

Algorithmen für die Speicherhierarchie

Lineare Algebra: untere Schranken

Riko Jacob

Lehrstuhl für Effiziente Algorithmen
Fakultät für Informatik
Technische Universität München

Vorlesung 12. November 2007



Technische Universität München



Gliederung

- 1 Modellbildung: Semiring I/O Maschine
- 2 Volumenschranken
 - Algorithmen: Vollbesetzte Matrix mal Vektor
 - Gradschranke
 - Algorithmus: Vollbesetzte Matrix mal Matrix
 - Untere Schranke: Vollbesetzte Matrix mal Matrix
- 3 Zählschranken
 - Algorithmus: Dünnbesetzte Matrix mal Vektor
 - Untere Schranke: Dünnbesetzte Matrizen



Zusätzliche Überlegungen

Erinnerung Permutieren

Elemente sind Atome (nur **bewegen, kopieren, löschen**)

Multiplikation erfordert mehr Modellbildung:

- Zwischenergebnisse nötig
- Struktur der Zahlen kann Aufgabe trivialisieren (0 oder \mathbb{R})

⇒ **Semiring I/O-Maschine:**

- Nur Addieren und Multiplizieren, kein Minus oder geteilt (inverse Elemente)
- Rechnen nur im Hauptspeicher, wird nicht gezählt
- Speicherplatz in Anzahl von Zahlen
- Indizes und Adressen für umsonst



Zusätzliche Überlegungen

Erinnerung Permutieren

Elemente sind Atome (nur **bewegen, kopieren, löschen**)

Multiplikation erfordert mehr Modellbildung:

- Zwischenergebnisse nötig
- Struktur der Zahlen kann Aufgabe trivialisieren (0 oder \mathbb{R})

⇒ **Semiring I/O-Maschine:**

- Nur Addieren und Multiplizieren, kein Minus oder geteilt (inverse Elemente)
- Rechnen nur im Hauptspeicher, wird nicht gezählt
- Speicherplatz in Anzahl von Zahlen
- Indizes und Adressen für umsonst



Zusätzliche Überlegungen

Erinnerung Permutieren

Elemente sind Atome (nur **bewegen, kopieren, löschen**)

Multiplikation erfordert mehr Modellbildung:

- Zwischenergebnisse nötig
- Struktur der Zahlen kann Aufgabe trivialisieren (0 oder \mathbb{R})

⇒ **Semiring I/O-Maschine:**

- Nur Addieren und Multiplizieren, kein Minus oder geteilt (inverse Elemente)
- Rechnen nur im Hauptspeicher, wird nicht gezählt
- Speicherplatz in Anzahl von Zahlen
- Indizes und Adressen für umsonst

Zusätzliche Überlegungen

Erinnerung Permutieren

Elemente sind Atome (nur **bewegen, kopieren, löschen**)

Multiplikation erfordert mehr Modellbildung:

- Zwischenergebnisse nötig
- Struktur der Zahlen kann Aufgabe trivialisieren (0 oder \mathbb{R})

⇒ **Semiring I/O-Maschine:**

- Nur Addieren und Multiplizieren, kein Minus oder geteilt (inverse Elemente)
- Rechnen nur im Hauptspeicher, wird nicht gezählt
- Speicherplatz in Anzahl von Zahlen
- Indizes und Adressen für umsonst

Diskussion Semiring I/O-Maschine

- Alle Zwischenergebnisse haben Form

Matrix-Vektor $x_i, a_{ij}, x_j \cdot a_{ij},$

Matrix-Matrix $a_{ij}, b_{ij}, a_{ik} \cdot b_{kj},$

Skalarprodukt $x_i, y_j, a_{ij}, x_i \cdot a_{ij}, a_{ij} \cdot y_j,$

$$\sum_{j \in S} x_j \cdot a_{ij}$$
$$\sum_{k \in S} a_{ik} \cdot b_{kj}$$
$$\sum x_i a_{ij} y_j$$

sind so klassifizierbar

- Verzweigungen im Programm helfen nicht
- Indizes sind Teil des Programms

- Wie "I/O-Pebble Game / independent evaluation"

[Hong, Kung 1981]

- Fokus auf Datenfluss (statt Algebra)



Diskussion Semiring I/O-Maschine

- Alle Zwischenergebnisse haben Form

Matrix-Vektor	$x_i,$	$a_{ij},$	$x_j \cdot a_{ij},$	$\sum_{j \in S} x_j \cdot a_{ij}$
Matrix-Matrix	$a_{ij},$	$b_{ij},$	$a_{ik} \cdot b_{kj},$	$\sum_{k \in S} a_{ik} \cdot b_{kj}$
Skalarprodukt	$x_i, y_j,$	$a_{ij},$	$x_i \cdot a_{ij}, a_{ij} \cdot y_j,$	$\sum x_i a_{ij} y_j$

sind so klassifizierbar

- Verzweigungen im Programm helfen nicht
- Indizes sind Teil des Programms
- Wie “I/O-Pebble Game / independent evaluation”
[Hong, Kung 1981]
- Fokus auf Datenfluss (statt Algebra)



Diskussion Semiring I/O-Maschine

- Alle Zwischenergebnisse haben Form

Matrix-Vektor	$x_i,$	$a_{ij},$	$x_j \cdot a_{ij},$	$\sum_{j \in S} x_j \cdot a_{ij}$
Matrix-Matrix	$a_{ij},$	$b_{ij},$	$a_{ik} \cdot b_{kj},$	$\sum_{k \in S} a_{ik} \cdot b_{kj}$
Skalarprodukt	$x_i, y_j,$	$a_{ij},$	$x_i \cdot a_{ij}, a_{ij} \cdot y_j,$	$\sum x_i a_{ij} y_j$

sind so klassifizierbar

- Verzweigungen im Programm helfen nicht
- Indizes sind Teil des Programms
- Wie “I/O-Pebble Game / independent evaluation”
[Hong, Kung 1981]
- Fokus auf Datenfluss (statt Algebra)



Vollbesetzte Matrix mal Vektor

Problem

$$y = A \cdot x, \quad y_i = \sum_{k=1..N} a_{ik} \cdot x_k$$

Direkter Algorithmus

Total $O(N^2/B)$ I/Os

Annahme

a_{ik} ohne I/O verfügbar

Algorithm 2: Blockweiser Algorithmus

- Teile y in Blöcke der Größe $s = M - B$
- $\frac{N}{s}$ mal x scannen

$$O\left(\frac{N}{M} \frac{N}{B}\right) = O\left(\frac{N^2}{MB}\right) \text{ I/Os}$$

0	1	2	3	4	5	6	7
8	9	10	11	12	13	14	15
16	17	18	19	20	21	22	23
24	25	26	27	28	29	30	31
32	33	34	35	36	37	38	39
40	41	42	43	44	45	46	47



Vollbesetzte Matrix mal Vektor

Problem

$$y = A \cdot x, \quad y_i = \sum_{k=1..N} a_{ik} \cdot x_k$$

Direkter Algorithmus

Total $O(N^2/B)$ I/Os

Annahme

a_{ik} ohne I/O verfügbar

Algorithm 2: Blockweiser Algorithmus

- Teile y in Blöcke der Größe $s = M - B$
- $\frac{N}{s}$ mal x scannen

$$O\left(\frac{N}{M} \frac{N}{B}\right) = O\left(\frac{N^2}{MB}\right) \text{ I/Os}$$

0	1	2	3	4	5	6	7
8	9	10	11	12	13	14	15
16	17	18	19	20	21	22	23
24	25	26	27	28	29	30	31
32	33	34	35	36	37	38	39
40	41	42	43	44	45	46	47



Vollbesetzte Matrix mal Vektor

Problem

$$y = A \cdot x, \quad y_i = \sum_{k=1..N} a_{ik} \cdot x_k$$

Direkter Algorithmus

Total $O(N^2/B)$ I/Os

Annahme

a_{ik} ohne I/O verfügbar

Algorithm 2: Blockweiser Algorithmus

- Teile y in Blöcke der Größe $s = M - B$
- $\frac{N}{s}$ mal x scannen

$$O\left(\frac{N}{M} \frac{N}{B}\right) = O\left(\frac{N^2}{MB}\right) \text{ I/Os}$$

A diagram showing a 48x48 matrix divided into 8x8 blocks of size $s=8$. The first block is highlighted in green.

