

دانشگاه صنعتی امیرکبیر(پلی تکنیک تهران)

دانشکده ریاضی و علوم کامپیوتر

پایان نامه کارشناسی ارشد

رشته: ریاضی کاربردی (تحقیق در عملیات)

عنوان:

بکارگیری روش‌های نقطه داخلی برای حل مسائل برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت

نگارنده:

مجید جابری پور

اساتید راهنما:

دکتر اسماعیل خرم- دکتر مصطفی شمسی

استاد مشاور:

دکتر عباس سیفی

۱۳۸۶ بهمن

پسمه تعالی

تاریخ:
شماره مدرک

فرم اطلاعات پایان نامه کارشناسی ارشد و دکترا کتابخانه مرکزی



دانشگاه صنعتی امیرکبیر
(پایه تکنیک نووان)

مشخصات دانشجو	نام خانوادگی: جابری پور	نام: مجید	شماره دانشجویی: ۸۴۱۱۳۰۳۳
دانشگاه: صنعتی امیر کبیر	دانشکده: ریاضی و علوم کامپیوتر	رشته تحصیلی: ریاضی کاربردی	
عنوان	پکار گیری روش های نقطه داخلی برای حل مسائل برنامه بیزی نیمه معین مثبت		
Title :	Using interior point algorithms for solving semidefinite programming		
استاد راهنما	نام خانوادگی: خرم-شمی	نام: اسماعیل-مصطفی	
استاد مشاور	نام خانوادگی: سیفی	نام: عباس	
دانشنامه	کارشناسی ○ دکترا □ ارشد ○	○ □ □	سال تحصیلی: ۸۴-۸۶
نوع پژوهه	کاربردی ○ بنیادی ■ توسعه ای ○ نظری ○		
مشخصات ظاهری	تعداد صفحات: ۹۲	جدول: ■ تصویر: ■ نمودار: ○ نقشه: ○	تعداد مراجع: ۴۱ واژه نامه: ■ تعداد ضمایم: ۰
زبان متن	انگلیسی ○ فارسی ■ چکیده		
یاداشت	لوح فشرده ■ دیسکت فلاپی ○		
توصیفگر			
کلید واژه فارسی	برنامه ریزی نیمه معین مثبت؛ نقطه داخلی؛ تابع مانعی؛ مسیر مرکزی؛ اولیه-دوگان؛ درج خود دوگان همگن		
کلید واژه لاتین	Semidefinite programming; Interior point; Central path; Barrier function; Homogenous self-dual embedding; Primal-dual		

زندگی صحنه یکتای هنرمندی ماست

هر کسی نغمه خود خواند و از صحنه رود

صحنه پیوسته بجاست

خرم آن نغمه که مردم بسپارند به یاد

تقدیم به

مادر؛

که حرف به حرف محبت را برایم هجی کرد...

پدر؛

که همچون کوهی استوار تکیه‌گاه زندگی
است.

و

دو خواهر عزیزم؛

که صمیمانه در همه مراحل زندگی همراهم بودند.

تقدیر و تشکر:

پس از حمد و ستایش خداوند منان بر خود لازم می‌دانم از زحمات بی‌دریغ بزرگوارانی که اینجانب را یاری نموده‌اند سپاسگزاری نمایم. از اساتید محترم راهنما، جناب دکتر اسماعیل خرم، جناب دکتر مصطفی شمسی و همچنین استاد مشاور، جناب دکتر سیفی که با تلاش‌های بی‌وقفه و راهنمایی‌های ارزشمند، مشوق و راهگشای بنده، در نگارش این پایان نامه بودند کمال تشرک و سپاسگزاری را دارم. همچنین از جناب استاد نظام الدین مهدوی امیری و جناب دکتر داریوش کیانی که داوری این پایان نامه را تقبل فرمودند تشرک و قدردانی می‌نمایم. از آقای حسین منصوری (دانشجوی دکتری دانشگاه Dulft) که دلسوزانه وقت گرانبهای خود را در اختیار اینجانب قرار دادند و اینجانب را از دانش خویش بهره‌مند کردند صمیمانه تشرک می‌نمایم. از تمامی دوستان و همکلاسی‌هایم مخصوصاً داوود میرزایی، حسین لرکی، اکبر محبی و رضا قاسمی یقین که در تمام این مدت همراه و همگام من بودند نیز قدردانی می‌نمایم و برای آنها آرزوی توفیق و موفقیت روز افزون در تمامی مراحل زندگی را از خداوند منان خواستارم.

