# Ferien-Akademie

Sarntal / Südtirol
17. bis 29. September 1995

**Universität Erlangen-Nürnberg - Technische Universität München**

---

## Kurs 2
## Randomisierte und parallele Algorithmen


**Dozenten:** Univ. Prof. Dr. E. W. Mayr[†]
Univ. Prof. Dr. H.-J. Schneider[‡]

**Betreuer:** Klaus Kühnle[†]

**Teilnehmer:** Markus Erlacher[†]
Alexander Hall[†]
Arno Klein[‡]
Tobias Knopff[†]
Anja Löser[‡]
Dirk Reichelt[‡]
Markus Reiner[‡]
Andreas Sauter[‡]
Thomas Schickinger[†]
Christopher Schmid[†]
Sascha Uelpenich[‡]
Claudia Ungerer[†]
Josef Weidendorfer[†]
Ralf Werner[‡]


---

25. Juli 1996


[†]Technische Universität München
[‡]Universität Erlangen-Nürnberg

# Inhaltsverzeichnis

# Abbildungsverzeichnis

# Teil I

# Erlanger Vorträge: Parallele Algorithmen

# Vortrag 1

## Basisalgorithmen auf Listen

Markus Reiner
Universität Erlangen-Nürnberg
msreiner@cip.informatik.uni-erlangen.de

# Vortrag 2

## Basisalgorithmen auf Graphen

Andreas Sauter
Universität Erlangen-Nürnberg

# Vortrag 3

## Basisalgorithmen für Sortierprobleme

Dirk Reichelt
Universität Erlangen-Nürnberg
`dkreiche@cip.informatik.uni-erlangen.de`

# Vortrag 4

# PRAM - Modelle

Ralf Werner
Universität Erlangen-Nürnberg
Mathematisches Institut
werner@mi.uni-erlangen.de

Zusammenfassung

Jeder Algorithmus für einen Parallelrechner benötigt einen, auf dem er läuft. Im Laufe der Zeit entwickelte man verschiedene Modelle des Parallelrechners - allen gemeinsam ist, daß sie eine Weiterentwicklung der herkömmlichen RAM sind, genannt PRAM (Parallel RAM). Man unterscheidet diese theoretischen Modelle je nach Auflösung von Lese - und Schreibkonflikten. Alle diese Modelle basieren auf folgenden Grundvoraussetzungen:

## 4.1 PRAM - Modelle

- jede PRAM hat mehrere (i.a. identischen) Prozessoren
- jeder Prozessor besitzt einen eigenen Speicher

- jeder Prozessor hat Zugriff auf einen gemeinsamen Speicher
- alle Prozessoren laufen im gleichen Takt
- jeder Prozessor läuft im Zyklus Lesen - Rechnen - Schreiben

Bis auf gleichzeitiges Lesen und Schreiben im gemeinsamen Speicher entstehen keine Konflikte. Diese werden je nach Modell aufgelöst - wobei natürlich gleichzeitiges Lesen im Gegensatz zu Schreiben keinerlei Inkonsistenz verursacht. Diese Inkonsistenz muß nun vom jeweiligen Algorithmus aufgefangen werden. Man sollte allerdings berücksichtigen, daß auch gleichzeitiges Lesen schon eine starke Eigenschaft ist - z.B. wenn ein Eingabeparameter allen Prozessoren bekannt gemacht werden muß.

| Bezeichnung | gleichzeitiges | |
|---|---|---|
| | Lesen | Schreiben |
| EREW (exclusive read, exclusive write) | nein | nein |
| CREW (concurrent read, exclusive write) | ja | nein |
| CRCW (concurrent read, concurrent write) | ja | (ja) |

| Bezeichnung | Auflösung des Schreibkonflikts |
|---|---|
| WRAM | gleichzeitiges (bitweises) Schreiben ist nur erlaubt, wenn alle Prozessoren das Bit setzen wollen |
| COMMON CRCW | gleichzeitiges Schreiben ist erlaubt, wenn alle Prozessoren das Gleiche in die Speicherzelle schreiben wollen |
| ARBITRARY - CRCW | der Algorithmus muß korrekt laufen, egal welcher Prozessor seinen Wert schreibt |
| PRIORITY - CRCW | die Prozessoren sind nach Prioritäten geordnet und der Prozessor mit der höchsten Priorität schreibt |

