^{LU}.$$

برهان. چون (الف) معادل تساوی ۷.۴ می‌باشد اگر قرار دهیم  $x^* = y^*$  در نتیجه رابطه (۱۰.۴) بدست می‌آید؛ یعنی:

$$\sum_{k=1}^r \lambda_k \nabla f_k^L(y^*) + \sum_{k=1}^r \lambda_k \nabla f_k^U(y^*) + \sum_{i=1}^m \bar{\mu}_i \nabla g_i(y^*) = \circ$$

که  $\bar{\mu}_i = 2\mu_i$  برای  $i = 1, \dots, m$ . فرض کنید که  $\lambda_k^L = \lambda_k = \lambda_k^U, k = 1, \dots, r$  با توجه به قضیه ۴.۵.۴ اثبات کامل است. □

**مثال ۴.۵.۴.** مسئله برنامه‌ریزی زیر را در نظر بگیرید.

$$\begin{aligned} \min F(x) &= ([x_1^L, x_1^L + x_2^L], [x_2^L, x_1^L + x_2^L]) \\ \text{s.t. } \quad x_1 + x_2 &\leq 1 \\ -x_1 &\leq 0 \end{aligned}$$

پس داریم:

$$\begin{aligned} f_1^L(x) &= x_1^L & f_2^L(x) &= x_2^L \\ f_1^U(x) &= x_1^L + x_2^L & f_2^U(x) &= x_1^L + x_2^L \end{aligned}$$

بعلاوه  $f_k^U, f_k^L$  توابع محدب هستند. همچنین تابع چند هدفه بازه‌ای مقدار  $F$  در  $\mathbb{R}^2$  به‌طور پیوسته  $gH$  - مشتق‌پذیر است. بعلاوه شرایط (الف) و (ب) قضیه ۴.۵.۴ در  $x^* = (0, 0)$  صدق می‌کند. پس داریم:

$$x^* = (0, 0) \in X_P^{LU}.$$

**تذکر ۲.۵.۴.** توجه شود که مثال ۴.۵.۴،  $H -$  مشتق‌پذیر نمی‌باشد ولی  $gH -$  مشتق‌پذیر است (در نتیجه قضیه ۴.۹) در مرجع [۳۳] را نمی‌توان برای این مسئله به کار برد. بنابراین مفهوم  $gH -$  مشتق‌پذیری برای حل مسائل عمومی‌تر و پرکاربردتر است.

**تعریف ۳.۵.۴.** ([۴]) فرض کنید  $X$  مجموعه شدنی ناتهی باشد و  $x^* \in X$ . مخروط جهت‌های شدنی  $X$  در  $x^*$  به‌صورت زیر تعریف می‌شود.

$$D = \{d \in \mathbb{R}^n, d \neq 0, \exists \delta > 0 \text{ s.t. } x^* + rd \in X \quad r \in (0, \delta)\}$$

و  $d \in D$  جهت شدنی از  $X$  نامیده می‌شود.

**قضیه ۹.۵.۴.** ([۴]) فرض کنید  $X = \{x \in \mathbb{R}^n, g_i(x) \leq 0, i = 1, \dots, m\}$  مجموعه شدنی باشد و  $x^* \in X$ . همچنین فرض کنید  $g_i, i = 1, \dots, m$  در  $x^*$  مشتق‌پذیر باشد. فرض کنید  $I(x^*) = \{i = g_i(x^*) = 0\}$  مجموعه اندیس‌ها برای محدودیت‌های فعال باشد. بنابراین  $D \subset \{d \in \mathbb{R}^n : \nabla g_i(x^*)^T d \leq 0, \forall i \in I\}$

قابل ذکر است این تعریف حتی زمانی که فرض کنیم  $g_i -$  ها در  $x^*$  پیوسته باشند، بجای این‌که برای هر  $i \notin I$  در  $x^*$  مشتق‌پذیر باشد نیز درست است.

**تعریف ۴.۵.۴.** فرض کنید  $f$  یک تابع بازه‌ای مقدار تعریف شده روی مجموعه ناتهی  $X$  از  $\mathbb{R}^n$  باشد. گوئیم  $f$  در  $x^*$   $L$ -محدب اکید است اگر و فقط اگر  $f^L$  در  $x^*$  محدب اکید باشد.

همچنین می توان به طور مشابه  $U$ -محدب و  $S$ -محدب اکید را با در نظر گرفتن  $f^U$  و  $f^S$  تعریف نمود.

**تعریف ۵.۵.۴.** یک تابع بازه ای مقدار  $f$ :

- (الف)  $LU$ -کاهشی در  $x^*$  نامیده می شود اگر  $x^* < x$  و فقط اگر  $f(x) \underset{LU}{\prec} f(x^*)$
- (ب)  $LS$ -کاهشی در  $x^*$  نامیده می شود اگر  $x^* < x$  و فقط اگر  $f(x) \underset{LS}{\prec} f(x^*)$

در ادامه برخی نتایج در مورد جواب های بهینه  $LU$ -پارتو قوی و جواب های بهینه  $LS$ -پارتو قوی را ارائه می دهیم. برای اثبات قضایای زیر به قضیه دگرین تاگر نیاز داریم. این قضیه بیان می کند که برای دو ماتریس  $P$  و  $Q$  دقیقاً یکی از دو سیستم زیر جواب دارد.

$$(۱) \quad \exists x \in \mathbb{R}^n \quad P(x) \leq \circ, P(x) \neq \circ, Q(x) \leq \circ$$

$$(۲) \quad \exists \lambda > \circ, \mu \geq \circ \quad P^T \lambda + Q^T \mu = \circ$$

**قضیه ۱۰.۵.۴.** فرض کنید یک تابع بازه ای مقدار مثل  $f_h, h \in \{1, 2, \dots, r\}$  وجود داشته باشد به طوری که یک به یک و  $LU$ -کاهشی و  $U$ -محدب و در  $x^*$  به طور پیوسته  $gH$ -مشتق پذیر باشد. همچنین فرض کنید  $\nabla f_h^L(x^*) < \nabla f_h^U(x^*)$ . اگر ضرایب (لاگرانژ)  $\mu_i \in \mathbb{R}, i = 1, \dots, m$  وجود داشته باشند. به طوری که شرایط  $KKT$  زیر برقرار باشند.

$$(الف) \quad \nabla f_h^L(x^*) + \sum_{i=1}^m \mu_i \nabla g_i(x^*) = \circ$$

$$(ب) \quad \mu_i g_i(x^*) = \circ \quad i = 1, \dots, m$$

آن گاه برای مسئله  $(MIP2)$  داریم:  $x^* \in X_{SP}^{LU}$ .

برهان. فرض کنید  $x^* \notin X_{SP}^{LU}$  بنابراین با توجه به تعریف ۱.۴.۴،  $x \in X$  وجود دارد به طوری که  $f_h(x) \underset{LU}{\prec} f_h(x^*)$ . چون  $f_h$ ، در  $x^*$ ،  $U$ -محدب است بنابراین  $f_h^U$  در  $x^*$  محدب است، لذا داریم:

$$\nabla f_h^U(x^*)^T (x - x^*) \leq \circ$$

همچنین  $\nabla f_h^L(x^*) < \nabla f_h^U(x^*)$  و چون  $f_h$  یک به یک و  $LU$ -کاهشی است داریم  $x - x^* > \circ$ . لذا  $\nabla f_h^L(x^*)^T (x - x^*) < \nabla f_h^U(x^*)^T (x - x^*) \leq \circ$  پس داریم:

$$\nabla f_h^L(x^*)^T (x - x^*) < \circ \quad (۱۱.۴)$$

فرض کنید  $d = x - x^*$ . بنابراین  $\forall r \in (\circ, 1)$  و  $y = x^* + rd = rx + (1-r)x^* \in X$  چون  $X$  یک مجموعه محدب است و  $x, x^* \in X$  پس می توان نتیجه گرفت که  $d \in D$ . لذا  $d$  یک جهت شدنی از  $X$  است.

بنابراین با توجه به قضیه ۹.۵.۴ نتیجه می گیریم:

$$\nabla g_i(x^*)d \leq \circ \quad \forall i \in I \quad (۱۲.۴)$$

که  $I$  مجموعه اندیس محدودیت های فعال می باشد. فرض کنیم  $P$  یک ماتریس که سطرهای آن به صورت  $\nabla f_h^L(x^*)$  و  $Q$  یک ماتریس که سطرهای آن به صورت  $\nabla g_i(x^*)^T, i \in I$  می باشد. بنابراین با استفاده از قضیه دگرین تا کر می بینیم که  $d = x - x^*$  در سیستم (۱) صدق می کند بنابراین با توجه به روابط (۱۱.۴) و (۱۲.۴) نتیجه می گیریم که ضرایب (لاگرانژ)  $\lambda \in \mathbb{R}, \lambda < 0$  و  $\bar{\mu} \in \mathbb{R}, \bar{\mu}_i \leq 0$  وجود ندارند به طوری که:

$$\lambda \nabla f_h^L(x^*) + \sum_{i \in I} \bar{\mu}_i \nabla g_i(x^*) = 0$$

که معادل است با:

$$\nabla f_h^L(x^*) + \sum_{i \in I} \mu_i \nabla g_i(x^*) = 0$$

که  $\mu_i = \frac{\bar{\mu}_i}{\lambda}$ . این با شرط (الف) قضیه و با فرض  $\mu_i = 0, i \notin I$  تناقض دارد. پس اثبات کامل است.  $\square$

**قضیه ۱۱.۵.۴.** فرض کنید یک تابع هدف بازه ای مقدار  $\{1, 2, \dots, r\}$   $f_h, h \in \{1, 2, \dots, r\}$  موجود باشد به طوری که یک به یک و  $LS$  - کاهشی و  $L$  - محدب و به طور پیوسته  $gH$  - مشتق پذیر در  $x^*$  باشد. همچنین فرض کنید  $\nabla f_h^S(x^*) < \nabla f_h^L(x^*)$ . اگر ضرایب (لاگرانژ)  $\mu_i \in \mathbb{R}, i = 1, \dots, m, \mu_i \leq 0$  وجود داشته باشند به طوری که شرایط  $kkt$  زیر برقرار باشند.

$$(الف) \quad \nabla f_h^S(x^*) + \sum_{i=1}^m \mu_i \nabla g_i(x^*) = 0$$

$$(ب) \quad \mu_i g_i(x^*) = 0 \quad i = 1, \dots, m$$

آن گاه برای مسئله  $(MIP2)$  داریم:  $x^* \in X_{SP}^{LS}$ .