چکیده

در این پایان‌نامه به بررسی روش‌های نقطه داخلی در حل مسائل برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت می‌پردازیم که از میان همه روش‌های نقطه داخلی، روش تعقیب مسیر مرکزی^۱ و روش درج خود دوگان همگن^۲ را شرح می‌دهیم. از این روش‌ها، به عنوان موفق‌ترین و کارآمدترین روش‌های نقطه داخلی در برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت یاد می‌شود. همچنین در ادامه، از میان جهت‌های جستجو در برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت از جهت نستروف-تاد^۳ برای بهنگام کردن تکرارها استفاده می‌شود. با استفاده از روش‌های یاد شده چگونگی حل مسائل برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت را شرح می‌دهیم. سرانجام بر اساس مطالب این پایان‌نامه الگوریتمی را در برنامه‌ریزی خطی ارائه، و آن را به برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت تعمیم می‌دهیم.

کلمات کلیدی: برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت؛ نقطه داخلی؛ تابع مانعی؛ مسیر مرکزی؛ اولیه-دوگان؛ درج خود دوگان همگن.

فهرست مندرجات

۱	مقدمه
۳	فصل ۱ تعاریف و قضایا، و معرفی برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت
۴	۱- مروری بر تاریخچه
۹	۲- بیان مسأله
۱۲	۳- صورت استاندارد مسأله‌های اولیه و دوگان
۱۶	۴- نتایجی در ارتباط با شدنی بودن و بهینگی برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت
۱۸	۵- اهمیت مطالعه برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت
۲۱	فصل ۲ مروری بر الگوریتم‌های نقطه داخلی و مفاهیم آن
۲۲	۱- روش‌های اولیه-دوگان تعقیب مسیر مرکزی نقطه داخلی در برنامه‌ریزی خطی
۲۴	۲- یافتن جهت نیوتونی
۲۵	۳- اندازه نزدیکی
۲۶	۴- تابع مانعی
۲۸	۵- الگوریتم گام کوتاه
۳۲	۶- الگوریتم گام بلند
۳۴	۷- روش درج خود دوگان همگن در نقطه داخلی
۳۹	فصل ۳ بکار گیری روش‌های نقطه داخلی در برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت
۴۰	۱- مقدمه
۴۴	۲- جهت نستروف- تاد (NT)
۴۶	۳- اندازه نزدیکی
۴۷	۴- الگوریتم گام کوتاه
۴۹	۵- روش گام بلند
۵۲	۱-۵- تحلیل پیچیدگی روش گام بلند

۶-۳ روش درج خود دوگانی همگن در برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت.....	۵۵
۷-۳ جهت‌های جستجو برای مسئله درج.....	۵۸
فصل ۴ الگوریتم اولیه-دوگان تعقیب مسیر مرکزی با شروع از نقطه دلخواه.....	۶۳
۱-۴ الگوریتم اولیه-دوگان مسیر مرکزی با شروع از نقطه دلخواه در برنامه‌ریزی خطی.....	۶۴
۲-۴ یافتن جهت‌های نیوتونی.....	۶۵
۳-۴ الگوریتم اولیه-دوگان مسیر مرکزی با شروع از نقطه دلخواه در برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت	۶۸
۴-۴ یافتن جهت‌های نیوتونی.....	۶۹
نتیجه‌گیری	۷۳
واژه نامه	۷۴
مراجع.....	۷۵

