Nelineární optimalizace a numerické metody (MI–NON)

Magisterský program: Informatika

Obor: Teoretická informatika

Katedra: 18101 Katedra teoretické informatiky

Jaroslav Kruis

Evropský sociální fond

Praha & EU: Investujeme do vaší budoucnosti



Metoda sdružených gradientů

Nechť je dána kvadratická funkce n proměnných ve tvaru

$$f(\boldsymbol{x}) = \frac{1}{2} \boldsymbol{x}^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{x} - \boldsymbol{x}^T \boldsymbol{b}$$

kde $A \in R^{n \times n}$ je symetrická pozitivně definitní matice a vektor $b \in R^n$. Hledání minima lze provést metodou sdružených gradientů. Na rozdíl od metody největšího spádu se směr minimalizace nevolí totožný s vektorem rezidua, ale určuje se pomocí dodatečné podmínky.

Vzhledem k významu metody sdružených gradientů bude provedeno poměrně podrobné odvození.

Volí se počáteční aproximace $m{x}_0$ přesného řešení $ar{m{x}}$. Počáteční reziduum má tvar $m{r}_0 = m{b} - m{A} m{x}_0$. Nová aproximace řešení se volí ve tvaru

$$\boldsymbol{x}_1 = \boldsymbol{x}_0 + \alpha_0 \boldsymbol{s}_0$$

kde $m{s}_0$ je vektor směru. Počáteční vektor $m{s}_0$ se volí roven vektoru rezidua, tedy $m{s}_0=m{r}_0$. Dosazením vektoru $m{x}_1$ do kvadratické funkce vychází

$$f(\boldsymbol{x}_1) = \frac{1}{2}\boldsymbol{x}_0^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{x}_0 + \alpha_0 \boldsymbol{x}_0^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{s}_0 + \frac{1}{2}\alpha_0^2 \boldsymbol{s}_0^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{s}_0 - \boldsymbol{x}_0^T \boldsymbol{b} - \alpha_0 \boldsymbol{s}_0^T \boldsymbol{b}$$

Z podmínky stacionarity plyne

$$\frac{\mathrm{d}f(\boldsymbol{x}_1)}{\mathrm{d}\alpha_0} = \boldsymbol{x}_0^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{s}_0 + \alpha_0 \boldsymbol{s}_0^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{s}_0 - \boldsymbol{s}_0^T \boldsymbol{b} = 0 \quad \Rightarrow \quad \alpha_0 = \frac{\boldsymbol{s}_0^T \boldsymbol{r}_0}{\boldsymbol{s}_0^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{s}_0}$$

Pro další úvahy je užitečné vypočítat hodnotu kvadratické funkce pro $oldsymbol{x}_1$, vychází

$$f(\boldsymbol{x}_1) = \frac{1}{2} \boldsymbol{x}_0^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{x}_0 - \boldsymbol{x}_0^T \boldsymbol{b} + \alpha_0 \boldsymbol{s}_0^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{x}_0 + \frac{1}{2} \alpha_0^2 \boldsymbol{s}_0^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{s}_0 - \alpha_0 \boldsymbol{s}_0^T \boldsymbol{b} =$$

$$= f(\boldsymbol{x}_0) - \frac{1}{2} \frac{(\boldsymbol{s}_0^T \boldsymbol{r}_0)^2}{\boldsymbol{s}_0^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{s}_0}$$

Další aproximace má tvar

$$\boldsymbol{x}_2 = \boldsymbol{x}_0 + \alpha_0 \boldsymbol{s}_0 + \alpha_1 \boldsymbol{s}_1$$

Nyní je vektor s_1 neznámý a je třeba ho určit.

