

Scientific Computing

Gerard Sleijpen
Rob Bisseling
Alessandro Sbrizzi



Universiteit Utrecht
Department of Mathematics

<http://www.staff.science.uu.nl/~sleij101/>

Iterative methoden voor lineaire vergelijkingen

Gerard Sleijpen



Universiteit Utrecht
Department of Mathematics

<http://www.staff.science.uu.nl/~sleij101/>

Program

- Basale Lineaire Algebra Operaties
- LU-decompositie
- Blas versus LU
- Iteratieve oplossingsmethoden
- Local Minimal Residuals
- Generalized Conjugate Residuals
- Convergentie
- Krylov ruimte methoden

Basale Lineaire Algebra operaties

Basale Lineaire Algebra operaties:

- **MV**: $\mathbf{c} = \mathbf{A}\mathbf{u}$
- **AXPY** of **vector update**: $\mathbf{z} = \alpha\mathbf{x} + \mathbf{y}$
- **DOT** of **inproduct**: $(\mathbf{y}, \mathbf{z}) = \mathbf{z}^*\mathbf{y} = \mathbf{z} \cdot \mathbf{y}$

BLAS operaties kunnen snel uitgevoerd worden.

Computerfabrikanten zorgen ervoor dat BLAS software voor hun machine beschikbaar met een efficiëntie die voor hun machine geoptimaliseerd is.

Opmerking. De optimale MV is ook afhankelijk van de structuur van de matrix.

Basale Lineaire Algebra operaties

BLAS operaties kunnen snel uitgevoerd worden.

We meten de kosten voor een operatie in **floating point operaties**.

Floating point. $7.9487e-4 = 794.87e-2$

Een **flop** is een scalaire operatie, vermenigvuldiging *, deling /, optelling +, of aftrekking -.

In de numerieke lineaire algebra wordt vrijwel altijd 'n + (of -) gecombineerd met 'n *.

Voorbeelden. 1 AXPY: $2n$ flop, 1 DOT: $2n$ flop
1 MV voor onze matrix op een 2-d gebied: $9n$ flop
3-d gebied: $13n$ flop

Gauss eliminatie (LU-decompositie)

Voor Grondwaterstroming/verspreiding van gif

Methode	Geheugen (in 8 bytes)	Werk (in flop)
MV 2d	$5(n_x n_y)$	$9(n_x n_y)$
Gauss 2d	$\approx 2n_x(n_x n_y)$	$2n_x^2(n_x n_y)$
MV 3d	$7(n_x n_y n_z)$	$13(n_x n_y n_z)$
Gauss 3d	$\approx 2(n_x n_y)(n_x n_y n_z)$	$2(n_x n_y)^2(n_x n_y n_z)$

Gauss. + Maar één methode
+ Geeft exact antwoord
- **fill**: (duur mbt geheugen, rekenkosten)

Iteratief. - Methode per probleemtype te kiezen
- Benaderend antwoord
+ **alleen MV's, axpy's, dot's**

Gauss eliminatie (LU-decompositie)

LU-decompositie $\mathbf{A} = \mathbf{L}\mathbf{U}$, waarbij
L beneden driehoek met $\text{diag}(\mathbf{L}) = \mathbf{I}$ en
U bovendriehoek.

De collectie (i, j) met $\mathbf{A}_{i,j} = 0$, en $\mathbf{L}_{i,j} \neq 0$ (als $i < j$) of $\mathbf{U}_{i,j} \neq 0$ (als $i \geq j$) heet **fill**.

Gauss eliminatie (of LU-decompositie) is inefficiënt als **A ijl** is (d.w.z., per rij maar een paar $\mathbf{A}_{i,j} \neq 0$) en er veel fill optreedt.

