

## **Primal Logarithmic Barrier Method**

- مقدمة • طمر المسألة ذاتية
- الثانية • استراتيجية الطمر
- وحلها • الخوارزمية الشكلية
- ودالة الأوسطية • إسقاط اتجاه
- نيوتون لدالة الحاجز الأساسية •
- اتجاه الموازنة التالفي • السلوك
- قرب المسار الأوسط • تحديث
- وسبيط المسار الأوسط • خوارزمية
- الثانية • طرق التحديث الكبيرة

### **١.٨ مقدمة Introduction**

إذا كانت مسألة البرمجة الموجبة شبه المعرفة هي ذاتية الثانية self dual أي أن المسألة الأساسية والثانية متطابقتان، فإن علاقات الثانية تكون أبسط.

وبشكل خاص إذا كانت هذه المسألة التي لها نفس الشائنة ولها حلول مسموح بها فعلية فإن هذه المسألة قابلة للحل، وقيمة الحل الأمثل هي الصفر وهذا نستتجه مباشرة من نظرية الشائنة القوي (نظرية ٦.٦). في هذا الباب سوف نوضح كيف يمكننا تحويل مسألتي الأساسية والشائنة بالصيغة القياسية إلى مسألة أكبر ولها نفس الشائنة. حيث الحلول المسموح بها الفعلية على المسار الأوسط معلومة، ومن الممكن حل المسألة الكبرى. وحلها سيقودنا إلى حل منطقة الحلول المسموح بها لمسألتين الأساسية والشائنة وبالتالي إلى حلول لها.

بعد ذلك سوف نقوم بتحليل طريقة الحاجز الأساسية للبرمجة الموجبة شبه المعرفة وهذه الطريقة أيضاً تعرف بطريقة تابع المسار الأساسية، وذلك لأن طريقة هذه الخوارزمية هي بمتابعة المسار الأوسط تقريرياً للوصول للحل الأمثل. وبشكل خاص سوف نتطرق هنا إلى تحليل بسيط لما يسمى طريقة تقرير وسط البرنامج الموجب شبه المعرف [HDRT].

إن الطرق التي تتطرق لحل المسألة الأساسية بشكل بحث تستخدم معلومات عن المسألة الأساسية ومنطقة الحلول المسموح بها، وكذلك الحال بالنسبة لمسألة الشائنة. ولكن طرق الأساسية الشائنة تستخدم معلومات عن كلتا المسألتين وذلك في صياغة اتجاه البحث. هناك الكثير من مسائل البرمجة الموجبة شبه المعرفة وخاصة في مجال الأمثلة التركيبية combinatorial optimization. حيث الحلول المسموح بها الأساسية  $X$  أو الحلول المسموح بها الشائنة  $S$  تكون إحداها متاثرة والأخرى ليست كذلك. وللاستفادة من هذا التاثر لابد من استخدام طرق المسألة الأساسية البحثة أو طرق المسألة الشائنة البحثة.

## ٢.٨ طمر المسألة ذاتية الشائبة Self-Dual Embeddings

أكثر الطرق المستخدمة في حل مسائل البرمجة الموجبة شبه المعرفة تتطلب وجود حلول مسموح بها فعليّة، أي أن  $0 \succ^{\circ} S \succ^{\circ} X$  لكلٍ من المسألة الأساسية والمسألة الشائبة. على سبيل المثال: اعتبر المسألة الشائبة للبرمجة الموجبة شبه المعرفة بشكلها القياسي التالي:

$$\begin{aligned} & \text{maximize} && b^T y \\ & \text{subject to} && \sum_{i=1}^m y_i A_i + S = C \\ & && S \succeq 0, \quad y \in \mathbb{R}^m. \end{aligned} \quad (1.8)$$

ولنفترض أن حلًا مسموحًا به فعليًا للمسألة الشائبة موجود ومحبوب، ولتكن  $(y^*, S^*)$ ، ولكن لا يوجد مصفوفة أساسية مسموح به فعليًا لشائبة لاجرانج أي  $(1.8)$ . وهي على الشكل القياسي التالي:

$$\begin{aligned} & \text{minimize} && \text{tr}(CX) \\ & \text{subject to} && \text{tr}(A_i X) = b_i, \quad i = 1, \dots, m \\ & && X \succeq 0 \end{aligned} \quad (2.8)$$

ولكي نطبق الطرق الأساسية الشائبة أولاً يجب أن نجد حلًا مسموحًا به لكتابي المسألتين بعد ذلك يجب علينا حل المسألة المعدلة التالية:

$$\begin{aligned} & \text{maximize} && b^T y \\ & \text{subject to} && \sum_{i=1}^m y_i A_i + S = C \\ & && \text{tr } S \leq M, \quad S \succeq 0 \end{aligned} \quad (3.8)$$

وبشكل غير دقيق فإن  $(3.8)$  لها نفس حل  $(1.8)$ ، إذا كانت  $M$  كبيرة بشكل كافي، وإذا كانت  $(1.8)$  ليس لها حلٌ مسموح به فبالمثل  $(3.8)$ ، وإذا كانت  $(1.8)$  قابلة للحل فكذلك  $(3.8)$ .

مسألة أخرى تختلف قليلاً عن (٣.٨) هي

$$\begin{aligned} & \text{minimize } \text{tr}(C(X - \kappa I)) + \kappa M \\ & \text{subject to } \text{tr}(A_i(X - \kappa I)) = b_i, \quad i = 1, \dots, m \\ & \quad \kappa \geq 0, \quad X \succeq 0 \end{aligned} \quad (٤.٨)$$

الآن نستطيع أن نبني حلًا مسموحًا به فعليًا كنقطة بداية لمسألة (٤.٨) وذلك باختيار  $\kappa$  كبيرة بشكل كافٍ، بينما لا يوجد مثل هذا الحل لمسألة الأساسية.

نستطيع أن نقوم باستراتيجية مشابهة إذا كانت المسألة الأساسية لها حل مسموح به فعليًا. أما إذا كانت كل من المسألة الأساسية والثانية ليس لهما حل مسموح به فإن استراتيجية مشابهة بإضافة المصفوفة  $M$  لكتاب المسألتين. الصعوبة هنا عدم وجود اختيار مسبق للمصفوفة  $M$  بشكل عام. على سبيل المثال إذا لم تستطع جعل الوسيط  $\kappa$  يقترب من الصفر في المسألة (٤.٨) فهذا يعني عدم وجود حلًّا  $S$  لمسألة الثانية حيث  $\text{tr} S^* \leq M$ . وهذا يعني أننا نحتاج إلى حد  $\text{tr} S^*$  وذلك لمعرفة حالة المسألة الثانية. وهذه المعلومات ليست معروفة مقدماً بشكل عام.

في حالة البرمجة الخطية يوجد حلٌّ أنيق لمسألة الابتدائية initialization problem وذلك بطرmer المسألة الأصلية بمسألة ذاتية الثانية متماثلة تحالفياً، skew-symmetric والتي لها حل مسموح به داخلي معلوم يقع على المسار الأوسط. إن حل المسألة المطمورة يعطينا الحل الأمثل لمسألة الأصلية، ويتحقق منه أنه إما المسألة الأساسية أو المسألة الثانية ليس لها حلٌّ مسموح بها. وفي هذه الحالة لا بد من استئناف معلومات مفصلة أكثر عن الحل.