فهرست اشکال

- ۲ شکل ۱: ارتباط بین برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت با دیگر برنامه ریزی‌ها
- ۲۴ شکل ۲: مسیر مرکزی
- ۳۱ شکل ۳: همگرایی الگوریتم گام کوتاه تعقیب مسیر مرکزی برای برنامه ریزی خطی
- ۳۲ $\frac{1}{\sqrt{2}}$ شکل ۴: الگوریتم گام کوتاه با پارامتر نزدیکی بزرگتر از
- ۳۵ $\theta = 0.5$ شکل ۵: تکرارهای الگوریتم گام بلند با ۰.۹۹۹، ۰.۹۹، ۰.۹،
- ۴۲ شکل ۶: خانواده‌های جهت‌های قابل قبول
- ۴۳ شکل ۷: مسیر مرکزی
- ۴۳ شکل ۸: محاسبه جهت‌های ΔX و ΔS و شیوه رسیدن به جواب بهینه

فهرست جداول

- جدول ۱ : انتخاب‌های ماتریس تبدیل P
۴۴
- جدول ۲ : مقایسه بین الگوریتم پشنهدادی و نرم افزارهای SEDUMI و CPLEX3.0
۷۰
- جدول ۳ : توانایی الگوریتم پشنهدادی در مقایسه با نرم افزار CPLEX3.0
۷۰

فهرست الگوریتم ها

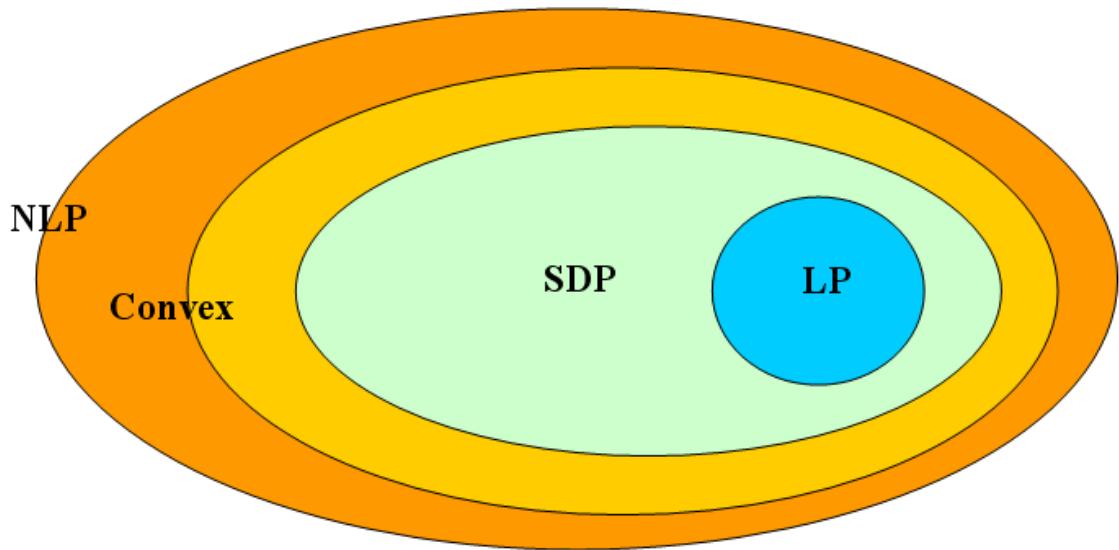
- | | |
|----|---|
| ۲۹ | الگوریتم ۱ : روش گام کوتاه در برنامه‌ریزی خطی |
| ۳۳ | الگوریتم ۲ : روش گام بلند در برنامه‌ریزی خطی |
| ۴۹ | الگوریتم ۳ : روش گام کوتاه در برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت |
| ۵۳ | الگوریتم ۴ : روش گام بلند در برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت |
| ۶۸ | الگوریتم ۵ : روش اولیه-دوگان تعقیب مسیر مرکزی در برنامه‌ریزی خطی |
| ۷۳ | الگوریتم ۶ : روش اولیه-دوگان تعقیب مسیر مرکزی در برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت |

مقدمه

برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت، زمینه‌ای جدید در برنامه‌ریزی ریاضی است. این برنامه‌ریزی یکی از جذاب‌ترین و فعال‌ترین زمینه‌های تحقیق در بهینه‌سازی در دو دهه اخیر بوده است. این موضوع، به لحاظ کاربردهای متفاوت در برنامه‌ریزی محدب، بهینه سازی عددی، بهینه سازی ترکیباتی، نظریه کنترل، آمار و ... مورد توجه محققان قرار گرفته است.

برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت (SDP^۱) در واقع برنامه‌ریزی خطی بر روی ماتریس‌های نیمه معین مثبت است. به عبارت دیگر، محدودیت ماتریسی جایگزین محدودیت برداری می‌شود(جدول ۱). به همین دلیل چندان تعجب‌آور نیست که قضایای این برنامه‌ریزی در راستای قضایای برنامه‌ریزی خطی باشند. اکثر الگوریتم‌های برنامه‌ریزی خطی به طور کلی تر برای برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت به کار گرفته می‌شوند. اگر چه تفاوت‌هایی بین این دو برنامه‌ریزی وجود دارند (به عنوان مثال، نتایج دوگانی برای برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت ضعیفتر از برنامه‌ریزی خطی است و از روش سیمپلکس برای حل برنامه‌ریزی معین مثبت نمی‌توان بطور مستقیم استفاده کرد).

برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت، برنامه‌ریزی محدب است که نسبت به برنامه‌ریزی خطی کلیت بیشتری دارد و در عین حال حل آن سخت‌تر نیست (شکل ۱). اولین بار بلمن و فن^۲ [۱] مقاله‌ای را با عنوان "برنامه‌ریزی خطی با متغیرهای ماتریسی" در ۱۹۶۳ مطرح کردند. این شاید بهترین و گویاترین بیان برای مفهوم برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت است. لازم به ذکر است که بر اساس مطالب این پایان نامه مقالات [۲] و [۳] تهیه شدند.



شکل ۱: ارتباط بین برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت با دیگر برنامه‌ریزی‌ها

مطلوب این پایان‌نامه به صورت زیر سازماندهی شده‌اند:

در فصل اول، ابتدا به معرفی برنامه‌ریزی نیمه مثبت و تعاریف و قضایای مورد نیاز می‌پردازیم. در فصل دوم، برای تشریح و درک بهتر تطبیق روش‌های نقطه داخلی در برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت، ابتدا به تشریح روش‌های نقطه داخلی و ایده این روش‌ها در برنامه‌ریزی خطی می‌پردازیم، که در میان همه روش‌های نقطه داخلی به روش گام بلند و گام کوتاه تعقیب مسیر مرکزی، همچنین به روش درج خود دوگان همگن بسنده می‌کنیم. در فصل سوم، روش‌های تعقیب مسیر مرکزی و روش درج خود دوگان همگن را به برنامه‌ریزی نیمه معین تعمیم خواهیم داد و چگونگی پیاده‌سازی آنها را توضیح می‌دهیم. در فصل چهارم، یک الگوریتم برنامه‌ریزی خطی ارائه می‌دهیم که برای اجرا نیازی به نقطه شروع اکیداً شدنی ندارد و می‌تواند از هر نقطه دلخواه شروع کند. این الگوریتم را نیز برای برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت تعمیم می‌دهیم. سرانجام در فصل آخر نتیجه‌گیری پایان‌نامه را بیان می‌کنیم.

فصل ۱

تعاریف و قضاایا، و معرفی برنامه‌ریزی نیمه

معین مثبت

در این فصل، ابتدا نگاهی گذرا به تاریخچه برنامه ریزی نیمه معین مثبت خواهیم داشت. در ادامه به بیان صورت‌های مختلف برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت و تعاریف و مفاهیم اساسی این برنامه ریزی می‌پردازیم. قضایا و تعاریف آمده در این فصل از مرجع [۴] آورده شده است.

