

Medical Imaging

Prof. Dr. Tobias Knopp

23. November 2022

Institut für Biomedizinische Bildgebung

Herleitung - CG-Verfahren

Wir betrachten das lineare Gleichungssystem

$$\mathbf{Ax} = \mathbf{b} \tag{1}$$

$$\mathbf{x} = (x_j)_{j=0,\dots,N-1}, \quad \mathbf{b} = (b_j)_{j=0,\dots,N-1}, \quad \mathbf{x}, \mathbf{b} \in \mathbb{R}^N, \quad \mathbf{A} = (a_{i,j})_{i,j=0,\dots,N-1} \in \mathbb{R}^{N \times N}$$

für eine symmetrisch positiv definite Matrix \mathbf{A} . Eine Matrix \mathbf{A} ist positiv definit falls $\mathbf{x}^T \mathbf{Ax} > 0 \forall \mathbf{x} \neq \mathbf{0}$ gilt. Das lineare Gleichungssystem (1) ist eindeutig lösbar, da jede symmetrisch positiv definite Matrix regulär ist. Wir leiten das CG-Verfahren für reelle Vektoren und Matrizen her.

Die Grundidee des CG-Verfahrens ist folgende. Um das lineare Gleichungssystem (1) zu lösen, suchen wir das Minimum einer Funktion F . Der Minimierer von F ist dann gerade die Lösung des linearen Gleichungssystems. Wir betrachten folgende Funktion $F : \mathbb{R}^N \rightarrow \mathbb{R}$ mit

$$F(\mathbf{x}) := \frac{1}{2} \langle \mathbf{x}, \mathbf{Ax} \rangle - \langle \mathbf{b}, \mathbf{x} \rangle.$$

Die Funktion $F(\mathbf{x})$ leiten wir nach den Komponenten x_i ab und erhalten

$$\begin{aligned} \frac{\partial F}{\partial x_i} &= \frac{\partial}{\partial x_i} \left(\frac{1}{2} \langle \mathbf{x}, \mathbf{Ax} \rangle - \langle \mathbf{b}, \mathbf{x} \rangle \right) \\ &= \frac{\partial}{\partial x_i} \left(\frac{1}{2} \sum_{j=0}^{N-1} \sum_{k=0}^{N-1} a_{j,k} x_j x_k - \sum_{k=0}^{N-1} b_k x_k \right) \\ &= \sum_{k=0}^{N-1} a_{i,k} x_k - b_i x_i. \end{aligned}$$

Daher ist der Gradient von $F(\mathbf{x})$ durch

$$\nabla F(\mathbf{x}) = \mathbf{Ax} - \mathbf{b}$$

gegeben. Falls $\mathbf{x} = \mathbf{x}^*$ die Lösung des linearen Gleichungssystems (1) ist, dann ist der Gradient $\nabla F(\mathbf{x}^*) = 0$. Somit ist $F(\mathbf{x}^*)$ ein Extremum. Wir betrachten die Hessematrix von $F(\mathbf{x})$

$$(\mathcal{H}F(\mathbf{x}))_{i,j} = \frac{\partial}{\partial x_j} \sum_{k=0}^{N-1} a_{i,k} x_k - b_i x_i = a_{i,j}.$$

Es ist also die Hessematrix $\mathcal{H}F(\mathbf{x}) = \mathbf{A}$. Daraus folgt nach Voraussetzung, dass die Hessematrix von $F(\mathbf{x})$ symmetrisch positiv definit ist. Somit ist $F(\mathbf{x}^*)$ ein globales Minimum.

Um nun die Lösung von (1) zu berechnen, suchen wir den Minimierer von $F(\mathbf{x})$. Den Minimierer werden wir iterativ bestimmen, indem wir von einem Startvektor $\mathbf{x}^{(0)}$ ausgehen und geeignete Abstiegsvektoren \mathbf{v}_k nutzen

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \alpha_k \mathbf{v}_k \quad \text{mit} \quad \alpha_k \in \mathbb{R}. \quad (2)$$

Das Residuum \mathbf{r}_k sei durch

$$\mathbf{r}_k := \mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}_k \quad (3)$$

definiert.