رغم وجود هذه الخصائص النظرية المشجعة لطرmer ذاتية الثانية، إلا أن الفكرة لم تلق قبولاً كبيراً في التطبيق، وذلك لأن مسألة الطرmer لها عمود

كيف في مصفوفة المعاملات. وهذا يؤدي إلى امتلاء مفكورك شولسكي [XHY] factorization خلال الحسابات. ورغم كل هذا إلا أن

استطاع أن يطبق بنجاح طريقة طمر ذاتية الثانية على البرمجة الخطية، وكان هذا التطبيق واسع النجاح، حتى أن البرنامج الذي استنجد به استُخدم تجارياً في برامج مثل CPLEX، XPRESSMP، MOSEK و

طورت فكرة الطمر المتجانسة homogeneous embedding للبرمجة الموجبة شبه المعرفة بواسطة [PS]. وبعد ذلك قام [DRT] و [LSZ] بتمديد استراتيجية الطمر ليستخرج مسائل الطمر ذاتية الثانية حيث تكون داخل منطقة الحل المسموح بها غير خالية. وعلى عكس الطمر المتجانس مسألة الطمر الناتجة، لها نقطة بداية على المسار الأوسط. وهذا يبسط التحليل، لأن المسار الأوسط معروف جيداً. هذه الطريقة استُخدمت في برنامج SeDuMi المطور بواسطة [St].

إن الحل إذا كان نقطة نهاية على المسار الأوسط لمسألة طمر، فإن لدينا إحدى الحالات التالية لمسألة الأصلية:

- زوج من الحلول المتكاملة  $(X^*, S^*) \in \mathcal{P}^* \times \mathcal{D}^*$ .
- سهم محسن لمسألة الأساسية أو مسألة الثانية أو كلاهما.
- لا يوجد زوج من الحلول وبالتالي كل من المسئلتين الأساسية والثانية لا يوجد لهم حلول مسموح بها قوية.

بشكل عام وغير دقيق المسئلتان قابلتان للحل إذا وجد زوج من الحلول المتكاملة أو كلاهما حلول مسموح بها قوية.

تحتختلف البرمجة الموجبة شبه المعرفة عن البرمجة الخطية، لأنها في حالة البرمجة الموجبة شبه المعرفة من الممكن وقوع الحالات التالية:

- وجود قيمة موجبة للفجوة الثانية عند زوج الحلول المثلث للمسائلتين.
- وجود فجوة ثانية صغيرة ومع ذلك لا يوجد زوج من الحلول المثلث للمسائلتين.
- قد يوجد للمسألة الأساسية قيمة مثلث، مع أن المسألة الثانية ليس لها حل مسموح به.

وهذه الحالات لا يمكن إكتشافها بطريقة الطمر مالم نضيف فرضية جديدة ألا وهي أن المسائلتين الأساسية والثانية لها الثانية الكاملة perfect duality. وهذه الفرضية تتحقق إذا كانت المسألة الأساسية لها حل مسموح بها فعلياً وكذلك المسألة الثانية لها حل مسموح بها أيضاً.

### ٣.٨ استراتيجية الطمر وحلها The Embedding Strategy

معطى لدينا مسألة الطمر المتجانس للمسائلتين الأساسية والثانية التالية:

$$\begin{aligned}
 \text{tr}(A_i X) - \tau b_i &= 0 \quad \forall i \\
 -\sum_{i=1}^m y_i A_i + \tau C - S &= 0 \\
 b^T y - \text{tr}(CX) - \rho &= 0 \\
 y \in \mathbb{R}^m, \quad X \succeq 0, \quad \tau \geq 0, \quad S \succeq 0, \quad \rho \geq 0
 \end{aligned} \tag{5.8}$$

الحل المسموح به لهذا النظام مع  $\tau \geq 0$  يؤدي إلى حل مسموح به  $X = \frac{1}{\tau}S$  و  $y = \frac{1}{\tau}X$  للمسائلتين الأساسية والثانية. والمعادلة الأخيرة تضمن لنا الحل الأمثل. وذلك بطلب وجود فجوة ثانية غير موجبة. ولهذا السبب لا يوجد حل مسموح بها فعلياً للمسألة (5.8).

سوف نشرح الآن تمديد لمسألة الطمر ذاتية الثانية، وذلك لنتمكن من الحصول على حلول مسموح بها فعلياً، وكذلك لنحصل أيضاً على نقطة بداية لمسألة ذاتية الثانية تكون على المسار الأوسط.

نحصل على مسألة الطمر المسموح بها فعلياً بتمديد مجموعة القيود في (٥.٨)، وإضافة متغيرات كالتالي:

$$\text{minimize} \quad \theta\beta$$

subject to

$$\begin{aligned} \text{tr}(A_i X) - \tau b_i + \theta \bar{b}_i &= \\ -\sum_{j=1}^m y_j A_j + \tau C - \theta \bar{C} - S &= \\ b^T y - \text{tr}(CX) + \theta \alpha - \rho &= \\ -\bar{b}^T y - \text{tr}(\bar{C}X) + \tau \alpha - \nu &= -\beta \\ y \in \mathbb{R}^m, \quad X \succeq 0, \quad \tau \geq 0, \quad \theta \geq 0, \quad S \succeq 0, \quad \rho \geq 0, \quad \nu \geq 0 & \end{aligned} \quad (٨.٦)$$

حيث

$$\bar{b}_i = b_i - \text{tr} A_i$$

$$\bar{C} = C - I$$

$$\alpha = 1 + \text{tr } C$$

$$\beta = n + 2$$

$$i = 1, \dots, n$$

من الواضح التتحقق من وجود حل مسموح به داخلياً كنقطة بداية، وذلك باختيار:

$$y^\circ = 0, \quad X^\circ = S^\circ = I, \quad \theta^\circ = \rho^\circ = \tau^\circ = \nu^\circ = 1$$

لاحظ أن الحل  $\beta = \nu$  ، وبباقي المتغيرات صفر هو حل أمثل، لأن دالة الهدف دائماً غير سالبة. وبمعنى آخر نجد أن  $\theta = 0$  هي أي حل أمثل. وبالتالي فإنه من

السهل الحصول على حل أمثل ولكننا هنا نهتم فقط بالحلول المثلى ذات المتممة العظمى.

إن الحلول ذات المتممة العظمى إذا وجدت تضمن لنا حلاً أمثلاً لمسألة الطمر ذاتية الثانية حيث  $\tau^* > 0$ ، وسبعين ذلك لاحقاً. إن المتممة العظمى هي نقطة نهاية المسار الأوسط لمسألة الطمر. وسنعطي الآن نظرية تبين ثنائية مسألة الطمر.

#### نظريّة ١.٨

لتكن  $\mathcal{K} \subset \mathbb{R}^k$  مخروطاً محدباً مغلقاً closed convex cone حيث ثنائية المخروط  $\mathcal{K}$  هو  $\mathcal{K}^*$  ولتكن  $A \in \mathbb{R}^{k \times k}$  هي مصفوفة متماثلة تحالفياً. إن ثنائية لاجرانج لمسألة الأمثلة التالية:

$$\begin{aligned} q(x) = & \text{minimize } c^T x \\ \text{subject to } & Ax - s = c \\ & x \in \mathcal{K}, s \in \mathcal{K}^* \end{aligned} \quad (7.8)$$

هي

$$\begin{aligned} & -q(x) \\ \text{subject to } & Ax - s = -c \\ & x \in \mathcal{K}, s \in \mathcal{K}^* \end{aligned}$$

وإذا كانت (7.8) لها حل مسموح به فعلياً، فإن القيمة المثلى لـ  $q(x)$  هي صفر.