# فصل ۵

## قضایای دوگانی در مسائل برنامه‌ریزی چندهدفه بازه‌ای مقدار و مشتق ناپذیر

### ۱.۵ معرفی

در تحقیقات اخیر مطالعاتی بر روی مسائل برنامه‌ریزی نامعین صورت گرفته است. برای دست یافتن به مسائل جهان واقعی، گاهی اوقات ضرایب توابع هدف یا محدودیت‌ها را به صورت بازه‌ای در نظر می‌گیرند. این روش برنامه‌ریزی بازه‌ای مقدار، نامیده می‌شود که اخیراً مورد توجه محققان قرار گرفته است.

در این روش می‌توان از مسائل بازه‌ای مقدار برای حل مسائل نامعین کمک گرفت، این مسائل در حالت‌های تک‌هدفه یا چندهدفه با شرایط تحدب و مشتق‌پذیری تابع هدف مورد مطالعه قرار گرفته‌اند. از سوی دیگر تحدب نقش مهمی در مسائل بهینه‌سازی دارد و شرط کافی مسائل بهینه‌سازی و قضایای دوگان می‌باشد.

در اکثر مطالعاتی که بر روی مسائل بهینه‌سازی بازه‌ای مقدار (تک‌هدفه یا چندهدفه) صورت گرفته است، مسائل به صورت مشتق‌پذیر در نظر گرفته شده‌اند. اما سان<sup>۱</sup> و وانگ<sup>۲</sup> [۲۷] مسائل بازه‌ای مقدار (تک‌هدفه) را در حالت مشتق‌ناپذیر فرض کردند و از شرایط لازم و کافی فریتز-

<sup>۱</sup>Sun

<sup>۲</sup>Wang

جان<sup>۳</sup> و کان-تاکر<sup>۴</sup> نتیجه گرفته می‌شوند. اکنون پرداختن به مسائل بازه‌ای مقدار چندهدفه و پیدا کردن نقاط بهینه پارتو در حالت مشتق ناپذیر اهمیت دارد. با توجه به مطالب ذکر شده، ما در این فصل به مطالعه بر روی توابع بازه‌ای مقدار مشتق ناپذیر شامل توابع  $LU$  - محدب می‌پردازیم.

## ۲.۵ مقدمات

از نمادهای زیر در این فصل استفاده می‌کنیم.

$$\Lambda_n = \{1, \dots, n\}$$

$$R_+ = \{a \in \mathbb{R} \mid a \geq 0\}$$

$$R_+^n = \{a \in \mathbb{R}^n \mid a \geq 0\}$$

$$I = \{a = [a^L, a^U] \mid a^L, a^U \in \mathbb{R}\}$$

$$R_I^n = \{a \in \mathbb{R}^n \mid a_i \in I, i \in \Lambda_n\}$$

$$R_{I_+}^n = \{a \in \mathbb{R}_I^n \mid a_i^L > 0, i \in \Lambda_n\}$$

$$\chi = \{f \mid f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}\}$$

$$\chi^+ = \{f = (f_1, \dots, f_n) \mid f_i \in \chi\}$$

$$\mathcal{F} = \{F = [f^L, f^U] \mid f^L, f^U \in \chi\}$$

$$\mathcal{F}^n = \{F = (F_1, \dots, F_n) \mid F_i \in \mathcal{F}, i \in \Lambda_n\}$$

$X$  فضای برداری محدب حقیقی با دوگان  $X'$  است و  $K \subseteq X$  هم محدب است.

**تعریف ۱.۲.۵.** ([۴]) مخروط متعامد بر مجموعه  $K$  در  $x^* \in K$  به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$N_K(x^*) = \{d \in X' \mid (x - x^*)^T d \leq 0, \forall x \in K\}.$$

**تعریف ۲.۲.۵.** ([۴])  $\xi \in X'$  زیر گرادیان تابع محدب  $f$  در  $x^*$  است، هرگاه:

$$(x - x^*)^T \xi \leq f(x) - f(x^*), \quad \forall x \in X - \{x^*.\}$$

همچنین، این نامساوی به صورت اکید است، اگر تابع  $f$  شبه محدب<sup>۵</sup> اکید باشد.

**تعریف ۳.۲.۵.** ([۴]) مجموعه‌ی همه‌ی زیر گرادیان‌های تابع  $f$  زیر دیفرانسیل نامیده می‌شود و با نماد  $\partial f(x^*)$  نمایش داده می‌شود.

<sup>۳</sup>Fritz-John

<sup>۴</sup>Kuhn-Tucker

<sup>۵</sup>Pseudoconvex

تذکره ۱.۲.۵. ([۱۵]) فرض کنید  $f \in \chi^n$  بنابراین زیر دیفرانسیل تابع  $f$  به صورت زیر می باشد:

$$\partial f(x^*) = (\partial f_1(x^*), \dots, \partial f_n(x^*)).$$

مسئله برنامه ریزی چندهدفه بازه‌ای مقدار مشتق ناپذیر زیر را در نظر بگیرید.

$$\begin{aligned} (P_p) \quad & \min F(x) \\ & \text{s.t. } g_j(x) \leq 0, j \in \Lambda_m \\ & x \in K \end{aligned}$$

که  $F \in \mathcal{F}^r$  و  $g_i \in \chi, j \in \Lambda_m$ ، مجموعه شدنی مسئله  $(P_p)$  را به صورت زیر نشان می دهیم.

$$X_0 = \{x \in X \mid g_j(x) \leq 0, j \in \Lambda_m, x \in K\}.$$

**تعریف ۴.۲.۵.**  $x^* \in X_0$  را جواب کارای بازه‌ای مقدار مسئله  $(P_p)$  می گوئیم، اگر  $\hat{x} \in X_0$  وجود نداشته باشد به طوری که

$$F(\hat{x}) \underset{LU}{\prec} F(x^*).$$

**تعریف ۵.۲.۵.** فرض کنید  $F \in \mathcal{F}$ . بنابراین  $F, LU$  - محدب در  $x^* \in X$  نامیده می شود هرگاه:

$$F(\lambda x^* + (1 - \lambda)x) \underset{LU}{\preceq} \lambda F(x^*) + (1 - \lambda)F(x), \quad \forall \lambda \in (0, 1), x \in X.$$

**تعریف ۶.۲.۵.** ([۳۱]) فرض کنید  $F \in \mathcal{F}$  و  $x^* \in X_0$  بنابراین  $F, LU$  - محدب در  $x^*$  نامیده می شود هرگاه  $f^L$  و  $f^U$  در  $x^*$  محدب باشند.

**تعریف ۷.۲.۵.** فرض کنید  $F \in \mathcal{F}^r$  و  $x^* \in X_0$ .  $F$  در  $x^*$ ،  $LU$  - محدب نامیده می شود اگر هر  $F_i$  در  $x^*$  برای هر  $i \in \Lambda_r$ ،  $LU$  - محدب باشد.

**تعریف ۸.۲.۵.** فرض کنید  $F \in \mathcal{F}^r$  و  $x^* \in X_0$  آن گاه  $F$  در  $x^*$ ،  $LU$  - محدب نامیده می شود هرگاه هر  $f_i^L$  و  $f_i^U$  در  $x^*$  برای هر  $i \in \Lambda_r$  محدب باشند.

در ادامه مسائل برنامه ریزی بازه‌ای مقدار مشتق ناپذیر زیر را متناظر با مسئله برنامه ریزی چندهدفه بازه‌ای مقدار  $(P_p)$  در نظر می گیریم:

$$\begin{aligned} (P_k) \quad & \min F_k(x) = [f_k^L(x), f_k^U(x)] \\ & f_i^L(x) \leq f_i^L(x^*), \quad i (\neq k) \in \Lambda_r \\ & \text{s.t. } f_i^U(x) \leq f_i^U(x^*), \quad i (\neq k) \in \Lambda_r \\ & g_j(x) \leq 0, j \in \Lambda_m \\ & x \in k \end{aligned}$$

لم زیر رابطه مسئله برنامه ریزی چندهدفه بازه‌ای مقدار  $(P_p)$  را با مسئله برنامه ریزی تک هدفه بازه‌ای مقدار  $(P_k)$  را نشان می دهد.

لم ۱.۲.۵.  $x^*$  یک جواب کارای بازه‌ای مسئله  $(P_p)$  می‌باشد اگر و تنها اگر  $x^*$  یک جواب  $LU$  - بهینه مسئله  $(P_k)$  برای هر  $k \in \Lambda_r$  باشد.