۱ + مرواری بر تاریخچه

برنامه‌ریزی خطی در دهه‌های ۵۰ و ۶۰ به خاطر روش کارآمد سیمپلکس دانتسیگ رشد زیادی یافت. با وجود اینکه برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت شناخته شده بود، چندان توجه‌ای به آن نمی‌شد. یکی از دلایل اساسی این بود که روش سیمپلکس بر روی آن قابل اجرا نبود. با ایجاد الگوریتم‌های کارآمد جدید در دهه‌های ۸۰ و ۹۰، تحقیقات در این زمینه گسترش یافت، اگر چه این تنها دلیل نبود. بلکه توانایی قدرتمند SDP در مدل‌سازی مسائل مختلف در زمینه‌های متعدد دانشمندان را متوجه خود کرده بود. اولین مقاله در زمینه برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت توسط بلمن و فن با عنوان برنامه‌ریزی خطی با متغیرهای ماتریسی در سال ۱۹۶۳ مطرح شد. آنها توانستند قضایای دوگان را بدست آورند و نشان بدهند که شرط نقطه داخلی برای برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت لازم است. اگرچه اهمیت برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت خیلی زودتر در ۱۹۸۰ توسط لیاپانوف^۱ مشخص شده بود. لیاپانوف نشان داد که معادله دیفرانسیل $\frac{d}{dt}x(t) = Ax(t) + PA^T P + PA$ پایدار است اگر و تنها اگر ماتریس معین مثبتی وجود داشته باشد، به طوری که $A^T P + PA < 0$. پس از آن افرادی چون پست نیکوف^۲، یاکیوبویچ^۳ و لور^۴ در دهه‌های ۴۰، ۵۰ و ۶۰ روش‌های لیاپانوف را در مهندسی کنترل بکار بستند و اهمیت برنامه‌ریزی نامساوی ماتریسی خطی را دوچندان کردند. در اوایل دهه ۷۰، دوناث و هافمن^۵ و سپس کالوم و دوناث^۶ و لف^۷ نشان دادند مسائل سخت افزار گراف‌ها ارتباط نزدیکی با برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت دارند و با مسائل بهینه‌سازی مقدار ویژه مرتبط هستند. سپس در ۱۹۷۱، لوژ^۸ با فرمولبندی برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت، کرانی برای ظرفیت شانون^۹ بدست آورد و بدین وسیله نیز ظرفیت پنج ضلعی را پیدا کرد. تا آن موقع روش موثر شناخته شده برای SDP، روش بیضوی بود که توسط گروتشل^{۱۰}، لوژ و شرایور^{۱۱} در بهینه‌سازی ترکیباتی مورد استفاده قرار گرفت. پس از آن لوژ و شرایور نشان دادند که چگونه SDP می‌تواند مسائل صفر و یک را فرمولبندی کند و حدود بهتری را نسبت به LP ارائه

Lyapunov ^۱	Postnikov ^۲
Yakubovich ^۳	Lure ^۴
Donath and Hoffman ^۵	Cullum, Donath ^۶
Wolf ^۷	Lovasz ^۸
Shannon ^۹	Grotschel ^{۱۰}
Grotschel ^{۱۱}	Schrijver ^{۱۲}

دهد. Fletcher^۱ در دهه ۸۰ از SDP در مسائل آمار استفاده کرد و برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت را در میان سایر برنامه‌ریزی‌های غیرخطی دوباره زنده کرد، که منجر به انتشار مقالات متعددی شد. روش‌های نقطه داخلی برای LP توسط کارمارکار^۲ در برنامه‌ریزی خطی در ۱۹۸۴ [۵] معرفی شدند. پس از آن که نتایج عملی بسیار چشمگیری داشتند، اولین بار توسط فرید علیزاده^۳ [۶] و نیز به طور جداگانه توسط نستروف و نمیروفسکی^۴ [۷]، از برنامه‌ریزی خطی به برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت تعمیم پیدا کردند، و روش‌های نقطه داخلی را بیش از بیش مورد توجه قرار دادند. از جمله مقالات ارزشمندی که در ارتباط با بکارگیری روش‌های نقطه داخلی بر روی برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت می‌توان عنوان کرد، عبارتند از: وندربرگ و بوید^۵ [۸]، رندل، وندربای و ولکویکز^۶ [۹]، علیزاده، های‌برلی و اورتن^۷ [۱۰]، کوجیما، شیندو و هارا^۸ [۱۱]، فیبوسویچ^۹ [۱۲]، گاهینه و نمیروفسکی^{۱۰} [۱۳]، فرویند^{۱۱} [۱۴]. همچنین به چند مرجع مفید در این زمینه می‌توان اشاره کرد: دن هرتوگ^{۱۲} [۱۵]، کلرک^{۱۳} [۱۶]، کتاب راهنمای ولکویکز [۱۷]، [۱۸] از آن جمله است.