## 4.2 Mächtigkeit der PRAM - Modelle

Man überlegt sich nun leicht, daß für die Mächtigkeit der Modelle folgende Reihenfolge gilt:

$$\text{EREW} \leq \text{CREW} \leq \text{CRCW}$$

genauer gilt:

$$\text{WRAM} \leq \text{COMMON} \leq \text{ARBITRARY} \leq \text{PRIORITY}$$

Dies sieht man dadurch, daß jeder Algorithmus, der z.B. auf einer COMMON läuft, ebenfalls (mind. in gleicher Zeit) auf einer PRIORITY läuft - höchstens noch mehr Algorithmen. Durch eine sehr genaue Analyse verschiedener Probleme (Berechnung des logischen Oder, Rangsucheproblem) kann man zeigen, daß in obiger Ungleichungskette jeweils ein '<' gilt. Diese Analysen sind aber sehr involviert und die zugehörigen Beweise ziemlich technisch. Wenn man nun aber weiß, daß zwischen den verschiedenen Modellen ein gewisser 'Abstand' herrscht, fragt man sich, wie groß dieser Abstand ist. Bisher sind folgende (im gewissen Sinne z.T optimale) Transformationsalgorithmen bekannt:

Transformation innerhalb von CRCW: PRIORITY → WRAM

| | PRIORITY | WRAM |
|---|---|---|
| Prozessoren | p | $p^2 + p$ |
| Speicherzellen | s | $p^2 + p + s$ |
| Laufzeit | f(n) | a·f(n) |

Die grundlegende Idee dieser Transformation ist das Anlegen einer $p \times p$ - Matrix (hier werden die $p^2$ Prozessoren benötigt), aus der dann jeder der p Prozessoren ablesen kann , ob und wohin er schreiben darf. DIeser Vorgang wird in jedem Schreibzyklus wiederholt, d.h. er benötigt statt einem Schritt nun (in diesem konkreten Algorithmus) vier Schritte.

Transformation von CRCW nach EREW: PRIORITY → EREW

| | PRIORITY | EREW |
|---|---|---|
| Prozessoren | p | p |
| Speicherzellen | s | 4p + s |
| Laufzeit | f(n) | O(f(n)·log(p)) |

Hierbei ist n die Eingabegröße des Problems und a irgendeine Konstante.

Dieser Algorithmus beruht auf der Idee, die Prozessoren, die in die gleiche Zelle schreiben wollen, nach Priorität zu orden. Dann schreibt nur jeweils der Prozessor mit der höchsten Priorität. Beim Lesen verfährt man analog, nur muß nun jedem Prozessor, der noch nicht gelesen hatte, der Inhalt der zu lesenden Zelle noch mitgeteilt werden. Diese Verbreitung erfolgt nach dem Schneeballprinzip. Der Zeitaufwand des Algorithmus rührt aus der Sortierung und der Verbreitung (jeweils O(log p)) her.

# Literaturverzeichnis


[1] S.A. Cook, C. Dwork, R. Reischuk: *Upper and lower bounds for parallel random access machines without simultaneous writes*, SIAM Journ. Comput. 15 (1980), pp. 87 - 97

[2] L. Kučera: *Parallel computation and conflicts in memory access*, Information Processing Letters 14 (1982), pp. 93 - 96

[3] M. Snir: *On parallel searching*, SIAM Journ. Comput. 14 (1985), pp. 688 - 708

[4] U. Vishkin: *Implementation of simultaneous memory address access in models that forbid it*, Journal of Algorithms 4 (1983), pp. 45 - 50

[5] R.M. Karp, V. Ramachandran: *Parallel algorithms for shared-memory machines*, Handbook of Theoretical Computer Science, pp. 869 - 941

# Vortrag 5

## Boolesche Funktionen

Sascha Uelpenich
Universität Erlangen-Nürnberg
sauelpen@cip.informatik.uni-erlangen.de

# Vortrag 6

## Matrixmultiplikation und ihre Anwendungen

Arno Klein
Universität Erlangen-Nürnberg
aoklein@cip.informatik.uni-erlangen.de

### Zusammenfassung

Die Matrixmultiplikation (MM) stellt eine mathematische Grundoperation, sowohl im theoretischen Bereich, als auch bei numerischen Anwendungen dar. Die durch moderne Parallelrechner erreichten Rechengeschwindigkeiten für MM sind – trotz aller Anstrengungen – teils immer noch sehr mäßig: betrachtet man die Komplexität des Problems so ist klar, daß der Aufwand für MM zumindest mit quadratischem Faktor wächst; auf triviale Weise lassen sich zwei Matrizen mit $O(n^3)$[1] multiplizieren. Die Angabe des Aufwands bezieht sich dabei immer auf die Anzahl der benötigen Prozessoren. Alle angesprochenen Algorithmen zur MM arbeiten mit einer Zeitkomplexität von $O(\mathrm{ld} n)$.

