

Iterative Verfahren zum Lösen von linearen Gleichungssystemen

Referenten:

Christoph Graebnitz

Benjamin Zengin

Dozentin: Prof. Dr. M. Esponda

Modul: Proseminar Parallel Programming

Datum: 06.02.2013

Gliederung

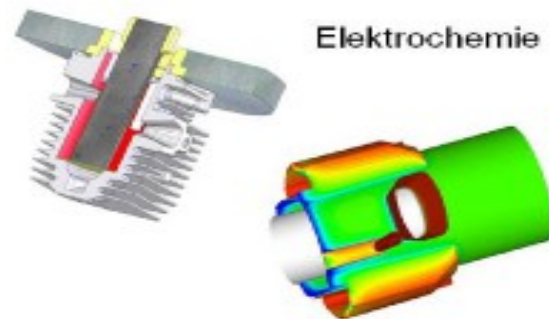
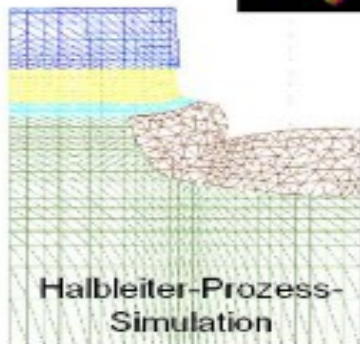
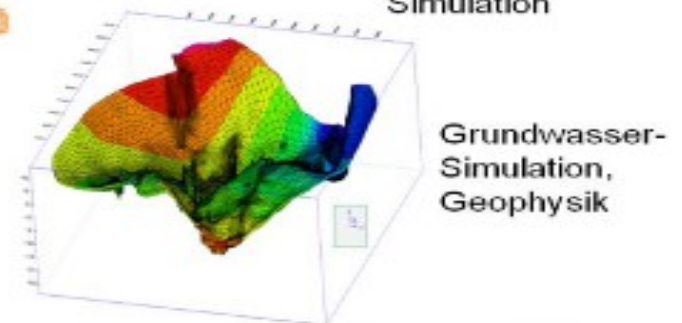
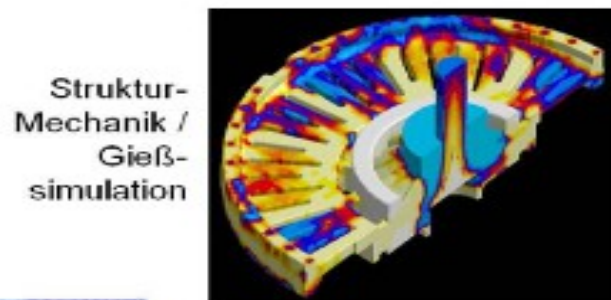
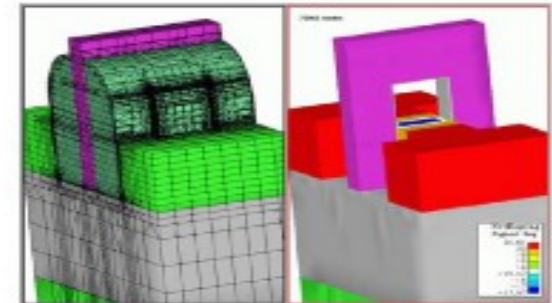
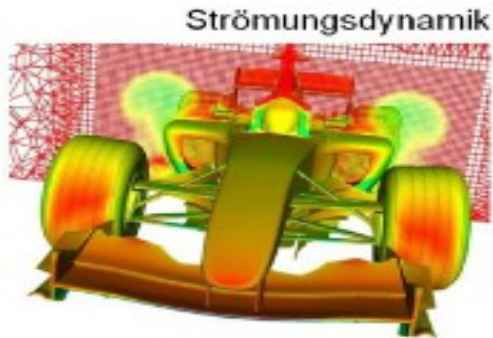
1. Iterative Algorithmen und Parallelisierung

- i. Gauß - Seidel – Verfahren
- ii. Anwendung auf dünnbesetzte Matrizen
- iii. SOR – Verfahren

2. Cholesky - Faktorisierung

- i. Definition
- ii. Strukturierung für dünnbesetzte Matrizen
- iii. Algorithmen
- iv. Parallelisierung

Anwendungsbereiche



2. Gauß-Seidel-Verfahren Motivation

$$A = \begin{pmatrix} 4 & 1 & 2 \\ 1 & 3 & 4 \\ 1 & 1 & 2 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 12 \\ 13 \\ 9 \end{pmatrix}$$

Konvergenzbeispiel:

	Jacobi-Verfahren			Gauß-Seidel-Verf.			Jacobi-Relaxationsv.		
m	x_1^m	x_2^m	x_3^m	x_1^m	x_2^m	x_3^m	x_1^m	x_2^m	x_3^m
0	10	10	10	10	10	10	10	10	10
5	-3.4722	-3.5463	-2.6528	0.9785	1.8258	3.0979	0.0876	0.8770	1.5945
10	4.0059	5.7443	6.6438	1.0000	1.9991	3.0005	1.1603	2.2050	3.1545
15	-0.9840	-0.4692	0.5793	1.0000	2.0000	3.0000	0.9800	1.9760	2.9697
20	2.3131	3.6345	4.6005	1.0000	2.0000	3.0000	1.0035	2.0044	3.0033
50	1.1101	2.1371	3.1342	1.0000	2.0000	3.0000	1.0000	2.0000	3.0000
100	1.0018	2.0022	3.0022	1.0000	2.0000	3.0000	1.0000	2.0000	3.0000
150	1.0000	2.0000	3.0000	1.0000	2.0000	3.0000	1.0000	2.0000	3.0000

2. Gauß-Seidel-Verfahren Konvergenz

Starkes Zeilensummenkriterium garantiert Konvergenz

$$\sum_{j=1, j \neq i}^n |a_{ij}| < |a_{ii}| \quad i = 1, \dots, n$$

Garantierte Konvergenz außerdem für
Symmetrische positiv definite Matrizen

2. Gauß-Seidel-Verfahren

Aufteilung der Matrix A in:

Sei: $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ $A = D - L - R$

D ist die Diagonalmatrix

$-L$ ist die Untere Dreiecksmatrix

$-R$ ist die Obere Dreiecksmatrix

$$D = \begin{pmatrix} * & 0 & 0 & 0 \\ 0 & * & 0 & 0 \\ 0 & 0 & * & 0 \\ 0 & 0 & 0 & * \end{pmatrix} \quad -L = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ * & 0 & 0 & 0 \\ * & * & 0 & 0 \\ * & * & * & 0 \end{pmatrix} \quad -R = \begin{pmatrix} 0 & * & * & * \\ 0 & 0 & * & * \\ 0 & 0 & 0 & * \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

* steht für beliebige Werte

2. Gauß-Seidel-Verfahren

Daraus ergibt sich die Matrixvorschrift pro Iterationsschritt

$$(D - L)x^{(k+1)} = Rx^{(k)} + b$$

Umgeformt:

$$\underline{x^{(k+1)} = -(D + L)^{-1} Rx^{(k)} + (D + L)^{-1} b}$$

Die Berechnung pro Iterationsschritt

2. Gauß-Seidel-Verfahren

Komponentenvorschrift:

$$x_i^{(k+1)} = \frac{1}{a_{ii}} \left(b_i - \sum_{j=1}^{i-1} a_{ij} x_j^{(k+1)} - \sum_{j=i+1}^n a_{ij} x_j^{(k)} \right) \quad i=1,2,\dots,n$$

$x_i^{(k+1)}$ Enthält Ergebnis der Aktuellen Iteration

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nn} \end{pmatrix} \quad x^{(k)} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \quad b = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_n \end{pmatrix}$$

2. Gauß-Seidel-Verfahren Sequentielle Implementierung

repeat:

$$\mathbf{x}^{(k)} := \mathbf{x}^{(k+1)}$$

for $i = 1$ to n :

$$x_i^{(k+1)} := \frac{1}{a_{ii}} \left(b_i - \sum_{j=1}^{i-1} a_{ij} x_j^{(k+1)} - \sum_{j=i+1}^n a_{ij} x_j^{(k)} \right)$$

until $\| \mathbf{x}^{(k+1)} - \mathbf{x}^{(k)} \| \leq \varepsilon \| \mathbf{x}^{(k+1)} \|$