Lemma

Das Minimum von $F(\mathbf{x}_k + \alpha_k \mathbf{v}_k)$ wird bei festen Vektoren \mathbf{x}_k und \mathbf{v}_k durch

$$\alpha_k = \frac{\langle \mathbf{r}_k, \mathbf{v}_k \rangle}{\langle \mathbf{v}_k, \mathbf{A} \mathbf{v}_k \rangle} \quad (4)$$

erreicht. Das Residuum \mathbf{r}_k kann rekursiv durch

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{r}_{k-1} - \alpha_{k-1} \mathbf{A} \mathbf{v}_{k-1}. \quad (5)$$

berechnet werden.

Beweis: Wir setzen die partiellen Ableitungen

$$\begin{aligned}\frac{\partial}{\partial \alpha_k} F(\mathbf{x}_k + \alpha_k \mathbf{v}_k) &= \frac{\partial}{\partial \alpha_k} \left(\frac{1}{2} \langle \mathbf{x}_k + \alpha_k \mathbf{v}_k, \mathbf{A}(\mathbf{x}_k + \alpha_k \mathbf{v}_k) \rangle - \langle \mathbf{b}, \mathbf{x}_k + \alpha_k \mathbf{v}_k \rangle \right) \\ &= \frac{\partial}{\partial \alpha_k} \left(\frac{1}{2} \left(\langle \mathbf{x}_k, \mathbf{A}\mathbf{x}_k \rangle + \alpha_k \langle \mathbf{v}_k, \mathbf{A}\mathbf{x}_k \rangle + \alpha_k \langle \mathbf{x}_k, \mathbf{A}\mathbf{v}_k \rangle + \right. \right. \\ &\quad \left. \left. \alpha_k^2 \langle \mathbf{v}_k, \mathbf{A}\mathbf{v}_k \rangle \right) - \langle \mathbf{b}, \mathbf{x}_k \rangle - \alpha_k \langle \mathbf{b}, \mathbf{v}_k \rangle \right) \\ &= \langle \mathbf{v}_k, \mathbf{A}\mathbf{x}_k \rangle + \alpha_k \langle \mathbf{v}_k, \mathbf{A}\mathbf{v}_k \rangle - \langle \mathbf{b}, \mathbf{v}_k \rangle\end{aligned}$$

gleich Null.

Dann lösen wir nach α_k auf, so dass wir

$$\alpha_k = \frac{\langle \mathbf{b}, \mathbf{v}_k \rangle - \langle \mathbf{v}_k, \mathbf{A}\mathbf{x}_k \rangle}{\langle \mathbf{v}_k, \mathbf{A}\mathbf{v}_k \rangle}$$

erhalten. Mit (3) folgt die Behauptung (4). Für das Residuum \mathbf{r}_k gilt

$$\begin{aligned} \mathbf{r}_k &= \mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}_k \\ &\stackrel{(2)}{=} \mathbf{b} - \mathbf{A}(\mathbf{x}_{k-1} + \alpha_{k-1}\mathbf{v}_{k-1}) \\ &= \mathbf{r}_{k-1} - \alpha_{k-1}\mathbf{A}\mathbf{v}_{k-1}, \end{aligned}$$

womit Behauptung (5) folgt. ■

Jetzt stellt sich die Frage welche Abstiegsrichtungen \mathbf{v}_k wir wählen. \mathbf{A} -orthogonale Vektoren $\mathbf{v}_k \neq 0$ ($k = 0 \dots, N - 1$) haben sich als günstig erwiesen. Zwei Vektoren $\mathbf{c} \in \mathbb{R}^N$ und $\mathbf{d} \in \mathbb{R}^N$ heißen \mathbf{A} -orthogonal falls

$$\langle \mathbf{c}, \mathbf{A}\mathbf{d} \rangle = 0$$

ist. Es gilt nun folgendes Lemma.