[1] $n$ ist dabei die Seitenlänge einer quadratischen Matrix.

Die Suche nach effizienten Algorithmen zur MM, deren Aufwand sich asymptotisch $O(n^2)$ nähert erhält zusätzliches Gewicht, da viele mathematische Probleme MM enthalten und sich ihre Komplexität deswegen durch den Aufwand für MM abschätzen läßt. Zwei dieser Probleme – die Bestimmung der Matrixdeterminante und die BFS-Nummerierung (Single Source - Shortest Path) von Graphen – werden in diesem Vortrag beispielhaft angesprochen und ihre Komplexität mit derjenigen der MM ausgedrückt. Einen umfassenden Einstieg in die Techniken der effizienten MM liefert [4].

## 6.1 Inhalt der Folien



### Matrixmultiplikation und ihre Anwendungen

**Grundlagen**

- Schranken für Matrixmultiplikation (MM)
- Algorithmus von Strassen (1968)
- Bilineare Algorithmen
- Schreibweise mit Tensoren
- Disjunkte MM
- Vermutung von Strassen
- Theorem von Schönhage

**Algorithmen**

- Verbesserter Algorithmus von Strassen (1986)
- Algorithmus nach Coppersmith/Winograd (1987)
- Allgemeine Vorgehensweise für schnelle MM

**Anwendungen**

- Bestimmung der Matrixdeterminante (Chistov, 1985)
- BFS-Nummerierung von Graphen (Gazit/Miller, 1987)





### Schranken für Matrixmultiplikation (MM)

- untere Schranke: $O(N^2)$, da $N^2$-Eingabewerte
- ‘trivialer’ Weg: $N^3$ Multiplikationen + $N^3$-$N^2$ Additionen $\Rightarrow O(N^3)$
- Algorithmus von Strassen: $O(N^{\mathrm{ld}7}) \approx O(N^{2,807})$
- Algorithmus von Coppersmith/Winograd: $O(N^{2,376})$, z. Z. beste Schranke

### Algorithmus von Strassen (1968)

Sei $X = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} \\ x_{21} & x_{22} \end{pmatrix} Y = \begin{pmatrix} y_{11} & y_{12} \\ y_{21} & y_{22} \end{pmatrix}$

mit $p_0 = (x_{00} + x_{11})(y_{00} + y_{11})$; $p_1 = (x_{10} + x_{11})y_{00}$; $p_2 = x_{00}(y_{01} + y_{11})$;

$p_3 = (-x_{00} + x_{10})(y_{00} + y_{01})$; $p_4 = (x_{00} + x_{01})y_{11}$; $p_5 = x_{11}(-y_{00} + y_{10})$;

$p_6 = (x_{01} - x_{11})(y_{10} + y_{11})$

$$\Rightarrow \quad XY = \begin{pmatrix} p_0 + p_5 - p_4 + p_6 & p_2 + p_4 \\ p_1 + p_5 & p_0 - p_1 + p_2 + p_3 \end{pmatrix}$$

7 Multiplikationen für MM von 2x2-Matrizen; für größere Matrizen Algorithmus rekursiv anwenden!

$$\Rightarrow \quad M(2^n) = 7^n \quad \rightarrow \quad \omega = \mathrm{ld}7 \ \text{ für } O(N^{\omega+\varepsilon})$$

## Bilineare Algorithmen

$$B_\varphi(X,Y)=\sum_\alpha\sum_\beta g(\alpha,\beta,\varphi)x_\alpha y_\beta=\sum_{q=0}^{M-1} f''(\varphi,q)L_q L'_q\ ;\ \varphi=0,\ldots,\Gamma-1 \qquad (1)$$
$$\text{mit } L_q=\sum_\alpha f(\alpha,q)x_\alpha\ ;\ L'_q=\sum_\beta f'(\beta,q)y_\beta$$

*M* heißt Rang des Problems: $RK(B_\varphi) = M$.
MM ist ein Spezialfall, der mittels bilinearen Algorithmen beschrieben werden kann.