$x_i^{(k+1)}$ Enthält Ergebnis des Aktuellen Iteration


$x^{(k)}$ Wird für Kovergenztest benötigt

ε Toleranzgrenze

$\| \cdot \|$ Vektornorm $\| x \|_{\infty} = \max |x|_i$ oder $\| x \|_2 = \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^2 \right)^{\frac{1}{2}}$,
 $i = 1, 2, \dots, n$

2. Gauß-Seidel-Verfahren Parallele Implementierung

Komponentenvorschrift:

$$x_i^{(k+1)} = \frac{1}{a_{ii}} \left(b_i - \sum_{j=1}^{i-1} a_{ij} x_j^{(k+1)} - \sum_{j=i+1}^n a_{ij} x_j^{(k)} \right)$$


Parallelität nur innerhalb eines Iterationsschrittes möglich

$x_i^{(k+1)}$ Zur Berechnung werden alle $x_i^{(k+1)}$ der vorherigen Iterationen benötigt

2. Gauß-Seidel-Verfahren Parallele Implementierung

Verwenden spaltenorientierte Blockverteilung
 n ist ein Vielfaches von p Anzahl Prozessoren

$$A = \begin{pmatrix} P_1 & P_1 & \dots & P_n & P_n \\ a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n-1} & a_{1n} \\ a_{21} & a_{ii} & \dots & a_{2n-1} & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ a_{(n-1)1} & a_{(n-1)2} & \dots & a_{n-1n-1} & a_{n-1n} \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nn-1} & a_{nn} \end{pmatrix}$$

Zeilenweise parallel rechnen!

2. Gauß-Seidel-Verfahren Parallele Implementierung

Teilsumme der Prozessoren P_q mit $1 \leq q \leq p$

$$S_{qi} = \sum_{\substack{j=(q-1) \cdot n/p + 1 \\ j < i}}^{q \cdot n/p} a_{ij} x_j^{(k+1)} + \sum_{\substack{j=(q-1) \cdot n/p + 1 \\ j > i}}^{q \cdot n/p} a_{ij} x_j^{(k)}$$

$$A = \begin{pmatrix} P_1 & P_1 & & P_n & P_n \\ a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n-1} & a_{1n} \\ a_{21} & a_{ii} & \dots & a_{2n-1} & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ a_{(n-1)1} & a_{(n-1)2} & \dots & a_{n-1n-1} & a_{n-1n} \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nn-1} & a_{nn} \end{pmatrix}$$

2. Gauß-Seidel-Verfahren Parallele Implementierung

Programmfragment:

```

n_local = n/p;
do {
    delta_x = 0.0;
    for (i = 0; i < n; i++) {
        s_k = 0.0;
        for (j = 0; j < n_local; j++)
            if (j + me * n_local != i)
                s_k = s_k + local_A[i][j] * x[j];
        root = i/n_local;
        i_local = i % n_local;
        MPI_Reduce(&s_k, &x[i_local], 1, MPI_FLOAT, MPI_SUM, root,
                  MPI_COMM_WORLD);
        if (me == root) {
            x_new = (b[i_local] - x[i_local]) / local_A[i][i_local];
            delta_x = max(delta_x, abs(x[i_local] - x_new));
            x[i_local] = x_new;
        }
    }
    MPI_Allreduce(&delta_x, &global_delta, 1, MPI_FLOAT,
                 MPI_MAX, MPI_COMM_WORLD);
} while(global_delta > tol);

```

← Teilsumme S_{qi}

2. Gauß-Seidel-Verfahren Parallele Implementierung

Programmfragment:

```
n_local = n/p;
do {
    delta_x = 0.0;
    for (i = 0; i < n; i++) {
        s_k = 0.0;
        for (j = 0; j < n_local; j++)
            if (j + me * n_local != i)
                s_k = s_k + local_A[i][j] * x[j];
        root = i/n_local;
        i_local = i % n_local;
        MPI_Reduce(&s_k, &x[i_local], 1, MPI_FLOAT, MPI_SUM, root,
                  MPI_COMM_WORLD);
        if (me == root) {
            x_new = (b[i_local] - x[i_local]) / local_A[i][i_local];
            delta_x = max(delta_x, abs(x[i_local] - x_new));
            x[i_local] = x_new;
        }
    }
    MPI_Allreduce(&delta_x, &global_delta, 1, MPI_FLOAT,
                  MPI_MAX, MPI_COMM_WORLD);
} while(global_delta > tol);
```

Teilsummen werden
Zusammengefasst



MPI_Reduce(&s_k, &x[i_local], 1, MPI_FLOAT, MPI_SUM, root, MPI_COMM_WORLD);

2. Gauß-Seidel-Verfahren Parallele Implementierung

Programmfragment:

```

n_local = n/p;
do {
    delta_x = 0.0;
    for (i = 0; i < n; i++) {
        s_k = 0.0;
        for (j = 0; j < n_local; j++)
            if (j + me * n_local != i)
                s_k = s_k + local_A[i][j] * x[j];
        root = i/n_local;
        i_local = i % n_local;
        MPI_Reduce(&s_k, &x[i_local], 1, MPI_FLOAT, MPI_SUM, root,
                  MPI_COMM_WORLD);
        if (me == root) {
            x_new = (b[i_local] - x[i_local]) / local_A[i][i_local];
            delta_x = max(delta_x, abs(x[i_local] - x_new));
            x[i_local] = x_new;
        }
    }
    MPI_Allreduce(&delta_x, &global_delta, 1, MPI_FLOAT,
                 MPI_MAX, MPI_COMM_WORLD);
} while(global_delta > tol);

```

$x_i^{(k+1)}$ wird berechnet



```

if (me == root) {
    x_new = (b[i_local] - x[i_local]) / local_A[i][i_local];
    delta_x = max(delta_x, abs(x[i_local] - x_new));
    x[i_local] = x_new;
}

```

2. Gauß-Seidel-Verfahren Parallele Implementierung

Programmfragment:

```

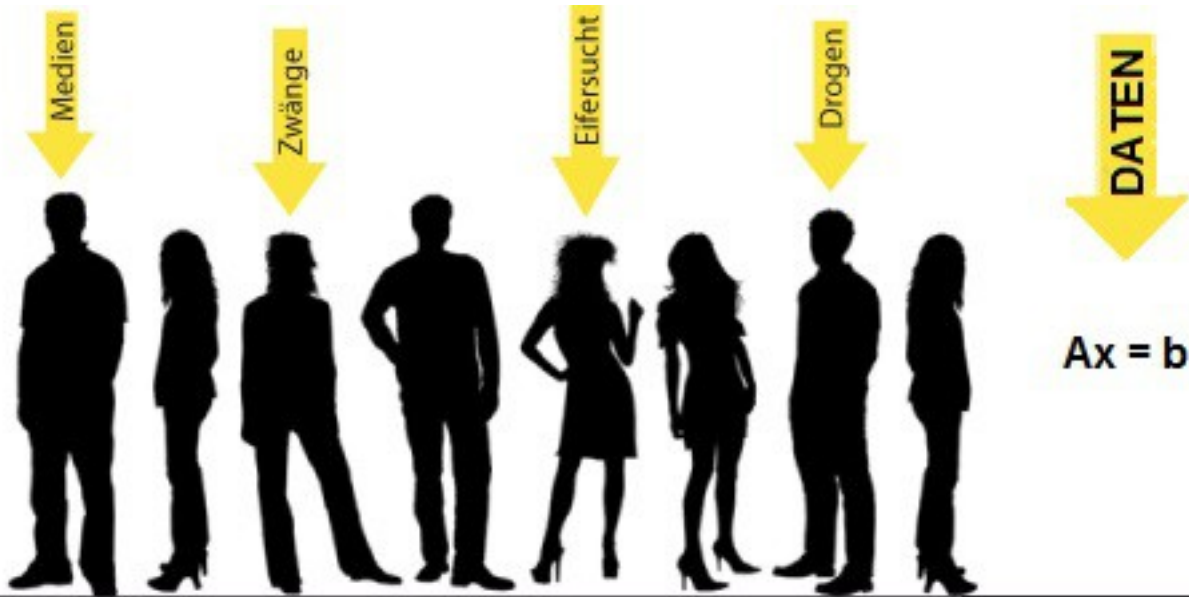
n_local = n/p;
do {
    delta_x = 0.0;
    for (i = 0; i < n; i++) {
        s_k = 0.0;
        for (j = 0; j < n_local; j++)
            if (j + me * n_local != i)
                s_k = s_k + local_A[i][j] * x[j];
        root = i/n_local;
        i_local = i % n_local;
        MPI_Reduce(&s_k, &x[i_local], 1, MPI_FLOAT, MPI_SUM, root,
                  MPI_COMM_WORLD);
        if (me == root) {
            x_new = (b[i_local] - x[i_local]) / local_A[i][i_local];
            delta_x = max(delta_x, abs(x[i_local] - x_new));
            x[i_local] = x_new;
        }
    }
    MPI_Allreduce(&delta_x, &global_delta, 1, MPI_FLOAT,
                 MPI_MAX, MPI_COMM_WORLD);
} while(global_delta > tol);