Lemma

Seien die Vektoren \mathbf{v}_j ($j = 0 \dots, N - 1$) paarweise \mathbf{A} -orthogonal, dann ist

$$\langle \mathbf{v}_j, \mathbf{r}_k \rangle = 0 \quad (k = 1, \dots, N) \quad (j = 0, \dots, k - 1) \quad (6)$$

und es gilt

$$\mathbf{x}^{(N)} = \mathbf{x}^* = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{b}. \quad (7)$$

Beweis: Durch vollständige Induktion über den Index k beweisen wir Gleichung (6).

Der Induktionsanfang für $k = 1$ ist mit Gleichung (4) und (5) durch

$$\begin{aligned}\langle \mathbf{v}_0, \mathbf{r}_1 \rangle &= \langle \mathbf{v}_0, \mathbf{r}_0 - \alpha_0 \mathbf{A} \mathbf{v}_0 \rangle \\ &= \langle \mathbf{v}_0, \mathbf{r}_0 \rangle - \frac{\langle \mathbf{r}_0, \mathbf{v}_0 \rangle}{\langle \mathbf{v}_0, \mathbf{A} \mathbf{v}_0 \rangle} \langle \mathbf{v}_0, \mathbf{A} \mathbf{v}_0 \rangle = 0.\end{aligned}$$

gegeben. Es gelte nun für einen Index $k \geq 1$

$$\langle \mathbf{v}_j, \mathbf{r}_k \rangle = 0 \quad (j = 0 \dots, k - 1),$$

dann gilt für das Skalarprodukt mit Gleichung (4) und (5) die Beziehung

$$\begin{aligned}\langle \mathbf{v}_j, \mathbf{r}_{k+1} \rangle &= \langle \mathbf{v}_j, \mathbf{r}_k - \alpha_k \mathbf{A} \mathbf{v}_k \rangle \\ &= \langle \mathbf{v}_j, \mathbf{r}_k \rangle - \alpha_k \langle \mathbf{v}_j, \mathbf{A} \mathbf{v}_k \rangle \\ &= \langle \mathbf{v}_j, \mathbf{r}_k \rangle - \frac{\langle \mathbf{v}_k, \mathbf{r}_k \rangle}{\langle \mathbf{v}_k, \mathbf{A} \mathbf{v}_k \rangle} \langle \mathbf{v}_j, \mathbf{A} \mathbf{v}_k \rangle.\end{aligned} \tag{8}$$

Falls $j \neq k$ ist das Skalarprodukt $\langle \mathbf{v}_j, \mathbf{r}_k \rangle$ wegen der Induktionsvoraussetzung und das Skalarprodukt $\langle \mathbf{v}_j, \mathbf{A}\mathbf{v}_k \rangle$ wegen der \mathbf{A} -Orthogonalität gleich Null. Für den Fall $j = k$ kürzt sich der hintere Bruch in Gleichung (8) wodurch $\langle \mathbf{v}_j, \mathbf{r}_k \rangle - \langle \mathbf{v}_k, \mathbf{r}_k \rangle = 0$ folgt. Somit ist das Skalarprodukt $\langle \mathbf{v}_j, \mathbf{r}_{k+1} \rangle$ gleich Null für $(j = 0, \dots, k)$.

Der zweite Teil des Lemmas 2, die Gleichung (7), folgt aus Gleichung (6), denn es gilt

$$\langle \mathbf{v}_j, \mathbf{r}_N \rangle = 0 \quad (j = 0, \dots, N - 1).$$

Daraus folgt, dass das Residuum $\mathbf{r}_N = \mathbf{0}$ sein muss, da die Vektoren \mathbf{v}_j paarweise orthogonal und ungleich dem Nullvektor sind. Dies liegt daran, dass es in einem N -dimensionalen Vektor-Raum nur N paarweise orthogonale vom Nullvektor verschiedene Vektoren geben kann. Es gilt also $\mathbf{A}\mathbf{x}^{(N)} - \mathbf{b} = \mathbf{0}$. ■