**البرهان:**

إن مسألة لاجرانج المرافق لـ (7.8) هي

$$\begin{aligned} L(x, s, y) &= c^T x + y^T (Ax - s + c) \\ &= (A^T y + c)^T x - y^T s + y^T c \end{aligned}$$

وثانية لجرانج للمسألة (٧.٨) معرفة كالتالي:

$$\begin{aligned} \text{maximize } & c^T y + \text{minimize } \{(A^T y + c)^T x - y^T s\} \\ y \in \mathbb{R}^k & \quad x \in \mathcal{K}, s \in \mathcal{K}^* \end{aligned}$$

إن مسألة التصغير الداخلية تكون محدودة من أسفل فقط، إذا كانت  $A^T y + c \in K^*$  وكانت  $-y \in K$  ففي هذه الحالة يكون الحل الأمثل لمسألة التصغير الداخلية هو صفر. وبالتالي نستطيع تبسيط ثانية لجرانج كالتالي:

$$\begin{aligned} \text{maximize } & c^T x \\ \text{subject to } & A^T y + c \in \mathcal{K}^* \\ & -y \in \mathcal{K} \end{aligned}$$

باستخدام  $A^T = -A$  لأنها متماثلة تعاوياً وبالتعويض في المتغير الجديد

$$\begin{aligned} & v = A^T y + c = Au + c, \quad u = -y \\ \text{maximize } & -c^T u \\ \text{subject to } & Au - v = -c \\ u \in \mathcal{K}, \quad v \in \mathcal{K}^* & \end{aligned}$$

وبإخراج السالب نحصل على المطلوب.  
الآن لدينا النتيجة التالية:

#### نتيجة ٢.٨

مسألة الطمر (٦.٨) ذاتية الثانية.

**البرهان:**

يتم البرهان باستخدام النظرية ١.٨ وبناء المصفوفة المتماثلة تعاوياً من (٧.٨).  $\square$

إن كون مسألة الطمر (٦.٨) ذاتية ثانية ولها حلول مسموح بها فعلياً

تقتضي أن الفجوة الثانية تساوي  $\theta\beta^2$ . ومن السهل التتحقق من ذلك

$$\theta\beta = \text{tr}(XS) + \tau\rho + \theta\nu$$

وهذا يوضح أن الحل الأمثل لابد أن يحقق شروط التمام التالية:

$$\left. \begin{array}{l} XS = 0 \\ \rho\tau = 0 \\ \theta v = 0 \end{array} \right\} \quad (8.8)$$

الآن سوف نتطرق إلى حل مسألة الطمر، من الممكن حل مسألة الطمر بواسطة أي من طرق النقطة الداخلية والتي تتبع المسار الأوسط. ولكن في البداية لابد من إعادة صياغة الرموز للمسار الأوسط لمسألة الطمر، وذلك لأن مسألة الطمر ليست على الصورة التقليدية، فنبدأ بإدخال relax شروط أمثلة التمام (8.8) على الشكل التالي:

$$XS = \mu I$$

$$\rho\tau = \mu$$

$$\theta v = \mu$$

إذا عرفنا المتغيرات الجديدة

$$\hat{X} = \begin{bmatrix} X & & \\ & \tau & \\ & & v \end{bmatrix}, \quad \hat{S} = \begin{bmatrix} S & & \\ & \rho & \\ & & \theta \end{bmatrix}$$

فإن المسار الأوسط يعرف بشكل وحيد على النحو التالي:  $\mu > 0$   
تحت القيود (٦.٨)، ونرمز له بالرمز  $(\hat{X}(\mu), \hat{S}(\mu))$  لكل  $\mu > 0$ .

#### ٤.٨ الخوارزمية الشكلية ودالة الأوسطية

##### Frame Algorithm and Centrality Function

نفترض في بقية هذا الباب والباب التاسع أن المسألتين الأساسية والثانوية لهما حلول مسموح بها فعلياً. وكذلك نرمز لهما  $(X(\mu), y(\mu), S(\mu))$  بالحل الوحيدة لنظام شروط المسار الأوسط

## طريقة الحاجز اللوغاريتمية الأساسية

$$\text{tr}(A_i X) = b_i, \quad i = 1, \dots, m$$

$$\sum_{i=1}^m y_i A_i + S = C, \quad S \succ 0$$

$$XS = \mu I$$

وتذكر أن وجود وحدانية الحل يتحقق من كون  $(X(\mu), y(\mu), S(\mu))$  هي النقطة الصغرى الوحيدة للدالة المحدبة الأساسية الثانية فعلياً

$$f_\mu(X, S) = \frac{1}{\mu} \text{tr}(XS) - \log \det(XS) - n$$

والمعروفة داخل  $\mathcal{D}$ . إن دالة الحاجز الأساسية الثانية هي عبارة عن الفرق بين دالة الحاجز الأساسية ودالة الحاجز الثانية سالب الثابت  $n$ . والمعرفة كالتالي:

$$p_\mu(X) = \frac{1}{\mu} \text{tr}(CX) - \log \det X$$

و

$$d_\mu(y, S) = -\frac{1}{\mu} b^T y - \log \det S$$

إن المسار الأوسط الأساسي يقابل تصفير  $(\mu)$   $X$  لـ  $p_\mu(X)$ . ولهذا يقال للوسيط  $\mu$  أنه وسيط الأوسطية centering parameter ، أو وسيط الحاجز barrier parameter.

سوف نشرح الآن خوارزمية الخطوة القصيرة short step algorithm والذى تتبع المسار الأوسط للمسألة الأساسية، واتجاه البحث  $\Delta X$  هو عبارة عن إسقاط اتجاه نيوتن لحاجز المسألة الأساسية، ومن الممكن استنتاج إسقاط اتجاه نيوتن بتصرف تقرير تايلور التربيعي لدالة  $(X(\mu))$  تحت الشرط  $\Delta X \in \mathcal{L}^\perp$  للاتجاهات المسموح بها لمسألة الأساسية. أو بشكل آخر  $\Delta X$  هي حل مسألة التصفير التالية:

$$\begin{aligned} \Delta X = \arg \text{ minimize}_{\Delta X} \quad & \nabla p_{\mu}(X)^T \Delta X + \frac{1}{2} \Delta X^T \nabla^2 P_{\mu}(X) \Delta X \\ \text{subject to} \quad & \text{tr}(A_i \Delta X) = 0, \quad i = 1, \dots, m \end{aligned}$$

حيث  $\arg$  ترمز للنقطة التي تكون الدالة فيها أصغر ما يمكن.  
الآن نستطيع كتابة خوارزمية الخطوة الصغيرة لمسألة الأساسية.

### ٣.٨ خوارزمية

مدخلات  $X^{\circ}, \mu$  بحيث أن  $X^{\circ}$  حل مسموح بها فعلياً وقريبة من المسار  
الأوسط بشكل كافٍ.

الوسائل  $\varepsilon > 0$  وسيط الدقة

$$\theta = \frac{1}{4\sqrt{n} + 2}$$

إبدأ  $X = X^{\circ}; \mu = \mu^{\circ}$

بينما  $n\mu > \varepsilon$

$$X = X + \Delta X$$

$$\mu = (1 - \theta)\mu$$

نهاية

نهاية

لتكن  $X$  داخل  $\mathcal{P}$  ومعطي الوسيط  $\mu > 0$  نعرف

$$\begin{aligned} (S(X, \mu), y(X, \mu)) = \arg \text{ minimize}_{(S, y)} \quad & \left\| \frac{1}{\mu} X^{\frac{1}{2}} S X^{\frac{1}{2}} - I \right\| \\ \text{subject to} \quad & \sum_{i=1}^m y_i A_i + S = C \\ & S \in \mathcal{S}_n, \quad y \in \mathbb{R}^m \end{aligned}$$

$S(X, \mu)$  تحقق القيود الثانية المسموح بها دون أن نشترط أنها موجبة شبه معرفة. نعرف الآن دالة المسار الأوسط

$$\delta_p(X, \mu) = \left\| \frac{X^{\frac{1}{2}} S(X, \mu) X^{\frac{1}{2}}}{\mu} - I \right\|$$

لاحظ أن

$$\delta_p(X, \mu) = 0 \Leftrightarrow X = X(\mu)$$

المصفوفة  $(X, \mu)$  تلعب دوراً أساسياً في تحليل الخوارزمية. وبالخصوص اتجاه البحث حيث يمكن أن يكتب بدلالته كما سنوضح ذلك في الفصل التالي.