برهان. فرض کنید  $x^*$  جواب کارای  $(P_p)$  باشد ولی جواب کارای  $(P_k)$  نباشد. بنابراین  $\hat{x}$  وجود دارد به طوری که  $F_k(\hat{x}) \underset{LU}{\prec} F_k(x^*)$  که نتیجه می‌شود:

$$f_k^L(\hat{x}) < f_k^L(x^*) \text{ و } f_k^U(\hat{x}) < f_k^U(x^*)$$

یا

$$f_k^L(\hat{x}) \leq f_k^L(x^*) \text{ و } f_k^U(\hat{x}) < f_k^U(x^*)$$

یا

$$f_k^L(\hat{x}) < f_k^L(x^*) \text{ و } f_k^U(\hat{x}) \leq f_k^U(x^*)$$

و

$$f_i^L(\hat{x}) \leq f_i^L(x^*), f_i^U(\hat{x}) \leq f_i^U(x^*), \quad i (\neq k) \in \Lambda_r$$

که این مطلب مخالف این است که  $x^*$  جواب کارای  $(P_p)$  باشد، لذا  $x^*$  جواب کارای  $(P_k)$  به‌ازای  $k \in \Lambda_r$  می‌باشد.

برعکس فرض کنید  $x^*$  جواب  $LU$  - بهینه  $(P_k)$  به‌ازای  $k \in \Lambda_r$  باشد ولی جواب کارای  $(P_p)$  نباشد. با توجه به تعریف ۴.۲.۵،  $\hat{x}$  وجود دارد به طوری که  $F_i(\hat{x}) \underset{LU}{\prec} F_i(x^*)$ ،  $i \in \Lambda_r$  و  $F_h(\hat{x}) \underset{LU}{\prec} F_h(x^*)$  برای  $h \in \Lambda_r$  حداقل یک اندیس.

این مطلب تناقض دارد با اینکه  $x^*$  جواب  $LU$  - بهینه  $(P_k)$  برای هر  $k \in \Lambda_r$  باشد، بنابراین  $x^*$  جواب کارای  $(P_p)$  می‌باشد و اثبات کامل است.  $\square$

مثال زیر لم قبل را توجیه می‌کند.

مثال ۱.۲.۵. مسئله برنامه‌ریزی چندهدفه زیر را در نظر بگیرید.

$$(IVMP) \quad \min F(x) = \left( [x_1^2 + x_2^2 + 1, x_1^2 + x_2^2 + 2], [2x_1^2 + 2x_2^2 + 3, 2x_1^2 + x_2^2 + 4] \right)$$

$$s.t. \quad 1 - x_1 - x_2 \leq 0$$

$$6 - 3x_1 - x_2 \leq 0$$

$$x_1, x_2 \geq 0$$

همان‌طور که در فصل قبل در مثال ۲.۵.۴ دیدیم  $(\frac{9}{8}, \frac{3}{8})$  یک جواب کارای بازه‌ای این مسئله می‌باشد. زیر مسئله‌های بازه‌ای مقدار متناظر با مسئله  $(IVMP)$  را به‌صورت زیر در نظر

می‌گیریم.

$$\begin{aligned}
 (IVMP_1) : \quad \min F_1(x) &= [x_1^2 + x_2^2 + 1, x_1^2 + x_2^2 + 2] \\
 & 2x_1^2 + 2x_2^2 \leq \frac{36}{5} \\
 s.t. \quad 1 - x_1 - x_2 &\leq 0 \\
 6 - 3x_1 - x_2 &\leq 0 \\
 x_1, x_2 &\geq 0
 \end{aligned}$$

9

$$\begin{aligned}
 (IVMP_2) : \quad \min F_2(x) &= [2x_1^2 + 2x_2^2 + 3, 2x_1^2 + 2x_2^2 + 4] \\
 & x_1^2 + x_2^2 \leq \frac{18}{5} \\
 s.t. \quad 1 - x_1 - x_2 &\leq 0 \\
 6 - 3x_1 - x_2 &\leq 0 \\
 x_1, x_2 &\geq 0
 \end{aligned}$$

مسائل بالا را با توجه به قضیه ۵.۳.۴ که در فصل قبل داشتیم، حل می‌کنیم. می‌بینیم که جواب  $LU -$  بهینه برای مسئله  $(IVMP_1)$  با  $(\frac{9}{5}, \frac{3}{5})$

$$\begin{aligned}
 \lambda^L + \lambda^U &= 1 \\
 \mu_1 = \mu_2 &= 0, \mu_3 = \frac{6}{5}
 \end{aligned}$$

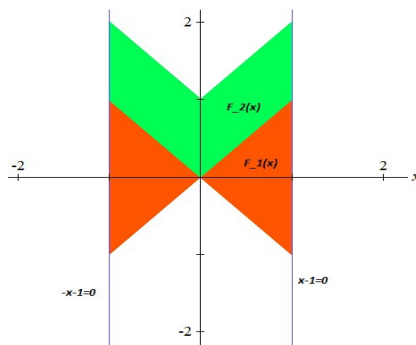
می‌باشد. و  $(\frac{9}{5}, \frac{3}{5})$  جواب  $LU -$  بهینه برای مسئله  $(IVMP_2)$  با

$$\begin{aligned}
 \lambda^L + \lambda^U &= 1 \\
 \mu_1 = \mu_2 &= 0, \mu_3 = \frac{12}{5}
 \end{aligned}$$

می‌باشد.

**مثال ۲.۲.۵.** مسئله برنامه‌ریزی زیر که شامل توابع مشتق ناپذیر می‌باشد را در نظر بگیرید.

$$\begin{aligned}
 (IVMP_1) : \quad \min (F_1(x) &= [-|x|, |x|], F_2(x) = [|x|, |x| + 1]) \\
 s.t. \quad x - 1 &\leq 0 \\
 -x - 1 &\leq 0
 \end{aligned}$$



شکل ۱.۵: نمودار رفتار تابع  $(IVMP_1)$

با توجه به شکل (۱.۵) می‌بینیم که نقطه‌ی صفر یک جواب کارای بازه‌ای مقدار برای مسئله  $(IVMP_1)$  می‌باشد. زیر مسئله‌های بازه‌ای مقدار متناظر با این مسئله را به صورت زیر در نظر می‌گیریم:

$$(IVMP_1) : \quad \min F_1(x) = [-|x|, |x|]$$

$$s.t. \quad |x| \leq 0$$

$$x - 1 \leq 0$$

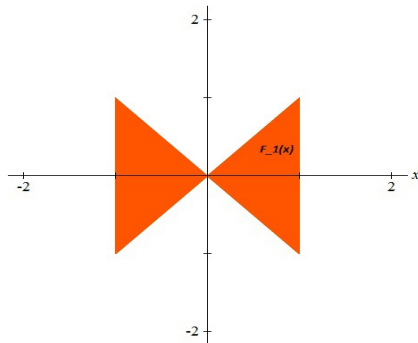
$$-x - 1 \leq 0$$

$$(IVMP_2) : \quad \min F_2(x) = [|x|, |x| + 1]$$

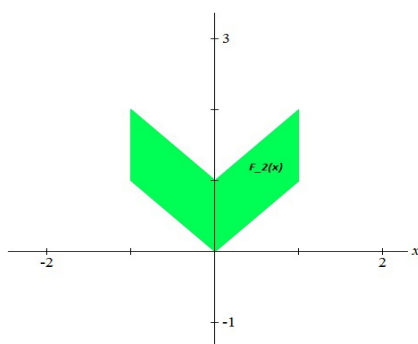
$$s.t. \quad -|x| \leq 0$$

$$x - 1 \leq 0$$

$$-x - 1 \leq 0$$



شکل ۲.۵: نمودار رفتار  $F_1(x)$



شکل ۳.۵: نمودار رفتار  $F_2(x)$

با توجه به شکل های ۲.۵ و ۳.۵ می بینیم که صفر جواب  $LU$ -بهینه برای مسئله  $(IVMIP)_1$  و  $(IVMIP)_2$  می باشد.

## ۳.۵ شرایط لازم بهینگی

مسئله بهینه سازی بازه ای مقدار مشتق ناپذیر زیر را در نظر بگیرید.

$$\begin{aligned} (P) \quad & \min F(x) \\ \text{s.t.} \quad & g_j(x) \leq 0 \quad j \in \Lambda_m \\ & x \in K \end{aligned}$$

که  $F \in \mathcal{F}$  و  $j \in \Lambda_m$ ,  $g_j \in \mathcal{X}$ .

شرایط لازم روش فریتز-جان برای مسئله  $(P)$  که توسط سان و وانگ [۲۷] گسترش یافت، به صورت زیر می باشد.

## ۸۰ قضایای دوگانی در مسائل برنامه‌ریزی چندهدفه بازه‌ای مقدار و مشتق ناپذیر

**قضیه ۱.۳.۵.** ([۲۷]) فرض کنید  $x^*$  یک جواب  $LU$  - بهینه برای مسئله  $(P)$  باشد. آن‌گاه:

$$\xi^{L^*}, \xi^{U^*} \in \mathbb{R}_+, \lambda^* \in \mathbb{R}_+^m, (\xi^{L^*}, \xi^{U^*}, \lambda^*) \neq \circ$$

وجود دارند، به طوری که:

$$(1) \lambda_j^* g_j(x^*) = \circ, \quad j \in \Lambda_m$$

$$(2) \circ \in \xi^{L^*} \partial f^L(x^*) + \xi^{U^*} \partial f^U(x^*) + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* \partial g_j(x^*) + N_K(x^*)$$

توجه کنید که اگر  $\xi^{L^*} = \circ$  یا  $\xi^{U^*} = \circ$  باشند، متناظر با آن‌ها  $f^L$  و  $f^U$  هم در شرایط لازم بالا بی تاثیر می‌باشند.

سان و وانگ [۲۷] این مشکل را با استفاده از توصیف قیدی اسلاتر برطرف کردند.