تعریف ماتریس (نیمه معین مثبت) ۱-۱-۱. مجموعه همه ماتریس‌های $S_n \times n$ متقارن را به صورت S_n نمایش می‌دهیم. ماتریس $S \in S_n$ را نیمه معین مثبت می‌گوییم هرگاه $\forall x \in \mathbb{R}^n, x^T S x \geq 0$ ، و آن را به صورت $0 \leq S \leq I$ نمایش می‌دهیم.

تعریف ماتریس (معین مثبت) ۱-۱-۲. ماتریس $S \in S_n$ را معین مثبت می‌گوییم هرگاه $\forall x \neq 0, x \in \mathbb{R}^n, x^T S x > 0$ و آن را به صورت $0 < S < I$ نمایش می‌دهیم. در چند سال اخیر، برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت با توجه به کاربردهای متعدد آن در مهندسی و همچنین بهینه سازی ترکیباتی، کنترل و... مورد توجه زیادی قرار گرفته است. ما در اینجا برای آشنایی بیشتر خواننده چند مثال از کاربردهای آن را می‌آوریم.

مثال ۱-۱-۳. مینیمم کردن ماقزیم مقدار ویژه یک ماتریس

فرض کنید ماتریس متقارن $(A(x))$ به صورت ترکیبی از $x \in \mathbb{R}^n$ ، به صورت زیر نوشته شود: $A(x) = A_0 + x_1 A_1 + \dots + x_n A_n$ که $A_i = A_i^T \in \mathbb{R}^{n \times n}$. با توجه به آنچه گفته شد، قصد داریم ماقزیم مقدار ویژه ماتریس $(A(x))$ را مینیمم کنیم. براحتی با دانستن این نکته که $t \geq \lambda_{\max}(A(x))$ اگر و تنها اگر $0 \leq tI - A(x) \leq 0$ ، می‌توان این مسئله را به یک مسئله برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت تبدیل کرد:

Fletcher ^۱
Karmarkar ^۲
Farid Alizadeh ^۳
Nesterov-Nemirovsky ^۴
Vanderberghe-Boyd ^۵
Rendl, Vanderbei, Wolkowicz ^۶
Alizadeh, Haeberly, and Overton ^۷
Kojima, Shindoh, and Hara ^۸
Faybusovich ^۹
Gahinet and Nemirovsky ^{۱۰}
Freund ^{۱۱}
Den Hertog ^{۱۲}
Klerk ^{۱۳}

$$\begin{aligned} \min \quad & t \\ \text{st} \quad & tI - A(x) \succeq 0, \end{aligned}$$

که در آن $x \in \mathbb{R}^n$ و $t \in \mathbb{R}$

مثال ۱-۴-۱. مسأله غیرخطی زیر را در نظر بگیرید:

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{(c^T x)^2}{d^T x} \\ \text{st} \quad & Ax + b \geq 0. \end{aligned}$$

فرض کنید $d^T x > 0$. این مسأله را با یک مسأله بهینه سازی مدلبندی می‌کنیم. متغیر کمکی t را به عنوان کران بالا برای تابع هدف در نظر می‌گیریم. خواهیم داشت:

$$\begin{aligned} \min \quad & t \\ \text{st} \quad & Ax + b \geq 0, \\ & \frac{(c^T x)^2}{d^T x} \leq t. \end{aligned}$$

حال همه محدودیتها را می‌توان به صورت نامساوی خطی ماتریس بر حسب متغیرهای x و t نشان داد:

$$\begin{pmatrix} \text{diag}(Ax+b) & 0 & 0 \\ 0 & t & c^T x \\ 0 & c^T x & d^T x \end{pmatrix} \succeq 0.$$

معادل است با $t - \frac{(c^T x)^2}{d^T x} \geq 0$ و $d^T x \geq 0$ ، که یک مکمل توجه شود که $\begin{pmatrix} t & c^T x \\ c^T x & d^T x \end{pmatrix} \succeq 0$

شور است.