Gauss eliminatie (LU-decompositie)

Voor Grondwaterstroming/verspreiding van gif

Methode	Geheugen (in 8 bytes)	Werk (in flop)
MV 2d	$5(n_x n_y)$	$9(n_x n_y)$
Gauss 2d	$\approx 2n_x(n_x n_y)$	$2n_x^2(n_x n_y)$
MV 3d	$7(n_x n_y n_z)$	$13(n_x n_y n_z)$
Gauss 3d	$\approx 2(n_x n_y)(n_x n_y n_z)$	$2(n_x n_y)^2(n_x n_y n_z)$

Gauss. + Maar één methode (andere nummering als $n_y < n_x$?)
+ Geeft exact antwoord (je maakt ook afrondfouten!)
- **fill**: (duur mbt geheugen, rekenkosten)

Iteratief. - Methode per probleemtype te kiezen
- Benaderend antwoord (Kan heel nauwkeurig!)
+ **alleen MV's, axpy's, dot's**

Gauss eliminatie (LU-decompositie)

Voor Grondwaterstroming/verspreiding van gif

Method	Geheugen (in 8 bytes)	Werk (in flop)
MV 2d	$5(n_x n_y)$	$9(n_x n_y)$
Gauss 2d	$\approx 2n_x(n_x n_y)$	$2n_x^2(n_x n_y)$
MV 3d	$7(n_x n_y n_z)$	$13(n_x n_y n_z)$
Gauss 3d	$\approx 2(n_x n_y)(n_x n_y n_z)$	$2(n_x n_y)^2(n_x n_y n_z)$

\mathbf{A} is $n \times n$.

Vuistregel: (beste) Gauss is sneller dan (beste) iteratief

in 2 d als $n < 60\,000$ $n_x = n_y = 240$

in 3 d als $n < 40\,000$ $n_x = n_y = 65, n_z = 10$

Vuistregel geldt voor "algemene" praktische problemen

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

Iteratief

Kies α $\mathbf{x}_{\text{opl}} = \mathbf{x}_{\text{opl}} + \alpha(\mathbf{b} - \mathbf{Ax}_{\text{opl}})$

Probleem van de vorm $\mathbf{x} = \phi(\mathbf{x})$.

Probeer op te lossen met successieve substitutie:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \phi(\mathbf{x}_k) = \mathbf{x}_k + \alpha \mathbf{r}_k$$

$$\mathbf{e}_{k+1} = \mathbf{e}_k - \alpha \mathbf{r}_k = (\mathbf{I} - \alpha \mathbf{A}) \mathbf{e}_k.$$

Voorbeeld. $n = 1, \mathbf{A} = [\lambda]$.

Dan $\mathbf{e}_{k+1} = (1 - \alpha \lambda) \mathbf{e}_k = (1 - \alpha \lambda)^{k+1} \mathbf{e}_0 \rightarrow 0$

$$\Leftrightarrow |1 - \alpha \lambda| < 1.$$

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

Iteratief

Observatie. We zijn niet echt geïnteresseerd in de **exacte** oplossing \mathbf{x} . We zijn al tevreden als de berekende oplossing goed is in pakweg 5 decimalen.

Idee. Als we een **benaderende** oplossing \mathbf{x}_k hebben, construeer dan een beter benaderende oplossing uit \mathbf{x}_k (en eventueel uit $\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{x}_{k-2}, \dots$ of andere vectoren die we al berekend hebben). Herhaal dit proces tot dat de **fout** $\mathbf{e}_k \equiv \mathbf{x} - \mathbf{x}_k$ klein genoeg is.

Terminologie. Residu: $\mathbf{r}_k \equiv \mathbf{A}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_k) = \mathbf{b} - \mathbf{Ax}_k$.