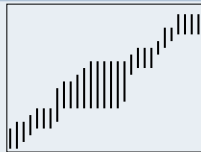
0	1	2	3	4	5	6	7
8	9	10	11	12	13	14	15
16	17	18	19	20	21	22	23
24	25	26	27	28	29	30	31
32	33	34	35	36	37	38	39
40	41	42	43	44	45	46	47



Skalarprodukt mit Bandmatrix

Problem

- Alle Einträge $a_{ij} = 1$ oder $a_{ij} = 0$
- Band: unterer und oberer Rand monoton
- k : Anzahl der 1-Einträge
- Berechne $y^T Ax$



Anwendung

Suche gemessene in synthetisierten Massenspektren

[Roos, Jacob, Grossmann, Fischer, Buhmann, Gruissem, Baginsky, Widmayer, 2007]

Algorithmus

Arbeite in Streifen der Breite $M - B$

$$O\left(\frac{N_x + N_y}{B} + \frac{k}{BM}\right) \text{ I/Os}$$

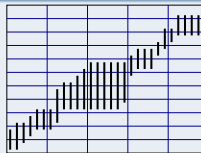
N_x ist Dimension von x , N_y von y



Skalarprodukt mit Bandmatrix

Problem

- Alle Einträge $a_{ij} = 1$ oder $a_{ij} = 0$
- Band: unterer und oberer Rand monoton
- k : Anzahl der 1-Einträge
- Berechne $y^T Ax$



Anwendung

Suche gemessene in synthetisierten Massenspektren

[Roos, Jacob, Grossmann, Fischer, Buhmann, Gruissem, Baginsky, Widmayer, 2007]

Algorithmus

Arbeite in Streifen der Breite $M - B$

$$O\left(\frac{N_x + N_y}{B} + \frac{k}{BM}\right) \text{ I/Os}$$

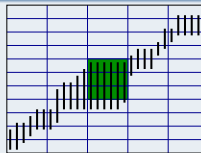
N_x ist Dimension von x , N_y von y



Skalarprodukt mit Bandmatrix

Problem

- Alle Einträge $a_{ij} = 1$ oder $a_{ij} = 0$
- Band: unterer und oberer Rand monoton
- k : Anzahl der 1-Einträge
- Berechne $y^T Ax$



Anwendung

Suche gemessene in synthetisierten Massenspektren

[Roos, Jacob, Grossmann, Fischer, Buhmann, Gruissem, Baginsky, Widmayer, 2007]

Algorithmus

Arbeite in Streifen der Breite $M - B$

$$O\left(\frac{N_x + N_y}{B} + \frac{k}{BM}\right) \text{ I/Os}$$

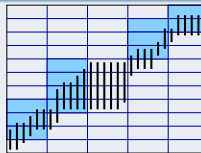
N_x ist Dimension von x , N_y von y



Skalarprodukt mit Bandmatrix

Problem

- Alle Einträge $a_{ij} = 1$ oder $a_{ij} = 0$
- Band: unterer und oberer Rand monoton
- k : Anzahl der 1-Einträge
- Berechne $y^T Ax$



Anwendung

Suche gemessene in synthetisierten Massenspektren

[Roos, Jacob, Grossmann, Fischer, Buhmann, Gruissem, Baginsky, Widmayer, 2007]

Algorithmus

Arbeite in Streifen der Breite $M - B$

$$O\left(\frac{N_x + N_y}{B} + \frac{k}{BM}\right) \text{ I/Os}$$

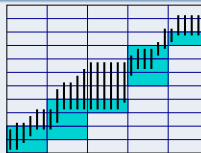
N_x ist Dimension von x , N_y von y



Skalarprodukt mit Bandmatrix

Problem

- Alle Einträge $a_{ij} = 1$ oder $a_{ij} = 0$
- Band: unterer und oberer Rand monoton
- k : Anzahl der 1-Einträge
- Berechne $y^T Ax$



Anwendung

Suche gemessene in synthetisierten Massenspektren

[Roos, Jacob, Grossmann, Fischer, Buhmann, Gruissem, Baginsky, Widmayer, 2007]

Algorithmus

Arbeite in Streifen der Breite $M - B$

$$O\left(\frac{N_x + N_y}{B} + \frac{k}{BM}\right) \text{ I/Os}$$

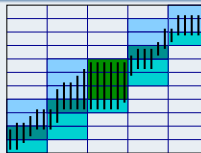
N_x ist Dimension von x , N_y von y



Skalarprodukt mit Bandmatrix

Problem

- Alle Einträge $a_{ij} = 1$ oder $a_{ij} = 0$
- Band: unterer und oberer Rand monoton
- k : Anzahl der 1-Einträge
- Berechne $y^T Ax$



Anwendung

Suche gemessene in synthetisierten Massenspektren

[Roos, Jacob, Grossmann, Fischer, Buhmann, Gruissem, Baginsky, Widmayer, 2007]

Algorithmus

Arbeite in Streifen der Breite $M - B$

$$O\left(\frac{N_x + N_y}{B} + \frac{k}{BM}\right) \text{ I/Os}$$

N_x ist Dimension von x , N_y von y



Gradschranke

Annahme

Alle elementaren Produkte haben Grad $\leq D$

Ein elementares Produkt ist D -Tupel von Eingabevariablen.
Nach einem Input sind B neue Variablen im Speicher, diese erlauben höchstens $M^{D-1}B$ neue Tupel zu bilden.