## ٥.٨ إسقاط اتجاه نيوتن لدالة الحاجز الأساسية

### Projected Newton Direction for Primal Barrier Function

تذكّر أن إسقاط اتجاه نيوتن لدالة الحاجز الأساسية

$$p_\mu(X) = \frac{1}{\mu} \operatorname{tr}(CX) - \log \det X$$

عند الزوج  $(X, \mu)$  معرف بـ

$$\begin{aligned} \Delta X &= \arg \underset{\Delta X}{\text{minimize}} \quad \nabla p_\mu^T \Delta X + \frac{1}{2} \Delta X^T \nabla^2 p_\mu \Delta X \\ &= \arg \underset{\Delta X}{\text{minimize}} \quad \operatorname{tr}(\nabla p_\mu \Delta X) + \frac{1}{2} \operatorname{tr}(\nabla^2 p_\mu \Delta X^2) \end{aligned} \quad (9.8)$$

تحت شروط وجود الحلول المسموح بها

$$\operatorname{tr}(A_i \Delta X) = 0 \quad , \quad i = 1, \dots, m$$

حيث  $\nabla p_\mu = \nabla^2 p_\mu(X, \mu)$  تمثل الاشتتقاق gradient و  $\nabla^2 p_\mu$  تمثل مصفوفة هاس Hessian . وبمعنى آخر إسقاط اتجاه نيوتن يصغر تقريب تايلور التربيعي لدالة  $p_\mu$  تحت شرط وجود اتجاه مسموح به. وسوف نرمز له عند  $X$  بـ  $\Delta X$ .

#### نتيجة ٤.٨

لتكن  $f : ri(S_n^+) \rightarrow \mathbb{R}$  بحيث

$$f(x) = \log \det X$$

$$\nabla f(x) = X^{-1}$$

. البرهان: انظر [VB].

#### نتيجة ٥.٨

لتكن  $f : ri(S_n^+) \rightarrow \mathbb{R}$  بحيث

$$f(x) = \text{tr}(CX)$$

$$\nabla f(x) = C \quad \text{فإن } C \in \mathcal{S}_n$$

. البرهان: مباشر.

#### نتيجة ٦.٨

لتكن  $f : ri(S_n^+) \rightarrow \mathbb{R}$  بحيث

$$f(x) = \log \det X$$

فإن

$$\nabla^2 f(x)H = -X^{-1}HX^{-1}, \quad \forall H \in \mathcal{S}_n$$

هو عبارة عن مؤثر خطى linear operator لكل مصفوفة  $X$  قابلة للعكس.

. البرهان: انظر [VB].

## نظريّة ٧.٨

الدالة  $f : ri(S_n^+) \rightarrow \mathbb{R}$  بحيث

$$f(x) = -\log \det(X)$$

هي دالة محدبة فعلياً.

البرهان: انظر [HJ].

لدينا من نتائج ٤.٨

$$\nabla p_\mu(X) = \frac{1}{\mu} C - X^{-1}$$

و كذلك  $\nabla^2 p_\mu(X, \mu) : \mathcal{S}_n \rightarrow \mathcal{S}_n$  هي عبارة عن مؤثر خطّي يحقق

$$\nabla^2 p_\mu(X) \Delta X = X^{-1} \Delta X \ X^{-1}, \quad \forall \Delta X \in \mathcal{S}_n$$

بتعميّض المشتقّة ومصفوفة هاس في (٩.٨) تحصل على

$$\begin{aligned} \Delta X &= \arg \underset{\mu}{\text{minimize}} \quad \frac{1}{\mu} \text{tr}(C \Delta X) - \text{tr}(X^{-1} \Delta X) + \frac{1}{2} (\text{tr}(X^{-1} \Delta X))^2 \\ &\text{subject to} \quad \text{tr}(A_i \Delta X) = 0, \quad i = 1, \dots, m \end{aligned}$$

إن شروط الأمثلة KKT لهذه المسألة هي

$$\begin{aligned} \frac{1}{\mu} C - X^{-1} + X^{-1} \Delta X \ X^{-1} + \sum_{i=1}^m y_i A_i &= 0 \\ \text{tr}(A_i \Delta X) &= 0, \quad i = 1, \dots, m \end{aligned}$$

وبالتلاعّب المباشر بهذه الشروط نحصل على

$$\text{vec}(X^{-\frac{1}{2}} \Delta X \ X^{-\frac{1}{2}}) = - \left[ I - \mathcal{A}_X^T \left( \mathcal{A}_X \mathcal{A}_X^T \right)^{-1} \mathcal{A}_X \right] \text{vec} Z \quad (10.8)$$

حيث  $Z = \frac{1}{\mu} X^{\frac{1}{2}} C X^{\frac{1}{2}} - I$  و  $\text{vec}(Z)$  تعني تحويل المصفوفة إلى متجه يضع جميع الأعمدة فوق بعض كمتجه واحد، و  $A_x$  هي عبارة عن المصفوفة  $m \times n^2$  بحيث أن صفوفها هي

$$\cdot \text{vec}(X^{\frac{1}{2}} A_j X^{\frac{1}{2}})^T, \quad j=1, \dots, m$$

إن المعادلة (١٠.٨) هي عبارة عن إسقاط عمودي للمتجه

$$\text{vec}\left(\frac{1}{\mu} X^{\frac{1}{2}} C X^{\frac{1}{2}} - I\right)$$

على الفضاء الصفرى null-space لـ  $A_x^2$ . لاحظ أن فضاء الصفر لـ  $A_x$  معطى بـ

$$\text{span}\{\text{vec}(X^{\frac{1}{2}} A_1 X^{\frac{1}{2}}), \dots, \text{vec}(X^{\frac{1}{2}} A_m X^{\frac{1}{2}})\}$$

والفضاء الصفرى متمم عمودي على هذا الفضاء.

وبالرجوع إلى فضاء المصفوفات المتماثلة  $S_n$  من الواضح استنتاج اتجاه  $\Delta X$  عن طريق إسقاط المصفوفة  $I - \frac{1}{\mu} X^{\frac{1}{2}} C X^{\frac{1}{2}}$  على المتممة العمودية لـ

$$\text{span}\{X^{\frac{1}{2}} A_1 X^{\frac{1}{2}}, \dots, X^{\frac{1}{2}} A_m X^{\frac{1}{2}}\}$$

مؤثر إسقاطي وثيق الصلة بالإسقاط السابق هو  $P_{A_x} : S_n \rightarrow S_n$  المعطى بالشكل التالي:

$$\begin{aligned} P_{A_x}(M) &= \arg \text{ minimize } \|W - M\| \\ \text{subject to } \text{tr}(X^{\frac{1}{2}} A_i X^{\frac{1}{2}} W) &= 0, \quad i = 1, \dots, m \\ W &\in S_n \end{aligned} \quad (11.8)$$

نستطيع الآن كتابة اتجاه البحث  $\Delta X$  بدلالة  $S(X, \mu)$ .