## Bsp.: Multiplikation von komplexen Zahlen

Sei $\bar{x}=(x_0+ix_1),\ \bar{y}=(y_0+iy_1)$

mit $L_0L_0'=x_0y_1;\ L_1L_1'=x_1y_0;\ L_2L_2'=(x_0-x_1)(y_0+y_1)\ \Rightarrow\ RK=3$

$\Rightarrow\ \bar{x}\ \bar{y}=(-L_0L_0'+L_1L_1'+L_2L_2'+i(L_0L_0'+L_1L_1'))$

Für die MM von *nxm* mit *mxp* Matrizen (*<m,n,p>*) mit bilinearen Algorithmen gilt folgendes Theorem:

$$\text{Sei } B(X,Y)\ \text{MM} <m,n,p> \text{ mit } mnp>1\ \Rightarrow\ \omega\le\frac{3\,\mathrm{ld}M}{\mathrm{ld}(mnp)} \qquad (2)$$





## Schreibweise mit Tensoren

Sei $\alpha_i=(\alpha_{i1},\ldots,\alpha_{ir}),\ \beta_i=(\beta_{i1},\ldots,\beta_{is}),\gamma_i=(\gamma_{i1},\ldots,\gamma_{it})$

$$\Rightarrow\ B_\varphi(X,Y)=\sum_{j=1}^{s}\sum_{i=1}^{r} b_{ij\varphi}x_i y_j\ ,$$

wobei die $b_{ij\varphi}$ Elemente des Tensors (der Matrizen) $\mathrm{B}=(B_\varphi;\varphi<\Gamma-1)=\sum_{q=0}^{M-1}\alpha_q\otimes\beta_q\otimes\gamma_q$ sind.

$\Rightarrow$ für zwei Probleme $<m,n,p>,<m',n',p'>$ gilt:

$<m,n,p>\otimes<m',n',p'>=<mm',nn',pp'>$

$RK(<m,n,p>\otimes<m',n',p'>)\le RK(<m,n,p>)\ RK(<m',n',p'>)$

## Disjunkte MM

Für die parallele Ausführung zweier MM *XY* (*<m,n,p>*) und *UV* (*<n,p,m>*) gelten folgenden Aussagen:

$$\sum_j x_{ij}y_{jk}=\sum_j(x_{ij}+u_{jk})(y_{jk}+v_{ki})-\sum_j u_{jk}y_{jk}-\sum_j(x_{ij}+u_{jk})v_{ki}\ ,\quad\forall k,i$$
$$\sum_k u_{jk}v_{ki}=\sum_k(x_{ij}+u_{jk})(y_{jk}+v_{ki})-\sum_k u_{jk}y_{jk}-\sum_k(y_{jk}+v_{ki})x_{ij}\ ,\quad\forall i,j$$
$$\Rightarrow\ M_{m,n,p}=mnp+mn+np+pm$$

Da simultan gelöst wird gilt: $\omega\le\dfrac{3\,\mathrm{ld}(M_{m,n,p}/2)}{\mathrm{ld}(mnp)}$

## Vermutung von Strassen

Sei B bilinearer Algorithmus für k disjunkte bilineare Probleme mit Rang M.
Dann gilt: $M=M_1+M_2+...+M_k$

## Theorem von Schönhage

Sei B bilinerarer Algorithmus für k disjunkte MM $<m_s,n_s,p_s>$ mit Rang M. Dann kann man einen Algorithmus zur MM von $N\times N$ Matrizen mit $O(N^{3\tau+\varepsilon})$ konstruieren für den gilt:

$$\boxed{\begin{array}{c} \omega \le 3\tau \;\Rightarrow\; \sum_{s=1}^{k}(m_s n_s p_s)^{\tau} = M \;\text{ oder} \\ RK(\bigoplus_{s=1}^{k} < m_s, n_s, p_s >) \le M \;\rightarrow\; \sum_{s=1}^{k}(m_s n_s p_s)^{\frac{\omega}{3}} \le M \end{array}}$$

**Beweis:**

aus (2): $\omega_s \le 3\tau_s$; $(m_s n_s p_s)^{\tau_s} \le RK(< m_s, n_s, p_s >)$

$$\Rightarrow \sum_{s=1}^{k}(m_s n_s p_s)^{\frac{\omega_s}{3}} \le \sum_{s=1}^{k} RK(< m_s, n_s, p_s >)$$

mit Strassens Vermutung folgt: $\sum_{s=1}^{k} RK(< m_s, n_s, p_s >) = M$





## Verbesserter Algorithmus von Strassen (1986)

Beobachtung: Mit einem Algorithmus zur $N\times N$-MM können ca. $\frac{3}{4}N^2$ unabhängige Zahlenpaare multipliziert werden.