Meet de fout of residu in de (geschaalde) 2-norm:

$$\|\mathbf{r}\|_2 \equiv \sqrt{(\mathbf{r}, \mathbf{r})} \text{ met } (\mathbf{y}, \mathbf{z}) = \sum_{j=1}^n \frac{1}{n} \bar{z}_j y_j = \frac{1}{n} \mathbf{z}^* \mathbf{y}.$$

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

Iteratief

Richardson iteration

```

Choose tol > 0,  $\mathbf{x}_0, k_{\max}, \alpha$ 
Compute  $\mathbf{r}_0 = \mathbf{b} - \mathbf{Ax}_0$ 
For  $k = 0, 1, 2, \dots, k_{\max}$ 
  Stop if  $\|\mathbf{r}_k\|_2 \leq \text{tol} \|\mathbf{b}\|_2$ 
   $\mathbf{u}_k = \mathbf{r}_k$ 
   $\mathbf{c}_k = \mathbf{A} \mathbf{u}_k$ 
  Determine  $\alpha$ 
   $\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \alpha \mathbf{u}_k$ 
   $\mathbf{r}_{k+1} = \mathbf{r}_k - \alpha \mathbf{c}_k$ 
end for
    
```

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

Iteratief

Stelling. Richardson convergeert

$$\text{als } \alpha \lambda \in \{\zeta \in \mathbb{C} \mid |1 - \zeta| < 1\} \quad (*)$$

voor alle eigenwaarden λ van \mathbf{A}

Stelling. Als $\text{Re}(\lambda) > 0$ voor alle eigenwaarden van \mathbf{A} , dan is er een $\alpha > 0$ zodat (*) [Bewijs: zie animatie]

Voorbeeld. $\text{Re}(\lambda) > 0$ voor alle eigw. van \mathbf{A} :

- 1) Grondwaterstroming (geschikte discretisatie)
- 2) Verspreiding gif, $c > 0$, en h_x, h_y voldoende klein

Idee. Kies α zo dat $\|\mathbf{r}_k - \alpha \mathbf{c}_k\|_2$ minimaal.

Stelling

$$\alpha = \operatorname{argmin}_{\tilde{\alpha}} \|\mathbf{r}_k - \tilde{\alpha} \mathbf{c}_k\|_2 \quad \Leftrightarrow$$

$$\mathbf{r}_k - \alpha \mathbf{c}_k \perp \mathbf{c}_k \quad \Leftrightarrow$$

$$\mathbf{c}_k^* \mathbf{r}_k - \alpha \mathbf{c}_k^* \mathbf{c}_k = 0 \quad \Leftrightarrow$$

$$\mathbf{c}_k^* \mathbf{r}_k - \alpha \mathbf{c}_k^* \mathbf{c}_k = 0 \quad \Leftrightarrow$$

$$\alpha = \frac{\mathbf{c}_k^* \mathbf{r}_k}{\mathbf{c}_k^* \mathbf{c}_k}$$

[zie ook plaatjes]

Local Minimal Residuals

```

Choose tol > 0, x_0, k_max,
Compute r_0 = b - Ax_0
For k = 0, 1, 2, ..., k_max
    Stop if ||r_k||_2 ≤ tol ||b||_2
    u_k = r_k
    c_k = Au_k
    σ_k = c_k^* c_k, α_k = c_k^* r_k / σ_k
    x_{k+1} = x_k + α_k u_k
    r_{k+1} = r_k - α_k c_k
end for
    
```

LMR (geheugen vriendelijk)

```

Choose tol > 0, x, k_max,
Compute r = b - Ax
For k = 0, 1, 2, ..., k_max
    Stop if ||r||_2 ≤ tol ||b||_2
    u ← r
    c ← Au
    σ ← c^* c, α ← c^* r / σ
    x ← x + α u
    r ← r - α c
end for
    
```

LMR heeft de ingrediënten die typisch zijn voor iteratieve methodes:

- Loop (iteratie stap).
- Paar BLAS operaties (MV, AXPYs, DOTs) per stap.
- Stopcriterium:
 - stop als – residu voldoende klein is (success) of
 - als het aantal stappen te groot wordt (fail).
- Geheugen vriendelijk.