Beispiel

Bandmatrix Skalarprodukt / Vollbesetzte Matrix-Vektor Alle elementaren Produkte haben Grad 2

Nach einem I/O höchstens MB neue $\Rightarrow \Omega\left(\frac{k}{MB}\right)$ I/Os

Zusammen mit Scanning-Bound:
vorgestellte Algorithmen sind optimal

Matrix Multiplikation

Problem

$$C = A \cdot B, \quad c_{ij} = \sum_{k=1..N} a_{ik} \cdot b_{kj}$$

Layout von Matrizen

0 1 2 3 4 5 6 7
8 9 10 11 12 13 14 15
16 17 18 19 20 21 22 23
24 25 26 27 28 29 30 31
32 33 34 35 36 37 38 39
40 41 42 43 44 45 46 47
48 49 50 51 52 53 54 55
56 57 58 59 60 61 62 63

Zeilen

0 8 16 24 32 40 48 56
1 9 17 25 33 41 49 57
2 10 18 26 34 42 50 58
3 11 19 27 35 43 51 59
4 12 20 28 36 44 52 60
5 13 21 29 37 45 53 61
6 14 22 30 38 46 54 62
7 15 23 31 39 47 55 63

Spalten

0 1 2 3 16 17 18 19
4 5 6 7 20 21 22 23
8 9 10 11 24 25 26 27
12 13 14 15 28 29 30 31
32 33 34 35 48 49 50 51
36 37 38 39 52 53 54 55
40 41 42 43 56 57 58 59
44 45 46 47 60 61 62 63

4 × 4-Blöcke

0 1 4 5 16 17 20 21
2 3 6 7 18 19 22 23
8 9 12 13 24 25 28 29
10 11 14 15 26 27 30 31
32 33 36 37 48 49 52 53
34 35 38 39 50 51 54 55
40 41 44 45 56 57 60 61
42 43 46 47 58 59 62 63

Bit interleaved

Vollbesetzte Matrix mal Matrix

Algorithmus 1: Nested loops

- Zeilen Layout
- Lesen einer Spalte von B
benötigt N I/Os
- Total $O(N^3)$ I/Os

```
for  $i = 1$  to  $N$ 
  for  $j = 1$  to  $N$ 
     $c_{ij} = 0$ 
    for  $k = 1$  to  $N$ 
       $c_{ij} = c_{ij} + a_{ik} \cdot b_{kj}$ 
```

Algorithm 2: Blockweiser Algorithmus

- Teile A und B in $s \times s$ Blöcke
mit $s = \Theta(\sqrt{M})$
- Algorithm 1 für die $\frac{N}{s} \times \frac{N}{s}$ Matrizen
Elemente sind $s \times s$ Matrizen
- $s \times s$ -Blöcke oder (Zeilen und $M = \Omega(B^2)$)

0	1	2	3	4	5	6	7
8	9	10	11	12	13	14	15
16	17	18	19	20	21	22	23
24	25	26	27	28	29	30	31
32	33	34	35	36	37	38	39
40	41	42	43	44	45	46	47
48	49	50	51	52	53	54	55
56	57	58	59	60	61	62	63

$$O\left(\left(\frac{N}{s}\right)^3 \cdot \frac{s^2}{B}\right) = O\left(\frac{N^3}{s \cdot B}\right) = O\left(\frac{N^3}{B\sqrt{M}}\right) \text{ I/Os}$$



Vollbesetzte Matrix mal Matrix

Algorithmus 1: Nested loops

- Zeilen Layout
- Lesen einer Spalte von B
benötigt N I/Os
- Total $O(N^3)$ I/Os

```
for  $i = 1$  to  $N$ 
  for  $j = 1$  to  $N$ 
     $c_{ij} = 0$ 
    for  $k = 1$  to  $N$ 
       $c_{ij} = c_{ij} + a_{ik} \cdot b_{kj}$ 
```

Algorithm 2: Blockweiser Algorithmus

- Teile A und B in $s \times s$ Blöcke
mit $s = \Theta(\sqrt{M})$
- Algorithm 1 für die $\frac{N}{s} \times \frac{N}{s}$ Matrizen
Elemente sind $s \times s$ Matrizen
- $s \times s$ -Blöcke oder (Zeilen und $M = \Omega(B^2)$)

0	1	2	3	4	5	6	7
8	9	10	11	12	13	14	15
16	17	18	19	20	21	22	23
24	25	26	27	28	29	30	31
32	33	34	35	36	37	38	39
40	41	42	43	44	45	46	47
48	49	50	51	52	53	54	55
56	57	58	59	60	61	62	63

$$O\left(\left(\frac{N}{s}\right)^3 \cdot \frac{s^2}{B}\right) = O\left(\frac{N^3}{s \cdot B}\right) = O\left(\frac{N^3}{B\sqrt{M}}\right) \text{ I/Os}$$



Vollbesetzte Matrix mal Matrix

Algorithmus 1: Nested loops

- Zeilen Layout
- Lesen einer Spalte von B
benötigt N I/Os
- Total $O(N^3)$ I/Os

```
for  $i = 1$  to  $N$ 
  for  $j = 1$  to  $N$ 
     $c_{ij} = 0$ 
    for  $k = 1$  to  $N$ 
       $c_{ij} = c_{ij} + a_{ik} \cdot b_{kj}$ 
```

Algorithm 2: Blockweiser Algorithmus

- Teile A und B in $s \times s$ Blöcke
mit $s = \Theta(\sqrt{M})$
- Algorithm 1 für die $\frac{N}{s} \times \frac{N}{s}$ Matrizen
Elemente sind $s \times s$ Matrizen
- $s \times s$ -Blöcke oder $\left(\text{Zeilen und } M = \Omega(B^2) \right)$

0	1	2	3	4	5	6	7
8	9	10	11	12	13	14	15
16	17	18	19	20	21	22	23
24	25	26	27	28	29	30	31
32	33	34	35	36	37	38	39
40	41	42	43	44	45	46	47
48	49	50	51	52	53	54	55
56	57	58	59	60	61	62	63

$$O\left(\left(\frac{N}{s}\right)^3 \cdot \frac{s^2}{B}\right) = O\left(\frac{N^3}{s \cdot B}\right) = O\left(\frac{N^3}{B\sqrt{M}}\right) \text{ I/Os}$$



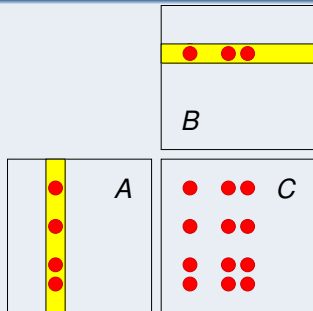
Vollbesetzte Matrix–Matrix

Berechnung in Runden [Hong, Kung 1981]

Für jede (M, B) -I/O Berechnung mit ℓ I/Os gibt es eine $(2M, B)$ -I/O Berechnung mit höchstens 2ℓ I/Os, der Gestalt (Speicher leer, laden, speichern, Speicher leer)*

untere Schranke: elementare Produkte pro Runde

- Sei c #Ergebnisse (C, Output)
- a_i # Elemente in Spalte i von A
- b_i # Elemente in Zeile i von B
- Speicher: $c, \sum_i a_i + b_i \leq M$
- Produkte: $\sum_i \min\{a_i \cdot b_i, c\}$
- Maximal für $a_i = b_i = \sqrt{M}, c = M$
#Produkte $\leq M\sqrt{M}$



untere Schranke: vollbesetzte Matrix–Matrix

Theorem [Hong, Kung 1981]

Ein Semiring I/O Programm, das eine vollbesetzte $N_1 \times N_2$ mit einer $N_2 \times N_3$ Matrix multipliziert benötigt

$$\Omega \left(\frac{N_1 N_2 N_3}{B \sqrt{M}} \right)$$

Beweis:

Es gibt $N_1 N_2 N_3$ elementare Produkte, also (vorige Folie)

$\Omega \left(\frac{N_1 N_2 N_3}{M \sqrt{M}} \right)$ Runden.

Eine Runde hat M/B I/Os.

