

# Iteratives Lösen linearer Gleichungssysteme

## Übung 6 - Beispiel 1

Michael Neunteufel

7. Juni 2017

### 1. Beispiel

a)

Sei  $\varphi(X) := \|AX - I\|_F^2$ .

**Z.z.:**

$$\varphi(X + H) = \varphi(X) - 2(A^T R, H)_F + \|AH\|_F^2, \quad R = I - AX$$

*Beweis:* Mit der Schreibweise  $X : Y := (X, Y)_F$  und der Eigenschaft des Frobeniusskalarprodukts  $(AX, Y)_F = (X, A^T Y)_F$  gilt:

$$\begin{aligned} \varphi(X + H) &= \|A(X + H) - I\|_F^2 \\ &= (AX + AH - I) : (AX + AH - I) \\ &= (AH) : (AH) + 2(AX - I) : (AH) + (AX - I) : (AX - I) \\ &= \|AH\|_F^2 - 2(R, AH)_F + \varphi(X) \\ &= \|AH\|_F^2 - 2(A^T R, H)_F + \varphi(X) \end{aligned}$$



b)

**Z.z.:** Algorithmus 12.4 ist ein steepest descent Algorithmus.

*Beweis:* Betrachte zuerst den klassischen steepest descent Fall und vergleiche dann mit dem globalen steepest descent Fall.

Steepest descent: Gegeben ist das Funktional

$$\phi(x) = \frac{1}{2}(Ax, x) - (b, x) \rightarrow \min!$$

Mit dem Gradienten  $\nabla\phi(x) = -(b - Ax)$ . Wähle den Ansatz

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$$

mit der Suchrichtung  $d_k$ . Minimiere (mit  $r_k := b - Ax_k$ )

$$\begin{aligned} \psi(\alpha) &:= \phi(x_k + \alpha d_k) \\ \psi'(\alpha) &= (\nabla\phi(x_k + \alpha d_k), d_k) \\ &= (A(x_k + \alpha d_k) - b, d_k) \\ &= (\alpha A d_k - r_k, d_k) \stackrel{!}{=} 0 \\ \Rightarrow \alpha_k &= \frac{(d_k, r_k)}{(A d_k, d_k)} \end{aligned}$$

Für den steepest descent Algorithmus wähle den Ansatz  $d_k = r_k$ . Damit folgt

$$\alpha_k = \frac{(r_k, r_k)}{(A r_k, r_k)}$$

Dies entspricht dem Algorithmus 7.1.

Global steepest descent: Gegeben ist das Funktional

$$\varphi(X) = \|AX - I\|_F^2 \rightarrow \min!,$$

mit dem Gradienten  $\nabla\varphi(X) = -2A^T(I - AX)$ . Wähle den Ansatz

$$X_{k+1} = X_k + \alpha_k D_k$$

mit der Suchrichtung  $D_k$ . Minimiere (mit  $R_k := I - AX_k$ )

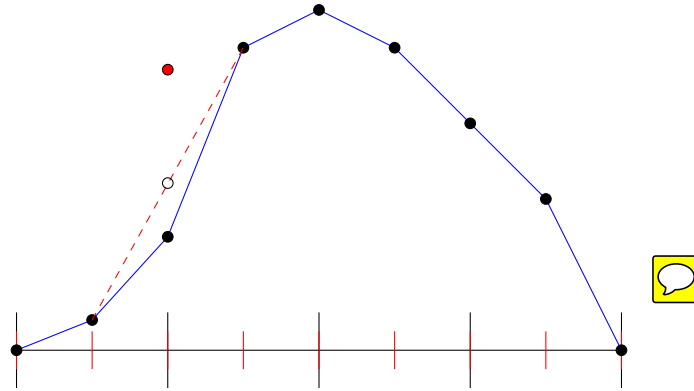
$$\begin{aligned}\Psi(\alpha) &:= \varphi(X_k + \alpha D_k) \\ \Psi'(\alpha) &= (\nabla\varphi(X_k + \alpha D_k), D_k)_F \\ &= -(2A^T(I - A(X_k + \alpha D_k)), D_k)_F \\ &= -(2A^T(I - AX_k) - 2\alpha A^T A D_k, D_k)_F \\ &= -(2A^T R_k, D_k)_F + 2\alpha (A^T A D_k, D_k)_F \stackrel{!}{=} 0 \\ \Rightarrow \alpha_k &= \frac{(A^T R_k, D_k)_F}{(A D_k, A D_k)_F}\end{aligned}$$