**تعریف ۱.۳.۵.** فرض کنید  $x^*$  یک جواب کارای بازه‌ای مسئله  $(P_p)$  باشد. برای هر  $k \in \Lambda_r$ ، اگر  $x_k \in X$  وجود داشته باشد، به طوری که:

$$x_k \in K, g_j(x_k) < \circ, j \in \Lambda_m, f_i^L(x_k) < f_i^L(x^*), f_i^U(x_k) < f_i^U(x^*), i \neq k$$

آن‌گاه گوییم  $x^*$  در شرط توصیف قیدی اسلاتر صدق می‌کند.

**قضیه ۲.۳.۵.** ([۲۷]) فرض کنید  $x^*$  یک جواب  $LU$  - بهینه مسئله  $(P)$  باشد و توصیف قیدی اسلاتر برقرار باشد، بنابراین:

$$\circ < \xi^{L^*}, \xi^{U^*} \in \mathbb{R}_+, \lambda^* \in \mathbb{R}_+^m$$

وجود دارند، به طوری که:

$$(1) \lambda_j^* g_j(x^*) = \circ, \quad j \in \Lambda_m$$

$$(2) \circ \in \xi^{L^*} \partial f^L(x^*) + \xi^{U^*} \partial f^U(x^*) + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* \partial g_j(x^*) + N_K(x^*)$$

در قضیه زیر شرایط لازم بهینگی فریتز-جان را برای مسئله  $(P_p)$  ارائه می‌دهیم.

**قضیه ۳.۳.۵.** فرض کنید  $x^*$  یک جواب کارای بازه‌ای برای مسئله  $(P_p)$  باشد، آن‌گاه:

$$\xi^* \in R_I^r, \xi^{L^*}, \xi^{U^*} \in R_+^r, \lambda^* \in R_+^m, (\xi^{L^*}, \xi^{U^*}, \lambda^*) \neq \circ$$

وجود دارند، به طوری که:

$$(1) \lambda_j^* g_j(x^*) = \circ, \quad j \in \Lambda_m$$

$$(2) \circ \in \xi^{L^*} \partial f^L(x^*) + \xi^{U^*} \partial f^U(x^*) + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* \partial g_j(x^*) + N_K(x^*)$$



برهان. با توجه به تعاریف ۲.۲.۵ و ۳.۲.۵ داریم:

$$\partial(f_i^U(x) - f_i^U(x^*)) = \partial f_i^U(x)$$

و

$$\partial(f_i^L(x) - f_i^L(x^*)) = \partial f_i^L(x), \quad i(\neq k) \in \Lambda_r$$

چون  $x^*$  یک جواب کارای بازه‌ای برای مسئله  $(P_p)$  می‌باشد، لذا با توجه به لم ۱.۲.۵،  $x^*$  یک جواب  $LU$  - بهینه برای هر  $(P_k)$  می‌باشد. لذا با توجه به قضیه ۱.۳.۵

$$\xi_k^{L*}, \xi_k^{U*} \in R_+, \quad \lambda^* \in r_R^m, (\xi^{L*}, \xi^{U*}, \lambda^*) \neq \circ$$

وجود دارند، به طوری که:

$$(۱) \lambda_j^* g_j(x^*) = \circ, \quad j \in \Lambda_m$$

$$(۲) \circ \in \xi_k^{L*} \partial f_k^L(x^*) + \xi_k^{U*} \partial f_k^U(x^*) + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* \partial g_j(x^*) + N_K(x^*)$$

بنابراین با جمع بستن روی تمام  $k \in \{1, 2, \dots, r\}$  داریم:

$$\lambda_j^* g_j(x^*) = \circ, \quad j \in \Lambda_m$$

$$\circ \in \xi^{L*} \partial f^L(x^*) + \xi^{U*} \partial f^U(x^*) + \sum_{j=1}^m \bar{\lambda}_j^* \partial g_j(x^*) + N_K(x^*)$$

که در آن  $\bar{\lambda}_j^* = k \cdot \lambda_j^*$  بدون از دست دادن کلیت مسئله، فرض کنید:  $\xi_i^{L*} \leq \xi_i^{U*}$ ,  $i \in \Lambda_r$  که  $\xi^* \in R_+^r$  را نتیجه می‌دهد و اثبات کامل است.  $\square$

**تذکر ۱.۳.۵.** توجه کنید که اگر در قضیه بالا  $\xi_i^{L*} = \circ$  یا  $\xi_i^{U*} = \circ$  لذا متناظر با آن‌ها توابع هدف  $f_i^L, f_i^U, i \in \Lambda_r$  هیچ نقشی در شرایط لازم بهینگی ندارند. لذا این مشکل با فرض  $\xi_i^{L*} > \circ$  و  $\xi_i^{U*} > \circ$  برطرف می‌شود. به هر حال با شرط توصیف قیدی اسلاتر که باید در محدودیت‌های مسئله  $(P_k)$  صدق کند، می‌توان این مشکل را رفع کرد.

**قضیه ۴.۳.۵.** فرض کنید  $x^*$  یک جواب کارای بازه‌ای مسئله  $(P_p)$  باشد. و در شرایط تعریف ۱.۳.۵ صدق کند. آن‌گاه  $\lambda^* \in R_+^m, \xi^* \in R_+^r$  وجود دارند، به طوری که:

$$(۱) \lambda_j^* g_j(x^*) = \circ, \quad j \in \Lambda_m$$

$$(۲) \circ \in \xi^{L*} \partial f^L(x^*) + \xi^{U*} \partial f^U(x^*) + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* \partial g_j(x^*) + N_K(x^*)$$

برهان. چون  $x^*$  یک جواب کارای بازه‌ای مسئله  $(P_p)$  است، لذا با توجه به لم ۱.۲.۵،  $x^*$  یک جواب  $LU$  - بهینه برای هر  $(P_k)$  می‌باشد. بنابراین از قضیه ۲.۳.۵ نتیجه می‌گیریم که

وجود دارند، به طوری که:  $\alpha_k^{L*}, \alpha_k^{U*} \in R_+^r$

$$\beta_{jk}^* g_j(x^*) = 0, \quad j \in \Lambda_m$$

$$0 \in \alpha_k^{L*} \partial f_k^L(x^*) + \alpha_k^{U*} \partial f_k^U(x^*) + \sum_{j=1}^m \beta_{jk}^* \partial g_j(x^*) + N_K(x^*)$$

برای هر  $x \in \Lambda_r$  اکنون اگر  $k = 1$  باشد داریم:

$$\beta_{j1}^* g_j(x^*) = 0, \quad j \in \Lambda_m$$

$$0 \in \alpha_1^{L*} \partial f_1^L(x^*) + \alpha_1^{U*} \partial f_1^U(x^*) + \sum_{j=1}^m \beta_{j1}^* \partial g_j(x^*) + N_K(x^*)$$

برای  $k = 2$  داریم:

$$\beta_{j2}^* g_j(x^*) = 0, \quad j \in \Lambda_m$$

$$0 \in \alpha_2^{L*} \partial f_2^L(x^*) + \alpha_2^{U*} \partial f_2^U(x^*) + \sum_{j=1}^m \beta_{j2}^* \partial g_j(x^*) + N_K(x^*)$$

با ادامه‌ی این روند در حالتی که  $k = r$  باشد، داریم:

$$k = r$$

$$\beta_{jr}^* g_j(x^*) = 0, \quad j \in \Lambda_m$$

$$0 \in \alpha_r^{L*} \partial f_r^L(x^*) + \alpha_r^{U*} \partial f_r^U(x^*) + \sum_{j=1}^m \beta_{jr}^* \partial g_j(x^*) + N_K(x^*)$$

با جمع کردن روابط با هم داریم:

$$(\beta_{j1}^* + \beta_{j2}^* + \dots + \beta_{jr}^*) g_j(x^*) = 0, \quad j \in \Lambda_m$$

$$0 \in \left( \alpha_1^{L*} + \alpha_2^{L*} + \dots + \alpha_r^{L*} \right) \partial f_r^L(x^*)$$

$$\left( \alpha_1^{U*} + \alpha_2^{U*} + \dots + \alpha_r^{U*} \right) \partial f_r^U(x^*)$$

$$+ \sum_{j=1}^m \left( \beta_{j1}^* + \beta_{j2}^* + \dots + \beta_{jr}^* \right) \partial g_j(x^*) + N_K(x^*)$$

فرض می‌کنیم:

$$\xi_i^{L*} = \alpha_1^{L*} + \alpha_2^{L*} + \dots + \alpha_r^{L*} \geq 1$$

$$\xi_i^{U*} = \alpha_1^{U*} + \alpha_2^{U*} + \dots + \alpha_r^{U*} \geq 1, \quad i \in \Lambda_r$$

و

$$\lambda_j^* = \beta_{j1}^* + \beta_{j2}^* + \dots + \beta_{jr}^* \geq 0, \quad j \in \Lambda_m$$

لذا وجود دارند:

$$\xi_i^{L*}, \xi_i^{U*} > 0, \quad i \in \Lambda_r, \quad \lambda_j^* \geq 0, \quad j \in \Lambda_m$$

به طوری که:

$$\lambda_j^* g_j(x^*) = 0, \quad j \in \Lambda_m$$

$$0 \in \xi^{L^*} \partial f^L(x^*) + \xi^{U^*} \partial f^U(x^*) + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* g_j(x^*) + N_K(x^*)$$

بدون از دست دادن کلیت مسئله فرض کنید:  $\xi_i^{L^*} \leq \xi_i^{U^*}, i \in \Lambda_r$  بنابراین:

$$\xi^* \in R_{I^+}^r, \lambda^* \in R_+^m$$

و اثبات کامل است.  $\square$

در ادامه شرایط کافی فریتز-جان را در قضیه زیر بیان می کنیم.