Multiplizieren mit einer dünn besetzten Matrix

Berechne

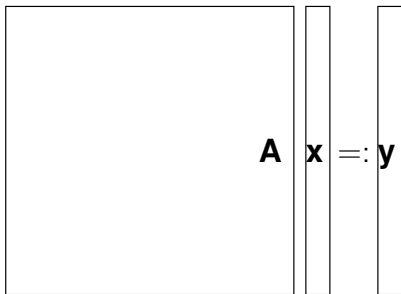
$$\mathbf{A} \mathbf{x} =: \mathbf{y}$$



Multiplizieren mit einer dünn besetzten Matrix

Berechne $\mathbf{Ax} =: \mathbf{y}$,

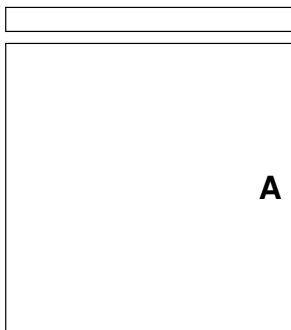
\mathbf{A} ist $N \times N$ Matrix



Multiplizieren mit einer dünn besetzten Matrix

Berechne $\mathbf{Ax} =: \mathbf{y}$,

\mathbf{x}



$=:$

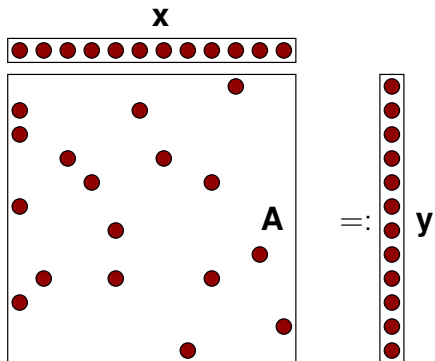
\mathbf{y}

\mathbf{A} ist $N \times N$ Matrix



Multiplizieren mit einer dünn besetzten Matrix

Berechne $\mathbf{Ax} =: \mathbf{y}$,

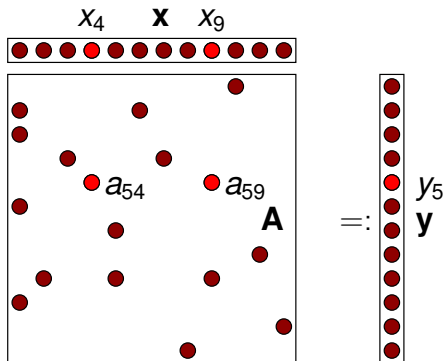


\mathbf{A} ist $N \times N$ Matrix
mit kN Einträgen $\neq 0$.
($1 \leq k \leq \sqrt{N}$)



Multiplizieren mit einer dünn besetzten Matrix

Berechne $\mathbf{Ax} =: \mathbf{y}$,



Permutieren ist Spezialfall:
 $k = 1$, eine 1 pro Zeile und pro Spalte

\mathbf{A} ist $N \times N$ Matrix
mit kN Einträgen $\neq 0$.
($1 \leq k \leq \sqrt{N}$)

$$y_i = \sum_{j=1}^N a_{ij} x_j$$



Anwendungen

dünn besetzte Matrizen:

- Diskretisierung von Differentialgleichungen
- Modifikation von digitalen Bildern
- Adjazenzmatrix eines Graphen

Operationen:

- Iteratives Lösen eines Gleichungssystems
- Eigenwerte und Eigenvektoren
- Googles PageRank

Programmierung:

- Software Bibliothek: "Sparse Matrix Kernel"
- Googles "MapReduce"



Multiplikations-Programme

Direkt $\mathbf{x} \mapsto \mathbf{Ax}$

```
for  $i = 1$  to  $N$  do  
   $y_i := 0$ ;  
  for  $i = 1$  to  $N$  do  
     $y_i := y_i + a_{ij}x_j$ ;  
  end  
end
```

Kontrollstruktur hängt nur von \mathbf{A} ab

⇒ Eigentlich ein langes Programm ohne Verzweigung
 i, j sind dann Konstanten



Multiplikations-Programme

Direkt $\mathbf{x} \mapsto \mathbf{Ax}$

```
for  $i = 1$  to  $N$  do
   $y_i := 0$ ;
  for  $i = 1$  to  $N$  do
    if  $a_{ij} \neq 0$  then
       $y_i := y_i + a_{ij}x_j$ ;
    end
  end
end
end
```

Kontrollstruktur hängt nur von \mathbf{A} ab

⇒ Eigentlich ein langes Programm ohne Verzweigung
 i, j sind dann Konstanten



Multiplikations-Programme

Direkt $\mathbf{x} \mapsto \mathbf{Ax}$

```
for  $i = 1$  to  $N$  do
   $y_i := 0$ ;
  for  $i = 1$  to  $N$  do
    if  $a_{ij} \neq 0$  then
       $y_i := y_i + a_{ij}x_j$ ;
    end
  end
end
```

A ist Liste $L = [(i, j, a_{ij})]$

```
for  $i = 1$  to  $N$  do
   $y_i := 0$ ;
end
for  $(i, j, a_{ij}) \in L$  do
   $y_i := y_i + a_{ij}x_j$ ;
end
```

Kontrollstruktur hängt nur von \mathbf{A} ab

⇒ Eigentlich ein langes Programm ohne Verzweigung
 i, j sind dann Konstanten



Multiplikations-Programme

Direkt $\mathbf{x} \mapsto \mathbf{Ax}$

```
for  $i = 1$  to  $N$  do
   $y_i := 0$ ;
  for  $i = 1$  to  $N$  do
    if  $a_{ij} \neq 0$  then
       $y_i := y_i + a_{ij}x_j$ ;
    end
  end
end
```

A ist Liste $L = [(i, j, a_{ij})]$

```
for  $i = 1$  to  $N$  do
   $y_i := 0$ ;
end
for  $(i, j, a_{ij}) \in L$  do
   $y_i := y_i + a_{ij}x_j$ ;
end
```

Kontrollstruktur hängt nur von \mathbf{A} ab

\Rightarrow Eigentlich ein langes Programm ohne Verzweigung
 i, j sind dann Konstanten



Multiplikations-Programme

Direkt $\mathbf{x} \mapsto \mathbf{Ax}$

```
for  $i = 1$  to  $N$  do
   $y_i := 0$ ;
  for  $i = 1$  to  $N$  do
    if  $a_{ij} \neq 0$  then
       $y_i := y_i + a_{ij}x_j$ ;
    end
  end
end
```

A ist Liste $L = [(i, j, a_{ij})]$

```
for  $i = 1$  to  $N$  do
   $y_i := 0$ ;
end
for  $(i, j, a_{ij}) \in L$  do
   $y_i := y_i + a_{ij}x_j$ ;
end
```

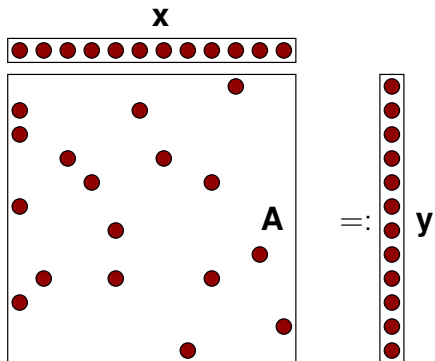
Kontrollstruktur hängt nur von \mathbf{A} ab

\Rightarrow Eigentlich ein langes Programm ohne Verzweigung
 i, j sind dann Konstanten