Für den global steepest descent Algorithmus wähle den Ansatz  $D_k = S_k = A^T R_k$ . Damit folgt

$$\alpha_k = \frac{\|S_k\|_F^2}{\|A S_k\|_F^2} \quad \text{☺}$$

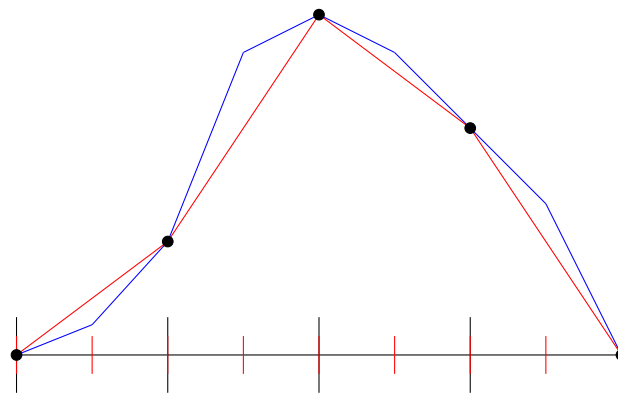
Dies entspricht dem Algorithmus 12.4.





c)

Die Restriktion  $J_{N/2,N}$  tastet den Funktionsvektor an jeder zweiten Stelle ab. Neben den Null-Randwerten, die implizit erhalten bleiben, wird also einfach nur jeder zweite Funktionsauswertungswert erhalten.



**Z.z.:**  $K := J_{N/2,N} I_{N,N/2} = Id_{N/2,N/2}$ .

*Beweis:*

$$K_{i,j} = \begin{cases} 0 & \text{für } i \neq j \\ \frac{1}{2} \cdot 0 + 1 \cdot 1 + \frac{1}{2} \cdot 0 & \text{für } i = j \end{cases}$$



d)

**Z.z.:** Es gelten für

$$A_N := \frac{1}{h} \begin{pmatrix} 2 & -1 & & & \\ -1 & 2 & -1 & & \\ & -1 & \ddots & \ddots & \\ & & \ddots & 2 & -1 \\ & & & -1 & 2 \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{N-1,N-1}$$

sowie

$$A_{N/2} := \frac{1}{2h} \begin{pmatrix} 2 & -1 & & & \\ -1 & 2 & -1 & & \\ & -1 & \ddots & \ddots & \\ & & \ddots & 2 & -1 \\ & & & -1 & 2 \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{N/2-1,N/2-1}$$

die Identitäten

$$I_{N,N/2}^T A_N = A_{N/2} J_{N/2,N} \tag{1}$$

$$A_{N/2} = I_{N,N/2}^T A_N I_{N,N/2} \tag{2}$$



# Iteratives Lösen linearer Gleichungssysteme - Übung 6

Tobias Danczul

1. Juni 2017

## 3. Beispiel

**Geg.:**  $A = A_N \in \mathbb{R}^{N \times N}$  SPD,  $P \in \mathbb{R}^{N \times n}$  mit vollem Rang und  $\text{range}(P^T P) = V_n$ ,  $A_n = P^T A P \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ,  $C = P A_n^{-1} P^T$ ,  $G^{TG} = (I - H^T A)(I - CA)(I - HA) := I - TA$ .

a)

**Z.z.:**  $(I - HA)^A = I - H^T A$

$$\begin{aligned}\langle (I - HA)x, x \rangle_A &= \langle A(I - HA)x, x \rangle \\ &= \langle Ax, x \rangle - \langle AHAx, x \rangle \\ &= \langle Ax, x \rangle - \langle Ax, H^T Ax \rangle \\ &= \langle x, (I - H^T A)x \rangle_A\end{aligned}$$



b)

