

# Projekt 1 – Jacobi- und Gauß-Seidel-Verfahren

Sarah Lutteropp und Johannes Sailer

Lehrstuhl für Rechnerarchitektur und Parallelverarbeitung



Aufgabenstellung

Mathematischer Hintergrund

Parallelisierung

Experimentelle Auswertung

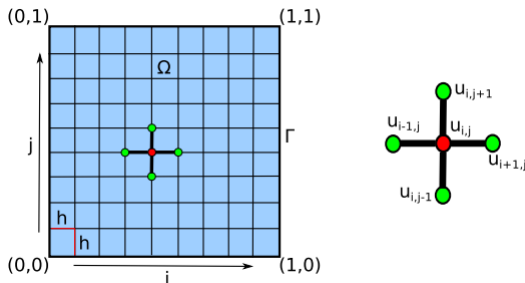
Fazit

## Approximation von Stoffkonzentrationen

$$-\Delta u(x, y) = f(x, y) \quad \forall (x, y) \in (0, 1)^2 \quad (1)$$

$$u(x, y) = 0 \quad \forall (x, y) \in [0, 1]^2 \setminus (0, 1)^2 \quad (2)$$

$$\Delta u = \frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u}{\partial y^2}$$



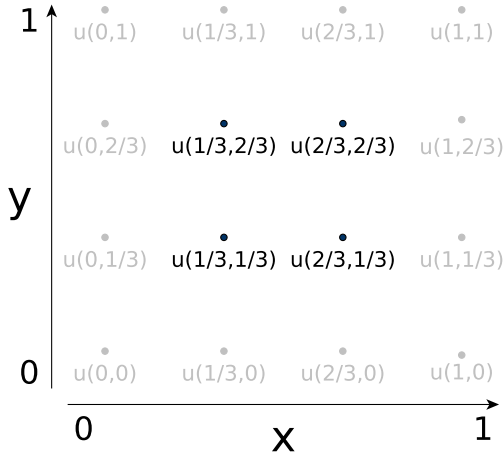
Approximation mit Methode der Finiten Differenzen

$$u_{i,j} = \frac{1}{4} * \left( u_{i,j-1} + u_{i-1,j} + u_{i,j+1} + u_{i+1,j} + h^2 f(x_i, y_j) \right)$$