Multiplizieren mit einer dünn besetzten Matrix

Berechne $\mathbf{Ax} =: \mathbf{y}$,

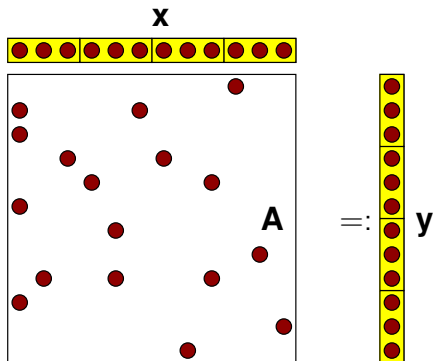


\mathbf{A} ist $N \times N$ Matrix
mit kN Einträgen $\neq 0$.
($1 \leq k \leq \sqrt{N}$)



Multiplizieren mit einer dünn besetzten Matrix

Berechne $\mathbf{Ax} =: \mathbf{y}$,

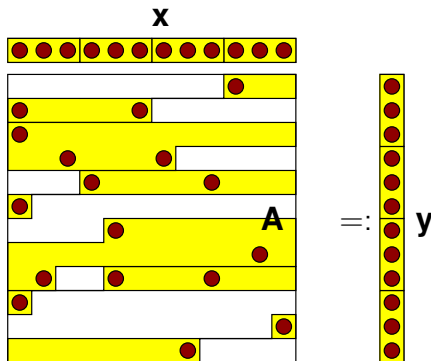


\mathbf{A} ist $N \times N$ Matrix
mit kN Einträgen $\neq 0$.
($1 \leq k \leq \sqrt{N}$)



Multiplizieren mit einer dünn besetzten Matrix

Berechne $\mathbf{Ax} =: \mathbf{y}$,



\mathbf{A} ist $N \times N$ Matrix
mit kN Einträgen $\neq 0$.
($1 \leq k \leq \sqrt{N}$)

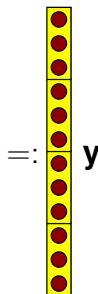
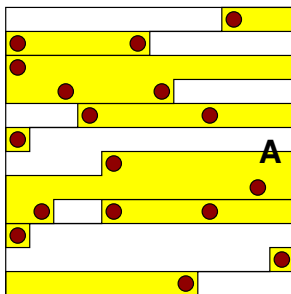
Row-major Layout



Multiplizieren mit einer dünn besetzten Matrix

Berechne $\mathbf{Ax} =: \mathbf{y}$,

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1



\mathbf{A} ist $N \times N$ Matrix
mit kN Einträgen $\neq 0$.
($1 \leq k \leq \sqrt{N}$)

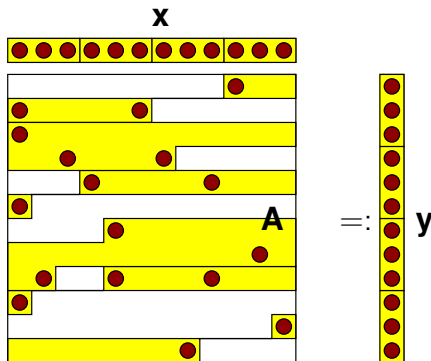
Row-major Layout
Zeilensummen

$\Theta(kN/B)$ I/Os



Multiplizieren mit einer dünn besetzten Matrix

Berechne $\mathbf{Ax} =: \mathbf{y}$,



A ist $N \times N$ Matrix
mit kN Einträgen $\neq 0$.
($1 \leq k \leq \sqrt{N}$)

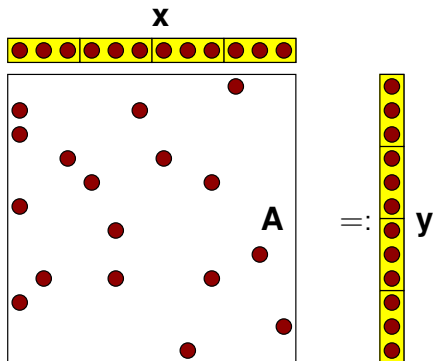
Row-major Layout
Direkter Alg.

$\Theta(kN)$ I/Os



Multiplizieren mit einer dünn besetzten Matrix

Berechne $\mathbf{Ax} =: \mathbf{y}$,



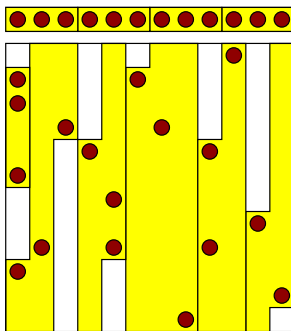
\mathbf{A} ist $N \times N$ Matrix
mit kN Einträgen $\neq 0$.
($1 \leq k \leq \sqrt{N}$)



Multiplizieren mit einer dünn besetzten Matrix

Berechne $\mathbf{Ax} =: \mathbf{y}$,

\mathbf{x}

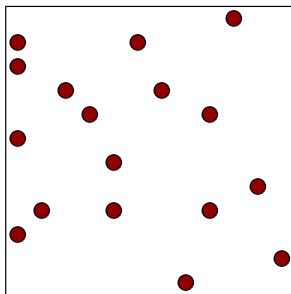


\mathbf{A} ist $N \times N$ Matrix
mit kN Einträgen $\neq 0$.
($1 \leq k \leq \sqrt{N}$)



Multiplizieren mit einer dünn besetzten Matrix

Berechne $\mathbf{Ax} =: \mathbf{y}$,



\mathbf{y}

\mathbf{A} ist $N \times N$ Matrix
mit kN Einträgen $\neq 0$.
($1 \leq k \leq \sqrt{N}$)

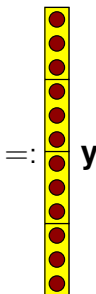
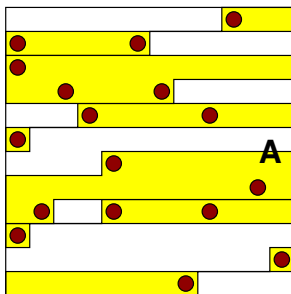
Einträge sind
Produkte $a_{ij}x_j$



Multiplizieren mit einer dünn besetzten Matrix

Berechne $\mathbf{Ax} =: \mathbf{y}$,

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1



\mathbf{A} ist $N \times N$ Matrix
mit kN Einträgen $\neq 0$.
($1 \leq k \leq \sqrt{N}$)

Row-major Layout
Zeilensummen

$\Theta(kN/B)$ I/Os



Sortierbasiertes Multiplizieren

A ist Liste $L = [(i, j, a_{ij})]$, Z ist gleichartige Liste

for $i = 1$ to N **do** $y_i := 0$;

Sortiere L nach Spalten (j);

for $(i, j, a_{ij}) \in L$ **do** $z_{ij} := a_{ij}x_j$; // j aufsteigend

Sortiere Z nach Zeilen (i);

for $(i, j, z_{ij}) \in Z$ **do** $y_i := y_i + z_{ij}$; // i aufsteigend



Analyse des Sortierbasierten Programms

Multiplikationen und Additionen: $O(kN)$

I/Os:

$$O\left(\frac{kN}{B} \log_{\frac{M}{B}} \frac{kN}{M}\right)$$



Sortierbasiertes Multiplizieren

Block Layout

A ist Liste $L = [(i, j, a_{ij})]$, Z ist gleichartige Liste

for $i = 1$ to N **do** $y_i := 0$;