Nach N Schritten liefert das CG-Verfahren wegen Beziehung (7) die richtige Lösung. Um die paarweise \mathbf{A} -orthogonalen Vektoren \mathbf{v}_k zu erhalten wird das Orthogonalisierungsverfahren nach Gram-Schmidt auf die Basis $\mathbf{r}_0, \dots, \mathbf{r}_{N-1}$ angewendet. Der Startvektor ist durch

$$\mathbf{v}_0 = \mathbf{r}_0 = \mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}^{(0)}$$

gegeben. Die paarweise \mathbf{A} -orthogonalen Vektoren \mathbf{v}_k entstehen nach dem Orthogonalisierungsverfahren durch

$$\mathbf{v}_k = \mathbf{r}_k - \sum_{j=0}^{k-1} b_{k,j} \mathbf{v}_j \quad \text{mit} \quad b_{k,j} = \frac{\langle \mathbf{r}_k, \mathbf{A}\mathbf{v}_j \rangle}{\langle \mathbf{v}_j, \mathbf{A}\mathbf{v}_j \rangle}. \quad (9)$$

Die Summe in (9) hat höchstens einen Summanden ungleich Null. Um dies zu beweisen, benötigen wir folgendes Lemma.

Lemma

Seien die Vektoren \mathbf{v}_k und \mathbf{r}_k nach der Vorschrift (9) konstruiert. Dann gilt

$$\langle \mathbf{r}_k, \mathbf{v}_k \rangle = \langle \mathbf{r}_k, \mathbf{r}_k \rangle \quad (10)$$

und

$$\langle \mathbf{r}_k, \mathbf{r}_l \rangle = 0 \quad (l = 0, \dots, k - 1). \quad (11)$$

Herleitung - CG-Verfahren

Beweis: Die Gleichung (10) zeigen wir, indem wir die Ansatzgleichung (9) umformen.
Durch

$$\mathbf{v}_k = \mathbf{r}_k - \sum_{j=0}^{k-1} b_{k,j} \mathbf{v}_j$$

folgt, indem wir mit \mathbf{r}_k^T multiplizieren

$$\mathbf{r}_k^T \mathbf{v}_k = \mathbf{r}_k^T \mathbf{r}_k - \sum_{j=0}^{k-1} b_{k,j} \mathbf{r}_k^T \mathbf{v}_j.$$

Dies ergibt

$$\langle \mathbf{r}_k, \mathbf{v}_k \rangle = \langle \mathbf{r}_k, \mathbf{r}_k \rangle - \sum_{j=0}^{k-1} b_{k,j} \underbrace{\langle \mathbf{r}_k, \mathbf{v}_j \rangle}_{(= 0 \text{ wegen (6)})} = \langle \mathbf{r}_k, \mathbf{r}_k \rangle.$$

Analog beweisen wir Gleichung (11). Durch Umformung der Gleichung (9) ist

$$\mathbf{r}_l = \mathbf{v}_l - \sum_{j=0}^{l-1} b_{l,j} \mathbf{v}_j.$$

Indem wir die Gleichung mit \mathbf{r}_k^T multiplizieren, folgt

$$\mathbf{r}_k^T \mathbf{r}_l = \mathbf{r}_k^T \mathbf{v}_l - \sum_{j=0}^{k-1} b_{k,j} \mathbf{r}_k^T \mathbf{v}_j.$$

Nun schreiben wir die Vektor-Multiplikationen als Skalarprodukt, wodurch

$$\langle \mathbf{r}_k, \mathbf{r}_l \rangle = \underbrace{\langle \mathbf{r}_k, \mathbf{v}_l \rangle}_{(= 0 \text{ wegen (6)})} - \sum_{j=0}^{k-1} b_{k,j} \underbrace{\langle \mathbf{r}_k, \mathbf{v}_j \rangle}_{(= 0 \text{ wegen (6)})} = 0$$

und somit Gleichung (11) folgt.