**قضیه ۵.۳.۵.** فرض کنید  $F$  یک تابع  $LU$  - محدب باشد و  $g_k, \lambda_k^* > 0$  وجود داشته باشد برای بعضی از  $k \in \Lambda_m$  محدب اکید و برای  $j \in \Lambda_m, k \neq j$  محدب باشند. اگر  $\xi^* \in R_I^r$  و  $\lambda^* \in R_+^m, (\xi^*, \lambda^*) \neq 0$  وجود داشته باشند. به طوری که:

$$(1) \lambda_j^* g_j(x^*) = 0, \quad j \in \Lambda_m$$

$$(2) 0 \in \xi^{L^*} \partial f^L(x^*) + \xi^{U^*} \partial f^U(x^*) + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* \partial g_j(x^*) + N_K(x^*)$$

آن گاه  $x^*$  یک جواب کارای بازه‌ای برای مسئله  $(P_p)$  می باشد.

برهان. با توجه به فرض دوم قضیه نتیجه می گیریم که:

$$\rho_i^{L^*} \in \partial f_i^L(x^*), \rho_i^{U^*} \in \partial f_i^U(x^*), j \in \Lambda_r, \eta_j^* \in \partial g_j(x^*), j \in \Lambda_m, z^* \in N_K(x^*)$$

وجود دارند، به طوری که:

$$0 = (x - x^*) (\xi^{L^*} \rho^{L^*} + \xi^{U^*} \rho^{U^*} + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* \eta_j^* + z^*) \quad (1.5)$$

که گزاره زیر را نتیجه می دهد.

$$0 = (x - x^*) \left( \xi^{L^*} \rho^{L^*} + \xi^{U^*} \rho^{U^*} + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* \eta_j^* + z^* \right) \quad (2.5)$$

با برهان خلف فرض کنید  $x^*$  یک جواب کارای بازه‌ای مسئله  $(P_p)$  نباشد. لذا با توجه به تعریف

$$F(\hat{x}) \underset{LU}{\prec} F(x^*), \quad \hat{x} \in X, \quad 5.2.5$$

چون  $F$  یک تابع  $LU$  - محدب است. با توجه به قضیه ۸.۲.۵ توابع  $f_i^L$  و  $f_i^U$  به ازای  $i \in \Lambda_r$  محدب هستند. بنابراین با توجه به تعریف ۲.۲.۵ داریم:

$$(\hat{x} - x^*)^T \rho_i^{L^*} \leq 0 \text{ و } (\hat{x} - x^*)^T \rho_i^{U^*} \leq 0, \quad i \in \Lambda_r$$

و

$$(\hat{x} - x^*)^T \rho_h^{L^*} < 0 \text{ و } (\hat{x} - x^*)^T \rho_h^{U^*} < 0$$

یا

$$(\hat{x} - x^*)^T \rho_h^{L^*} \leq 0 \text{ و } (\hat{x} - x^*)^T \rho_h^{U^*} < 0$$

یا

$$(\hat{x} - x^*)^T \rho_h^{L^*} < 0 \text{ و } (\hat{x} - x^*)^T \rho_h^{U^*} \leq 0 \quad (۳.۵)$$

برای حداقل یک اندیس  $h$ .

چون  $\xi_i^{L^*} \geq 0, i \in \Lambda_r$  داریم:

$$(\hat{x} - x^*)^T (\xi^{L^*} \rho^{L^*} + \xi^{U^*} \rho^{U^*}) \leq 0 \quad (۴.۵)$$

چون  $\lambda_j^* g_j(x^*) = 0, j \in \Lambda_m$  و  $\lambda_j \in R_+^m$  و  $g_j(x) \leq 0$  لذا داریم:

$$\lambda_j^* g_j(x) \leq \lambda_j^* g_j(x^*)$$

برای  $1 \leq k \leq m, \lambda_k^* > 0, g_k$  یک تابع محدب اکید و  $g_j$  یک تابع محدب  $j (\neq k) \in \Lambda_m$  می‌باشد. پس داریم:

$$\begin{aligned} (\hat{x} - x^*)^T (\lambda_k^* \eta_k^*) &< 0 \\ (\hat{x} - x^*)^T \sum_{j(\neq k)=1}^m \lambda_j^* \eta_j^* &\leq 0 \end{aligned}$$

در نتیجه داریم:

$$(\hat{x} - x^*)^T \sum_{j=1}^m \lambda_j^* \eta_j^* < 0 \quad (۵.۵)$$

و برای  $z^* \in N_k(x^*)$  داریم:

$$(\hat{x} - x^*)^T z^* \leq 0 \quad (۶.۵)$$

با استفاده از روابط (۴.۵) و (۵.۵) و (۶.۵) داریم:

$$(\hat{x} - x^*)^T \left( \xi^{L^*} \rho^{L^*} + \xi^{U^*} \rho^{U^*} + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* \eta_j^* + z^* \right) < 0$$

که با رابطه (۸.۴) تناقض دارد. لذا  $x^*$  یک جواب کارای بازه‌ای برای مسئله  $(P_p)$  می‌باشد و اثبات کامل است.  $\square$

در قضیه زیر شرایط کافی بهینگی کان تاکر را بیان می‌کنیم.

قضیه ۶.۳.۵. فرض کنید که  $F$  یک تابع  $LU$  - محدب و  $g_j, j \in \Lambda_m$  توابع محدب باشند. اگر وجود داشته باشد

$$\xi^* \in R_{I_+}^r, \lambda^* \in R_+^m, \lambda^* \neq \circ$$

به طوری که شرایط زیر برقرار باشند.

$$(۱) \lambda_j^* g_j(x^*) = \circ, \quad j \in \Lambda_m$$

$$(۲) \circ \in \xi^{L^*} \partial f^L(x^*) + \xi^{U^*} \partial f^U(x^*) + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* \partial g_j(x^*) + N_K(x^*)$$

آن گاه  $x^*$  یک جواب بهینه کارای بازه‌ای برای مسئله  $(P_p)$  می‌باشد.

برهان. با برهان خلف فرض کنید  $x^*$  یک جواب کارای بازه‌ای مسئله  $(P_p)$  نباشد. با توجه به اینکه  $\xi_i^{L^*} > \circ, i \in \Lambda_r$  و رابطه (۴.۵) موجود در برهان قضیه قبل بود، داریم:

$$(\hat{x} - x^*)^T (\xi^{L^*} \rho^{L^*} + \xi^{U^*} \rho^{U^*}) < \circ \quad (۷.۵)$$

اکنون چون  $g_j, j \in \Lambda_m$  محدب می‌باشد. بنابراین با روش مشابهی که رابطه (۵.۵) در برهان قضیه قبل، داریم:

$$(\hat{x} - x^*)^T \sum_{j=1}^m \lambda_j^* \eta_j^* \leq \circ \quad (۸.۵)$$

با ترکیب روابط (۶.۵) و (۷.۵) و (۸.۵) داریم:

$$(\hat{x} - x^*)^T \left( \xi^{L^*} \rho^{L^*} + \xi^{U^*} \rho^{U^*} + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* \eta_j^* + z^* \right) < \circ$$

□

که با رابطه (۲.۵) تناقض دارد و اثبات کامل است.

## ۴.۵ دوگان موند – وایر

در ادامه مسئله دوگان موند- وایر<sup>۶</sup> متناظر با مسئله اولیه  $(P_p)$  را تعریف می‌کنیم.

$$(D_M) \quad \max F(y)$$

$$s.t. \quad \circ \in \xi^L \partial f^L(y) + \xi^U \partial f^U(y) + \sum_{j=1}^m \lambda_j \partial g_j(y) + N_k(y) \quad (۹.۵)$$

$$\sum_{j=1}^m \lambda_j g_j(y) \geq \circ \quad \xi \in R_{I_+}^r, \lambda \in R_+^m$$

<sup>۶</sup> Mond-weir's

که  $F \in \mathcal{F}^r$ . مجموعه جواب‌های شدنی مسئله  $(D_M)$  با  $f^L, f^U \in \mathcal{X}^r$  را به صورت زیر تعریف می‌کنیم.

$$S_M = \left\{ z = (y, \xi, \lambda) : \begin{aligned} & \circ \in \xi^L \partial f^L(y) + \xi^U \partial f^U(y) + \sum_{j=1}^m \lambda_j \partial g_j(y) + N_k(y), \\ & \sum_{j=1}^m \lambda_j g_j(y) \geq \circ, \xi \in R_{I_+}^r, \lambda \in R_+^m \end{aligned} \right\}$$

**تعریف ۱.۴.۵.** فرض کنید  $Z^* = (y^*, \xi^*, \lambda^*) \in S_M$ ، یک جواب کارای بازه‌ای مسئله  $(D_M)$  است اگر  $\hat{z} = (\hat{y}, \hat{\xi}, \hat{\lambda}) \in S$  وجود نداشته باشد به طوری که  $F(z^*) \underset{LU}{\prec} F(\hat{z})$ .