```

delta_x wird für
Kovergenztest übermittelt



2. Gauß-Seidel-Verfahren Für dünnbesetzte Matrizen



Die ganz alltägliche Abhängigkeit

2. Gauß-Seidel-Verfahren Für dünnbesetzte Matrizen

Einschränkung der Parallelität durch Datenabhängigkeiten

Nur für große Matrizen annehmbare Beschleunigung

Beschleunigung der Konvergenz bei dünnbesetzten Matrizen

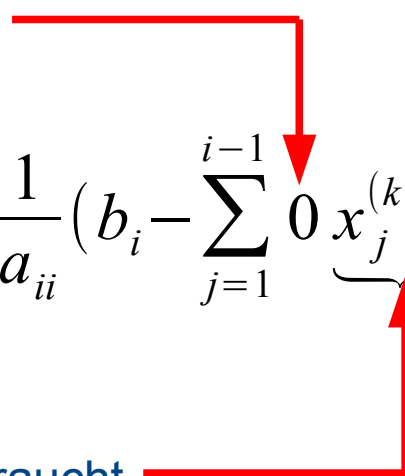
Quadratische Matrix mit $O(n \cdot \log(n))$ Einträgen ist dünnbesetzt

2. Gauß-Seidel-Verfahren Für dünnbesetzte Matrizen

Wodurch entsteht die Beschleunigung?

Falls $A = (a_{ij})$ $i, j = 1, 2, \dots, n$ dünnbesetzt

Wenn $a_{ij} = 0$

$$x_i^{(k+1)} = \frac{1}{a_{ii}} \left(b_i - \sum_{j=1}^{i-1} 0 x_j^{(k+1)} - \sum_{j=i+1}^n a_{ij} x_j^{(k)} \right)$$


Nicht gebraucht

2. Gauß-Seidel-Verfahren Für dünnbesetzte Matrizen

Dünnbesetzte Matrix mit Bandstruktur

$$\begin{pmatrix} a_{11} & \dots & a_{1(q+1)} & 0 & \dots & \dots & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & & \ddots & \ddots & & & \vdots \\ a_{(p+1)1} & & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & & \vdots \\ 0 & \ddots & & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & & 0 \\ \vdots & & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & & a_{(n-q)n} \\ \vdots & & & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \dots & \dots & 0 & a_{n(n-p)} & \dots & a_{nn} \end{pmatrix}$$

2. Gauß-Seidel-Verfahren Für dünnbesetzte Matrizen

Spezielle Bandmatrix

$$a_{ij} \neq 0 \text{ nur für } j = i - \sqrt{n}, i - 1, i + 1, i, i + \sqrt{n}$$

Bsp. einer 9×9

$$\begin{pmatrix}
 a_{11} & a_{1(1+1)} & 0 & a_{1(1+\sqrt{9})} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 a_{2(2-1)} & a_{22} & a_{2(2+1)} & 0 & a_{2(2+\sqrt{9})} & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & a_{3(3-1)} & a_{33} & a_{3(3+1)} & 0 & a_{3(3+\sqrt{9})} & 0 & 0 & 0 \\
 a_{4(4-\sqrt{9})} & 0 & a_{4(4-1)} & a_{44} & a_{4(4+1)} & 0 & a_{4(4+\sqrt{9})} & 0 & 0 \\
 0 & a_{5(5-\sqrt{9})} & 0 & a_{5(5-1)} & a_{55} & a_{5(5+1)} & 0 & a_{5(5+\sqrt{9})} & 0 \\
 0 & 0 & a_{6(6-\sqrt{9})} & 0 & a_{6(6-1)} & a_{66} & a_{6(6+1)} & 0 & a_{6(6+\sqrt{9})} \\
 0 & 0 & 0 & a_{7(7-\sqrt{9})} & 0 & a_{7(7-1)} & a_{77} & a_{7(7+1)} & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & a_{8(8-\sqrt{9})} & 0 & a_{8(8-1)} & a_{88} & a_{8(8+1)} \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & a_{9(9-\sqrt{9})} & 0 & a_{9(9-1)} & a_{99}
 \end{pmatrix}$$

2. Gauß-Seidel-Verfahren Für dünnbesetzte Matrizen

Durch die Spezielle Bandmatrix reduziert sich die Komponentenvorschrift auf

Daten Abhängigkeit!

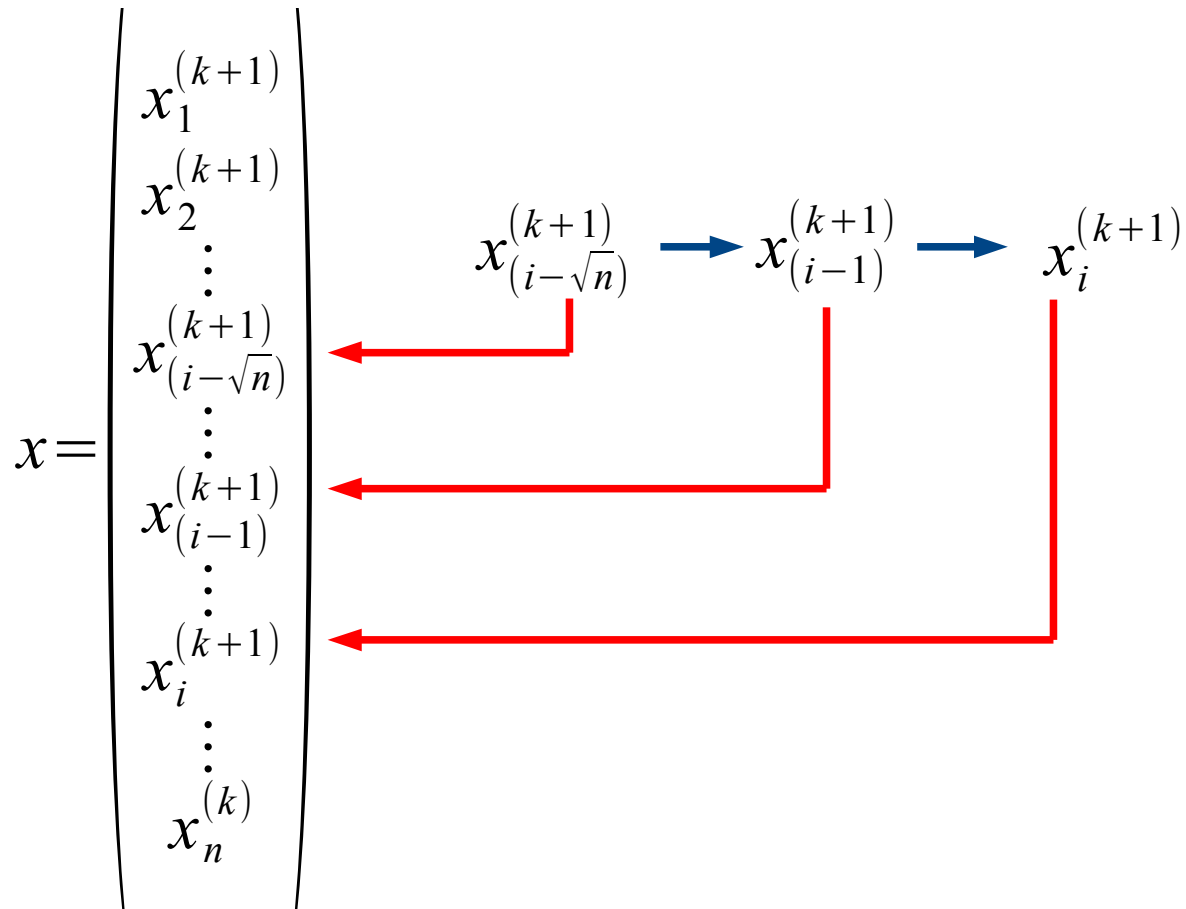
$$\underline{x_i^{(k+1)}} = \frac{1}{a_{ii}} \left(b_i - a_{i(i-\sqrt{n})} \cdot \underline{x_{i-\sqrt{n}}^{(k+1)}} - a_{i(i-1)} \cdot \underline{x_{i-1}^{(k+1)}} - a_{i(i+1)} \cdot x_{i+1}^{(k)} - a_{i(i+\sqrt{n})} \cdot x_{i+\sqrt{n}}^{(k)} \right)$$