تعريف (نرم طبیعی) ۱-۵. نرم طبیعی ماتریس A را به صورت زیر تعریف می‌کنیم

$$\|A\|_2 = (\lambda_{\max}(A^T A))^{1/2}.$$

قضیه (مکمل شور^۱) ۶-۱-۱ [۴].

فرض کنید $M = \begin{bmatrix} A & B \\ B^T & C \end{bmatrix}$ ، که در آن A ماتریس معین مثبت و C متقارن است. آنگاه ماتریس $C - B^T A^{-1}B$ مکمل شور A در M گفته می‌شود.

موارد زیر معادلند:

۱- M (نیمه) معین مثبت است.

۲- $C - B^T A^{-1}B$ (نیمه) معین است.

مثال ۱-۱-۷. مینیمم کردن نرم ماتریس

فرض کنید $A(x) = A_0 + x_1 A_1 + x_2 A_2 + \dots + x_k A_k \in \mathbb{C}^{m \times n}$

حال براحتی می‌توان مسئله $\min \|A(x)\|_2$ را به صورت زیر نوشت:

$$\min t$$

$$\begin{bmatrix} tI & A(x) \\ A(x)^T & tI \end{bmatrix} \succeq 0.$$

مثال ۱-۱-۸. تقریب لگاریتمی چبیشف

فرض کنید که قصد داریم دستگاه $A(x)b$ را به صورت تقریبی حل کنیم، که در آن $A = [a_1, \dots, a_p]^T \in \mathbb{C}^{m \times m}$ و $b \in \mathbb{C}^m$. با تقریب لگاریتمی چبیشف می‌توانیم مسئله را به صورت برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت نمایش داد.

تقریب چبیشف همواره نرم بی‌نهایت را مینیمم می‌کند یعنی،

$$\min \|A(x) - b\|_\infty = \min_x \max_i |a_i^T x - b|$$

در این حالت مسئله را به صورت یک مسئله برنامه‌ریزی خطی فرمولبندی می‌کنیم:

$$\min t$$

$$-t \leq a_i^T x - b_i \leq t, \quad i = 1, \dots, m$$

در بعضی موارد که مقدار b_i ها، بزرگ باشند برای اینکه از کار با مقادیر بزرگ پرهیز کنیم از تابع لگاریتمی بدین منظور استفاده می‌کنیم. و دستگاه را به صورت لگاریتمی نمایش می‌دهیم:

$$\min \max | \log(a_i^T x) - \log(b_i) |,$$

و با فرض اینکه $a_i^T x > 0$ و $b_i > 0$ داریم:

$$| \log(a_i^T x) - \log(b_i) | = \log \max\left(\frac{a_i^T x}{b_i}, \frac{b_i}{a_i^T x}\right),$$

حال به راحتی می‌توان نوشت:

$$\begin{array}{c} \min t \\ \left[\begin{array}{ccc} t - \frac{a_i^T x}{b_i} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{a_i^T x}{b_i} & 1 \\ 0 & 1 & t \end{array} \right] \succeq 0, \quad i = 1, \dots, m. \end{array}$$

مثال ۱-۹. بهینه‌سازی سازه

یک سازه متشکل از k میله انعطاف پذیر را در نظر بگیرید که مجموعه‌ای از p گره را به هم متصل می‌کنند. هندسه مسئله و طول میله‌ها ثابت فرض شده‌اند. فرض کنید که $i = 1, \dots, p$ و f_i مجموعه نیروهای خارجی باشند که بر گره‌ها وارد می‌شوند، و جابجایی گره‌ها براساس نیروی‌هایی که بر آن وارد می‌شود برابر d است. هدف در اینجا بسته آوردن یک سطح مقطع مناسب برای میله هاست بطوریکه مقدار انرژی ذخیره شده یعنی $\frac{1}{2} f^T d$ مینیمم شود. همچنین ما باید بر روی حجم مسئله یا

بطور معادل وزن آن محدودیت و برای سطح مقطع هر میله کران بالا و پایین در نظر بگیریم.