**قضیه ۱.۴.۵.** (قضیه دوگان ضعیف) فرض کنید  $F$ ،  $LU$  - محدب و  $g_j$ ،  $j \in \Lambda_m$  محدب باشند. اگر  $z \in S_M$  و  $x \in X_0$  آن گاه:

$$F(x) \not\underset{LU}{\prec} F(y).$$

برهان. با توجه به رابطه (۹.۵) وجود دارند:

$$\rho_i^L \in \partial f_i^L(y), \rho_i^U \in \partial f_i^U(y), \quad i \in \Lambda_r, \eta_j \in \partial g_j(y), \quad j \in \Lambda_m, \mu \in N_k(y)$$

به طوری که:

$$\circ = \xi^L \rho^L + \xi^U \rho^U + \sum_{j=1}^m \lambda_j \eta_j + \mu$$

که رابطه زیر را نتیجه می‌دهد.

$$\circ = (x - y)^T \left( \xi^L \rho^L + \xi^U \rho^U + \sum_{j=1}^m \lambda_j \eta_j + \mu \right) \quad (10.5)$$

در صورت امکان فرض کنید  $F(x) \underset{LU}{\prec} F(y)$ . بنابراین با روش مشابهی که در رابطه (۷.۵) داشتیم، به رابطه زیر می‌رسیم:

$$(x - y)^T (\xi^L \rho^L + \xi^U \rho^U) < \circ \quad (11.5)$$

چون  $x \in X_0$  و  $z \in S_M$  بنابراین:

$$\sum_{j=1}^m \lambda_j g_j(y) \geq \circ, \quad \sum_{j=1}^m \lambda_j g_j(x) \leq \circ$$

همچنین چون  $j \in \Lambda_m$ ،  $g_j$  محدب می‌باشد، پس داریم:

$$(x - y)^T \sum_{j=1}^m \lambda_j \eta_j \leq \circ \quad (12.5)$$

به روش مشابهی برای  $\mu \in N_k(y)$  داریم:

$$(x - y)^T \mu \leq 0 \quad (13.5)$$

با جمع کردن روابط (۱۳.۵) و (۱۲.۵) ، (۱۱.۵) سرانجام به رابطه زیر می‌رسیم.

$$(x - y)^T \left( \xi^L \rho^L + \xi^U \rho^U + \sum_{j=1}^m \lambda_j \eta_j + \mu \right) < 0$$

□ که با رابطه (۱۰.۵) تناقض دارد و اثبات کامل است.

**قضیه ۲.۴.۵.** (قضیه دوگان قوی) فرض کنید  $x^*$  یک جواب کارای بازه‌ای از مسئله اولیه  $(P_p)$  باشد. همچنین، فرض کنید در  $x^*$  توصیف قیدی اسلاتر برای مسئله  $(P_k)$  برای هر  $k \in \Lambda_r$  برقرار باشد. بنابراین  $\lambda^* \in R_+^m$  و  $\xi^* \in R_{I_+}^r$  وجود دارند به طوری که  $z^* = (x^*, \xi^*, \lambda^*) \in S_M$ . بعلاوه اگر  $F$ ،  $-LU$  محدب و  $g_j$ ،  $j \in \Lambda_m$  محدب باشند آن‌گاه  $z^*$  یک جواب بهینه مسئله دوگان  $(D_M)$  می‌باشد.

برهان. چون توصیف قیدی اسلاتر در  $x^*$  که یک جواب کارای بازه‌ای است، برقرار می‌باشد با توجه به قضیه ۴.۳.۵  $\lambda^* \in R_+^m$  و  $\xi^* \in R_{I_+}^r$  وجود دارند به طوری که:

$$\lambda_j^* g_j(x^*) = 0, (j \in \Lambda_m)$$

$$0 \in \xi^{L*} \partial f^L(x^*) + \xi^{U*} \partial f^U(x^*) + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* \partial g_j(x^*) + N_k(x^*)$$

این نشان می‌دهد که  $z^* \in S_M$ ، اکنون با برهان خلف فرض کنید  $z^*$  یک جواب کارای بازه‌ای برای مسئله  $(D_M)$  نباشد، بنابراین  $\hat{z} = (\hat{y}, \hat{\xi}, \hat{\lambda}) \in S_M$  وجود دارد به طوری که:

$$F(z^*, \mu) \underset{LU}{\prec} F(\hat{z}, \mu)$$

که  $\mu \in N_K(x^*)$  گزاره زیر را نتیجه می‌دهد.

$$F(x^*) \underset{LU}{\prec} F(y)$$

□ که با قضیه ۱.۴.۵ تناقض دارد، لذا  $z^*$  یک جواب کارای بازه‌ای برای مسئله  $(D_M)$  می‌باشد و اثبات کامل است.

**قضیه ۳.۴.۵.** فرض کنید  $x^* \in X$  و  $z^* \in S_M$ . همچنین، فرض کنید برای همه‌ی  $(x, y)$  های شدنی

$$\xi^{L*} f^L + \xi^{U*} f^U + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* g_j \quad (14.5)$$

در  $y^*$  محدب اکید باشد و  $F(x^*) \underset{LU}{\prec} F(y^*)$ . آن‌گاه  $x^* = y^*$  و  $y^*$  یک جواب کارای بازه‌ای برای مسئله  $(P_P)$  می‌باشد.

برهان. با برهان خلف فرض کنید  $x^* \neq y^*$ . چون  $z^* \in S_M$  لذا همانند رابطه (۱۰.۵) برای

$$\rho_i^L \in \partial f_i^L(y), \rho_i^U \in f_i^U(y), i \in \Lambda_r, \eta_j \in \partial g_j(y), j \in \Lambda_m, \mu \in N_K(y^*)$$

داریم:

$$(x^* - y^*) \left( \xi^{L^*} \rho^L + \xi^{U^*} \rho^U + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* \eta_j + \mu \right) = 0$$

بعلاوه چون  $(x^* - y^*)^T \leq 0$  پس داریم:

$$(x^* - y^*)^T \left( \xi^{L^*} \rho^L + \xi^{U^*} \rho^U + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* \eta_j \right) \geq 0 \quad (15.5)$$

چون رابطه (۱۴.۵) در  $y^*$  محذب اکید است. بنابراین با توجه به رابطه (۱۵.۵) داریم:

$$\begin{aligned} & \xi^{L^*} f^L(y^*) + \xi^{U^*} f^U(y^*) + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* g_j(y^*) \\ & < \xi^{L^*} f^L(x^*) + \xi^{U^*} f^U(x^*) + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* g_j(x^*) \end{aligned} \quad (16.5)$$

همچنین از شدنی بودن  $x^*$  و  $y^*$  داریم:

$$\sum_{j=1}^m \lambda_j^* \partial g_j(x^*) \leq 0, \quad \sum_{j=1}^m \lambda_j^* \partial g_j(y^*) \geq 0$$

بنابراین با توجه به رابطه (۱۶.۵) گزاره زیر را داریم:

$$\xi^{L^*} f^L(y^*) + \xi^{U^*} f^U(y^*) < \xi^{L^*} f^L(x^*) + \xi^{U^*} f^U(x^*) \quad (17.5)$$

که با  $F(x^*) \stackrel{LU}{\leq} F(y^*)$  تناقض دارد. بنابراین  $x^* = y^*$  اکنون فرض کنیم که  $y^*$  یک جواب کارای بازه‌ای برای مسئله اولیه (PP) نباشد. بنابراین با توجه به تعریف ۴.۲.۵، وجود دارد به طوری که  $x \in X$ ،  $F(x) \stackrel{LU}{\prec} F(y^*)$  یعنی:

$$\xi^{L^*} f^L(\hat{x}) + \xi^{U^*} f^U(\hat{x}) < \xi^{L^*} f^L(y^*) + \xi^{U^*} f^U(y^*) \quad (18.5)$$

چون  $\hat{x} \in X$ ، داریم:

$$\xi^{L^*} f^L(\hat{x}) + \xi^{U^*} f^U(\hat{x}) \geq \xi^{L^*} f^L(\hat{x}) + \xi^{U^*} f^U(\hat{x}) + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* g_j(\hat{x}) \quad (19.5)$$

چون  $z^* \in S_M$  می‌باشد، داریم:

$$\xi^{L^*} f^L(y^*) + \xi^{U^*} f^U(y^*) + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* g_j(y^*) \geq \xi^{L^*} f^L(y^*) + \xi^{U^*} f^U(y^*) \quad (20.5)$$



با توجه به روابط (۲۰.۵) و (۱۹.۵) و (۱۸.۵) داریم:

$$\begin{aligned} \xi^{L*} f^L(\hat{x}) + \xi^{U*} f^U(\hat{x}) + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* g_j(\hat{x}) < \\ \xi^{L*} f^L(y^*) + \xi^{U*} f^U(y^*) + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* g_j(y^*) \end{aligned} \quad (21.5)$$

چون  $\hat{x} \neq y^*$ ، با روش مشابه رابطه (۱۶.۵) داریم:

$$\begin{aligned} \xi^{L*} f^L(\hat{x}) + \xi^{U*} f^U(\hat{x}) + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* g_j(\hat{x}) > \\ \xi^{L*} f^L(y^*) + \xi^{U*} f^U(y^*) + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* g_j(y^*) \end{aligned}$$

که با رابطه (۲۱.۵) تناقض دارد. بنابراین  $y^*$  یک جواب کارای بازه‌ای برای مسئله  $(P_P)$  می‌باشد و اثبات کامل است.  $\square$

## ۵.۵ دوگان ولف

در این بخش دوگان ولف<sup>۷</sup> را با توجه به مسئله اولیه  $(P_P)$  تشریح می‌کنیم.

$$\begin{aligned} (D_W) \quad \max F(y) + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* g_j(y) \\ \text{s.t.} \quad \circ \in \xi^L \partial f^L(y) + \xi^U \partial f^U(y) + \sum_{j=1}^m \lambda_j \partial g_j(y) + N_K(y) \\ \xi \in R_{I_+}^r, \lambda \in R_+^m \end{aligned}$$

که  $F(y) + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* g_j(y) \in \mathcal{F}^r$ . مجموعه همه‌ی جواب‌های شدنی مسئله  $(D_W)$  که در آن  $f^L, f^U \in \mathcal{X}^r$  می‌باشند را به صورت زیر نمایش دهیم:

$$S_W = \left\{ z = (y, \xi, \lambda) : \circ \in \xi^L \partial f^L(y) + \xi^U \partial f^U(y) + \sum_{j=1}^m \lambda_j \partial g_j(y) + N_K(y), \xi \in R_{I_+}^r, \lambda \in R_+^m \right\}$$