- **Z.z.:**  $I - CA$  ist  $A$ -selbstadjungiert

$$\begin{aligned}\langle (I - CA)x, x \rangle_A &= \langle A(I - CA)x, x \rangle \\ &= \langle Ax, x \rangle - \langle Ax, C^T Ax \rangle \\ &= \langle Ax, (I - C^T A)x \rangle \\ &= \langle x, (I - C^T A)x \rangle_A\end{aligned}$$

Es bleibt zu zeigen, dass  $C$  symmetrisch ist. Da

$$C^T = (P A_n^{-1} P^T)^T = P A_n^{-T} P^T$$

lässt sich die Symmetrie von  $C$  auf die Symmetrie von  $A_n^{-1}$  zurückführen. Diese ist gegeben, da wiederum

$$A_n^{-T} = (P^T A^T P)^{-1} = (P^T A P)^{-1} = A_n^{-1}$$

erfüllt ist. Damit folgt die Behauptung.

- **Z.z.:**  $G^{TG}$  ist  $A$ -selbstadjungiert  
Unter Berücksichtigung der bisherigen Resultate folgt

$$\begin{aligned}\langle (I - TA)x, x \rangle_A &= \langle (I - H^T A)(I - CA)(I - HA)x, x \rangle_A \\ &= \langle x, (I - HA)^A (I - CA)^A (I - H^T A)^A x \rangle_A \\ &= \langle x, (I - H^T A)(I - CA)(I - HA)x \rangle_A \\ &= \langle x, (I - TA)x \rangle_A\end{aligned}$$



d)

**Z.z.:** Galerkin-Approximationsoperator  $CA = PA_n^{-1}P^T A$  ist ein  $A$ -selbstadjungierter Projektor auf  $V_n$

- $CA$  ist idempotent, da

$$CAC A = PA_n^{-1} \underbrace{P^T A P}_{A_n} A_n^{-1} P^T A = PA_n^{-1} P^T A = CA \quad \text{☺}$$

und folglich eine Projektion.

- $CA$  ist  $A$ -selbstadjungiert, da

$$\langle CAx, x \rangle_A = \langle ACAx, x \rangle = \langle Ax, C^T Ax \rangle \stackrel{b)}{=} \langle x, CAx \rangle_A$$

- $CA$  ist Projektor auf  $V_n$ : Da  $A$  und  $P$  vollen Rang besitzen, hat insbesondere  $A_n$  und damit auch  $A_n^{-1}$  vollen Rang. Damit folgt

$$\text{range}(CA) = \text{range}(PA_n^{-1}P^T A) = \text{range}(PP^T) = V_n \quad \text{☺}$$

c)

**Z.z.:**  $\rho(I - CA) = \|I - CA\|_A = 1$

Die erste Gleichheit ist wegen b) erfüllt. Es bleibt die zweite Gleichheit zu beweisen. Wir zeigen vorab, dass

$$\delta + e \perp_A V_n \quad \text{oder dazu äquivalent} \quad \forall y \in \mathbb{R}^n : \langle \delta + e, PP^T y \rangle_A = 0$$

mit  $\delta := -PA_n^{-1}P^T Ae$  und  $e := u - u_*$  zu einem gegebenen  $u$  und der exakten Lösung  $u_*$ . Sei also ein beliebiges  $y$  gewählt, dann gilt:

$$\begin{aligned} \langle \delta + e, PP^T y \rangle_A &= \langle -PA_n^{-1}P^T Ae + e, PP^T y \rangle_A \\ &= \langle (I - CA)e, PP^T y \rangle_A \stackrel{d)}{=} 0 \end{aligned}$$

Für ein beliebiges  $x$  folgt mit Pythagoras und d)

$$\|x\|_A^2 = \|CAx\|_A^2 + \|(I - CA)x\|_A^2$$

und damit

$$\begin{aligned} \|(I - CA)\|_A^2 &= \sup_{\|x\|_A=1} \|(I - CA)x\|_A^2 \\ &= \sup_{\|x\|_A=1} (\|x\|_A^2 - \|CAx\|_A^2) \\ &= 1 - \inf_{\|x\|_A=1} \|CAx\|_A^2 \\ &= 1 - 0 = 1 \end{aligned}$$

Das Infimum wird bei 0 angenommen, da  $C$  SPD und nicht der triviale Projektor. Daher existiert ein  $x$  mit  $\|x\|_A = 1$ , das im Kern von  $CA$  liegt.