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

$$j = i - \sqrt{n}, i - 1, i + 1, i, i + \sqrt{n}$$

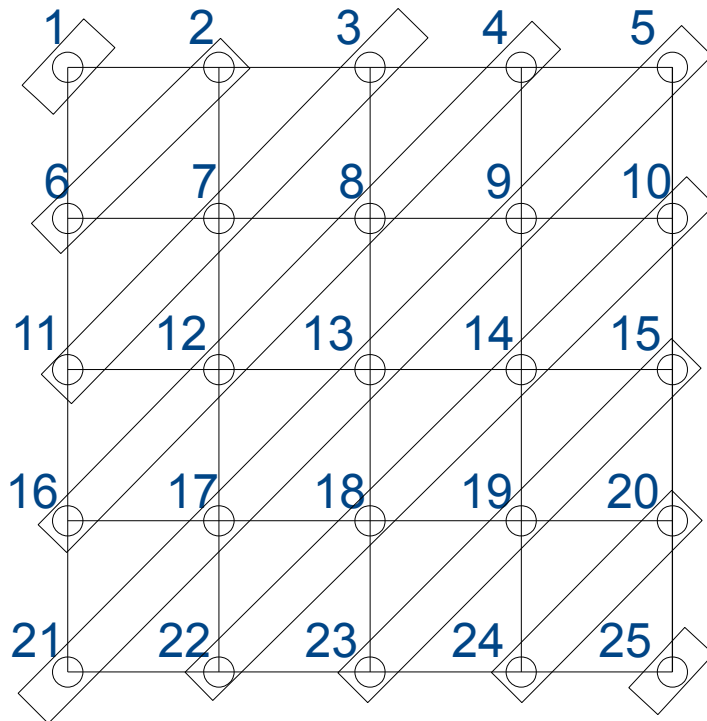
2. Gauß-Seidel-Verfahren Für dünnbesetzte Matrizen

Abhängigkeiten von $\mathbf{x}^{(k+1)}$ während einer Iteration



2. Gauß-Seidel-Verfahren Für dünnbesetzte Matrizen

Betrachtung der Komponenten von x als $\sqrt{n} \times \sqrt{n}$ Gittermatrix wobei $n = 25$



$$A \cdot x = b$$

Gitterpunkt x_{ij} hängt von

$x_{i(j-1)}$ und $x_{(i-1)j}$ ab

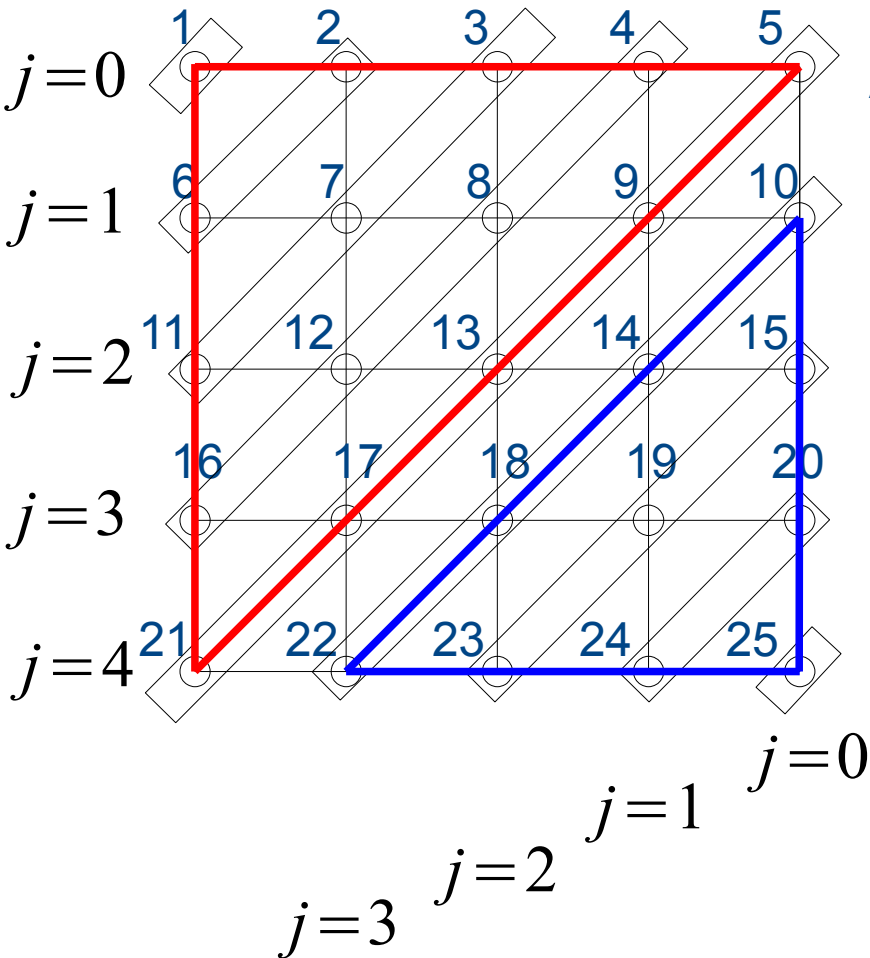
Teilweise Aufhebung der Datenabhängigkeit
Diagonalen sind nicht abhängig voneinander!

Verteilung der Gitterpunkte auf

pro Diagonale max. \sqrt{n} Prozesse

2. Gauß-Seidel-Verfahren Für dünnbesetzte Matrizen

Berechnung der Indizes i von x



Bei Paralleler Implementierung
Aufteilung der Diagonalen in zwei Teile
(zwei Schleifen)

Für $l=1, \dots, \sqrt{n}$
 $i = l + j \cdot (\sqrt{n} - 1)$ für $0 \leq j < l$

Für $l=2, \dots, \sqrt{n}$
 $i = l \cdot \sqrt{n} + j \cdot (\sqrt{n} - 1)$ für $0 \leq j \leq \sqrt{n} - l$

2. Gauß-Seidel-Verfahren Für dünnbesetzte Matrizen

Programmfragment:

```
sqn = sqrt(n);
do {
  for (l = 1; l <= sqn; l++) {
    for (j = me; j < l; j+=p) {
      i = l + j * (sqn-1) - 1; /* starte Nummerierung bei 0 */
      x[i] = 0;
      if (i-sqn >= 0) x[i] = x[i] - a[i][i-sqn] * x[i-sqn];
      if (i > 0) x[i] = x[i] - a[i][i-1] * x[i-1];
      if (i+1 < n) x[i] = x[i] - a[i][i+1] * x[i+1];
      if (i+sqn < n) x[i] = x[i] - a[i][i+sqn] * x[i+sqn];
      x[i] = (x[i] + b[i]) / a[i][i];
    }
    collect_elements(x,l);
  }
  for (l = 2; l <= sqn; l++) {
    for (j = me -l +1; j <= sqn -l; j+=p) {
      if (j >= 0) {
        i = l * sqn + j * (sqn-1) - 1;
        x[i] = 0;
        if (i-sqn >= 0) x[i] = x[i] - a[i][i-sqn] * x[i-sqn];
        if (i > 0) x[i] = x[i] - a[i][i-1] * x[i-1];
        if (i+1 < n) x[i] = x[i] - a[i][i+1] * x[i+1];
        if (i+sqn < n) x[i] = x[i] - a[i][i+sqn] * x[i+sqn];
        x[i] = (x[i] + b[i]) / a[i][i];
      }
    }
    collect_elements(x,l);
  }
} while(convergence_test() < tol);
```

2. Gauß-Seidel-Verfahren Für dünnbesetzte Matrizen

Erste Schleife:

Berechnung des Index für Feld x

```

for (l = 1; l <= sqn; l++) {
  for (j = me; j < l; j+=p) {
    i = l + j * (sqn-1) - 1; /* starte Nummerierung bei 0 */
    x[i] = 0;
    if (i-sqn >= 0) x[i] = x[i] - a[i][i-sqn] * x[i-sqn];
    if (i > 0) x[i] = x[i] - a[i][i-1] * x[i-1];
    if (i+1 < n) x[i] = x[i] - a[i][i+1] * x[i+1];
    if (i+sqn < n) x[i] = x[i] - a[i][i+sqn] * x[i+sqn];
    x[i] = (x[i] + b[i]) / a[i][i];
  }
  collect_elements(x,l);
}

```

Für $l = 1, \dots, \sqrt{n}$

$i = l + j \cdot (\sqrt{n} - 1)$ für $0 \leq j < l$

2. Gauß-Seidel-Verfahren Für dünnbesetzte Matrizen

Erste Schleife:

Berechnung von x_i^{k+1}

```
for (l = 1; l <= sqn; l++) {
  for (j = me; j < l; j+=p) {
    i = l + j * (sqn-1) - 1; /* starte Nummerierung bei 0 */
    x[i] = 0;
    if (i-sqn >= 0) x[i] = x[i] - a[i][i-sqn] * x[i-sqn];
    if (i > 0) x[i] = x[i] - a[i][i-1] * x[i-1];
    if (i+1 < n) x[i] = x[i] - a[i][i+1] * x[i+1];
    if (i+sqn < n) x[i] = x[i] - a[i][i+sqn] * x[i+sqn];
    x[i] = (x[i] + b[i]) / a[i][i];
  }
  collect_elements(x,l);
}
```

$$x_i^{(k+1)} = \frac{1}{a_{ii}} \left(b_i - a_{i(i-\sqrt{n})} \cdot x_{i-\sqrt{n}}^{(k+1)} - a_{i(i-1)} \cdot x_{i-1}^{(k+1)} - a_{i(i+1)} \cdot x_{i+1}^{(k)} - a_{i(i+\sqrt{n})} \cdot x_{i+\sqrt{n}}^{(k)} \right)$$

2. Gauß-Seidel-Verfahren Für dünnbesetzte Matrizen

Erste Schleife:

Prozesskommunikation

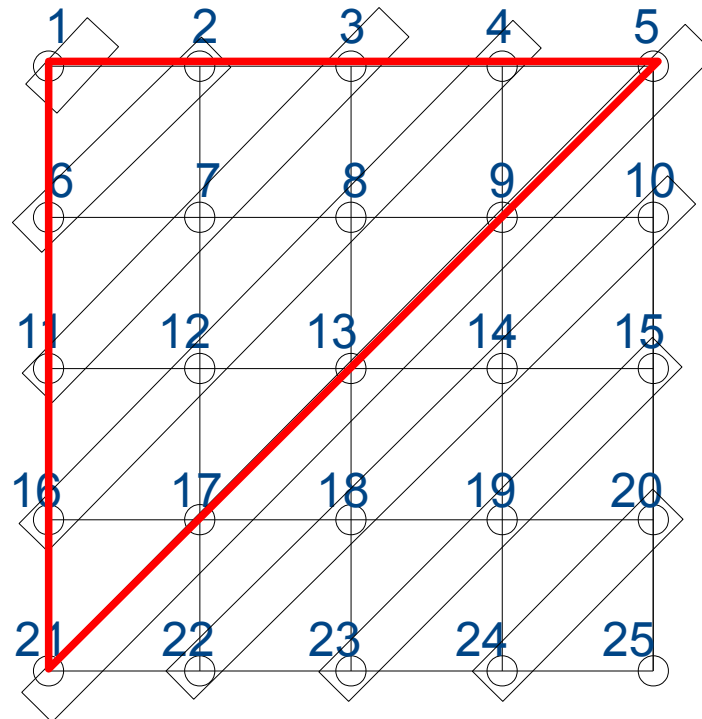
```

for (l = 1; l <= sqn; l++) {
  for (j = me; j < l; j+=p) {
    i = l + j * (sqn-1) - 1; /* starte Nummerierung bei 0 */
    x[i] = 0;
    if (i-sqn >= 0) x[i] = x[i] - a[i][i-sqn] * x[i-sqn];
    if (i > 0) x[i] = x[i] - a[i][i-1] * x[i-1];
    if (i+1 < n) x[i] = x[i] - a[i][i+1] * x[i+1];
    if (i+sqn < n) x[i] = x[i] - a[i][i+sqn] * x[i+sqn];
    x[i] = (x[i] + b[i]) / a[i][i];
  }
  collect_elements(x,l);
}

```

2. Gauß-Seidel-Verfahren Für dünnbesetzte Matrizen

Bis jetzt errechnete $x_i^{(k+1)}$



2. Gauß-Seidel-Verfahren Für dünnbesetzte Matrizen

Zweite Schleife

Berechnung des Index i für Feld x

```

for (l = 2; l <= sqn; l++) {
  for (j = me -l +1; j <= sqn -l; j+=p) {
    if (j >= 0) {
      i = l * sqn + j * (sqn-1) - 1;
      x[i] = 0;
      if (i-sqn >= 0) x[i] = x[i] - a[i][i-sqn] * x[i-sqn];
      if (i > 0) x[i] = x[i] - a[i][i-1] * x[i-1];
      if (i+1 < n) x[i] = x[i] - a[i][i+1] * x[i+1];
      if (i+sqn < n) x[i] = x[i] - a[i][i+sqn] * x[i+sqn];
      x[i] = (x[i] + b[i]) / a[i][i];
    }
  }
  collect_elements(x,l);
}

```

$$l = 2, \dots, \sqrt{n}$$

$$i = l \cdot \sqrt{n} + j \cdot (\sqrt{n} - 1) \text{ für } 0 \leq j \leq \sqrt{n} - l$$

2. Gauß-Seidel-Verfahren Für dünnbesetzte Matrizen

Zweite Schleife

Berechnung von $x_i^{(k+1)}$

```
for (l = 2; l <= sqn; l++) {
  for (j = me - l + 1; j <= sqn - l; j+=p) {
    if (j >= 0) {
      i = l * sqn + j * (sqn-1) - 1;
      x[i] = 0;
      if (i-sqn >= 0) x[i] = x[i] - a[i][i-sqn] * x[i-sqn];
      if (i > 0) x[i] = x[i] - a[i][i-1] * x[i-1];
      if (i+1 < n) x[i] = x[i] - a[i][i+1] * x[i+1];
      if (i+sqn < n) x[i] = x[i] - a[i][i+sqn] * x[i+sqn];
      x[i] = (x[i] + b[i]) / a[i][i];
    }
  }
  collect_elements(x,l);
}
```

$$x_i^{(k+1)} = \frac{1}{a_{ii}} \left(b_i - a_{i(i-\sqrt{n})} \cdot x_{i-\sqrt{n}}^{(k+1)} - a_{i(i-1)} \cdot x_{i-1}^{(k+1)} - a_{i(i+1)} \cdot x_{i+1}^{(k)} - a_{i(i+\sqrt{n})} \cdot x_{i+\sqrt{n}}^{(k)} \right)$$

2. Gauß-Seidel-Verfahren Für dünnbesetzte Matrizen

Zweite Schleife

Berechnung von $x_i^{(k+1)}$

```
for (l = 2; l <= sqn; l++) {
  for (j = me -l +1; j <= sqn -l; j+=p) {
    if (j >= 0) {
      i = l * sqn + j * (sqn-1) - 1;
      x[i] = 0;
      if (i-sqn >= 0) x[i] = x[i] - a[i][i-sqn] * x[i-sqn];
      if (i > 0) x[i] = x[i] - a[i][i-1] * x[i-1];
      if (i+1 < n) x[i] = x[i] - a[i][i+1] * x[i+1];
      if (i+sqn < n) x[i] = x[i] - a[i][i+sqn] * x[i+sqn];
      x[i] = (x[i] + b[i]) / a[i][i];
    }
  }
  collect_elements(x,l);
}
```

$$x_i^{(k+1)} = \frac{1}{a_{ii}} \left(b_i - a_{i(i-\sqrt{n})} \cdot x_{i-\sqrt{n}}^{(k+1)} - a_{i(i-1)} \cdot x_{i-1}^{(k+1)} - a_{i(i+1)} \cdot x_{i+1}^{(k)} - a_{i(i+\sqrt{n})} \cdot x_{i+\sqrt{n}}^{(k)} \right)$$