$$-u_{i,j-1} - u_{i-1,j} + 4u_{i,j} - u_{i,j+1} - u_{i+1,j} = h^2 f(x_i, y_j)$$

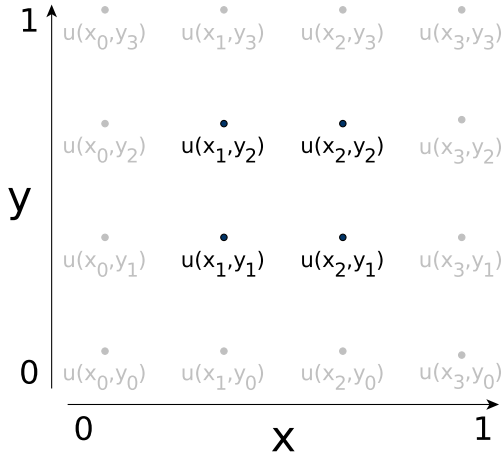
# Konkretes Beispiel

Für  $h = \frac{1}{3}$



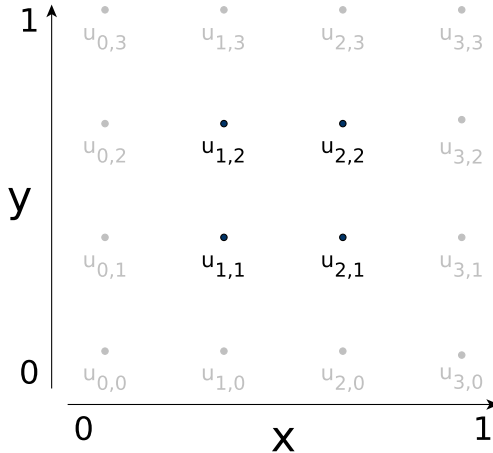
# Konkretes Beispiel

Für  $h = \frac{1}{3}$

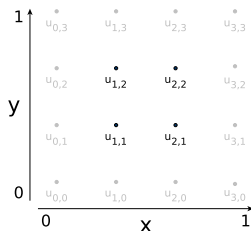


# Konkretes Beispiel

Für  $h = \frac{1}{3}$



Für  $h = \frac{1}{3}$



$$-u_{i,j-1} - u_{i-1,j} + 4u_{i,j} - u_{i,j+1} - u_{i+1,j} = h^2 f(x_i, y_j)$$

$$\begin{pmatrix} 4 & -1 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & 0 & -1 \\ -1 & 0 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & -1 & 4 \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} u_{1,1} \\ u_{1,2} \\ u_{2,1} \\ u_{2,2} \end{pmatrix} = \left(\frac{1}{3}\right)^2 * \begin{pmatrix} f(1/3, 1/3) \\ f(1/3, 2/3) \\ f(2/3, 1/3) \\ f(2/3, 2/3) \end{pmatrix}$$

$\Rightarrow$  Löse  $Au = b$

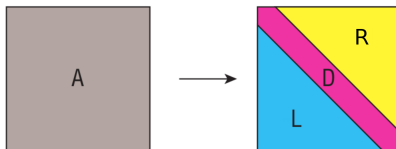


# Warum nicht einfach gaußen?

## Das Gaußsche Eliminationsverfahren ist ...

- anfällig für Rechenfehler
- schlecht parallelisierbar
- langsam für viele Unbekannte
- schlechte Wahl bei dünn besetzter Matrix

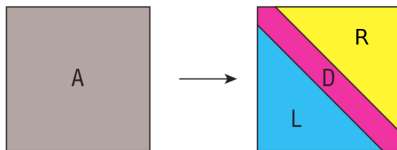
Im Folgenden: **Iterative Verfahren!**



$$Au = b$$

$$\Leftrightarrow (D + L + R)u = b \Leftrightarrow \dots$$

- Jacobi-Verfahren:  $u^{(k)} = D^{-1} \left( b - (L + R)u^{(k-1)} \right)$
- Gauß-Seidel-Verfahren:  $u^{(k)} = D^{-1} \left( b - Lu^{(k)} - Ru^{(k-1)} \right)$



## ■ Jacobi-Verfahren:

$$u_i^{(k)} = \frac{1}{a_{ii}} * \left( b_i - \sum_{j \neq i} a_{ij} u_j^{(k-1)} \right) \quad \forall i = 1, \dots, n^2$$

## ■ Gauß-Seidel-Verfahren:

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

# Unsere Lösungsmatrix $U$

Für  $h = \frac{1}{3}$

Betrachte statt

$$u = \begin{pmatrix} u_{1,1} \\ u_{1,2} \\ u_{2,1} \\ u_{2,2} \end{pmatrix} \quad U = \begin{array}{|c|c|c|c|} \hline u_{0,0} & u_{1,0} & u_{2,0} & u_{3,0} \\ \hline u_{0,1} & u_{1,1} & u_{2,1} & u_{3,1} \\ \hline u_{0,2} & u_{1,2} & u_{2,2} & u_{3,2} \\ \hline u_{0,3} & u_{1,3} & u_{2,3} & u_{3,3} \\ \hline \end{array}$$

(Die Randeinträge sind hierbei 0)