~~Sortiere L nach Spalten (j);~~ L ist in **Block-Row-Major Layout**

for $(i, j, a_{ij}) \in L$ **do** $z_{ij} := a_{ij}x_j$; // j aufsteigend

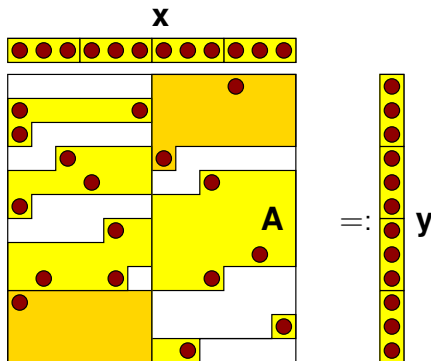
Sortiere Z nach Zeilen (i);

for $(i, j, z_{ij}) \in Z$ **do** $y_i := y_i + z_{ij}$; // i aufsteigend



Multiplizieren mit einer dünn besetzten Matrix

Berechne $\mathbf{Ax} =: \mathbf{y}$,



A ist $N \times N$ Matrix
mit kN Einträgen $\neq 0$.
($1 \leq k \leq \sqrt{N}$)

Block-Column-major
Layout



Analyse des Sortierbasierten Programms

Multiplikationen und Additionen: $O(kN)$

I/Os:

$$O\left(\frac{kN}{B} \log_{\frac{M}{B}} \frac{kN}{M}\right)$$

$$O\left(\frac{kN}{B} \log_{\frac{M}{B}} \frac{N}{M}\right)$$



Sortierbasiertes Multiplizieren

Block Layout und Addieren beim Sortieren

A ist Liste $L = [(i, j, a_{ij})]$, Z ist gleichartige Liste

for $i = 1$ *to* N **do** $y_i := 0$;

~~Sortiere L nach Spalten (j);~~ L ist in Block-Row-Major Layout

for $(i, j, a_{ij}) \in L$ **do** $z_{ij} := a_{ij}x_j$; // j aufsteigend

~~Sortiere Z nach Zeilen (i);~~

begin Beim Sortieren von Z nach Zeilen

if (i, j, z_{ij}) und (i, h, z_{ih}) zugleich im Speicher **then**

$z_{ij} := z_{ij} + z_{ih}$, werfe z_{ih} weg;

end

end

~~for~~ $(i, j, z_{ij}) \in Z$ **do** $y_i := y_i + z_{ij}$; // i aufsteigend

Analyse des Sortierbasierten Programms

Multiplikationen und Additionen: $O(kN)$

I/Os:

$$O\left(\frac{kN}{B} \log_{\frac{M}{B}} \frac{kN}{M}\right)$$

$$O\left(\frac{kN}{B} \log_{\frac{M}{B}} \frac{N}{M}\right)$$

$$O\left(\frac{kN}{B} \log_{\frac{M}{B}} \frac{N}{kM}\right)$$



Dünnbesetzte Matrizen

k -Dünnbesetzte Matrix

Die $N \times N$ Matrix A hat kN Nicht-Null-Einträge, also im Schnitt k Einträge pro Spalte.

Bekannt: [Aggarwal, Vitter 1988]

Permutationsmatrizen sind Spezialfall:

$$\Omega \left(\min \left\{ \frac{N}{B} \left(1 + \log_{M/B} \frac{N}{M} \right), N \right\} \right)$$

Somit Faktor k schwächer als Algorithmen



Aussage der unteren Schranken

▷ Column-Major Layout

$$B > 2, M \geq 4B \text{ und } k \leq N^{1-\epsilon}$$

$$\Theta \left(\min \left\{ \frac{kN}{B} \left(1 + \log_{M/B} \frac{N}{\max\{k, M\}} \right), kN \right\} \right)$$

▷ Freies Layout

$$B \geq 6, M \geq 3B \text{ und } k \leq \sqrt[3]{N}$$

$$\Theta \left(\min \left\{ \frac{kN}{B} \left(1 + \log_{M/B} \frac{N}{kM} \right), kN \right\} \right)$$

Gilt für $k > 5$ auch wenn Eingabe- und Ausgabe-Vektor in beliebiger Form gespeichert werden können.



Beweisidee Untere Schranken

- Wie [Aggarwal, Vitter 1988]: Vergleiche Anzahl schneller Programme mit Anzahl von Aufgaben
- Normalisieren der Programme:
 - Mengen statt Listen
 - Ergebnisse rückwärts (nur Zeile statt auch Teilmenge von Spalten)
 - Berechnung so früh wie möglich

⇒ kurze, eindeutige Beschreibung jedes Programms
- Sorgfältiges Auflösen der entstehenden Ungleichung



Eine ungewöhnliche Aufgabe

Aufgabe Gegeben y_1, \dots, y_N , erzeuge eine Liste der Länge kN , interpretiert als N Blöcke von k Variablen.

$$(y_1, y_2, y_3) \rightsquigarrow ([y_1, y_3], [y_1, y_2], [y_2, y_3]) \equiv \begin{pmatrix} y_1 & y_1 & \\ & y_2 & y_2 \\ y_3 & & y_3 \end{pmatrix}$$

Ziel: Erzeuge alle k -regulären Matrizen in Column Major Layout.

- Annahme: Variablen können nur **bewegt**, **kopiert** oder **gelöscht** werden.
- Normalisiere: **Ordnung** im Speicher/Blöcken ist unwichtig
⇒ Mengen von Indizes
- Dies ist Zeit-umgekehrt die Aufgabe
Zeilen-Summen zu berechnen ($\mathbf{x} = \mathbf{1}$).



Eine ungewöhnliche Aufgabe

Aufgabe Gegeben y_1, \dots, y_N , erzeuge eine Liste der Länge kN , interpretiert als N Blöcke von k Variablen.

$$(1, 2, 3) \rightsquigarrow (\{1, 3\}, \{1, 2\}, \{2, 3\}) \equiv \begin{pmatrix} y_1 & y_1 & \\ & y_2 & y_2 \\ y_3 & & y_3 \end{pmatrix}$$

Ziel: Erzeuge alle k -regulären Matrizen in Column Major Layout.

- Annahme: Variablen können nur **bewegt**, **kopiert** oder **gelöscht** werden.
- Normalisiere: **Ordnung** im Speicher/Blöcken ist unwichtig
 \Rightarrow Mengen von Indizes
- Dies ist Zeit-umgekehrt die Aufgabe
 Zeilen-Summen zu berechnen ($\mathbf{x} = \mathbf{1}$).



Eine ungewöhnliche Aufgabe

Aufgabe Gegeben y_1, \dots, y_N , erzeuge eine Liste der Länge kN , interpretiert als N Blöcke von k Variablen.

$$(1, 2, 3) \rightsquigarrow (\{1, 3\}, \{1, 2\}, \{2, 3\}) \equiv \begin{pmatrix} y_1 & y_1 & \\ & y_2 & y_2 \\ y_3 & & y_3 \end{pmatrix}$$

Ziel: Erzeuge alle k -regulären Matrizen in Column Major Layout.