2. Gauß-Seidel-Verfahren Für dünnbesetzte Matrizen

Zweite Schleife

Prozesskommunikation

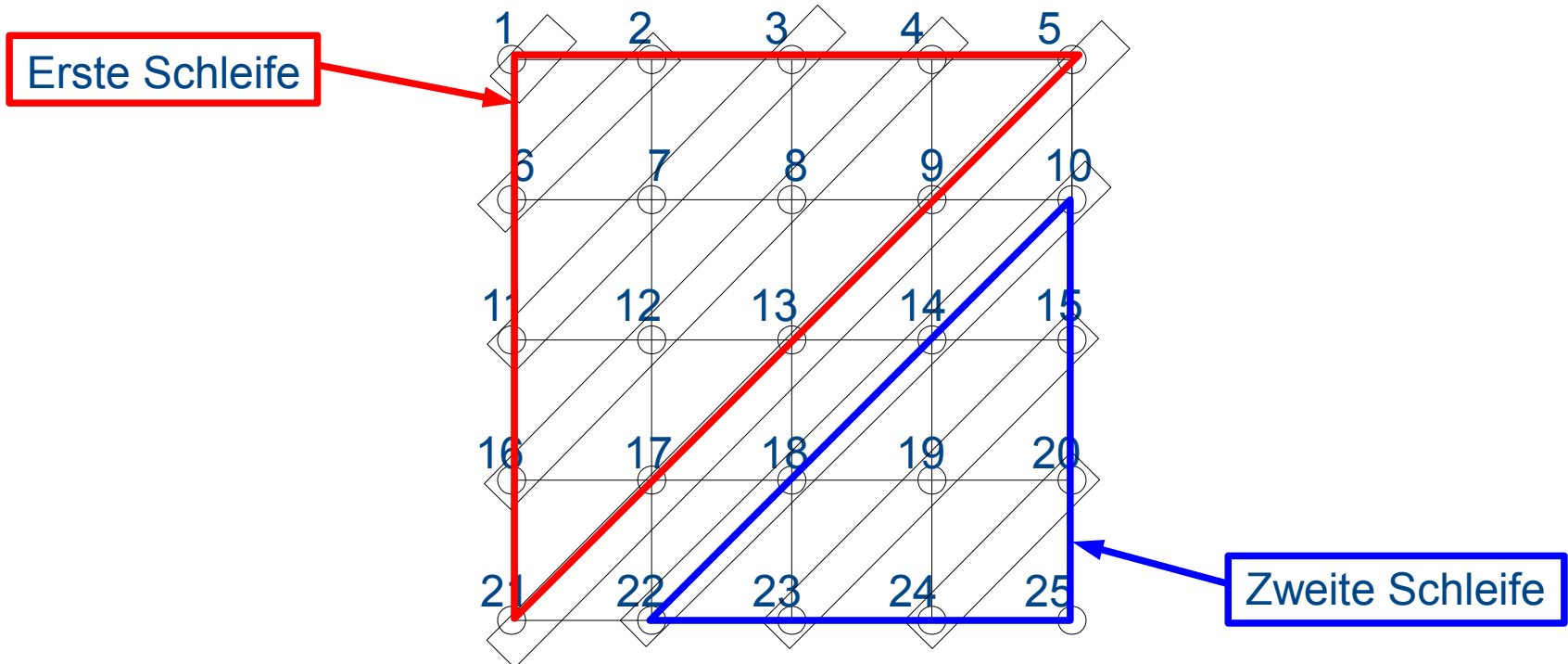
```

for (l = 2; l <= sqn; l++) {
  for (j = me -l +1; j <= sqn -l; j+=p) {
    if (j >= 0) {
      i = l * sqn + j * (sqn-1) - 1;
      x[i] = 0;
      if (i-sqn >= 0) x[i] = x[i] - a[i][i-sqn] * x[i-sqn];
      if (i > 0) x[i] = x[i] - a[i][i-1] * x[i-1];
      if (i+1 < n) x[i] = x[i] - a[i][i+1] * x[i+1];
      if (i+sqn < n) x[i] = x[i] - a[i][i+sqn] * x[i+sqn];
      x[i] = (x[i] + b[i]) / a[i][i];
    }
  }
  collect_elements(x,l);
}

```

2. Gauß-Seidel-Verfahren Für dünnbesetzte Matrizen

$x_i^{(k+1)}$ Ist für einen Schritt komplett berechnet



2. Gauß-Seidel-Verfahren Für dünnbesetzte Matrizen

Programmfragment:

```
sqn = sqrt(n);
do {
  for (l = 1; l <= sqn; l++) {
    for (j = me; j < l; j+=p) {
      i = l + j * (sqn-1) - 1; /* starte Nummerierung bei 0 */
      x[i] = 0;
      if (i-sqn >= 0) x[i] = x[i] - a[i][i-sqn] * x[i-sqn];
      if (i > 0) x[i] = x[i] - a[i][i-1] * x[i-1];
      if (i+1 < n) x[i] = x[i] - a[i][i+1] * x[i+1];
      if (i+sqn < n) x[i] = x[i] - a[i][i+sqn] * x[i+sqn];
      x[i] = (x[i] + b[i]) / a[i][i];
    }
    collect_elements(x,l);
  }
  for (l = 2; l <= sqn; l++) {
    for (j = me -l +1; j <= sqn -l; j+=p) {
      if (j >= 0) {
        i = l * sqn + j * (sqn-1) - 1;
        x[i] = 0;
        if (i-sqn >= 0) x[i] = x[i] - a[i][i-sqn] * x[i-sqn];
        if (i > 0) x[i] = x[i] - a[i][i-1] * x[i-1];
        if (i+1 < n) x[i] = x[i] - a[i][i+1] * x[i+1];
        if (i+sqn < n) x[i] = x[i] - a[i][i+sqn] * x[i+sqn];
        x[i] = (x[i] + b[i]) / a[i][i];
      }
    }
    collect_elements(x,l);
  }
} while(convergence_test() < tol);
```

2. SOR-Verfahren

Das SOR-Verfahren relaxiertes Gauß-Seidel-Verfahren
(engl. successive overrelaxtion)
Konvergiert schneller als Gauß-Seidel-Verfahren

Zerlegung der Matrix A in:

Sei: $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$

$$A = D - L - R \quad \text{Gauß-Seidel-Verfahren}$$

$$A = \underline{\frac{1}{\omega}} D - L - R - \underline{\left(\frac{1-\omega}{\omega}\right)} D \quad \text{SOR-Verfahren}$$

2. SOR-Verfahren

Daraus ergibt sich die Matrixvorschrift pro Iterationsschritt

$$(D - \omega L)x^{(k+1)} = (1 - \omega)Dx^{(k)} + \omega R x^{(k)} + \omega b$$

Umgeformt:

$$x^{(k+1)} = (D - \omega L)^{-1} ((1 - \omega)Dx^{(k)} + \omega R x^{(k)} + \omega b)$$

Die Berechnung pro Iterationsschritt

2. SOR-Verfahren

Komponentenvorschrift:

$$\hat{x}_i^{(k+1)} = \frac{1}{a_{ii}} \left(b_i - \sum_{j=1}^{i-1} a_{ij} x_j^{(k+1)} - \sum_{j=i+1}^n a_{ij} x_j^{(k)} \right) \quad i=1,2,\dots,n$$

$\hat{x}_i^{(k+1)}$ Enthält Zwischenergebnis der Aktuellen Iteration

$$x_i^{(k+1)} = x_i^{(k)} + \omega \left(\hat{x}_i^{(k+1)} - x_i^{(k)} \right)$$

Enthält Ergebnis der Aktuellen Iteration

2. SOR-Verfahren

Zusammengesetzte Komponentenvorschrift: $i = 1, 2, \dots, n$

$$x_i^{(k+1)} = \frac{\omega}{a_{ii}} \left(b_i - \sum_{j=1}^{i-1} a_{ij} x_j^{(k+1)} - \sum_{j=i+1}^n a_{ij} x_j^{(k)} \right) + (1 - \omega) x_i^{(k)}$$

$x_i^{(k+1)}$ Enthält Zwischenergebnis der Aktuellen Iteration

Konvergiert für jeden Startvektor $x^{(0)}$
 Bei positiv definite symmetrische Matrizen $\omega \in (0, 2)$

Cholesky-Faktorisierung für dünnbesetzte Matrizen

Voraussetzungen:

$$A \text{ symmetrisch} \rightarrow a_{ij} = a_{ji}$$

$$A \text{ positiv definit} \rightarrow \forall x \in \mathbb{R}^n, x \neq 0: x^T A x > 0$$

Dann gilt:

$$A = L \cdot L^T$$

,wobei L untere Dreiecksmatrix mit positiver Diagonalen ist.