Dosazením vektoru $oldsymbol{x}_2$ do kvadratické funkce vychází

$$f(\boldsymbol{x}_2) = \frac{1}{2} \boldsymbol{x}_0^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{x}_0 + \alpha_0 \boldsymbol{x}_0^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{s}_0 + \frac{1}{2} \alpha_0^2 \boldsymbol{s}_0^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{s}_0 - \boldsymbol{x}_0^T \boldsymbol{b} - \alpha_0 \boldsymbol{s}_0^T \boldsymbol{b} + \alpha_1 \boldsymbol{x}_0^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{s}_1 + \alpha_0 \alpha_1 \boldsymbol{s}_0^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{s}_1 + \frac{1}{2} \alpha_1^2 \boldsymbol{s}_1^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{s}_1 - \alpha_1 \boldsymbol{s}_1^T \boldsymbol{b}$$

S uvážením vztahů pro α_0 a r_0 a s ohledem na volbu s_0 lze předcházející výraz upravit do tvaru

$$f(\boldsymbol{x}_2) = f(\boldsymbol{x}_0) - \frac{1}{2} \frac{(\boldsymbol{s}_0^T \boldsymbol{r}_0)^2}{\boldsymbol{s}_0^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{s}_0} + \alpha_0 \alpha_1 \boldsymbol{s}_0^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{s}_1 + \frac{1}{2} \alpha_1^2 \boldsymbol{s}_1^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{s}_1 - \alpha_1 \boldsymbol{s}_1^T \boldsymbol{r}_0$$
$$= f(\boldsymbol{x}_1) + \alpha_0 \alpha_1 \boldsymbol{s}_0^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{s}_1 + \frac{1}{2} \alpha_1^2 \boldsymbol{s}_1^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{s}_1 - \alpha_1 \boldsymbol{s}_1^T \boldsymbol{r}_0$$

Bude-li zvolen vektor s_1 tzv. A-ortogonální k vektoru s_0 , tj. bude-li platit $s_1^T A s_0 = 0$, bude mít výraz pro α_1 tvar

$$lpha_1 = rac{oldsymbol{s}_1^T oldsymbol{r}_0}{oldsymbol{s}_1^T oldsymbol{A} oldsymbol{s}_1}$$

Úpravami vycházejí důležité vztahy

$$\boldsymbol{x}_1 = \boldsymbol{x}_0 + \alpha_0 \boldsymbol{s}_0 \quad \Rightarrow \quad \boldsymbol{x}_1 - \boldsymbol{x}_0 = \alpha_0 \boldsymbol{s}_0$$

proto platí

$$\boldsymbol{s}_1^T \boldsymbol{A} (\boldsymbol{x}_1 - \boldsymbol{x}_0) = \alpha_0 \boldsymbol{s}_1^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{s}_0 = 0$$

a dále

$$egin{aligned} m{s}_1^T m{A} m{x}_1 - m{s}_1^T m{A} m{x}_0 &= m{s}_1^T m{A} m{x}_1 - m{s}_1^T m{A} m{x}_0 + m{s}_1^T m{b} - m{s}_1^T m{c}_1 - m{s}_1^T m{r}_1 &= 0 \end{aligned}$$

Platí tedy důležitý vztah

$$oldsymbol{s}_1^Toldsymbol{r}_0=oldsymbol{s}_1^Toldsymbol{r}_0$$

s jehož pomocí lze přepsat výraz pro α_1 do tvaru

$$lpha_1 = rac{oldsymbol{s}_1^T oldsymbol{r}_1}{oldsymbol{s}_1^T oldsymbol{A} oldsymbol{s}_1}$$

Další aproximace je ve tvaru

$$\boldsymbol{x}_3 = \boldsymbol{x}_0 + \alpha_0 \boldsymbol{s}_0 + \alpha_1 \boldsymbol{s}_1 + \alpha_2 \boldsymbol{s}_2$$