Belangrijke vragen (voor iedere iteratieve methode):

- Hoe snel convergeert het proces (d.w.z., wat is de kleinste k waarvoor $\|\mathbf{r}_k\|_2 \leq tol \|\mathbf{b}\|_2$)?
- Wat zijn de kosten per stap? (de totale kosten volgen dan)

$$\mathbf{r}_k, \mathbf{c}_k \perp \text{Span}(\mathbf{c}_0, \mathbf{c}_1, \dots, \mathbf{c}_{k-1})$$

Gebruik Gram-Schmidt om, voor iedere $k = 1, 2, \dots$, de vector \mathbf{c}_k loodrecht $\text{Span}(\mathbf{c}_0, \mathbf{c}_1, \dots, \mathbf{c}_{k-1})$ te krijgen

Stelling [Modified Gram-Schmidt].

Gegeven vectoren $\tilde{\mathbf{c}}_0, \tilde{\mathbf{c}}_1, \dots$

Voor $k = 1, 2, \dots$, bereken

$$\begin{aligned} \mathbf{c}_k &= \tilde{\mathbf{c}}_k \\ \text{For } j &= 0, 1, \dots, k-1 \\ \beta_j &= \mathbf{c}_j^* \mathbf{c}_k / \sigma_j \\ \mathbf{c}_k &\leftarrow \mathbf{c}_k - \beta_j \mathbf{c}_j \\ \text{end for} \\ \sigma_k &= \mathbf{c}_k^* \mathbf{c}_k \end{aligned}$$

Dan $\text{Span}(\mathbf{c}_0, \mathbf{c}_1, \dots, \mathbf{c}_k) = \text{Span}(\tilde{\mathbf{c}}_0, \tilde{\mathbf{c}}_1, \dots, \tilde{\mathbf{c}}_k)$ alle k en $\mathbf{c}_i \perp \mathbf{c}_j$ alle $i, j, i \neq j$.

Generalized Conjugate Residuals

Idee.

In LMR is \mathbf{r}_k alleen geminimaliseerd in de richting \mathbf{c}_k . Echter de vectoren $\mathbf{c}_{k-1}, \mathbf{c}_{k-2}, \dots$ zijn ook berekend. Levert minimaliseren in al deze richtingen een kleiner residu?

Stelling. (α_j) zo dat $\|\mathbf{r}_k - \sum_{j=0}^k \alpha_j \mathbf{c}_j\|_2$ minimaal

$$\Leftrightarrow \mathbf{r}_{k+1} \equiv \mathbf{r}_k - \sum_{j=0}^k \alpha_j \mathbf{c}_j \perp \mathbf{c}_i \text{ alle } i = 0, \dots, k.$$

Stelling. (α_j) zo dat $\|\mathbf{r}_k - \sum_{j=0}^k \alpha_j \mathbf{c}_j\|_2$ minimaal.

$$\mathbf{r}_k, \mathbf{c}_k \perp \text{Span}(\mathbf{c}_0, \mathbf{c}_1, \dots, \mathbf{c}_{k-1}) \Rightarrow \mathbf{r}_{k+1} \equiv \mathbf{r}_k - \alpha_k \mathbf{c}_k \perp \mathbf{c}_k$$

$$\text{Dus } \alpha_0 = \dots = \alpha_{k-1} = 0 \text{ en } \alpha_k = \frac{\mathbf{c}_k^* \mathbf{r}_k}{\mathbf{c}_k^* \mathbf{c}_k}$$

GCR (geheugen vriendelijk)

```
Choose tol > 0, x, k_max,
Compute r = b - Ax
For k = 0, 1, 2, ..., k_max
  Stop if ||r||_2 <= tol ||b||_2
  u_k = r
  c_k = Au_k
  For j = 0, 1, 2, ..., k-1
    beta <- c_j^* c_k / sigma_j
    u_k <- u_k - beta u_j
    c_k <- c_k - beta c_j
  end for
  sigma_k = c_k^* c_k, alpha <- c_k^* r / sigma_k
  x <- x + alpha u_k
  r <- r - alpha c_k
end for
```