### ٨.٨ نظرية

اسقاط اتجاه نيوتن عند  $X \in ri(\mathcal{P})$  له الشكلين التاليين:

$$\Delta X = -X^{\frac{1}{2}} \left( P_{A_X} \left( \frac{X^{\frac{1}{2}} C X^{\frac{1}{2}}}{\mu} - I \right) \right) X^{\frac{1}{2}} = -\left( \frac{XS(X, \mu)X}{\mu} - X \right)$$

حيث شروط الأمثلة KKT للمسألة

$$\begin{aligned} & \text{minimize} \quad \left\| \frac{X^{\frac{1}{2}} S X^{\frac{1}{2}}}{\mu} - I \right\| \\ & \text{subject to} \quad \sum_{i=1}^m y_i A_i + S = C \\ & \quad y \in \mathbb{R}^m, \quad S \in \mathcal{S}_n \end{aligned}$$

هي

$$\left. \begin{array}{l} \frac{X S X}{\mu^2} - Q = \frac{X}{\mu} \\ \text{tr}(A_i Q) = 0, \quad i = 1, \dots, m \\ \sum_{i=1}^m y_i A_i + S = C \end{array} \right\} \quad (12.8)$$

حيث  $Q \in \mathcal{S}_n$

.البرهان: انظر [Dk].

من الممكن حل شروط الأمثلة (12.8) بإعادة كتابتها على الشكل

التالي:

$$\cdot \sum_{i=1}^m y_i \operatorname{tr}(XA_i X A_j) = \operatorname{tr}(XA_j XC) - \mu \operatorname{tr}(A_j X), \quad j = 1, \dots, m \quad (13.8)$$

إن حل هذا النظام الخطى  $m \times m$  يعطينا الحل  $(X, \mu)$  ، ومصفوفة المعاملات  $\operatorname{tr}(XA_i X A_j)$  للنظام الخطى (13.8) متماثلة موجبة شبه معرفة لأن المصفوفات

$$A_1, A_2, \dots, A_m$$

مستقلة خطياً. و يجعل

$$S(X, \mu) = \sum_{i=1}^m y_i (X, \mu) A_i - C$$

نستطيع حساب اتجاه البحث بواسطة

$$\Delta X = -\frac{1}{\mu} X S(X, \mu) X + X$$

## ٦.٨ اتجاه الموازنة التالفي Affine – Scaling Direction

نظرية ٨.٨ تبين لنا أننا نستطيع تقسيم اتجاه البحث  $\Delta X$  إلى حدفين

$$\Delta X = \frac{1}{\mu} \Delta X_a + \Delta X_c$$

حيث

$$\Delta X_a = -X^{\frac{1}{2}} (P_{A_X} (X^{\frac{1}{2}} C X^{\frac{1}{2}})) X^{\frac{1}{2}}$$

و

$$\Delta X_c = X^{\frac{1}{2}} (P_{A_X} (I)) X^{\frac{1}{2}}$$

يسمى الحد الأول  $\Delta X_a$  معاملات التوازن التالفي affine scaling، ويسمى الحد الثاني  $\Delta X_c$  معاملات اتجاه البحث الأوسطية centering. لاحظ أن معاملات التوازن التالفي  $\Delta X_a$  لاتجاه البحث  $\Delta X$  يصبح هو المسيطر عندما

تكون  $\mu$  صغيرة. تذكر أننا نحاول حساب  $(\mu)$  على المسار الأوسط الأمثل. إن دور الاتجاه  $\Delta X_a$  هو الحصول على أكبر قدر من التصغير في دالة الهدف في دورة واحدة دون محاولة الاقتراب من المسار الأوسط.

هذا التمثيل الهندسي سيتضح أكثر بواسطة صيغ مختلفة لـ  $\Delta X_a$ .

بواسطة تعريف الإسقاط  $P_{A_X}$  في (١١.٨) نستطيع كتابة تعريف  $\Delta X_a$  على الشكل التالي:

$$\begin{aligned} X^{-\frac{1}{2}} \Delta X_a X^{-\frac{1}{2}} &= \arg \text{minimize} \left\| W - X^{\frac{1}{2}} C X^{\frac{1}{2}} \right\| \\ \text{subject to } \text{tr} (X^{\frac{1}{2}} A_i X^{\frac{1}{2}} W) &= 0, \quad i = 1, \dots, m \quad (14.8) \\ W &\in \mathcal{S}_n \end{aligned}$$

من الممكن تعريف اتجاه التوازن التالفي بطريقة مختلفة كالتالي:

$$\begin{aligned} \Delta X_a &= \arg \text{minimize} \text{tr} (C \Delta X) \\ \text{subject to } \left\| X^{-\frac{1}{2}} \Delta X X^{-\frac{1}{2}} \right\|^2 &\leq 1 \quad (15.8) \\ \text{tr} (A_i \Delta X) &= 0, \quad i = 1, \dots, m \end{aligned}$$

من السهل التتحقق أن هذين التعريفين متكافئان بمقارنة شروط الأمثلة لمسألي التصغير (١٤.٨) و (١٥.٨).

وبالتالي نحصل على  $X + \Delta X_a \in \mathcal{P}$  كما هو واضح من النتيجة التالية:

#### ٩.٨ نتيجة

ليكن لدينا  $X \in \mathcal{P}$ . إذا كانت  $\Delta X$  اتجاهًا مسموحًا به بمعنى

$$\text{tr} (A_i \Delta X) = 0, \quad i = 1, \dots, m$$

و كذلك كانت  $\Delta X$  تتمي إلى المجموعة  $\{\Delta X : \|X^{-\frac{1}{2}} \Delta X X^{-\frac{1}{2}}\|^2 \leq 1\}$  فإن  $X + \Delta X \in \mathcal{P}$ .

**البرهان:**

**الشرط**

$$\left\| X^{-\frac{1}{2}} \Delta X X^{-\frac{1}{2}} \right\|^2 = \sum_{i=1}^n \lambda_i (X^{-\frac{1}{2}} \Delta X X^{-\frac{1}{2}})^2 \leq 1$$

يقتضي أن

$$\left| \lambda_i (X^{-\frac{1}{2}} \Delta X X^{-\frac{1}{2}}) \right| \leq 1, \quad i = 1, \dots, n$$

والذي يوضح لنا

$$I + X^{-\frac{1}{2}} \Delta X X^{-\frac{1}{2}} \succeq 0$$

□ بالضرب من الجهتين بـ  $X^{\frac{1}{2}}$  نحصل على المطلوب، أي أن  $0 \preceq X + \Delta X \succeq 0$  لكي نحصل على خوارزمية متقاربة لابد من إضافة المعامل الأوسطي

$$\cdot \Delta X_c$$

## ٧.٨ السلوك قرب المسار الأوسط

### Behavior Near the Central Path

ليكن لدينا معطى  $\mu > 0$  ونعلم أن  $X \in ri(\mathcal{P})$  بحيث أن

ونريد أن نعرف تأثير خطوة كاملة لإسقاط نيوتن

$$X^+ = X + \Delta X = 2X - \frac{1}{\mu} X S(X, \mu) X$$

إن الزوج  $(X^+, S(X, \mu))$  يحقق قيود المساواة للمسألة الأساسية والثانوية ولكن قد لا يحقق شرط الإيجاب شبه المعرف. والنتيجتان التاليتان توضح لنا أن شرط الإيجاب شبه المعرف متتحقق إذا كانت  $X$  أوسطية بشكل كافٍ بالنسبة لـ  $\mu$ .