- Annahme: Variablen können nur **bewegt**, **kopiert** oder **gelöscht** werden.
- Normalisiere: **Ordnung** im Speicher/Blöcken ist unwichtig
⇒ Mengen von Indizes
- Dies ist Zeit-umgekehrt die Aufgabe Zeilen-Summen zu berechnen ($\mathbf{x} = \mathbf{1}$).



Matrizen Erzeugen

Ideen

- **Symbolische Representation:** Zahlen \leftrightarrow Indizes von Variablen
- $\mathcal{M} \subset [N]$, $|\mathcal{M}| \leq M$; $\mathcal{T}_i \subset [N]$, $|\mathcal{T}_i| \leq B$.
- Verfolge die **Bewegung** der Variablen
- **Eindeutige** Anfangskonfiguration $\mathcal{M} = \emptyset$,
 $\mathcal{T}_1 = \{1, \dots, B\}, \dots, \mathcal{T}_{N/B} = \{N - B + 1, \dots, N\}$
- Endkonfiguration bestimmt die Gestalt der Matrix
bis auf Anordnung in den Mengen



Matrizen Erzeugen

Ideen

- **Symbolische Representation:** Zahlen \leftrightarrow Indizes von Variablen
- $\mathcal{M} \subset [N]$, $|\mathcal{M}| \leq M$; $\mathcal{T}_i \subset [N]$, $|\mathcal{T}_i| \leq B$.
- Verfolge die **Bewegung** der Variablen
- **Eindeutige** Anfangskonfiguration $\mathcal{M} = \emptyset$,
 $\mathcal{T}_1 = \{1, \dots, B\}, \dots, \mathcal{T}_{N/B} = \{N - B + 1, \dots, N\}$
- Endkonfiguration bestimmt die Gestalt der Matrix
bis auf Anordnung in den Mengen



Matrizen Erzeugen

Ideen

- **Symbolische Representation:** Zahlen \leftrightarrow Indizes von Variablen
- $\mathcal{M} \subset [N]$, $|\mathcal{M}| \leq M$; $\mathcal{T}_i \subset [N]$, $|\mathcal{T}_i| \leq B$.
- Verfolge die **Bewegung** der Variablen
- **Eindeutige** Anfangskonfiguration $\mathcal{M} = \emptyset$,
 $\mathcal{T}_1 = \{1, \dots, B\}, \dots, \mathcal{T}_{N/B} = \{N - B + 1, \dots, N\}$
- Endkonfiguration bestimmt die Gestalt der Matrix
bis auf Anordnung in den Mengen



Matrizen Erzeugen

Ideen

- **Symbolische Representation:** Zahlen \leftrightarrow Indizes von Variablen
- $\mathcal{M} \subset [N]$, $|\mathcal{M}| \leq M$; $\mathcal{T}_i \subset [N]$, $|\mathcal{T}_i| \leq B$.
- Verfolge die **Bewegung** der Variablen
- **Eindeutige** Anfangskonfiguration $\mathcal{M} = \emptyset$,
 $\mathcal{T}_1 = \{1, \dots, B\}, \dots, \mathcal{T}_{N/B} = \{N - B + 1, \dots, N\}$
- Endkonfiguration bestimmt die Gestalt der Matrix
bis auf Anordnung in den Mengen



Matrizen Erzeugen

Ideen

- **Symbolische Representation:** Zahlen \leftrightarrow Indizes von Variablen
- $\mathcal{M} \subset [N], |\mathcal{M}| \leq M; \mathcal{T}_i \subset [N], |\mathcal{T}_i| \leq B.$
- Verfolge die **Bewegung** der Variablen
- **Eindeutige** Anfangskonfiguration $\mathcal{M} = \emptyset,$
 $\mathcal{T}_1 = \{1, \dots, B\}, \dots, \mathcal{T}_{N/B} = \{N - B + 1, \dots, N\}$
- Endkonfiguration bestimmt die Gestalt der Matrix bis auf Anordnung in den Mengen



Zählen

Endkonfiguration

Eine Endkonfiguration entspricht einer bestimmten Anzahl von verschiedenen Matrizen.

Mehrdeutigkeit:

$$\begin{cases} 3^{kN}, & B < k \\ 1, & B = k \\ (2eB/k)^{kN}, & B > k \end{cases}$$

Anzahl verschiedener Programme (Datenfluss-Spur)

Anzahl Nachfolgekonfigurationen pro I/O-Operation:

$$\ell \begin{pmatrix} M + B \\ B \end{pmatrix}$$



Zählen

Endkonfiguration

Eine Endkonfiguration entspricht einer bestimmten Anzahl von verschiedenen Matrizen.

Mehrdeutigkeit:

$$\begin{cases} 3^{kN}, & B < k \\ 1, & B = k \\ (2eB/k)^{kN}, & B > k \end{cases}$$

Anzahl verschiedener Programme (Datenfluss-Spur)

Anzahl Nachfolgekonfigurationen pro I/O-Operation:

$$\ell \begin{pmatrix} M + B \\ B \end{pmatrix}$$



Theorem: Matrizen Erzeugen

Lemma

Für $B > 2$, $M \geq 4B$ und $k \leq N^{1-\varepsilon}$ gilt

$$\ell(k, N) \geq \min \left\{ \kappa(\varepsilon) \frac{kN}{B} \log_{M/B} \frac{N}{\max\{k, M\}}, \frac{1}{8} \kappa'(\varepsilon) kN \right\}.$$

Proof.

Ergibt sich aus:

$$\binom{N}{k}^N \leq \left(\binom{M+B}{B} \ell \right)^\ell \cdot \max\{3, 2eB/k\}^{kN}$$



Theorem: Matrizen Erzeugen

Lemma

Für $B > 2$, $M \geq 4B$ und $k \leq N^{1-\varepsilon}$ gilt

$$\ell(k, N) \geq \min \left\{ \kappa(\varepsilon) \frac{kN}{B} \log_{M/B} \frac{N}{\max\{k, M\}}, \frac{1}{8} \kappa'(\varepsilon) kN \right\}.$$

Proof.

Ergibt sich aus:

$$\binom{N}{k}^N \leq \left(\binom{M+B}{B} \ell \right)^\ell \cdot \max\{3, 2eB/k\}^{kN}$$



Theorem: Column Major Layout

Theorem

Für $B > 2$, $M \geq 4B$ und $k \leq N^{1-\varepsilon}$ gilt

$$\ell(k, N) \geq \min \left\{ \kappa(\varepsilon) \frac{kN}{B} \log_{M/B} \frac{N}{\max\{k, M\}}, \frac{1}{8} \kappa'(\varepsilon) kN \right\}.$$

Proof.

Multiplizieren mit dem 1-Vektor ist **Zeit invers** zum Erzeugen von Matrizen

(Teilsummen statt Variablen)



Theorem: Column Major Layout

Theorem

Für $B > 2$, $M \geq 4B$ und $k \leq N^{1-\varepsilon}$ gilt

$$\ell(k, N) \geq \min \left\{ \kappa(\varepsilon) \frac{kN}{B} \log_{M/B} \frac{N}{\max\{k, M\}}, \frac{1}{8} \kappa'(\varepsilon) kN \right\}.$$

Proof.