2n flop

13n flop (3d)

2n flop

2n flop

2n flop

4n flop

2n flop

2n flop

totaal 3-d: 23n + 6nk flop

totaal 2-d: 19n + 6nk flop

Convergentie

Stelling. Met dezelfde \mathbf{x}_0 :

$$\|\mathbf{r}_k^{\text{GCR}}\|_2 \leq \|\mathbf{r}_k^{\text{LMR}}\|_2 \leq \|\mathbf{r}_k^{\text{Richardson}}\|_2$$

Grondwatervergl., met, voor Richardson, $\alpha = \alpha^{\text{opt}}$

$$\rho_k^{\text{LMR}} \leq \rho_k^{\text{Richardson}} \equiv \frac{\|\mathbf{r}_k^{\text{Richardson}}\|_2}{\|\mathbf{r}_0\|_2} \leq \exp\left(-2k \frac{\lambda_1}{\lambda_n}\right)$$

$$\rho_k^{\text{GCR}} \leq \exp\left(-2k \sqrt{\frac{\lambda_1}{\lambda_n}}\right)$$

Grondwatervergl. Bij λ_1/λ_n moet je denken aan $h_x^2 + h_y^2$.

Opdracht. Probeer deze theoretische resultaten terug te zien in de praktijk.

Plot in je experimenten

de **residu reductie** of **convergentie historie**,
d.w.z., de grafiek van $k \rightsquigarrow \rho_k$ (op \log_{10} schaal)

Stagnatie en afbreken

Als in GCR $\mathbf{c}_k \perp \mathbf{r}_k$, dan

stagneert de methode, d.w.z., $\mathbf{r}_{k+1} = \mathbf{r}_k$ (waarom?)

dan is \mathbf{c}_{k+1} (na orth.) = $\mathbf{0}$ (waarom?) en

breekt de methode **af**, d.w.z., er wordt gedeeld door 0 (nl., door $\sigma_{k+1} = 0$).

Stelling. Als $\text{Re}(\lambda) > 0$ voor alle eigenwaarden λ van \mathbf{A} , dan stagneert GCR niet.

Krylov ruimtes

De **Krylov ruimte** $\mathcal{K}_k(\mathbf{A}, \mathbf{r}_0)$ van orde k voorgebracht door \mathbf{A} en \mathbf{r}_0 is

$$\mathcal{K}_k(\mathbf{A}, \mathbf{r}_0) = \text{Span}(\mathbf{r}_0, \mathbf{A}\mathbf{r}_0, \dots, \mathbf{A}^{k-1}\mathbf{r}_0)$$

Stelling. Richardson, LMR en GCR vinden hun benadering \mathbf{x}_k in $\mathbf{x}_0 + \mathcal{K}_k(\mathbf{A}, \mathbf{r}_0)$.

GCR vindt de benadering met kleinste residu:

$$\|\mathbf{r}_k^{\text{GCR}}\|_2 \leq \|\mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{y}\|_2 \text{ voor alle } \mathbf{y} \in \mathbf{x}_0 + \mathcal{K}_k(\mathbf{A}, \mathbf{r}_0)$$

GCR is een **minimale residu methode**.

Conclusies

Richardson, LMR, GCR zijn Krylov ruimten methoden (iteratief, alleen MVs, AXPYs & DOTs).

GCR is, wat betreft het aantal MVs, in zekere zin optimaal

Rich.: + Geen DOTs, een paar AXPYs per MV
- Langzame convergentie (in termen van MVs)
- Geschikte α van te voren zelf bepalen (kan divergeren bij "verkeerde" α)

LMR: + Een paar AXPYs en DOTs/MV
+ Bepaalt automatisch geschikte α 's
- Langzame convergentie (in termen van MVs)

GCR: - # AXPYs en DOTs/MV evenredig met k
+ Snelste convergentie (in termen van MVs)