**تعریف ۱.۵.۵.** فرض کنید  $z^* = (y^*, \xi^*, \lambda^*) \in S_W$ . گوییم  $z^*$  جواب کارای بازه‌ای مسئله  $(D_W)$  می‌باشد. اگر هیچ  $\hat{z} = (\hat{y}, \hat{\xi}, \hat{\lambda}) \in S$  وجود نداشته باشد به طوریکه:

$$F(y^*) + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* g_j(y^*) \underset{LU}{\prec} F(\hat{y}) + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* g_j(\hat{y})$$

<sup>۷</sup> Wolef

قضیه ۱.۵.۵. (دوگان ضعیف) فرض کنید  $F$ ،  $LU$  - محدب و  $g_j, j \in \lambda_m$  محدب باشند. همچنین فرض کنید

آن‌گاه:  $\sum_{i=1}^r (\xi_i^L + \xi_i^U) = 1$  با  $\xi \in R_{I+}^r, z \in S_W, x \in X_0$

$$F(x) \underset{LU}{\not\prec} F(y) + \sum_{j=1}^m \lambda_j g_j(y)$$

برهان. با توجه به محدودیت‌های مسئله  $(D_W)$ ، نتیجه می‌گیریم که

$$\rho_i^L \in \partial f_i^L(y), \rho_i^U \in \partial f_i^U(y), i \in \Lambda_r, \eta_j \in \partial g_j(y), j \in \Lambda_m, \mu \in N_K(y)$$

وجود دارند به طوری که:

$$\circ = \xi^L \rho^L + \xi^U \rho^U + \sum_{j=1}^m \lambda_j \eta_j + \mu$$

که نتیجه می‌دهد:

$$\circ = (x - y)^T \left( \xi^L \rho^L + \xi^U \rho^U + \sum_{j=1}^m \lambda_j \eta_j + \mu \right) \quad (22.5)$$

حال با برهان خلف فرض کنید:

$$F(x) \underset{LU}{\prec} F(y) + \sum_{j=1}^m \lambda_j g_j(y) \quad (23.5)$$

بنابراین داریم:

$$F_i(x) \underset{LU}{\prec} F_i(y) + \sum_{j=1}^m \lambda_j g_j(y), \forall i \in \Lambda_r \quad (24.5)$$

و برای حداقل یک اندیس  $h$  داریم:

$$F_h(x) \underset{LU}{\prec} F_h(y) + \sum_{j=1}^m \lambda_j g_j(y) \quad (25.5)$$

که  $F_i \in \mathcal{F}$  و  $i \in \Lambda_r$  اکنون، چون  $F$ ،  $LU$  - محدب است و

$$\sum_{j=1}^m \lambda_j g_j(x) \leq \circ \leq \sum_{j=1}^m \lambda_j g_j(y)$$

چون  $x \in X_0, z \in S_W$  پس داریم:

$$(x - y)^T \left( \rho_i^L + \sum_{j=1}^m \lambda_j \eta_j \right) \leq \circ \text{ و } (x - y)^T \left( \rho_i^U + \sum_{j=1}^m \lambda_j \eta_j \right) < \circ$$

و

$$(x - y)^T \left( \rho_h^L + \sum_{j=1}^m \lambda_j \eta_j \right) < \circ \text{ و } (x - y)^T \left( \rho_h^U + \sum_{j=1}^m \lambda_j \eta_j \right) < \circ$$

یا

$$(x - y)^T \left( \rho_h^L + \sum_{j=1}^m \lambda_j \eta_j \right) \leq \circ \text{ و } (x - y)^T \left( \rho_h^U + \sum_{j=1}^m \lambda_j \eta_j \right) < \circ \quad (26.5)$$

یا

$$(x - y)^T \left( \rho_h^L + \sum_{j=1}^m \lambda_j \eta_j \right) < \circ \text{ و } (x - y)^T \left( \rho_h^U + \sum_{j=1}^m \lambda_j \eta_j \right) \leq \circ$$

برای حداقل یک اندیس  $h$ . چون  $\xi_i^L > \circ, i \in \Lambda_r$  با  $\sum_{i=1}^r (\xi_i^L + \xi_i^U) = 1$  بنابراین با توجه به رابطه (۲۶.۵) داریم:

$$(x - y)^T \left( \xi^L \rho^L + \xi^U \rho^U + \sum_{j=1}^m \lambda_j \eta_j \right) < \circ \quad (27.5)$$

همچنین چون  $\mu \in N_K(y)$  داریم:

$$(x - y)^T \mu \leq \circ \quad (28.5)$$

با ترکیب کردن روابط (۲۳.۵) و (۲۸.۵) داریم

$$(x - y)^T \left( \xi^L \rho^L + \xi^U \rho^U + \sum_{j=1}^m \lambda_j \eta_j + \mu \right) < \circ$$

که با رابطه (۲۲.۵) تناقض دارد، بنابراین:

$$F(x) \underset{LU}{\neq} F(y) + \sum_{j=1}^m \lambda_j g_j(y)$$

□

و اثبات کامل است.

**قضیه ۲.۵.۵.** (قضیه دوگان قوی) فرض کنید  $x^*$  یک جواب کارای بازه‌ای برای مسئله  $(P_P)$  باشد. همچنین فرض کنید شرط توصیف قیدی اسلاتر در  $x^*$  برای مسئله  $(P_k)$  به ازای هر  $k \in \Lambda_r$  برقرار باشد. آن‌گاه  $\xi^* \in R_{I_+}^r$  و  $\lambda^* \in R_+^m$  وجود دارند به طوری که  $z^* = (x^*, \xi^*, \lambda^*) \in S_W$  و اگر شرایط قضیه ۱.۵.۵ برای همه‌ی جواب‌های شدنی  $\hat{z} = (\hat{y}, \hat{\xi}, \hat{\lambda}) \in S_W$  برقرار باشد، آن‌گاه  $z^* = (x^*, \xi^*, \lambda^*)$  یک جواب کارای بازه‌ای برای مسئله دوگان  $(D_W)$  می‌باشد.

برهان. چون شرط توصیف قیدی اسلاتر برای جواب کارای بازه‌ای  $x^*$  برقرار است، لذا با توجه به قضیه ۴.۳.۵،  $\xi^* \in R_{I_+}^r$  و  $\lambda^* \in R_+^m$  وجود دارند به طوری که

$$\lambda_j^* g_j(x^*) = \circ, j \in \Lambda_m$$

$$\circ \in \xi^{L*} \partial f^L(x^*) + \xi^{U*} \partial f^U(x^*) + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* \partial g_j(x^*) + N_K(x^*)$$

که ایجاب می‌کند  $z^* \in S_W$ . با برهان خلف فرض کنید  $z^*$  یک جواب کارای بازه‌ای مسئله دوگان ( $D_W$ ) نباشد. بنابراین  $\hat{z} \in S_W$  وجود دارد به طوری که

$$F(x^*) \underset{LU}{\prec} F(\hat{y}) + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* g_j(\hat{y})$$

که با قضیه ۱.۵.۵ تناقض دارد. لذا  $z^*$  یک جواب کارای بازه‌ای برای مسئله ( $D_W$ ) می‌باشد و اثبات کامل است.  $\square$

**قضیه ۳.۵.۵.** فرض کنید  $x^* \in X$  و  $z^* \in S_W$  همچنین فرض کنید که برای همه‌ی  $(x, y)$  های شدنی  $\xi^{L*} f^L + \xi^{U*} f^U + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* g_j$  در  $y^*$  محدب اکید باشد و

$$F(x^*) + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* g_j(x^*) \underset{LU}{\prec} F(y^*) + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* g_j(y^*) \quad (29.5)$$

با  $\sum_{i=1}^r (\xi_i^L + \xi_i^U) = 1$  بنابراین  $x^* = y^*$  و  $y^*$  یک جواب کارای بازه‌ای برای مسئله ( $PP$ ) می‌باشد.

برهان. با برهان خلف فرض کنید  $x^* \neq y^*$ . چون  $z^* \in S_W$  مشابه با رابطه (۱۱.۵) داریم همچنین:  $\rho_i^L \in \partial f_i^L(y)$ ,  $\rho_i^U \in \partial f_i^U(y)$ ,  $i \in \Lambda_r$ ,  $\eta_j \in \partial g_j(y)$ ,  $j \in \Lambda_m$

$$(x^* - y^*)^T \left( \xi^{L*} \rho^{L*} + \xi^{U*} \rho^U + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* \eta_j + \mu \right) = \circ$$

بعلاوه چون  $(x^* - y^*)^T \mu \leq \circ$  داریم:

$$(x^* - y^*)^T \left( \xi^{L*} \rho^{L*} - \xi^{U*} \rho^U + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* \eta_j \right) \geq \circ \quad (30.5)$$

چون  $\xi^{L*} f^L + \xi^{U*} f^U + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* g_j$  در  $y^*$  محدب اکید می‌باشد، بنابراین با توجه به رابطه (۳۰.۵) داریم:

$$\begin{aligned} \xi^{L*} f^L(y^*) + \xi^{U*} f^U(y^*) + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* g_j(y^*) &< \\ \xi^{L*} f^L(x^*) + \xi^{U*} f^U(x^*) + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* g_j(x^*) & \end{aligned}$$

که با رابطه (۲۹.۵) تناقض دارد، پس  $x^* = y^*$ . حال با برهان خلف فرض کنیم  $y^*$  یک جواب کارای بازه‌ای برای مسئله اولیه ( $PP$ ) نباشد، بنابراین با استدلالی مشابه به قضیه ۳.۴.۵ با این نتیجه می‌رسیم که  $y^*$  یک جواب کارای بازه‌ای برای مسئله ( $PP$ ) می‌باشد و اثبات کامل است.  $\square$