متغیرهای طراحی در این مسئله مساحت سطح مقطع x_i است و رابطه بین f و d خطی است که به صورت $f = A(x)d$ نمایش داده می‌شود، که به $A(x)$ ماتریس سختی می‌گویند. A_i ها ماتریس‌های متقارن و نیمه معین مثبت هستند که وابسته به پارامترهای مشخصه چون مدول یانگ، طول میله و هندسه مسئله هستند. اکنون مسئله بهینه سازی بدین صورت است:

$$\begin{array}{l} \min f^T d \\ f = A(x)d, \\ \sum_{i=1}^k l_i x_i \leq v, \\ \underline{x}_i \leq x_i \leq \bar{x}_i, \quad i = 1, \dots, k, \end{array}$$

که d و x متغیرهای مسئله، v مراکزیم حجم، l_i ها طول میله‌ها، \underline{x}_i ، \bar{x}_i به ترتیب کران بالا و پایین مساحت سطح مقطع میله‌هاست. برای سادگی فرض می‌کنیم $\underline{x}_i > 0$ و $A(x) > 0$. حال می‌توانیم d را حذف کنیم و بنویسیم :

$$\begin{array}{l} \min f^T A(x)^{-1} f \\ \sum_{i=1}^k l_i x_i \leq v, \\ \underline{x}_i \leq x_i \leq \bar{x}_i, \quad i = 1, \dots, k. \end{array}$$

حال این مسئله بهینه‌سازی را به صورت یک مسئله برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت نمایش می‌دهیم:

$$\begin{aligned} \min \quad & t \\ \left[\begin{array}{cc} t & f^T \\ f & A(x) \end{array} \right] & \succeq 0, \\ \sum_{i=1}^k l_i x_i & \leq v, \\ \bar{x}_i & \leq x_i \leq \bar{x}_i, \quad i = 1, \dots, k. \end{aligned}$$

توجه شود که ما از مکمل شور بر حسب x و t برای بیان $f^T A(x)^{-1} f \leq t$ به صورت یک مدل برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت استفاده کردیم.

۱ ۲ بیان مسأله

صورت اول

در اینجا به معرفی صورت‌های مختلف برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت می‌پردازیم.

تعریف (ضرب داخلی) ۱-۲-۱. ضرب داخلی دو ماتریس A و B به صورت زیر تعریف می‌کنیم و با نماد • نمایش می‌دهیم.

$$A \bullet B = \langle A, B \rangle = \text{Tr}(AB^T) = \sum_{i,j=1}^n a_{i,j} b_{i,j}.$$

در برنامه‌ریزی نیمه معین مثبت هدف مینیمم کردن ضرب داخلی $C \bullet X$ است که در آن ماتریس متقارن $C_{n \times n}$ ثابت، و ماتریس متقارن $X_{n \times n}$ متغیر است:

$$\begin{aligned} \min \quad & C \bullet X \\ A_i \bullet X & = b_i, \quad i = 1, \dots, m \\ X & \succeq 0 \end{aligned} \tag{1}$$

که در آن $C \in S_n$, $A_i \in S_n$, $b_i \in R^m$, $X_{n \times n} \in S_n$ یک ماتریس ثابت است.

با توجه به این که ضرب داخلی دو ماتریس با رد حاصلضرب آن دو برابر است، لذا می‌توان فرمولبندی (۱) به صورت زیر نیز نوشت:

$$\begin{aligned} \min \quad & \text{Tr}(CX) \\ \text{Tr}(A_i X) & = b_i, \quad i = 1, \dots, m \\ X & \succeq 0 \end{aligned} \tag{2}$$

یا

$$\begin{aligned} \min \quad & \langle C, X \rangle \\ \langle A_i, X \rangle & = b_i, \quad i = 1, \dots, m \\ X & \succeq 0 \end{aligned} \tag{3}$$