Definition

Lösung des Gleichungssystems:

$$L y = b \quad L^T x = y$$

, denn es gilt:

$$L y = L L^T x = A x = b$$

Faktorisierung:

for ($j = 0$; $j < n$; $j++$) :

$$l_{jj} = \sqrt{a_{jj} - \sum_{k=0}^{j-1} l_{jk}^2} ;$$

for ($i = j + 1$; $i < n$; $i++$) :

$$l_{ij} = \frac{1}{l_{jj}} \left(a_{ij} - \sum_{k=0}^{j-1} l_{jk} l_{ik} \right) ;$$

Strukturierung

Wir definieren zwei Strukturen:

$$\mathit{Struct}(L_{*j}) = \{ k > j \mid l_{kj} \neq 0 \} \quad , \text{ nicht null in Spalte } j$$

$$\mathit{Struct}(L_{i*}) = \{ k < i \mid l_{ik} \neq 0 \} \quad , \text{ nicht null in Zeile } i$$

und zwei Operationen:

$$\mathit{cmod}(j, k) =$$

$$\text{for each } i \in \mathit{Struct}(L_{*k}) \text{ with } i \geq j: \quad a_{ij} = a_{ij} - l_{jk} l_{ik};$$

$$\mathit{cdiv}(j) =$$

$$l_{jj} = \sqrt{a_{jj}};$$

$$\text{for each } i \in \mathit{Struct}(L_{*j}) \text{ with } i \geq j: \quad l_{ij} = \frac{a_{ij}}{l_{jj}};$$

Algorithmen

Left-Looking-Algorithmus:

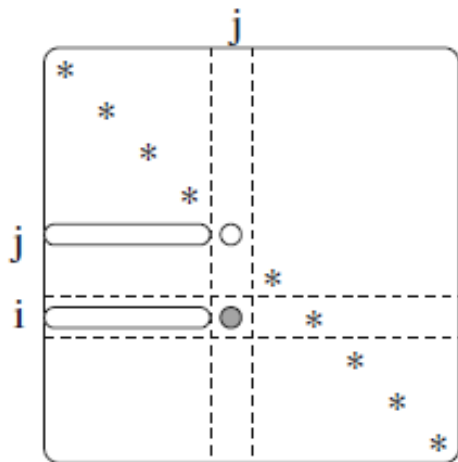
```
left_cholesky =  
  for (  $j=0; j < n; j++$  ) :  
    for each  $k \in Struct(L_{j*})$ : cmod ( $j, k$ );  
    cdiv ( $j$ );
```

Right-Looking-Algorithmus:

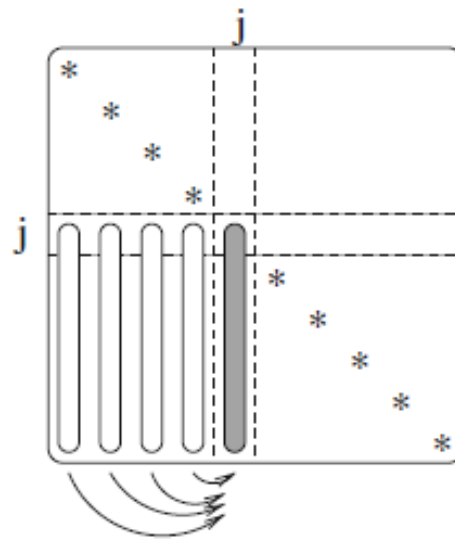
```
right_cholesky =  
  for (  $j=0; j < n; j++$  ) :  
    cdiv ( $j$ );  
    for each  $k \in Struct(L_{*j})$ : cmod ( $k, j$ );
```

Zugriffsstrukturen

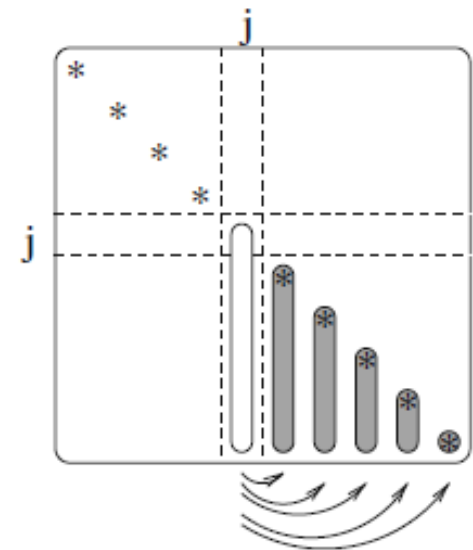
Zugriffsstruktur zur Berechnung von l_{ij}



Zugriffsstruktur beim Left-Looking-Verfahren



Zugriffsstruktur beim Right-Looking-Verfahren



- — aktualisierte Datenelemente
- — benutzte Datenelemente

Superknoten

Definition:

$$\forall i, p \leq i \leq p+q-1:$$

$$\text{Struct}(L_{*i}) = \text{Struct}(L_{*_{p+q-1}}) \cup \{i+1, \dots, p+q-1\}$$

Beispiel:

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0	*									
1	*	*								
2			*							
3			*	*						
4			*	*	*					
5						*				
6			*	*	*		*			
7		*	*	*	*		*	*		
8						*			*	
9	*	*	*	*		*	*	*	*	*

Superknoten in Spalten:
 $\{0, 1, 2, 5, 6, 8\}$

Superknoten

Definieren Operation:

$$smod(j, S) =$$
$$r = \min \{ j - 1, last(S) \};$$
$$\text{for } (k = first(S); k \leq r; k++) :$$
$$cmold(j, k);$$

Ist Spalte j innerhalb von S , dann nutze Spalten in S links von j , sonst nutze alle Spalten von S .

Right-Looking-Superknoten-Algorithmus:

supernode_cholesky =

for each *supernode* S do from left to right :

cdiv(*first*(S));

for ($j = \text{first}(S) + 1 ; j \leq \text{last}(S) ; j++$) :

smod(j, S);

cdiv(j);

for each $k \in \text{Struct}(L_{* \text{last}(S)})$:

smod(k, S);

Abspeicherungsschemata

Folgende Variablen werden definiert:

<i>nz</i>	Anzahl der Nicht-Null-Einträge
<i>Nonzero[nz]</i>	Nicht-Null-Einträge (spaltenweise linear)
<i>Row[nz]</i>	Zeilenindizes der Nicht-Null-Einträge
<i>StartColumn[n]</i>	Index des ersten Eintrags aller Spalten (innerhalb <i>Nonzero</i>)

Fordert viel Overhead-Speicher, deshalb nur sinnvoll für dünnbesetzte Matrizen.

Abspeicherungsschemata

Bei Verwendung von Superknoten:

Definieren zusätzliches Array *StartRow*[*n*], das die Indizes von Row, von den ersten Nicht-Null-Zeilenindizes der Spalten enthält.

Aufgrund der Besetzungsstruktur von Superknoten, müssen in Row nur noch die Zeilenindizes der ersten Superknotenspalten gespeichert werden.

$$\begin{aligned} \text{Struct}(L_{*j}) = \\ \{ \text{Row}[\text{StartRow}[j] + i] \mid \\ 1 \leq i \leq \text{StartColumn}[j + 1] - \text{StartColumn}[j] \} \end{aligned}$$

Datenabhängigkeiten

Wollen Datenabhängigkeiten bestimmen.