## Vorteil

- Jeder Eintrag in  $U$  entspricht einem Punkt im Gitter
- Parallelisierung intuitiver

$$\frac{\sum_{i,j} |u_{i,j}^{(k)} - u_{i,j}^{(k-1)}|}{size * size} \leq TOL$$

## Vorteile

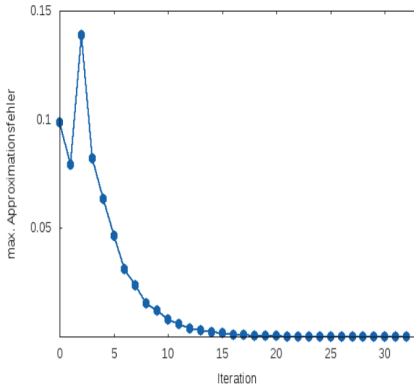
- Sprunglos
- Implementierung mit  
`#pragma omp reduce`

## Nachteile

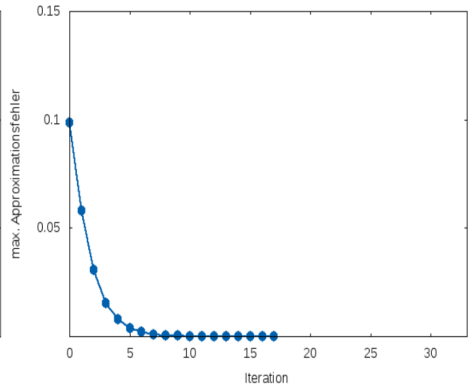
- Maximum der Differenzen  
wäre exakter

Beide Verfahren konvergieren.

Jacobi-Verfahren für  $h=1/4$



Gauß-Seidel-Verfahren für  $h=1/4$



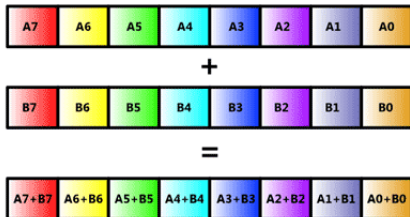
## Keine Abhängigkeiten innerhalb einer Iteration

```
#pragma omp parallel for private(j, i) reduction(+:diff) collapse(2)
for (j = 1; j < size - 1; j++)
{
    for (i = 1; i < size - 1; i++)
    {
        a1[CO(i,j)] = a0[CO(i, j - 1)]
                    + a0[CO(i - 1, j)]
                    + a0[CO(i, j + 1)]
                    + a0[CO(i + 1, j)]
                    + functionTable[CO(i, j)];
        a1[CO(i,j)] *= 0.25;

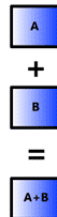
        diff += fabsf(a1[CO(i,j)] - a0[CO(i,j)]);
    }
}
```

## Zusätzliche Optimierung: SSE-Vektorinstruktionen

### SIMD Mode



### Scalar Mode





- Abhängigkeiten innerhalb einer Iteration:

$$u_{i,j}^{(k+1)} = \frac{1}{4} u_{i,j-1}^{(k+1)} + u_{i-1,j}^{(k+1)} + u_{i,j+1}^{(k)} + u_{i+1,j}^{(k)} + h^2 f(x_i, y_j)$$

- 1. Möglichkeit: Wavefront

1	2	3	4
2	3	4	5
3	4	5	6
4	5	6	7

## Nachteile Wavefront

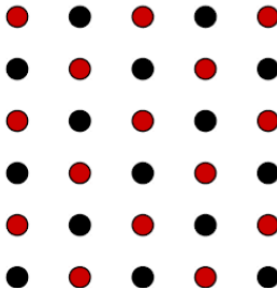
- Schlecht für Cache

0	1	2	3	0			
4	5	6	7	4	1		
8	9	10	11	8	5	2	
12	13	14	15	12	9	6	3
				13	10	7	
				14	11		
				15			

- Aufwändige Berechnung der Indizes
- Geringe Parallelität bei kleinen Diagonalen
- Allgemein großer Overhead

## Zweite Möglichkeit: Rot-Schwarz-Iteration

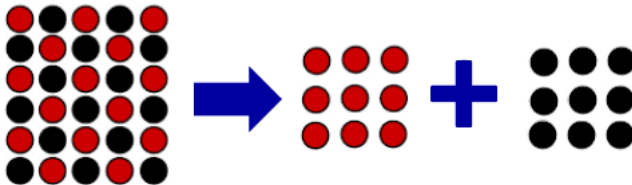
Färben der Matrixeinträge nach folgendem Schema:



1. Berechnen aller roten Einträge
2. Berechnen aller schwarzen Einträge

## Optimierung: Rot-Matrix und Schwarz-Matrix separat

- Cache-Effizienz
- Sehr einfache Berechnung der Indizes
- Beschleunigung mit SSE-Vektorinstruktionen



Berechnung der Indizes, *size* ungerade für *size* = 7

$$U =$$

0	3	7	10	14	17	21
0	4	7	11	14	18	21
1	4	8	11	15	18	22
1	5	8	12	15	19	22
2	5	9	12	16	19	23
2	6	9	13	16	20	23
3	6	10	13	17	20	24

$$\begin{array}{lll}
 \leftarrow: idx - \lceil \frac{size}{2} \rceil & \rightarrow: idx + \lfloor \frac{size}{2} \rfloor & \uparrow: idx - 1 \quad \downarrow: idx \\
 \leftarrow: idx - \lfloor \frac{size}{2} \rfloor & \rightarrow: idx + \lceil \frac{size}{2} \rceil & \uparrow: idx \quad \downarrow: idx + 1
 \end{array}$$

Berechnung der Indizes, *size* gerade für *size* = 6

$$U =$$

0	3	6	9	12	15
0	3	6	9	12	15
1	4	7	10	13	16
1	4	7	10	13	16
2	5	8	11	14	17
2	5	8	11	14	17

$$\begin{array}{llll} \leftarrow: idx - \frac{size}{2} & \rightarrow: idx + \frac{size}{2} & \uparrow: idx - (1 - (j \bmod 2)) & \downarrow: idx + (j \bmod 2) \\ \leftarrow: idx - \frac{size}{2} & \rightarrow: idx + \frac{size}{2} & \uparrow: idx - (j \bmod 2) & \downarrow: idx + (1 - (j \bmod 2)) \end{array}$$

Loop-Unrolling vermeidet Modulo-Operation!

# Auswertung ohne Abbruchkriterium

		size = 1024	
		Thread Zahl = 4	
		Zeit in Sekunden	Speedup
GCC	Jacobi Sequential	70,5	1
	Jacobi	19	3,71
	Jacobi SSE	10,6	6,65
	Gaus-Seidel	135	1
	Gaus-Seidel Naiv	32,1	4,21
	Gaus-Seidel RS	16,3	8,28
	Gaus-Seidel RS SSE	13,4	10,07
	Wavefront	98	1,38
	Wavefront Cache	77	1,75
ICC	Jacobi Sequential	72	1
	Jacobi	125	0,58
	Jacobi SSE	9,4	7,66
	Gaus-Seidel	135	1
	Gaus-Seidel Naiv	125	1,08
	Gaus-Seidel RS	13	10,38
	Gaus-Seidel RS SSE	12	11,25
	Wavefront	116	1,16
	Wavefront Cache	94	1,44