## نتيجة ١٠.٨

إذا كانت  $S(X, \mu) > 0$  وكانت  $\delta_p(X, \mu) < 1$  ، فإن

البرهان:

من تعريف  $\delta_p(X, \mu)$  نحصل على

$$\begin{aligned}\delta_p(X, \mu)^2 &= \left\| \frac{X^{\frac{1}{2}} S(X, \mu) X^{\frac{1}{2}}}{\mu} - I \right\|^2 \\ &= \text{tr} \left( \left( \frac{1}{\mu} X^{\frac{1}{2}} S(X, \mu) X^{\frac{1}{2}} - I \right)^2 \right) \\ &= \sum_{i=1}^n \left( \frac{1}{\mu} \lambda_i \left( X^{\frac{1}{2}} S(X, \mu) X^{\frac{1}{2}} \right) - 1 \right)^2\end{aligned}$$

وباستخدام  $\delta_p(X, \mu) < 1$  نحصل على

$$\sum_{i=1}^n \left( \frac{1}{\mu} \lambda_i \left( X^{\frac{1}{2}} S(X, \mu) X^{\frac{1}{2}} \right) - 1 \right)^2 < 1$$

وهذا يوضح أن  $\lambda_i \left( X^{\frac{1}{2}} S(X, \mu) X^{\frac{1}{2}} \right) > 0$  أي أن

$$S(X, \mu) > 0$$

هذه النتيجة تبين لنا أنه رغم استخدامنا للحل المسموح به الأساسي  $X \in ri(\mathcal{P})$  فإنه من خلال تفزيذ الخوارزمية نحصل على حل مسموح به للمسألة الثانية  $S(X, \mu) \in ri(\mathcal{D})$  كمكاسب عندما تكون  $\delta_p(X, \mu) < 1$ . وهذا يعطينا حدًا أعلى

$$\text{tr}(CX) - p^* \leq \text{tr}(XS(X, \mu))$$

للتفريق بين قيمة دالة الهدف عند الدورة الحالية وبين القيمة المثلثى بواسطة نظرية الثانية الضعيف.

الآن سوف نوضح أن  $X^+ = X + \Delta X$  حل مسموح به. إذا كانت  $X$  أوسطية بشكل كافٍ.

### نتيجة ١١.٨

لتكن

$$X^+ = X + \Delta X = 2X - \frac{1}{\mu} X S(X, \mu) X$$

إذا كانت  $1 < \delta_p(X, \mu) < 0$  فإن  $X^+ \succ 0$

البرهان:

لاحظ أننا نستطيع كتابة  $X^+$  على الشكل التالي: أي أن

$$X^+ = X^{\frac{1}{2}} \left( 2I - X^{\frac{1}{2}} \frac{S(X, \mu)}{\mu} X^{\frac{1}{2}} \right) X^{\frac{1}{2}} \quad (11.8)$$

لأن  $1 < \delta_p(X, \mu) < 1$

$$\left\| \frac{1}{\mu} X^{\frac{1}{2}} S(X, \mu) X^{\frac{1}{2}} - I \right\| < 1$$

ينتج

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i^2 \left( \frac{X^{\frac{1}{2}} S(X, \mu) X^{\frac{1}{2}}}{\mu} - I \right) < 1$$

وبالتالي لدينا

$$\lambda_i \left( \frac{1}{\mu} X^{\frac{1}{2}} S(X, \mu) X^{\frac{1}{2}} \right) \in (0, 2), \quad i = 1, \dots, n$$

والذي يقتضي

$$\lambda_i \left( 2I - X^{\frac{1}{2}} \frac{S(X, \mu)}{\mu} X^{\frac{1}{2}} \right) \in (0, 2), \quad i = 1, \dots, n$$

وكلنتيجة لذلك نحصل على  $X^+ \succ 0$  من (11.8).

أيضاً نستطيع الحصول على تقارب تربيعي على الدورة الأساسية المؤدية إلى المسار الأوسط.

### نتيجة ١٢.٨

إذا كانت  $\delta_p(X, \mu) < 1$  فإن  $X \in ri(\mathcal{P})$

$$X^+ = X + \Delta X = 2X - \frac{1}{\mu} X S(X, \mu) X$$

تحقق  $\delta_p(X^+, \mu) \leq \delta_p^2(X, \mu)$

البرهان:

بتعریف  $\delta_p(X, \mu) < 1$  نحصل على

$$\begin{aligned} \delta_p(X^+, \mu)^2 &= \left\| \frac{X^{+\frac{1}{2}} S(X^+, \mu) X^{+\frac{1}{2}}}{\mu} - I \right\|^2 \leq \left\| \frac{X^{+\frac{1}{2}} S(X, \mu) X^{+\frac{1}{2}}}{\mu} - I \right\|^2 \\ &= \text{tr} \left( \left( \frac{1}{\mu} S(X, \mu) X^+ - I \right)^2 \right) \end{aligned}$$

وبالتعويض عن  $X^+ = 2X - \frac{1}{\mu} X S(X, \mu) X$  ينتج

$$\begin{aligned} \delta_p(X^+, \mu)^2 &\leq \text{tr} \left( \left( \frac{1}{\mu} S(X, \mu) \left[ 2X - \frac{1}{\mu} X S(X, \mu) X \right] - I \right)^2 \right) \\ &= \text{tr} \left( \left( \frac{1}{\mu} S(X, \mu) X - I \right)^4 \right) \\ &= \text{tr} \left( \left( \frac{1}{\mu} X^{\frac{1}{2}} S(X, \mu) X^{\frac{1}{2}} - I \right)^4 \right) \\ &= \left\| \left( \frac{1}{\mu} X^{\frac{1}{2}} S(X, \mu) X^{\frac{1}{2}} - I \right)^2 \right\|^2 \\ &\leq \left\| \frac{1}{\mu} X^{\frac{1}{2}} S(X, \mu) X^{\frac{1}{2}} - I \right\|^4 = \delta_p^4(X, \mu) \end{aligned}$$

حيث المتباعدة الثانية ناتجة من خواص معيار فروبينيوس  $\square$ .

## ٨.٨ تحديد وسيط المسار الأوسط

### Updating the Centering Parameter

عندما تكون دورة المسألة الأساسية  $X$  أوسطية بشكل كافٍ، أي أن  $\delta_p(X, \mu) \leq \tau$  لتحمل ما  $\tau$  فإننا نستطيع تخفيف وسيط الوسيط  $\mu$ . تحدث وسيط الحاجز بطريقة ما بحيث يبقى  $\delta_p(X, \mu^+) \leq \frac{1}{2}$  بعد تحديد  $\mu$  بـ  $\mu^+$ . الخطوة التالية  $X^+ + \Delta X$  تولد حلًّا مسمومًا به يتحقق  $\delta_p(X^+, \mu^+) \leq \frac{1}{4}$  بواسطة نتيجة .١٢٠٨

نتيجة ١٣٠٨

نعرف تحديد لـ  $\mu$  بـ  $\mu^+ = (1-\theta)\mu$  حيث  $0 < \theta < 1$  وسيطاً معطى. ومن هذا نستنتج

$$\delta_p(X, \mu^+) \leq \frac{1}{1-\theta} (\delta_p(X, \mu) + \theta\sqrt{n})$$

البرهان:

$$\begin{aligned} \delta_p(X, \mu^+) &= \left\| \frac{X^{\frac{1}{2}} S(X, \mu^+) X^{\frac{1}{2}}}{(1-\theta)\mu} - I \right\| \\ &\leq \left\| \frac{X^{\frac{1}{2}} S(X, \mu) X^{\frac{1}{2}}}{(1-\theta)\mu} - I \right\| \\ &= \left\| \frac{X^{\frac{1}{2}} S(X, \mu) X^{\frac{1}{2}}}{(1-\theta)\mu} - \frac{1}{1-\theta} I + \frac{\theta}{1-\theta} I \right\| \\ &\leq \frac{1}{1-\theta} \left( \left\| \frac{X^{\frac{1}{2}} S(X, \mu) X^{\frac{1}{2}}}{\mu} - I \right\| + \theta \|I\| \right) \\ &= \frac{1}{1-\theta} (\delta_p(X, \mu) + \theta\sqrt{n}) \end{aligned}$$

حيث المتباعدة الثانية تتحقق من المتباعدة المثلثية

□

إن النتيجة السابقة تمكنا أن نختار تحديث للوسيط  $\theta$  والذي يضمن أن تبقى الدورة الأساسية أوسطية بشكل كافٍ بالنسبة للوسيط الجديد  $\mu^+ = (1-\theta)\mu$ .