Dosazením do kvadratické funkce vychází

$$f(\mathbf{x}_{3}) = \frac{1}{2}\mathbf{x}_{0}^{T}\mathbf{A}\mathbf{x}_{0} + \frac{1}{2}\alpha_{0}\mathbf{x}_{0}^{T}\mathbf{A}\mathbf{s}_{0} + \frac{1}{2}\alpha_{1}\mathbf{x}_{0}^{T}\mathbf{A}\mathbf{s}_{1} + \frac{1}{2}\alpha_{2}\mathbf{x}_{0}^{T}\mathbf{A}\mathbf{s}_{2} + \frac{1}{2}\alpha_{0}\mathbf{s}_{0}^{T}\mathbf{A}\mathbf{x}_{0} + \frac{1}{2}\alpha_{0}^{2}\mathbf{s}_{0}^{T}\mathbf{A}\mathbf{s}_{0} + \frac{1}{2}\alpha_{0}\alpha_{1}\mathbf{s}_{0}^{T}\mathbf{A}\mathbf{s}_{1} + \frac{1}{2}\alpha_{0}\alpha_{2}\mathbf{s}_{0}^{T}\mathbf{A}\mathbf{s}_{2} + \frac{1}{2}\alpha_{1}\mathbf{s}_{1}^{T}\mathbf{A}\mathbf{x}_{0} + \frac{1}{2}\alpha_{1}\alpha_{0}\mathbf{s}_{1}^{T}\mathbf{A}\mathbf{s}_{0} + \frac{1}{2}\alpha_{1}^{2}\mathbf{s}_{1}^{T}\mathbf{A}\mathbf{s}_{1} + \frac{1}{2}\alpha_{1}\alpha_{2}\mathbf{s}_{1}^{T}\mathbf{A}\mathbf{s}_{2} + \frac{1}{2}\alpha_{2}\mathbf{s}_{2}^{T}\mathbf{A}\mathbf{x}_{0} + \frac{1}{2}\alpha_{2}\alpha_{0}\mathbf{s}_{2}^{T}\mathbf{A}\mathbf{s}_{0} + \frac{1}{2}\alpha_{2}\alpha_{1}\mathbf{s}_{2}^{T}\mathbf{A}\mathbf{s}_{1} + \frac{1}{2}\alpha_{2}^{2}\mathbf{s}_{2}^{T}\mathbf{A}\mathbf{s}_{2} - \frac{1}{2}\alpha_{0}\mathbf{s}_{0}^{T}\mathbf{b} - \alpha_{1}\mathbf{s}_{1}^{T}\mathbf{b} - \alpha_{2}\mathbf{s}_{2}^{T}\mathbf{b}$$

S ohledem na $m{A}$ -ortogonalitu směrových vektorů $m{s}_i$, vztahů pro $lpha_i$ a definici rezidua platí

$$f(\boldsymbol{x}_3) = f(\boldsymbol{x}_0) - \frac{(\boldsymbol{s}_0^T \boldsymbol{r}_0)^2}{2\boldsymbol{s}_0^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{s}_0} - \frac{(\boldsymbol{s}_1^T \boldsymbol{r}_1)^2}{2\boldsymbol{s}_1^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{s}_1} + \alpha_2 \boldsymbol{s}_2^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{x}_0 + \frac{1}{2} \alpha_2^2 \boldsymbol{s}_2^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{s}_2 - \alpha_2 \boldsymbol{s}_2^T \boldsymbol{b}$$

odkud vychází

$$lpha_2 = rac{oldsymbol{s}_2^T oldsymbol{r}_0}{oldsymbol{s}_2^T oldsymbol{A} oldsymbol{s}_2}$$

Úpravami vycházejí důležité vztahy

$$\boldsymbol{x}_2 - \boldsymbol{x}_0 = \alpha_0 \boldsymbol{s}_0 + \alpha_1 \boldsymbol{s}_1$$

proto platí

$$\boldsymbol{s}_2^T \boldsymbol{A} (\boldsymbol{x}_2 - \boldsymbol{x}_0) = \alpha_0 \boldsymbol{s}_2^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{s}_0 + \alpha_1 \boldsymbol{s}_2^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{s}_1 = 0$$

a dále

$$\boldsymbol{s}_2^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{x}_2 - \boldsymbol{s}_2^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{x}_0 = \boldsymbol{s}_2^T \boldsymbol{r}_0 - \boldsymbol{s}_2^T \boldsymbol{r}_2 = 0$$

výraz pro α_2 lze proto přepsat do tvaru

$$lpha_2 = rac{oldsymbol{s}_2^T oldsymbol{r}_2}{oldsymbol{s}_2^T oldsymbol{A} oldsymbol{s}_2}$$