**Iterative Lösung großer Gleichungssysteme,  
Übung 6, Aufgabe 4  
Lukas Kogler**

Zu zeigen war, unter der **Vorraussetzung** dass die bereits bekannte two-grid error-amplification matrix  $G^{TG} = I - TA$  kontraktiv ist (also  $\rho(I - TA) < 1$ ),  $T$  tatsächlich auch SPD ist, also als Vorkonditionierer für das LGS  $Ax = b$  verwendet werden kann.

Mit Hilfe der Darstellung


$$G^{TG} = (I - H^T A)(I - CA)(I - HA)$$

lässt sich sofort zeigen, dass  $T$  symmetrisch ist:

$$\begin{aligned} G^{TG} &= (I - H^T A)(I - CA)(I - HA) = \\ &= (I - H^T A)(I - CA - HA + CAHA) = \\ &= I - H^T A - CA - HA + H^T ACA + H^T AHA + CAHA - H^T ACAHA = \\ &= I - (H^T + C + H - H^T AC - CAH - H^T AH + H^T ACAH)A = \\ &= I - TA \end{aligned}$$

Also

$$T = H^T + C + H - H^T AC - CAH - H^T AH + H^T ACAH$$

Da  $C = PA_n^{-1}P^T$  eine symmetrische Matrix ist, ist dies offensichtlich ein symmetrischer Ausdruck. 

Es bleibt also noch die positive Definitheit zu zeigen. Die **Vorraussetzung**  $\rho(I - TA) < 1$  liefert uns

$$-I < I - TA < I$$

bzw

$$0 < TA = A^{-1/2} (A^{1/2} T A^{1/2}) A^{1/2} < 2I$$

mit der Ähnlichkeitstransformation  $M \rightarrow A^{-1/2} M A^{1/2}$ , die das Spektrum nicht ändert, also  $\sigma(A^{1/2} T A^{1/2}) \subset (0, 2)$ .

Daher, wenn wir  $y = A^{1/2}x$  schreiben, und beachten, dass  $A^{1/2}$  selbst eine bijektive Abbildung ist

$$0 < \langle A^{1/2} T A^{1/2} x, x \rangle = \langle T A^{1/2} x, A^{1/2} x \rangle = \langle T y, y \rangle \quad \forall y$$



■



```

n = 2000;

e = ones(n-1,1);
A = spdiags([-e 2*e -e], -1:1, n-1, n-1);
DL = spdiags([-e 2*e], -1:0, n-1, n-1);
Dinv = spdiags(0.5*e, 0, n-1, n-1);

b = ones(n-1,1);

% loese Ax = b

tic;
[x1,~,~,iter1,resvec1] = pcg(A,b,[],2000);
time1 = toc;

M = DL*Dinv*DL';
tic;
[x2,~,~,iter2,resvec2] = pcg(A,b,[],1000,M);
time2 = toc;

x0 = zeros(n-1,1);
I = sparse(n-1,n/2-1);
for i = 1:n/2-1
    I(2*i-1,i) = 0.5; I(2*i,i) = 1; I(2*i+1,i) = 0.5;
end
mfun = @(r)TG_GS(r,A,DL,I,x0);
tic;
[x3,~,~,iter3,resvec3] = pcg(A,b,[],1000,mfun);
time3 = toc;

err = norm(x1-x3);

disp(time1)
disp(time2)
disp(time3)

loglog(resvec1(2:end))
hold on
loglog(resvec2(2:end))
loglog(resvec3(2:end))
hold off