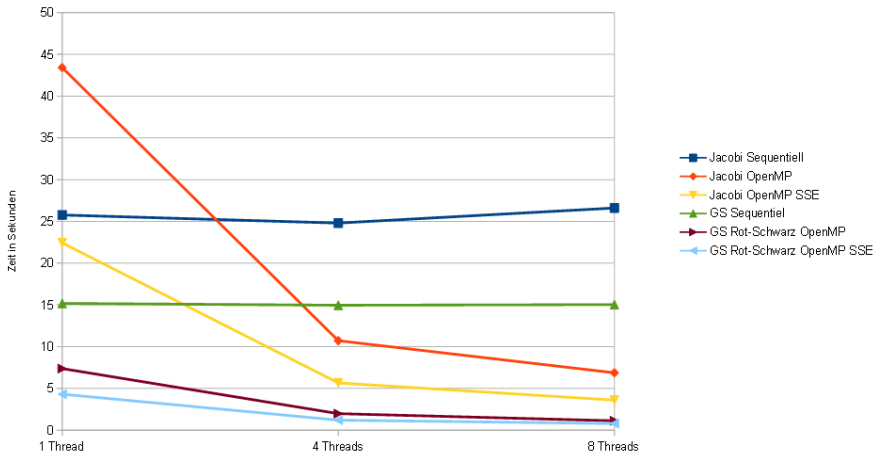
# Auswertung mit Abbruchkriterium

	size=128					
	Thread Zahl=1		Thread Zahl=4		Thread Zahl=8	
	Zeit in Sekunden	Speedup	Zeit in Sekunden	Speedup	Zeit in Sekunden	Speedup
Jacobi Sequential	2,150	1,000	2,150	1,000	2,150	1,000
Jacobi	4,000	0,538	1,100	1,955	0,730	2,945
Jacobi SSE	2,150	1,000	0,670	3,209	0,550	3,909
Gaus-Seidel	3,200	1,000	3,200	1,000	3,200	1,000
Gaus-Seidel Naiv	3,200	1,000	0,900	3,556	0,550	5,818
Gaus-Seidel RS	1,640	1,951	0,500	6,400	0,410	7,805
Gaus-Seidel RS SSE	1,354	2,363	0,440	7,273	0,400	8,000
Wavefront	2,600	1,231	11,500	0,278	22,000	0,145
Wavefront Cache	2,470	1,296	12,500	0,256	27,000	0,119

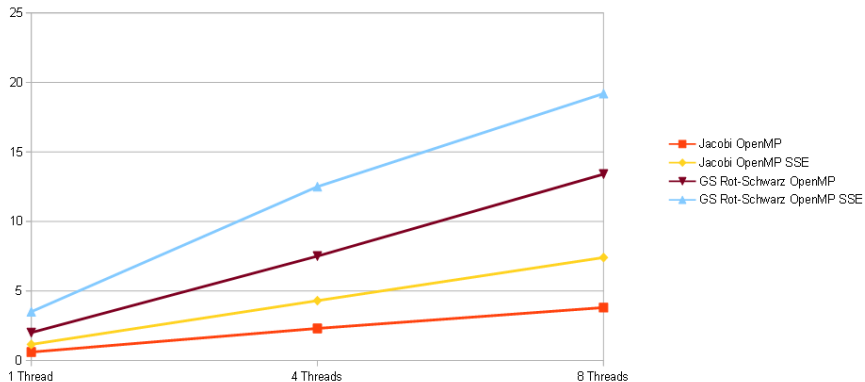


# Auswertung mit Abbruchkriterium

Laufzeiten für size = 257



Speedup für size = 257



## Jacobi-Verfahren für $size = 257$

	1 Thread		4 Threads		8 Threads	
	Laufzeit	Speedup	Laufzeit	Speedup	Laufzeit	Speedup
Sequentiell	25.765 s	-	24.8 s	-	26.605 s	-
OpenMP	43.427 s	0.593	10.714 s	2.315	6.867 s	3.874
OpenMP + SSE	22.424 s	1.149	5.655 s	4.385	3.593 s	7.405

## Gauß-Seidel-Verfahren für $size = 257$

	1 Thread			4 Threads			8 Threads		
	Laufzeit	Speedup	Effizienz	Laufzeit	Speedup	Effizienz	Laufzeit	Speedup	Effizienz
Sequentiell	15,179 s	-	-	14,963 s	-	-	15,036 s	-	-
Rot-Schwarz OpenMP	7,371 s	2,059	2,059	1,973 s	7,584	1,896	1,118 s	13,449	1,681
Rot-Schwarz OpenMP + SSE	4,303 s	3,528	3,528	1,196 s	12,511	3,128	0,782 s	19,228	2,404

- Jacobi leichter zu parallelisieren
- Gauß-Seidel konvergiert doppelt so schnell
- Rot-Schwarz-Iteration liefert den besten Speedup
- Vektorisierung lohnt sich