mit $g=\frac{3}{2}(N+1)$ gilt: $$\sum_{1\le i,j,k\le N}\left(x_{ij}\lambda^{i^2+2ij}\right)\left(y_{jk}\lambda^{j^2+2j(k-g)}\right)\left(z_{ki}\lambda^{(k-g)^2+2(k-g)i}\right)=\sum_{\substack{i+j+k=g\\1\le i,j,k\le N}} x_{ij}y_{jk}z_{ki}+O(\lambda) \qquad (3)$$

da der Exponent von $\lambda$, $i^2+2ij+j^2+2j(k-g)+(k-g)^2+2(k-g)i=(i+j+k-g)^2$,
null ist für $i+j+k=g$.

Außerdem gilt: $\left|\{(\mathrm{i},\mathrm{j},\mathrm{k})/\, i+j+k=g\}\right| \approx \frac{3}{4}N^2$

**Trilineare Basisform:**

$$\sum_{i=1}^{q}(x_0+\lambda x_i)(y_0+\lambda y_i)\frac{z_i}{\lambda}+x_0 y_0\left(-\sum_{i=0}^{q}\frac{z_i}{\lambda}\right)=\sum_{i=1}^{q}(x_i^1 y_0^1 z_i + x_0^2 y_i^2 z_i)+O(\lambda)$$

$\Rightarrow$ $(q+1)$ - Multiplikationen

Der Algorithmus stellt <u>keine</u> MM dar, obwohl die Blockstruktur und die Feinstruktur MM sind!
(Die oberen Indizes drücken die Blockstruktur aus und werden Blockindizes genannt.)

Blockstruktur: $\begin{pmatrix} x_i^1 & x_0^2 \end{pmatrix}\begin{pmatrix} y_0^1 \\ y_i^2 \end{pmatrix}$ Block-MM <1,2,1>

Feinstruktur:

$$\sum_{i=1}^{q} x_i y_0 z_i \quad \text{MM } \langle q,1,1 \rangle$$

$q\times 1$-Spaltenvektor $\cdot$ $1\times 1$-Skalar $\to q\times 1$-Spaltenvektor

$$\sum_{i=1}^{q} x_0 y_i z_i \quad \text{MM } \langle 1,1,q \rangle$$

$1\times 1$-Skalar $\cdot$ $1\times q$-Zeilenvektor $\to 1\times q$-Zeilenvektor

Permutiere die Variablen in $x_i y_0 z_i + x_0 y_i z_i$ und bilde das Tensorprodukt:

$$\left.\begin{array}{l} x_i^1 y_0^1 z_i + x_0^2 y_i^2 z_i \\ x_j^1 y_j^2 z_0 + x_j^1 y_0^1 z_j \\ x_0^2 y_k^2 z_k + x_k^1 y_k^2 z_0 \end{array}\right\} \to \begin{array}{l} \sum_{i,j,k=1}^{q} x_{ij0}^{11} y_{0jk}^{11} z_{i0k} + x_{ijk}^{21} y_{0jk}^{11} z_{i00} + x_{ij0}^{11} y_{00k}^{12} z_{ijk} + x_{ijk}^{21} y_{00k}^{12} z_{ij0} + \\ + x_{0j0}^{12} y_{ijk}^{21} z_{i0k} + x_{0jk}^{22} y_{ijk}^{21} z_{i00} + x_{0j0}^{12} y_{i0k}^{22} z_{ijk} + x_{0jk}^{22} y_{i0k}^{22} z_{ij0} + O(\lambda) \end{array}$$

⇒ Block 2×2-MM; jeder Block ist MM von $\langle m,n,p \rangle$ mit $mnp=q^3$

⇒ $N$-tes Tensorprodukt bilden ⇒ Block $2^N\times 2^N$-MM mit $M=(q+1)^{3N}$-Multiplikationen

mit (3) erhält man $\frac{3}{4}\left(\left(2^N\right)^2\right)$ disjunkte MM!