```

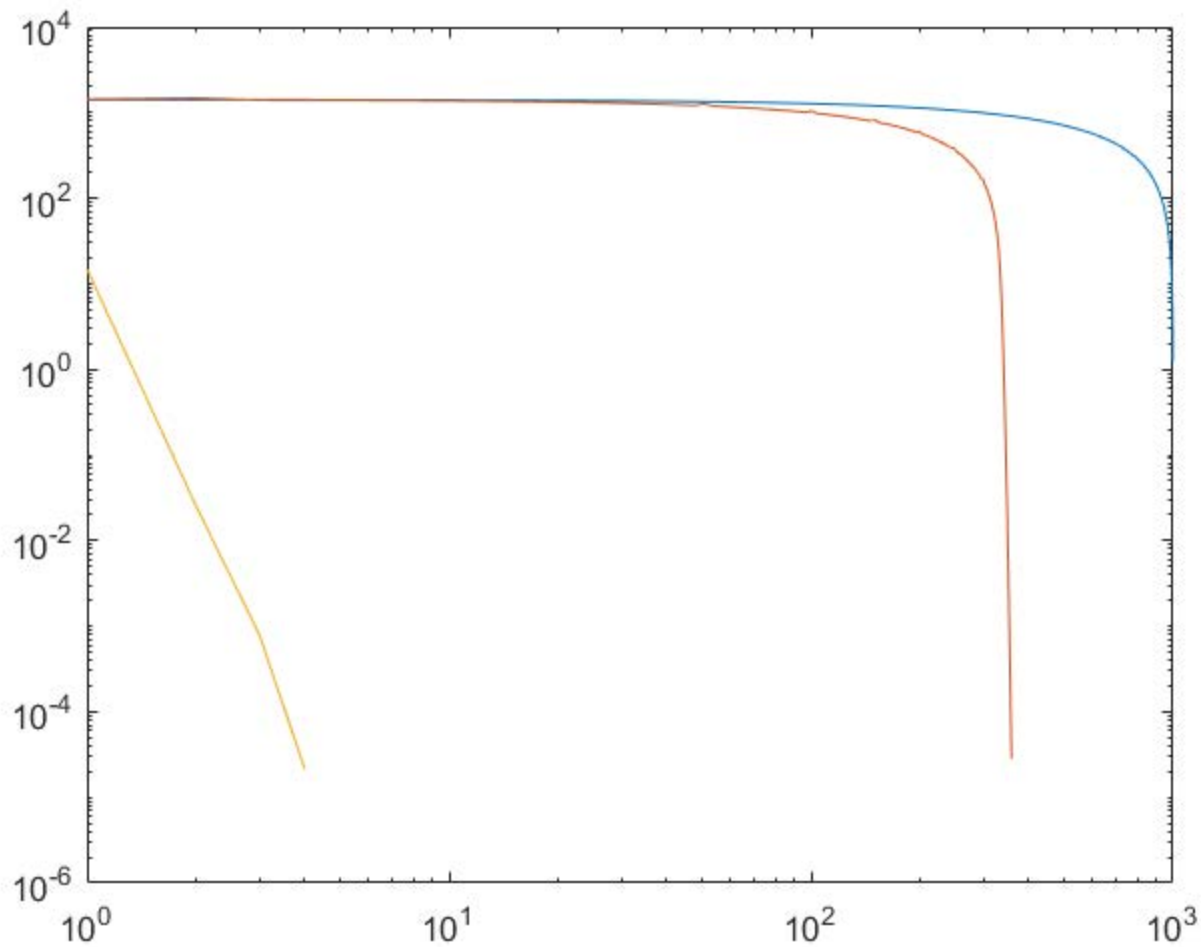


```
function x = TG_GS(b,A,DL,I,x0)

n = size(A,1)+1;

%pre-smoothing mit GS, also 1 Schritt auf Ax = r0 mit x0 = 0, also nur N*r0
x = x0 + DL\b-A*x0);
%restrict r = (b-AX)
restricted_r = I'*(b-A*x);
%solve restricted_A * delta = restricted_r
restricted_A = I'*A*I;
delta = restricted_A\restricted_r;
%prolongate delta
x = x + I*delta;
%post-smooth r
x = x + (DL')\b - A*x);

end
```



**Iterative Lösung großer Gleichungssysteme,  
Übung 6, Aufgabe 6  
Lukas Kogler**



(a)

Zu beweisen war die Abschätzung für die W-Zyklus Kontraktionsrate

$$\kappa_l^{(l)} \leq \frac{1 - \sqrt{1 - 4C\rho}}{2C} \leq 2\rho \leq \frac{1}{2}$$

Dabei war angenommen, dass  $\kappa_l^{TG} \leq \rho \leq \frac{1}{4C}$  mit einem  $C \geq 1$  (für alle Levels) gilt.