Lemma

Die Vektoren \mathbf{v}_{k+1} ($k = 0, \dots, N - 1$) lassen sich durch

$$\mathbf{v}_{k+1} = \mathbf{r}_{k+1} + \beta_k \mathbf{v}_k \quad \text{mit} \quad \beta_{k-1} = \frac{\langle \mathbf{r}_k, \mathbf{r}_k \rangle}{\langle \mathbf{r}_{k-1}, \mathbf{r}_{k-1} \rangle} \quad (12)$$

berechnen. Für die skalaren Werte α_k gilt

$$\alpha_k = \frac{\langle \mathbf{r}_k, \mathbf{r}_k \rangle}{\langle \mathbf{v}_k, \mathbf{A}\mathbf{v}_k \rangle}. \quad (13)$$

Beweis: Aus der Rekursionsgleichung (5) folgt

$$A\mathbf{v}_k = \frac{\mathbf{r}_k - \mathbf{r}_{k+1}}{\alpha_k}.$$

Somit gilt für die Koeffizienten

$$\begin{aligned} b_{k,j} &= \frac{\langle \mathbf{r}_k, \frac{\mathbf{r}_j - \mathbf{r}_{j+1}}{\alpha_j} \rangle}{\langle \mathbf{v}_j, \frac{\mathbf{r}_j - \mathbf{r}_{j+1}}{\alpha_j} \rangle} \\ &= \frac{\langle \mathbf{r}_k, \mathbf{r}_j \rangle - \langle \mathbf{r}_k, \mathbf{r}_{j+1} \rangle}{\langle \mathbf{v}_j, \mathbf{r}_j \rangle - \langle \mathbf{v}_j, \mathbf{r}_{j+1} \rangle}. \end{aligned}$$

Für den ersten Fall $l < k - 1$ ist nun

$$b_{k,j} = \frac{\overbrace{\langle \mathbf{r}_k, \mathbf{r}_j \rangle}^{= 0} - \overbrace{\langle \mathbf{r}_k, \mathbf{r}_{j+1} \rangle}^{= 0}}{\langle \mathbf{v}_j, \mathbf{r}_j \rangle - \langle \mathbf{v}_j, \mathbf{r}_{j+1} \rangle} = 0,$$

für den zweiten Fall $l = k - 1$ ist

$$b_{k,k-1} = \frac{\overbrace{\langle \mathbf{r}_k, \mathbf{r}_{k-1} \rangle}^{= 0} - \langle \mathbf{r}_k, \mathbf{r}_k \rangle}{\underbrace{\langle \mathbf{v}_{k-1}, \mathbf{r}_{k-1} \rangle}_{\langle \mathbf{r}_{k-1}, \mathbf{r}_{k-1} \rangle} - \underbrace{\langle \mathbf{v}_{k-1}, \mathbf{r}_k \rangle}_{= 0}} = -\frac{\langle \mathbf{r}_k, \mathbf{r}_k \rangle}{\langle \mathbf{r}_{k-1}, \mathbf{r}_{k-1} \rangle}.$$

Wir setzen $\beta_{k-1} = -b_{k,k-1}$ womit die Behauptung (12) folgt. Der zweite Teil des Lemmas (4), die Gleichung (13), folgt direkt mit Gleichung (10). ■

Jetzt haben wir alle Voraussetzungen für das CG-Verfahren. In der Anwendung liefert das CG-Verfahren oft schon nach wenigen Iterationen gute Approximationen an die Lösung x^* . Wir führen daher ein Abbruchkriterium ein. Falls das Residuum r_k in der 2-Norm kleiner als der Abbruchparameter $\varepsilon \in \mathbb{R}$ ist, bricht der Algorithmus ab.

Bemerkung: In dem folgenden Algorithmus wurde noch die Hilfsvariable z_k eingeführt, damit das Produkt Av_k nur einmal pro Iteration aufgerufen werden muss.

Algorithm 1 CG-Verfahren

```
1:  $r_0 \leftarrow b - Ax_0$ 
2:  $v_0 \leftarrow r_0$ 
3: for  $k = 0, \dots, N - 1$  do
4:    $z_k \leftarrow Av_k$ 
5:    $\alpha_k \leftarrow \frac{r_k^H r_k}{v_k^H z_k}$ 
6:    $x_{k+1} \leftarrow x_k + \alpha_k v_k$ 
7:    $r_{k+1} \leftarrow r_k - \alpha_k z_k$ 
8:    $\beta_k \leftarrow \frac{r_{k+1}^H r_{k+1}}{r_k^H r_k}$ 
9:    $v_{k+1} \leftarrow r_{k+1} + \beta_k d_k$ 
10: end for
```