⇒ Schönhage anwenden:

$$(q+1)^{3N} = \frac{3}{4} 2^{2N} (q^{3N})^{\tau_N}; \quad \omega_N \le 3\tau_N$$

$$(q+1)^3 = 2^2 q^{3\tau_N}$$

$$3\,\mathrm{ld}(q+1) = 2 + 3\tau \;\; \mathrm{ld}\, q$$

$$\Rightarrow \omega \le \frac{3\,\mathrm{ld}(q+1) - 2}{\mathrm{ld}\, q}$$

mit $q=5$ wird der Ausdruck minimal ⇒ $\omega \le 2{,}4785$

## Algorithmus nach Coppersmith/Winograd (1987)

Ähnliche trilineare Form wie Strassen:

$$\sum_{i=1}^{q} \lambda^{-2}(x_0 + \lambda x_i)(y_0 + \lambda y_i)(z_0 + \lambda z_i) -$$

$$-\lambda^{-3}(x_0 + \lambda^2 \sum_{i=1}^{q} x_i)(y_0 + \lambda^2 \sum_{i=1}^{q} y_i)(z_0 + \lambda^2 \sum_{i=1}^{q} z_i) + (\lambda^{-3} - q\lambda^{-2}) x_0 y_0 z_0$$

$$= \sum_{i=1}^{q} (x_0^0 y_i^1 z_i + x_i^1 y_0^0 z_i + x_i^1 y_i^1 z_0) + O(\lambda)$$

Algorithmus benutzt ($q$+2)-Multiplikationen, ist jedoch ebenfalls kein MM-Algorithmus!
Blockstruktur beschreibt keine MM, die Feinstruktur schon.

- Bestimme das $3N$-te Tensorprodukt der Gleichung; alle Variablen, die nicht $N$ Blockindizes = 0 und 2N Blockindizes = 1 haben eliminieren (alle Terme haben die Form $X_Q{}^I Y_R{}^J Z_S{}^K$, $I,J,K \in \{0,1\}^{3N}$, $Q,R,S \in \{0,\mathrm{i}\}^{3N}$).
- Sei $M = 2\binom{2N}{N} + 1$
- Erzeuge Salem-Spencer-Menge (Folie 12) $B$ (mit M) und wähle Zufallszahlen $W = \{0 \le w_j < M \,/\, j = 0,\ldots,3N\}$
- Konstruiere Hash:

$$b_x(I) \equiv_\mu \left(\sum_{j=1}^{3N} I_j w_j\right)$$

$$b_y(J) \equiv_\mu \left(w_0 + \sum_{j=1}^{3N} J_j w_j\right)$$

$$b_z(K) \equiv_\mu \left(w_0 + \sum_{j=1}^{3N} (2 - K_j) w_j\right) / 2$$

- jetzt alle $X^I$, $Y^J$, $Z^K$ auf null setzen, für die $b_x(I), b_y(J), b_z(K) \notin \mathrm{B}$

$$\Rightarrow\; b_x(I) + b_y(J) \equiv_M 2\, b_z(K)$$

$$\text{mit } b_x(I) = b_y(J) = b_z(K) \quad (\text{wg. Salem-Spencer Theorem})$$

$\Rightarrow$ Die Blockindizes der Variablen sind in Zahlen gehasht worden, so daß für alle Terme $X^I Y^J Z^K$ der trilinearen Form die Hashwerte den Salem-Spencer-Bedingungen genügen!





- Konstruiere Liste von Tripeln $(X^I, Y^J, Z^K)$ mit $b_x(I) = b_y(J) = b_z(K) = b, \quad \forall b \in \mathrm{B}$.
- Aus allen Listen werden jetzt die Tripel gestrichen, bei denen eine oder mehrere Komponenten bereits in anderen Tripeln enthalten sind, so daß jeder Variablenblock in höchstens einem MM-Blockprodukt enthalten ist

  $\Rightarrow$ mehrere disjunkte MM!

  und zwar mind. $\mathrm{H} = \frac{1}{4}\binom{3N}{N,N,N} M^{-2}$ pro Liste (H hängt von der Wahl von $W$ ab; es muß jedoch mind. eine Wahl geben, für die H erreicht wird).