## مراجع

- [۱] سلیمانی ف، (۱۳۹۴)، پایان نامه ارشد: "شرایط لازم و کافی برای کارایی در مسائل بهینه سازی چندهدفه فازی"، دانشکده ریاضی، دانشگاه صنعتی شاهرود.
- [۲] طاهری س م، (۱۳۷۸)، "آشنایی با نظریه مجموعه های فازی"، انتشارات جهاد دانشگاهی مشهد.
- [۳] ناجی عظیمی ز، (۱۳۹۵)، "آشنایی با برنامه ریزی خطی فازی"، چاپ اول، انتشارات دانشگاه فردوسی مشهد، صفحه ۱۱-۳۰.
- [۴] Bazaraa, M.S and Sherali, H.D and Shetty C.M. (۱۹۹۳), " **Nonlinear Programming**", Wiley, YN.
- [۵] Bede B and Gal, S.G. (۲۰۰۵), "Generalization of the differentiability of fuzzy number valued functions with applications to fuzzy differential equation", **Fuzzy sets and Systems**, ۱۵۱, pp ۵۸۱-۵۹۹.
- [۶] Bellman R.E and Zadeh L.A. (۱۹۷۰), "Decision making in a fuzzy environment", **Management Science**, ۱۷, pp ۱۴۱-۱۶۴.
- [۷] Chanas S. (۱۹۸۳), "The use of parametric programming in fuzzy linear programming problems", **Fuzzy sets and Systems**, ۱۱, pp ۲۴۳-۲۵۱.
- [۸] Chalco-Cano Y. Lodwick W. A. and Rufián-Lizana A. (۲۰۱۳), "Optimality conditions of type KKT for optimization problem with interval-valued objective function via generalized derivative" **Fuzzy Optimization and Decision Making**, ۱۲(۳), pp. ۳۰۵-۳۲۲
- [۹] Chalco-Cano Y. Roman-Flores H. Jimenez-Gamero MD. (۲۰۱۱), "Generalized derivative and  $\pi$ -derivative for set valued functions", **Inform. Sci.**, ۱۸۱, pp ۲۱۷۷-۲۱۸۸.

- [۱۰] Ehrgott M.(۲۰۰۶)،**Multicriteria optimization**، Springer Science Business Media.
- [۱۱] Guu S.M.and Wu Y.K.(۱۹۹۹)،”Two phase approach for solving the fuzzy linear programming problems”،**Fuzzy sets and Systems**،۱۰۷،pp ۱۹۱-۱۹۵.
- [۱۲] Hannan E.L.(۱۹۸۱)،”Linear programming with multiple fuzzy goals”،**Fuzzy Sets and Systems**،۶،pp ۸۱۹-۸۲۹.
- [۱۳] Hukuhara M.(۱۹۶۷)،”Integration des applications mesurable dont la valeur est un compact convexe”،**Funkcialaj Ekvacioj**،۱۰،pp ۲۰۵-۲۲۳.
- [۱۴] Jimenez M.and Bilbao A.(۲۰۰۹)،”Pareto-optimal solutions in fuzzy multi-objective linear programming”،**Fuzzy Sets and Systems**،۱۶۰،pp ۲۷۲۱-۲۷۱۴.
- [۱۵] Kanniappan P.(۱۹۸۳)،”Necessary conditions for optimality of nondifferentiable convex multiobjective programming”،**Optim. Theory Appl.**،۴۰،pp ۱۷۴-۱۶۷.
- [۱۶] Lai J.J.and Hwang C.L.(۱۹۹۲)،”Possibilistic linear programming for managing interest rate risk”،**Fuzzy Sets and Systems**،۴۹،pp .۱۲۱-۱۳۳
- [۱۷] Li R.J.(۱۹۹۰)،”Multiple Objective Decision Making in Fuzzy Environment”،**Department of Industrial Engineering**،Kansas State University،Manhattan،KS.
- [۱۸] Lee E.S.and Li R.L.(۱۹۹۳)،”Fuzzy multiple objective programming and compromise programming with Pareto optimum”،**Fuzzy Sets and Systems**،۵۳،pp ۲۸۸-۲۷۵.
- [۱۹] Li H.L.and Yu C.S.(۲۰۰۰)،”A fuzzy multiobjective program with quasiconcave membership functions and fuzzy coefficients”،**Fuzzy Sets and Systems**،۱۰۹،pp ۵۹-۸۱.
- [۲۰] Lin C.C.(۲۰۰۴)،”A weighted max-min model for fuzzy goal programming”،**Fuzzy Sets and Systems**،۱۴۲،pp ۴۰۷-۴۲۰.

- [٢١] Lin C.C and Chen A.P.(٢٠٠٢)،”A generalization of Yang et al.’s method for fuzzy programming with piecewise linear membership functions”، **Fuzzy Sets and Systems**،١٣٢،pp ٣٤٧-٣٥٢.
- [٢٢] Nakamura K.(١٩٨٤)،”Some extension of fuzzy linear programming”،**Fuzzy Sets and Systems**،١٤،pp ٢١١-٢٢٩.
- [٢٣] Narasimhan R.(١٩٨١)،”On fuzzy goal programming-some comments”، **Decision Sciences**،١٢،pp ٥٣٢-٥٣٨.
- [٢٤] Noori Skandari M.H.and Ghaznavi M،”An efficient algorithm for solving fuzzy linear programming problems”،**submit department of applied mathematics**،faculty of mathematical sciences.
- [٢٥] Stancu-Minasian IM and Tigan St.(١٩٩٠)،”Multiobjective mathematical programming with inexact data،**Kluwer Academic Publishers**،pp .٣٩٥-٤١٨
- [٢٦] Stefanini L.and Bede B.(٢٠٠٩)،”Generalized Hukuhara differentiability of interval valued functions and interval differential equations”**Nonlinear Anal Theory**،٧١(٣)،pp ١٣١١-١٣٢٨.
- [٢٧] Sun Y.and Wang L.(٢٠١٣)،”Optimality conditions and duality in nondifferentiable interval valued programming”، **Manag. Optim**،٩،pp ١٤٢-١٣١.
- [٢٨] Verdegay J.L.(١٩٨٢)،”Fuzzy mathematical programming، in M.M.Gupta and E.Sanchez (eds.)”،**Fuzzy Information and Decision Processes**.
- [٢٩] Wang H.F.and Fu C.C.(١٩٩٧)،”A generalization of fuzzy programming with preemptive structure”،**Computational Operational Research**،٢٤،pp ٨١٩-٨٢٨.
- [٣٠] Werners B.(١٩٨٧)،”Interactive multiple objective programming subject to flexible constraints”،**Operations research**،٣١،pp -٣٤٢ .٣٤٩

- [٣١] Wu H.C.(٢٠٠٣)،”Saddle point optimality conditions in fuzzy optimization problems”**Fuzzy Optimization and Decision Making**،٢(٣)،pp ٢٧٣-٢٦١.
- [٣٢] Wu H.C.(٢٠٠٧)،”The Karush Kuhn Tucker optimality conditions in an optimization problem with interval valued objective functions”**Operation Resserach**،١٧٦،pp ٤٦-٥٩.
- [٣٣] Wu H.C.(٢٠٠٩)،”The Karush Kuhn Tucker optimality conditions in multiobjective programming problems with interval valued objective functions”**Operation Resserach**،١٩٦،pp ٤٩-٦٠.
- [٣٤] Wu Y.K and Liu C.C.and Lur Y.Y.(٢٠١٥)،”Pareto optimal solution for multiobjective linear programming problems with fuzzy goals”**fuzzy optimization and decision making**،١٤،pp ٤٣-٥٥.
- [٣٥] Zimmermann H.J.(١٩٧٦)،”Description and optimization of fuzzy systems”**General Systems**،٢،pp ٢١٥-٢٠٩.
- [٣٦] Zimmermann H.J.(١٩٧٨)،”Fuzzy programming and linear programming with several objective functions”**Fuzzy Sets and Systems**،١،pp ٤٥-٥٥.
- [٣٧] Zimmermann H.J.(١٩٩٦)،”Fuzzy Set Theory and Its Applications”**Kluwer Academic Publishers**،Nowell،MA،USA.



## **Abstract**

Given that there are collections that are not definite and unsafe, they are defined and ambiguous, and usually contain words like, approximately, almost, close to, and so on. The use of fuzzy concepts is necessary to advance the decision maker's goals. It is also inevitable to learn intermediate clues despite being complex because they are more precise and discuss the stability of systems. In this thesis, the basic concepts of fuzzy analysis and solving methods for fuzzy problems, which include symmetric and asymmetric problems, are introduced. Then, by introducing fuzzy multi-objective problems, the Pareto optimal solution, a two-step solution to these problems and planning The ideal logic in the fuzzy environment continues the discussion. In the following, we present the optimality of KKT in multi-objective problems by introducing the implications of the LU and LS responses and proving that the concept of LU is more general using the concept of generalized derivative. The use of the generalized derivative concept instead of the derivative concept is more general and general because there are issues that are not derivable but have generalized derivatives. Then, the dual theorems, including Dugun Woolf and Mond-Weirs, in the state of the given issues Are irreplaceable

key words:

fuzzy concepts, symmetric and asymmetric problems, fuzzy goal programming, optimality conditions KKT, generalized derivative, dugen woolf and mond-weirs.



**Shahrood University of Technology**

**Faculty Of Mathematical Sciences**

**MSc Thesis in: Operations Research**

**Optimality and duality in interval and fuzzy  
valued multiobjective programming problems**

**By: Esmail Faramarzi**

**Supervisors**

**Dr. Maryam Ghorani  
Dr. Mehrdad Ghaznavi**

**September 2017**