Dazu wird die bereits aus der VO bekannte Abschätzung

$$\kappa_l^l \leq \kappa_l^{TG} + C \left( \kappa_{l-1}^{(l-1)} \right)^2$$

benutzt.

Zu zeigen ist also, dass die Folge

$$\xi_l = \rho + \xi_{l-1}^2$$

mit Startwert  $\xi_2 = \rho$  konvergiert und dass der Grenzwert die gewünschte Ungleichung erfüllt.

Wir suchen also nach Fixpunkten der Abbildung  $x \mapsto f(x) := \rho + Cx^2$ , bzw nach Nullstellen von  $x \mapsto f(x) - x$ .

Wir suchen also Lösungen  $x^\pm$  von

$$Cx^2 - x + \rho = 0$$

, was zu


$$x^\pm = \frac{1 \pm \sqrt{1 - 4\rho C}}{2C}$$

führt. Dabei ist  $4\rho C \leq 4\frac{1}{4C}C = 1$ , also bekommen wir nur reelle Lösungen.

Nun gilt einerseits  $\xi_2 = \rho \leq \frac{1}{4C} \leq \frac{1}{2}$ , und aus  $\xi_n \leq \frac{1}{2C} \leq \frac{1}{2}$  folgt

$$\xi_{n+1} = \rho + C\xi_n^2 \leq \frac{1}{4C} + C\frac{1}{4C^2} \leq \frac{1}{2C}$$

Also  $\xi_n \leq \frac{1}{2C} \leq \frac{1}{2} \forall n$  und das Selbe muss auch für den gesuchten Grenzwert gelten.

Andererseits ist  $x^+ = \frac{1 + \sqrt{1 - 4\rho C}}{2C} > \frac{1}{2C}$ , also nicht die gesuchte Lösung 

Mit der elementaren Ungleichung  $1 - \sqrt{1 - x} \leq x, x \in [0, 1]$  folgt nun

$$x^- = \frac{1 - \sqrt{1 - 4\rho C}}{2C} \leq 2\rho \leq \frac{1}{2}$$



(b)

Nun war noch eine explizite Darstellung für den Rechenaufwand für den W-Zyklus in Abhängigkeit von  $N_l$ , der Anzahl der Gitterpunkte, zu zeigen. In der VO wurde eine rekursive Darstellung gezeigt:

$$W_l = CN_l + 2W_{l-1}$$

Dazu sei zuerst bemerkt, dass mit  $h_l = 2^{-l}$  gilt, dass  $N_l = h_l^{-d} = 2^{ld}$ , wobei  $d$  die Raumdimension ist, es lässt sich also praktischerweise schreiben:

$$N_{l-k} = 2^{-kd} N_l$$

Die Rekursion lässt sich dann schreiben als:

$$\begin{aligned} W_l &= CN_l + 2W_{l-1} \\ &= CN_l + 2CN_{l-1} + 4W_{l-2} = \\ &= C \cdot \sum_{k=0}^{l-1} 2^k N_{l-k} = \\ &= CN_l \cdot \sum_{k=0}^{l-1} 2^{k(1-d)} \\ &\leq \begin{cases} C \log_2(N_l) N_l & d = 1 \\ 2CN_l & d = 2 \end{cases} \end{aligned}$$

,da die geometrische Reihe nur für  $d = 2$  konvergiert und mit oben durch 2 abgeschätzt werden kann.

Inbesondere ist also zu beachten, dass der W-Zyklus in 2d **nicht-linearen** Aufwand hat (aber der Faktor  $\log(N_l)$  ist zu verkraften - vergleichbar mit dem Sortieren von  $N_l$  Werten)