$\Rightarrow$ $\mathrm{H} \cdot M'$ disjunkte MM der Größe $\langle q^N, q^N, q^N \rangle$, $(M' = |B| > M^{1-\varepsilon})$

mit Schönhage:

$$(q+2)^{3N} \ge \mathrm{H} M' q^{3N\tau_N};\; \omega_N \le 3\tau_N$$

$$\xrightarrow{q=8} \omega \le 2{,}407$$

(zur Berechnung siehe auch Folie 11)

## Allgemeine Vorgehensweise für schnelle MM

- rekursiv anwendbare, bi- oder trilineare Form
- Tensorproduktbildung
- Konstruktion mehrerer disjunkter Matrixprodukte

$\Rightarrow$ Theorem von Schönhage anwenden, um Abschätzung zu erhalten

## Bestimmung der Tripelanzahl

- Anzahl der Tripel pro Liste:

$$\underbrace{\binom{3N}{N,N,N}}_{\text{Anzahl kompatibler Tripel}} \cdot \underbrace{M^{-2}}_{\text{Wahrscheinlichkeit } b_X(I)=b=b_Y(J)}$$

- Anzahl der rausgestrichenen Tripel pro Liste (hier für gemeinsame $Z^K$):

$$\underbrace{\frac{1}{2}}_{\substack{\text{für gleiche Einträge} \\ ((X_I,Y_J,Z_K),(X_{I'},Y_{J'},Z_K)) \\ ((X_{I'},Y_{J'},Z_K),(X_I,Y_J,Z_K))}} \cdot \underbrace{\binom{3N}{N,N,N}}_{\text{Anzahl kompatibler Tripel}} \cdot \underbrace{\left(\binom{2N}{N,N}-1\right)}_{\substack{\text{Anzahl kompatibler Blöcke} \\ Y_J \cong Z_K \text{ und } Y_{J'} \cong Z_K \\ \text{aber } Y_{J'} \neq Y_J}} \cdot \underbrace{M^{-3}}_{\substack{\text{Wahrscheinlichkeit} \\ b_Z(K)=b=b_Y(J) \\ \text{und } b_Y(J')=b}}$$

- Für die Anzahl der Tripelpaare mit gemeinsamen $X^I$ oder $Y^J$ gilt die gleiche Beziehung $\Rightarrow$ Faktor 3
  $\Rightarrow$ Anzahl der Tripel pro Liste nach dem Streichen:

$$\binom{3N}{N,N,N} M^{-2} - \frac{3}{2}\binom{3N}{N,N,N}\left(\binom{2N}{N,N}-1\right) M^{-3} \geq \frac{1}{4}\binom{3N}{N,N,N} M^{-2} =: \mathrm{H}$$





## Theorem von Salem-Spencer

Für ein $\varepsilon > 0$ gibt es ein $M_\varepsilon \cong 2^{c/\varepsilon^2}$, so daß für alle $M > M_\varepsilon$ eine Menge $B$ von $M' > M^{1-\varepsilon}$ unterschiedlichen Ganzzahlen existiert.

$$B = \left\{ b_1, b_2, \ldots, b_{M'} \;/\; 0 < b_1 < b_2 < \ldots < b_{M'} < \frac{M}{2} \right\}$$

Dabei gilt für alle $b \in B$:
Seien $b_i, b_j, b_k \in B \;\Rightarrow\; b_i + b_j = 2b_k$, falls $b_i = b_j = b_k$

Da $\forall b \in B: 0 < b < \frac{M}{2}$ gilt die Aussage auch im Ring $Z_m$ der Integerzahlen Modulo m.

## Bestimmung der Matrixdeterminante (Chistov, 1985)

Sei $A=(a_{ij})_{1\le i,j\le n}$ quadratische Matrix und $A_\mu=(a_{ij})_{\mu\le i,j\le n}$ quadratische Untermatrix von A.

$$A=\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & \dots & a_{2n} \\ \cdot & & \ddots & & \cdot \\ \cdot & & & & \cdot \\ \cdot & & & \ddots & \cdot \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & \dots & a_{nn} \end{pmatrix} \Rightarrow A_2=\begin{pmatrix} a_{22} & \dots & \dots & a_{2n} \\ \cdot & \ddots & & \cdot \\ \cdot & & & \cdot \\ \cdot & & \ddots & \cdot \\ a_{n2} & \dots & \dots & a_{nn} \end{pmatrix}$$

Sei $\Delta_\mu(t)=\det(E-tA_\mu)$;

$\mathrm{Char}_A(t)=\sum_{i=0}^{n} c_i t^i = t^n\Delta_1(t^{-1})$ ist charakteristisches Polynom von A und $\det A = c_0$

mit $(E-tA_\mu)^{-1}=(a_{ij}^{(\mu)})_{\mu\le i,j\le n}$ folgt $a_{\mu\mu}^{(\mu)}=\dfrac{\Delta_{\mu+1}(t)}{\Delta_\mu(t)}$, $(\Delta_{n+1}=1)$ und

$$\Rightarrow \frac{1}{\Delta_1(t)}=\prod_{1\le\mu\le n} a_{\mu\mu}^{(\mu)}$$





Matrix $(a_{ij}^{(\mu)})$ und damit $a_{\mu\mu}^{(\mu)}$ können durch folgende Gleichung bestimmt werden:

$$(a_{ij}^{(\mu)})_{\mu\le i,j\le n}=(E-tA_\mu)^{-1}=E+\sum_{i\ge 1} t^i A_\mu^i$$