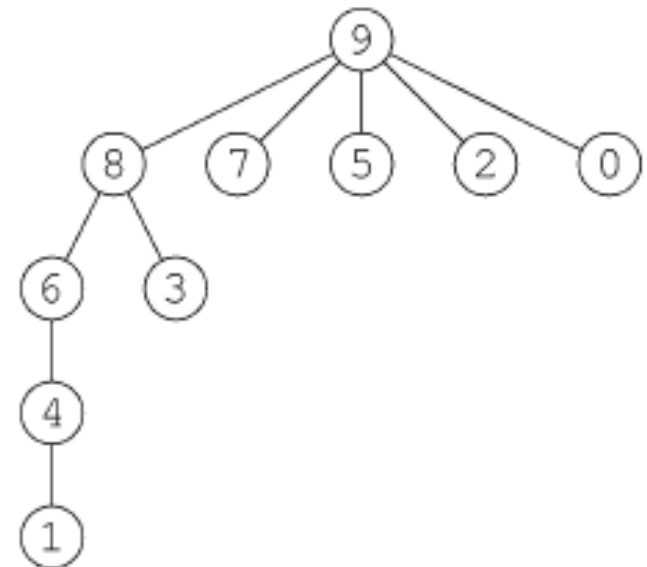
Definieren $parent(j) = \min \{ i \mid i \in Struct(L_{*j}) \}$

(Erste Spalte i , die von Spalte j abhängt)

Erzeugen „Eliminationsbaum“, der eine Kante (i, j) hat, wenn $i = parent(j)$.

Beispiel:

0	*									
1		*								
2			*							
3				*						
4	*			*						
5					*					
6				*		*				
7							*			
8	*	*	*	*	*	*	*	*	*	
9	*	*	*	*	*	*	*	*	*	
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9



Datenabhängigkeiten

Sei $G[j]$ Unterbaum mit Wurzel j .

Zwei Spalten j und i sind genau dann parallel berechenbar, wenn $G[j]$ und $G[i]$ disjunkte Teilbäume sind.

(Blätter sowieso unabhängig von einander.)

Also gilt:

Grad der Parallelität ist antiproportional zur Tiefe des Eliminationsbaumes.

Parallelisierung (Left-Looking-Algorithmus)

Definieren Spaltentasks $Tcol(0), \dots, Tcol(n - 1)$

Spaltentask $Tcol(j)$ berechnet Spalte j .

Also: $\forall k \in Struct L_{j^*} : cmod(j, k);$ und $cdiv(j);$

Spaltentasks sind in zentralem Taskpool.

→ dynamische Taskverwaltung

→ Lock wegen konkurrierenden Zugriffen benötigt

Einfügen der Spaltentasks in zentralen Pool

1. Variante

$Tcol(j)$ wird erst eingefügt, wenn alle $Tcol(k)$ mit $G[k]$ Teilbaum von $G[j]$ ausgeführt wurden.

→ Prozessor kann Task ohne Unterbrechung ausführen

Initialisierung: Blätter des Eliminationsbaums

2. Variante

$Tcol(j)$ kann bearbeitet werden auch, wenn noch nicht alle entsprechenden $Tcol(k)$ ausgeführt wurden.

→ Prozessor kann $cmod(j,k)$ nur für Spalten k ausführen, für die $Tcol(k)$ bereits ausgeführt wurde.

Initialisierung: Alle Knoten sortiert nach Abhängigkeit

Einfügen der Spaltentasks in zentralen Pool

Zum Verwalten der durchführbaren Operationen, definiere für jede Spalte j einen Stack C_j .

C_j enthält Zeilenindizes der berechenbaren Spalten.

Hat ein Prozessor $|Struct(L_{j*})|$ Elemente aus C_j entfernt, ist $Tcol(j)$ fertig und der Prozessor muss in jedes C_k mit $k \in Struct(L_{*j})$ j hinein schreiben.

Alle Stacks C müssen mit einem Lock geschützt werden.

Implementierung

```
parallel_left_cholesky =  
  c = 0;  
  while ((j = MPADD(c, 1)) < n) :  
    for (i = 0; i < |Struct(Lj*)|; i++) :  
      while (Cj empty) : wait();  
      k = pop(Cj);  
      cmod(j, k);  
    cdiv(j);  
  for (i ∈ Struct(L*j)) : push(j, Ci);
```


Parallelisierung (Right-Looking-Algorithmus)

Definieren Spaltentasks $T_{col}(0), \dots, T_{col}(n - 1)$

Spaltentask $T_{col}(j)$ beendet Spalte j und führt Berechnung auf alle abhängigen Spalten aus.

Also: $cdiv(j)$; und $\forall k \in Struct L_{*j} : cmod(k, j)$;

Taskpool wie beim Left-Looking.

Einfügen der Spaltentasks in zentralen Pool

$T_{col}(j)$ wird erst eingefügt, sobald $c_{div}(j)$ ausgeführt werden kann. Dazu definiere Zähler c_j (Lock-geschützt), der die Anzahl $c_{mod}(j,k)$ Operationen zählt.

Zielspalten k der $c_{mod}(k,j)$ Operationen müssen mit Lock geschützt werden.

Initialisierung: Blätter des Eliminationsbaums

Implementierung

```
parallel_right_cholesky =  
  c = 0;  
  initialize_task_pool(TP);  
  while ((j = MPADD(c, 1)) < n) :  
    while (! filled_pool(TP, j)) : wait();  
    getColumn(j);  
    cdiv(j);  
    for (k ∈ Struct(L*j)) :  
      lock(k); cmod(k, j); unlock(k);  
      if ( MPADD(ck, 1) + 1 == |Struct(Lk*)| ) :  
        addColumn(k);
```

Parallelisierung (Superknoten-Algorithmus)

Definieren Superknotentasks $T_{sup}(S_0), \dots, T_{sup}(S_n)$,
wobei S_i fundamentaler Superknoten.

Fundamentaler Superknoten:

Knoten $(p + i)$ ist einziges Kind von $(p + i + 1)$, $0 \leq i \leq q - 2$

Ist ein Superknoten fundamental, so können alle Spalten
innerhalb des Knotens berechnet werden, sobald die erste
berechnet werden kann.

Taskpool wie gehabt.

Einfügen der Spaltentasks in zentralen Pool

$T_{sup}(S)$ wird erst eingefügt, wenn alle nötigen $smod(k,S)$ ausgeführt worden sind. Dazu definiere Zähler c_s (Lock).

Zielspalten k der $smod(k,S)$ Operationen müssen mit Lock geschützt werden.

Initialisierung: Superknoten die an Blättern des Eliminationsbaums beginnen.

Implementierung

```
parallel_supernode_cholesky =  
  c = 0;  
  initialize_task_pool(TP);  
  while ((S = MPADD(c, 1)) < N) :  
    while (! filled_pool(TP, S)) : wait();  
    get_supernode(S);  
    cdiv(first(S));  
    for ( j = first(S) + 1 ; j ≤ last(S) ; j++ ) :  
      smod(j, S);  
      cdiv(j);
```

Implementierung

```
for (  $k \in Struct(L_{*last}(S))$  ) :  
     $lock(k); smod(k, S); unlock(k);$   
     $MPADD(c_k, 1);$   
if (  $k == first(K) \ \&\& \ c_k + 1 == |Struct(L_{k*})|$  ) :  
     $add\_supernode(K);$ 
```

Diskussion der Varianten

	Left-Looking	Right-Looking	Superknoten
Vorteile	Kein Lock-Mechanismus auf Spalten	Geringer Aufwand bei Datenverwaltung	Weniger Lock-Konkurrenz Geringer Aufwand bei Datenverwaltung
Nachteile	Größerer Aufwand bei Datenverwaltung	Tasks müssen bei leerem Pool warten	Tasks müssen bei leerem Pool warten

Auf SB_PRAM am Besten: Left-Looking

Quellen

Literatur:

Thomas Rauber, Gudula Rünger: Parallele Programmierung.
Springer - Verlag, 2012

Internet:

http://www.scai.fraunhofer.de/fileadmin/download/mathematik_praxis/gls/gls_skript_und_arbeitsblaetter.pdf

<http://www.math.uni-hamburg.de/home/hofmann/lehrveranstaltungen/sommer05/prosem/Vortrag5.pdf>

http://de.wikipedia.org/wiki/Dünnbesetzte_Matrix

<http://de.wikipedia.org/wiki/Bandmatrix>

<http://mo.mathematik.uni-stuttgart.de/kurse/kurs48/seite46.html>

http://www.hdm-stuttgart.de/redaktionzukunft/fokus_einzel_uebersicht.html?dossier_ID=63