Multiplizieren mit dem **1**-Vektor ist **Zeit invers** zum Erzeugen von Matrizen

(Teilsummen statt Variablen)



Erweiterung zu freiem Layout

Mehr Information nötig, um ein Programm zu beschreiben:

- Verfolge **Zeit-vorwärts** die Bewegung der Variablen (x_j);
- Verfolge **Zeit-rückwärts** die Bewegung von Teilsummen;
- Beobachte **Multiplikationen** ($a_{ij}x_j$) im Hauptspeicher.

▷ Dies bestimmt die **Gestalt der Matrix**.

$$\rightsquigarrow \Omega \left(\min \left\{ \frac{kN}{B} \left(1 + \log_{M/B} \frac{N}{kM} \right), kN \right\} \right)$$



Erweiterung zu freiem Layout

Mehr Information nötig, um ein Programm zu beschreiben:

- Verfolge **Zeit-vorwärts** die Bewegung der Variablen (x_j);
- Verfolge **Zeit-rückwärts** die Bewegung von Teilsummen;
- Beobachte **Multiplikationen** ($a_{ij}x_j$) im Hauptspeicher.

▷ Dies bestimmt die **Gestalt der Matrix**.

$$\rightsquigarrow \Omega \left(\min \left\{ \frac{kN}{B} \left(1 + \log_{M/B} \frac{N}{kM} \right), kN \right\} \right)$$



Ungleichung für freies Layout

Normalisieren: Elementare Produkte werden sofort erzeugt (ersetzen a_{ij}). Somit:

$$\binom{N}{k}^N \leq \left(\binom{M+B}{B} \right)^\ell \cdot \binom{2\ell BM}{kN}.$$

Löse nach ℓ mithilfe von

Lemma

Seien $b \geq 2$ und $s, t > 0$ mit $s \cdot t > 1$. Dann gilt für alle positiven reellen Zahlen x , dass $x \geq \frac{\log_b(s/x)}{t} \Rightarrow x \geq \frac{1}{2} \frac{\log_b(s \cdot t)}{t}$



Aussage der unteren Schranken

▷ Column-Major Layout

$$B > 2, M \geq 4B \text{ und } k \leq N^{1-\epsilon}$$

$$\Theta \left(\min \left\{ \frac{kN}{B} \left(1 + \log_{M/B} \frac{N}{\max\{k, M\}} \right), kN \right\} \right)$$

▷ Freies Layout

$$B \geq 6, M \geq 3B \text{ und } k \leq \sqrt[3]{N}$$

$$\Theta \left(\min \left\{ \frac{kN}{B} \left(1 + \log_{M/B} \frac{N}{kM} \right), kN \right\} \right)$$

Gilt für $k > 5$ auch wenn Eingabe- und Ausgabe-Vektor in beliebiger Form gespeichert werden können.



Zusammenfassung der neuen Ergebnisse

- Es gibt dünn besetzte Matrizen, für die das sortierbasierte Programm optimal ist (bis auf eine Konstante)
- Fast alle dünn besetzten Matrizen sind schwierig
- Eine gleichverteilt zufällig gewählte Matrix ist schwierig

Erweiterungen:

- nicht quadratische Matrizen
- Skalarprodukte
- Parallelrechner mit Block-Kommunikation (statt I/O-Modell)

Offen:

- mit mehreren Vektoren gleichzeitig Multiplizieren
- Gestaltabhängige optimale Algorithmen



Zusammenfassung der neuen Ergebnisse

- Es gibt dünn besetzte Matrizen, für die das sortierbasierte Programm optimal ist (bis auf eine Konstante)
- Fast alle dünn besetzten Matrizen sind schwierig
- Eine gleichverteilt zufällig gewählte Matrix ist schwierig

Erweiterungen:

- nicht quadratische Matrizen
- Skalarprodukte
- Parallelrechner mit Block-Kommunikation (statt I/O-Modell)

Offen:

- mit mehreren Vektoren gleichzeitig Multiplizieren
- Gestaltabhängige optimale Algorithmen



Zusammenfassung der neuen Ergebnisse

- Es gibt dünn besetzte Matrizen, für die das sortierbasierte Programm optimal ist (bis auf eine Konstante)
- Fast alle dünn besetzten Matrizen sind schwierig
- Eine gleichverteilt zufällig gewählte Matrix ist schwierig

Erweiterungen:

- nicht quadratische Matrizen
- Skalarprodukte
- Parallelrechner mit Block-Kommunikation (statt I/O-Modell)

Offen:

- mit mehreren Vektoren gleichzeitig Multiplizieren
- Gestaltabhängige optimale Algorithmen



Zusammenfassung der neuen Ergebnisse

- Es gibt dünn besetzte Matrizen, für die das sortierbasierte Programm optimal ist (bis auf eine Konstante)
- Fast alle dünn besetzten Matrizen sind schwierig
- Eine gleichverteilt zufällig gewählte Matrix ist schwierig

Erweiterungen:

- nicht quadratische Matrizen
- Skalarprodukte
- Parallelrechner mit Block-Kommunikation (statt I/O-Modell)

Offen:

- mit mehreren Vektoren gleichzeitig Multiplizieren
- Gestaltabhängige optimale Algorithmen



Zusammenfassung der neuen Ergebnisse

- Es gibt dünn besetzte Matrizen, für die das sortierbasierte Programm optimal ist (bis auf eine Konstante)
- Fast alle dünn besetzten Matrizen sind schwierig
- Eine gleichverteilt zufällig gewählte Matrix ist schwierig

Erweiterungen:

- nicht quadratische Matrizen
- Skalarprodukte
- Parallelrechner mit Block-Kommunikation (statt I/O-Modell)

Offen:

- mit mehreren Vektoren gleichzeitig Multiplizieren
- Gestaltabhängige optimale Algorithmen



Zusammenfassung der neuen Ergebnisse

- Es gibt dünn besetzte Matrizen, für die das sortierbasierte Programm optimal ist (bis auf eine Konstante)
- Fast alle dünn besetzten Matrizen sind schwierig
- Eine gleichverteilt zufällig gewählte Matrix ist schwierig

Erweiterungen:

- nicht quadratische Matrizen
- Skalarprodukte
- Parallelrechner mit Block-Kommunikation (statt I/O-Modell)

Offen:

- mit mehreren Vektoren gleichzeitig Multiplizieren
- Gestaltabhängige optimale Algorithmen



Zusammenfassung der neuen Ergebnisse

- Es gibt dünn besetzte Matrizen, für die das sortierbasierte Programm optimal ist (bis auf eine Konstante)
- Fast alle dünn besetzten Matrizen sind schwierig
- Eine gleichverteilt zufällig gewählte Matrix ist schwierig

Erweiterungen:

- nicht quadratische Matrizen
- Skalarprodukte
- Parallelrechner mit Block-Kommunikation (statt I/O-Modell)

Offen:

- mit mehreren Vektoren gleichzeitig Multiplizieren
- Gestaltabhängige optimale Algorithmen



Zusammenfassung der neuen Ergebnisse

- Es gibt dünn besetzte Matrizen, für die das sortierbasierte Programm optimal ist (bis auf eine Konstante)
- Fast alle dünn besetzten Matrizen sind schwierig
- Eine gleichverteilt zufällig gewählte Matrix ist schwierig

Erweiterungen:

- nicht quadratische Matrizen
- Skalarprodukte
- Parallelrechner mit Block-Kommunikation (statt I/O-Modell)

Offen:

- mit mehreren Vektoren gleichzeitig Multiplizieren
- Gestaltabhängige optimale Algorithmen