Obecně platí

$$oldsymbol{x}_k = oldsymbol{x}_0 + \sum_{i=0}^{i=k-1} lpha_i oldsymbol{s}_i \quad \Rightarrow \quad oldsymbol{x}_k - oldsymbol{x}_0 = \sum_{i=0}^{i=k-1} lpha_i oldsymbol{s}_i$$

proto

$$\boldsymbol{s}_k^T \boldsymbol{A} (\boldsymbol{x}_k - \boldsymbol{x}_0) = \sum_{i=0}^{i=k-1} \alpha_i \boldsymbol{s}_k^T \boldsymbol{A} \boldsymbol{s}_i = 0$$

a dále pak

$$\boldsymbol{s}_k^T \boldsymbol{r}_0 - \boldsymbol{s}_k^T \boldsymbol{r}_k = 0 \quad \Rightarrow \quad \boldsymbol{s}_k^T \boldsymbol{r}_0 = \boldsymbol{s}_k^T \boldsymbol{r}_k$$

Věta. Necht' je dán vektor \boldsymbol{x}_0 . Potom pro každé i < k platí $\boldsymbol{s}_i^T \boldsymbol{r}_k = 0$.

Důkaz.

$$egin{array}{lll} oldsymbol{s}_i^T oldsymbol{r}_k &= oldsymbol{s}_i^T oldsymbol{b} - oldsymbol{A} oldsymbol{x}_k) = oldsymbol{s}_i^T oldsymbol{b} - oldsymbol{A} oldsymbol{x}_0 - \sum_{j=0}^{j=k-1} lpha_j oldsymbol{A} oldsymbol{s}_j \end{array}$$

S ohledem na ortogonalitu směrových vektorů platí

$$\mathbf{s}_i^T \mathbf{r}_k = \mathbf{s}_i^T \mathbf{r}_0 - \alpha_i \mathbf{s}_i^T \mathbf{A} \mathbf{s}_i = \mathbf{s}_i^T \mathbf{r}_0 - \frac{\mathbf{s}_i^T \mathbf{r}_0}{\mathbf{s}_i^T \mathbf{A} \mathbf{s}_i} \mathbf{s}_i^T \mathbf{A} \mathbf{s}_i = 0$$

Věta. Platí $oldsymbol{r}_k^Toldsymbol{s}_k=oldsymbol{r}_k^Toldsymbol{r}_k$

Důkaz. Přenásobením vztahu pro nový směrový vektor

$$\boldsymbol{s}_{k+1} = \boldsymbol{r}_{k+1} + \beta_k \boldsymbol{s}_k$$

Nelineární optimalizace a numerické metody

vektorem $oldsymbol{r}_{k+1}^T$ zleva vychází

$$\mathbf{r}_{k+1}^{T} \mathbf{s}_{k+1} = \mathbf{r}_{k+1}^{T} \mathbf{r}_{k+1} + \beta_k \mathbf{r}_{k+1}^{T} \mathbf{s}_k = \mathbf{r}_{k+1}^{T} \mathbf{r}_{k+1}$$

protože platí předcházející věta.

volba počáteční aproximace $oldsymbol{x}_0$

výpočet počátečního rezidua $oldsymbol{r}_0 = oldsymbol{b} - oldsymbol{A} oldsymbol{x}_0$

nastavení počátečního směrového vektoru $oldsymbol{s}_0 = oldsymbol{r}_0$

iterace
$$k=0,1,\dots$$
 $lpha_k=rac{m{r}_k^Tm{r}_k}{m{s}_k^Tm{A}m{s}_k}$ $m{x}_{k+1}=m{x}_k+lpha_km{s}_k$ $m{r}_{k+1}=m{r}_k-lpha_km{A}m{s}_k$ pokud $\|m{r}_{k+1}\|, konec iterace $eta_k=rac{m{r}_{k+1}^Tm{r}_{k+1}}{m{r}_k^Tm{r}_k}$ $m{s}_{k+1}=m{r}_{k+1}+eta_km{s}_k$$