#### نتيجة ١٤.٨

لتكن  $X^+ = X + \Delta X$ . بعد خطوة  $\theta = 1/(4\sqrt{n} + 2)$ . و  $\delta_p(X, \mu) \leq \frac{1}{2}$  والتحديث  $\mu^+ = (1-\theta)\mu$  نحصل على البرهان:

باستخدام نتائج ١٢.٨ و ١٣.٨ نحصل على

$$\begin{aligned}\delta_p(X^+, \mu^+) &\leq \frac{1}{1-\theta} (\delta_p(X, \mu) + \theta\sqrt{n}) \\ &\leq \frac{1}{1-\theta} (\delta_p^2(X, \mu) + \theta\sqrt{n}).\end{aligned}$$

وبالتعويض عن  $\theta = 1/(4\sqrt{n} + 2)$  نحصل على

$$\begin{aligned}\delta_p(X^+, \mu^+) &\leq \frac{4\sqrt{n} + 2}{4\sqrt{n} + 1} \left( \frac{1}{4} + \frac{\sqrt{n}}{4\sqrt{n} + 2} \right) \\ &= \frac{1}{2}\end{aligned}$$

□ من السهل التتحقق من أنه إذا كانت  $\delta_p(X, \mu) \leq \frac{1}{2}$  فإن التحديث الديناميكي

$$\theta = \frac{\frac{1}{2} - \delta_p(X, \mu)}{\sqrt{n} + \frac{1}{2}} \geq \frac{1}{4\sqrt{n} + 2}$$

يضمن أن  $\delta_p(X, \mu^+) \leq \frac{1}{2}$  إذا كانت  $\mu^+ = (1-\theta)\mu$ . السؤال الآن هل من الممكن أن نحصل على قيمة صغيرة لـ  $\mu^+$  بحيث أن الشرط  $\delta_p(X, \mu^+) \leq \frac{1}{2}$

يبقى متحقق؟ وهذا في الحقيقة ممكّن، وذلك بإعادة كتابة  $\delta_p(X, \mu)$  على الشكل التالي:

$$\delta_p(X, \mu) = \left\| X^{-\frac{1}{2}} \left( \Delta X_c + \frac{1}{\mu} \Delta X_a \right) X^{-\frac{1}{2}} \right\|$$

من تعريف  $\delta_p$  ونظريّة ٨.٨

لرمز  $D_c = X^{-\frac{1}{2}} \Delta X_c X^{-\frac{1}{2}}$  و  $D_a = X^{-\frac{1}{2}} \Delta X_a X^{-\frac{1}{2}}$  نرى أن أصغر قيمة لـ  $\mu^+$  والتي لا زالت تتحقّق هي أصغر جذر موجب للمعادلة

$$\delta_p(X, \mu) = \left\| D_c + \frac{1}{\mu} D_a \right\| = \frac{1}{2}$$

وبتربيع طرفي المعادلة نحصل على المعادلة التربيعيّة لـ  $\frac{1}{\pi}$  التالية:

$$\frac{1}{\mu^2} \|D_a\|^2 + \frac{2}{\mu} \operatorname{tr}(D_a D_c) + \|D_c\|^2 - \frac{1}{4} = 0$$

والذي من الممكّن حلّها للحصول على  $\mu^+$  المطلوبة.

النظريّة التالية تعطينا حدًّا لأسوأ الأحوال تعقيداً للخوارزمية الشكليّة.

#### ١٥.٨ نظريّة

لتكن  $0 < \varepsilon$  وسيط دقة،  $0 < \mu^\circ$  و  $\theta = 1/(4\sqrt{n} + 2)$ . لتكن  $X^\circ$  نقطة بداية مسموح بها فعلياً بحيث أن  $\frac{1}{2} \leq (\mu^\circ, \delta_p(X^\circ))$ . إن الخوارزمية تنتهي بعد  $6\sqrt{n} \log^{\frac{n\mu^\circ}{\varepsilon}}$  خطوة على الأكثر، وتكون المصفوفات الأخيرة الناتجة  $X$  و  $S(X, \mu)$  حلولاً مسموحاً بها فعلياً، والفجوة الثانية محدودة بـ  $\operatorname{tr}(XS(X, \mu)) \leq \frac{3}{2}\varepsilon$ .

البرهان: انظر [Dk].

## ٩.٨ خوارزمية الثنائية Dual Algorithm

إن خوارزمية الثنائية هي مشابهه تماماً لخوارزمية المسألة الأساسية، إذا عرفنا

$$\begin{aligned} X(S, \mu) = \arg \min & \left\| \frac{S^{\frac{1}{2}} X S^{\frac{1}{2}} - I}{\mu} \right\| \\ \text{subject to} & \operatorname{tr}(A_i X) = b_i, \quad i = 1, \dots, m \\ & X \in \mathcal{S}_n \end{aligned}$$

وذلك للمتغير المسموح به الفعلي الثنائي  $S \succ 0$  ، وبالتالي فإن المرتبة الأولى لشروط الأمثلة والذي يعطينا  $(S, \mu)$  هي:

$$S \left[ \frac{XS}{\mu} - I \right] - \sum_{i=1}^m \Delta y_i A_i = 0 \quad (17.8)$$

$$\operatorname{tr}(A_i X) = b_i, \quad i = 1, \dots, m \quad (18.8)$$

وبالضرب من اليمين واليسار للمعادلة (17.8) بـ  $S^{-1}$  ، وبعد ذلك استخدام المعادلة (18.8). نحصل على:

$$\sum_{i=1}^m \Delta y_i \operatorname{tr}(A_i S^{-1} A_j S^{-1}) = \frac{-1}{\mu} b_j + \operatorname{tr}(A_j S^{-1}), \quad j = 1, \dots, m \quad (19.8)$$

وإذا عرفنا

$$\delta_d(S, \mu) = \left\| \frac{S^{\frac{1}{2}} X(S, \mu) S^{\frac{1}{2}} - I}{\mu} \right\|$$

فإننا نستطيع إعادة التحليل الذي قمنا به بالنسبة للخوارزمية الأساسية، ولكن بتبدل دور  $S$  مع  $X$ . إن اتجاه إسقاط نيوتن لدالة الحاجز الثانية  $d_\mu$  (اتجاه البحث للخوارزمية) يكون

$$\Delta S = S^{\frac{1}{2}} \left( I - \frac{1}{\mu} S^{\frac{1}{2}} X(S, \mu) S^{\frac{1}{2}} \right) S^{\frac{1}{2}} = \sum_{i=1}^m \Delta y_i A_i \quad (20.8)$$

حيث نحصل على  $\Delta y$  بحل (19.8)، وبالتالي نحصل على  $\Delta S$  من

$$\Delta S = - \sum_{i=1}^m \Delta y_i A_i$$

الآن نستطيع كتابة خوارزمية الخطوة الصغيرة لمسألة الشائنة.