**Trick:** Da das charakteristische Polynom vom Grad höchstens n ist, können die Summenterme auf Grad n gekürzt werden.

$$\Rightarrow (a_{ij}^{(\mu)})_{\mu\le i,j\le n} \bmod t^{n+1}=\left(E+\sum_{i=1}^{n} t^i A_\mu^i\right) \bmod t^{n+1}$$

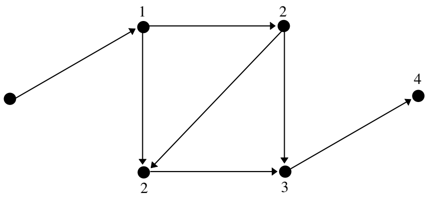
Betrachte $E+\sum_{i=1}^{n} t^i A_\mu^i$: Da jede Potenz von A in $O(\mathrm{ld}^2 n)$ bestimmt werden kann, gilt

für den Zeitbedarf $O(\mathrm{ld}^2 n)$ auf $n\cdot M(n)$ Prozessoren. Alle $a_{\mu\mu}^{(\mu)}$ können parallel berechnt werden!

$\Rightarrow$ Anzahl der Prozessoren: $O(n\cdot M(n))$ pro $E+\sum_{i=1}^{n} t^i A_\mu^i \Rightarrow O(n^2\cdot M(n))$

## BFS-Nummerierung von Graphen (Gazit/Miller, 1987)

$G=(V,E)$




### *Algorithmus in zwei Teilen:*

1. Berechne Näherung
2. Berechne Distanz

### *Berechne Näherung*

Sei $B_0[u,v] = \begin{cases} 1\,; & (u,v) \in E \vee u = v \\ 0\,; & \text{sonst} \end{cases}$ Inzidenzmatrix von $G$.

Durch $B_{i+1}=B_i^2$ ist eine Folge gegeben, mit der $B_1,...,B_{\lceil \mathrm{ld}\, n\rceil}$ in $O(\mathrm{ld}^2 n)$ mit $M(n)$ Prozessoren berechnet werden kann ($n=|V|$).

$\Rightarrow \; B_i[u,v] = \begin{cases} 1\,; & d(u,v) \le 2^i \\ 0\,; & \text{sonst} \end{cases}$ mit $d(u,v)$ = Distanz von u und v





Erzeuge $M_i[u,v] = \begin{cases} 0\,; & u = v \\ 2^i\,; & d(u,v) \le 2^i \\ \infty\,; & \text{sonst} \end{cases}$ (geht in Zeit $O(1)$)

$\Rightarrow$ Entfernungen sind bis auf einen Faktor 2 bestimmt, d. h. $2^{i-1}+1 \le d(u,v) \le 2^i$. Der Zeitaufwand ist $O(\mathrm{ld}^2 n)$.

### *Berechne Distanz*

Sei $D_u = \begin{cases} 0\,; & u = s \\ \infty\,; & \text{sonst} \end{cases}$ $\forall 1 \le u \le n.$ s ist dabei der Knoten, von dem aus die Entfernungen bestimmt werden sollen. $D$ ist ein in $O(1)$ auf $n$ Prozessoren berechenbarer Zeilenvektor.

**Berechne**: for $i = \lceil \mathrm{ld}\, n \rceil$ to $0$
$D=D*M_i$

wobei * MM über dem Semiring (N, min, +) bedeutet, d. h.

$$\begin{pmatrix} x_1 & x_2 & x_3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_{11} & y_{12} & y_{13} \\ y_{21} & y_{22} & y_{23} \\ y_{31} & y_{32} & y_{33} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \min(x_1 + y_{11}, x_2 + y_{21}, x_3 + y_{31}) & \quad \min(x_1 + y_{13}, x_2 + y_{23}, x_3 + y_{33}) \end{pmatrix}$$

Offending Command = MSTT31c3ff
Error = nametype : undefined
this name is not defined in a dictionary
Stack =
G4c
--nostringval--
G4c
--nostringval--
76
G4c