#### خوارزمية ١٦.٨

مدخلات زوج من الحلول المسموح بها الفعلية الشائنة  $(S^\circ, y^\circ)$

الوسائط  $S_d(S^\circ, \mu^\circ)$  بحيث أن  $\mu^\circ \leq \frac{1}{2}$

وسيط الدقة  $\epsilon > 0$

وسيط التحديث  $\theta = 1/(4\sqrt{n} + 2)$

ابداً  $S = S^\circ, \mu = \mu^\circ$

بينما  $n\mu > \epsilon$

$$S = 2S - \frac{1}{\mu} SX(S, \mu) S$$

$$\mu = (1 - \theta)\mu$$

نهاية

نهاية

نظراً للتتشابه في تحليل خوارزمية المسألة الأساسية وخوارزمية المسألة الشائنة فإن المسألتين لهما نفس حد التعقيد المذكور في نظرية ١٥.٨.

من المهم ملاحظة أنه ليس من الضروري صياغة  $X(S, \mu)$  بشكل صريح لمعرفة ما إذا كانت موجبة شبه معرفة أو لا، وبالتالي حساب الفجوة الثانية والتأكد من أنها موجبة، ومن (١٧.٨) نعلم أن

$$X(S, \mu) \geq 0 \Leftrightarrow S + \sum_{i=1}^m \Delta y_i A_i \succeq 0$$

أيضاً لاحظ أنه إذا كانت  $0 \succeq X(S, \mu)$  فإن الفجوة الشائبة عند  $(X(S, \mu), S)$  معطاة بالمعادلة

$$\text{tr}(X(S, \mu)S) = \mu \text{ tr}(S - \Delta S)$$

من (٢٠.٨). هذه الملاحظات مهمة عند الاستفادة من تاثير المعلومات.

## ١٠.٨ طرق التحديث الكبيرة Large Update Methods

إن استراتيجية تحديد  $\mu$  التي شرحناها في الفصل السابقة محفوظة جداً عند استخدامها في التطبيقات العملية. وسوف نشرح في هذا الفصل استراتيجيتين لتحديد  $\mu$ ، والتي تسمح لنا بتحفيض كبر لها. في الخوارزمية التالية سوف نستخدم التحديث الديناميكي لـ  $\mu$

$$\mu = \frac{\text{tr}(XS)}{n + v\sqrt{n}}$$

حيث  $S \in ri(\mathcal{D})$  في الدورة الشائبة الحالية، و  $X \in \mathcal{P}$  أفضل حل معلومأساسي، و  $v \geq 1$  وسيط معطى. تسمى هذه الخوارزمية بخوارزمية الموازنة الشائبة:

## ١٧.٨ خوارزمية

مدخلات

الوسائل

وسیط الدقة  $\varepsilon > 0$ الوسیط  $v \geq 1$  $X = X^\circ, S = S^\circ, \mu = \mu_0$  ابدأ $\text{tr}(XS) > \varepsilon$  بينما

$$S = 2S - \frac{1}{\mu} SX(S, \mu) S$$

 $X = X(S, \mu)$  فإن  $X(S, \mu) > 0$  إذا

$$\mu = \frac{\text{tr}(XS)}{n + v\sqrt{n}}$$

نهاية

نهاية

إن دور المصفوفة  $X$  في الخوارزمية هو للترميز، وليس لها دور في الحسابات ولا تحتاج إلى تخزينها.

لدينا الآن حد التعقيد للخوارزمية ١٧.٨.

## ١٨.٨ نظرية

إن طريقة الموازنة الثنائية تتوقف بعد

$$O\left(v\sqrt{n} \log\left(\frac{\text{tr}(X^\circ S^\circ)}{\varepsilon}\right)\right)$$

دورة. والناتج هو زوج  $(X(S, \mu), S) \in \mathcal{P} \times \mathcal{D}$  ، بحيث  $\text{tr}(X(S, \mu)S) \leq \varepsilon$ . البرهان: انظر [Ye].

خوارزمية الخطوة الصغيرة مدلت بواسطة  $[AF]$  لتستخدم تحديثاً كبيراً  $\mu$ . الخوارزمية تعمل بخطوات إسقاط نيوتن بالنسبة لقيمة  $\mu$  ، حتى يتحقق  $\delta_d(S, \mu) \leq \frac{1}{2}$  للدورة الحالية. بعد ذلك  $\mu$  تخفض بكسر ثابت، بحيث أن  $\mu = (1-\theta)\mu$ . من الممكن الآن كتابة خوارزمية الخطوة الطويلة لمسألة الثانية على الشكل التالي:

## خوارزمية ١٩.٨

$(X^\circ, y^\circ) \in ri(\mathcal{D})$	مدخلات
$\tau = 1/\sqrt{2}, \tau > 0$	الوسائل
$\delta_d(S^\circ, \mu^\circ) \leq \tau$ بحيث	
وسيط دقة $0 < \varepsilon < 1$ و وسيط تحدث	
$S = S^\circ, y = y^\circ, \mu = \mu^\circ$	ابداً
$\text{tr}(XS) > \varepsilon$ بينما	
$\delta_d(S, \mu) \leq \tau$ إذا	
$\mu = (1-\theta)\mu$	
$\delta_d(S, \mu) > \tau$ وإلا	
$\alpha$ احسب $(\Delta S, \Delta y)$ وأوجد	
$S = S + \alpha \Delta S$	
$y = y + \alpha \Delta y$	
	نهاية
	نهاية
	نهاية
$\alpha = \arg \text{ minimize } d_\mu(y + \alpha \Delta y, S + \alpha \Delta S)$	حيث

هذه الخوارزمية لها حد في أسوأ الحالات، بحيث إذا كانت  $\theta = O(1)$   
فإن حد الدورات هو  $O(nL)$ ، وإذا كانت  $\theta = O(1/\sqrt{n})$  فإن حد الدورات هو  
 $O(\sqrt{n}L)$

### تمارين الباب الثامن

#### ١.٨ لدينا البرنامج التالي

$$\begin{aligned} & \text{maximize } y_1 + y_2, \quad y \in \mathbb{R}^2 \\ & \text{subject to } y_1 \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} + y_2 \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \leq \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

أوجد البرنامج الثاني؟ ثم أوجد مسألة الطمر المتجانس لمسألتين الأساسية  
والثانية؟

٢.٨: أوجد  $b = [1 \ 0 \ 0]$ ،  $n = m = 3$  لتكن

$$\begin{aligned} C &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad A_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \\ A_2 &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad A_3 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

أوجد مسألة لجرانج المرافق؟

٣.٨: أوجد  $d_\mu(y, S)$  و  $f_\mu(X, S)$  و  $p_\mu(X)$  لتمرين ٣.٨

٤.٨ حل البرنامج التالي:

$$m = 3, n = 2$$

١٤٩

طريقة الحاجز اللوغاريتمية الأساسية

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad b = [1 \quad 2 \quad 1]^T$$
$$A_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad A_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad A_l = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix},$$

٦٣٠.٨ باستخدام خوارزمية

٦١.٨ تمرن  $\delta_p(X, \mu)$  أوجد ٥.٨

٦.٨ حل البرنامج في تمرن ٤.٨ باستخدام خوارزمية ٦١٩.٨

