

# LINEARE ALGEBRA ROUTINEN

Julia Becker  
04.04.2012  
Bonn

# Inhaltsverzeichnis

## ■ Notation

- Matrizen
- Vektoren
- Matrizen und Vektoren

## ■ Basis Routinen

- Skalarprodukt und Saxpy
- Matrix-Vektor Multiplikation und Gaxpy
- Matrizenmultiplikation
- Anmerkung „Level“

## ■ Matrixstrukturen ausnutzen

- Flops
- Bandmatrizen
- Symmetrische Matrizen
- Anmerkung zum Arbeitsspeicher

- numerische Berechnungen mit Matrizen basieren auf der Analyse der Matrizen-Multiplikation
  - es werden verschiedene Herangehensweisen und Darstellungen vorgestellt
- algebraische Operationen können durch die lineare Algebra sowie numerisch dargestellt werden
- Algorithmen werden in einer stilisierten Form von MATLAB dargestellt, sowie Begriffe der Software LAPACK benutzt
- vorgestellte Algorithmen sollten als zusammenfassende Darstellung der Idee aufgefasst werden und kritisch angewendet werden

# Matrizen

## ■ Matrix-Notation

$$A \in \mathbb{R}^{m \times n} \Leftrightarrow A = (a_{ij}) = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix} \quad a_{ij} \in \mathbb{R}$$

## ■ Matrix-Operationen

- $C = A^T \Rightarrow c_{ij} = a_{ji} \quad (\mathbb{R}^{m \times n} \rightarrow \mathbb{R}^{n \times m})$
- $C = A + B \Rightarrow c_{ij} = a_{ij} + b_{ij} \quad (\mathbb{R}^{m \times n} + \mathbb{R}^{m \times n} \rightarrow \mathbb{R}^{m \times n})$
- $C = \alpha A \Rightarrow c_{ij} = \alpha a_{ij} \quad (\mathbb{R} \times \mathbb{R}^{m \times n} \rightarrow \mathbb{R}^{m \times n})$
- $C = AB \Rightarrow c_{ij} = \sum_{k=1}^r a_{ik} b_{kj} \quad (\mathbb{R}^{m \times p} \times \mathbb{R}^{p \times n} \rightarrow \mathbb{R}^{m \times n})$

# Matrizen

- Zerlegung der Matrix in Zeilen und Spalten

$$A \in \mathbb{R}^{m \times n} \Leftrightarrow A = \begin{bmatrix} r_1^T \\ \vdots \\ r_m^T \end{bmatrix}, r_k \in \mathbb{R}^n$$

$$A \in \mathbb{R}^{m \times n} \Leftrightarrow A = [c_1, \dots, c_n], c_k \in \mathbb{R}^m$$

- Doppelpunkt-Notation

- bezeichnet k-te Zeile:  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ,  $A(k, :) = [a_{k1}, \dots, a_{kn}]$

- bezeichnet k-te Spalte:  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ,  $A(:, k) = \begin{bmatrix} a_{1k} \\ \vdots \\ a_{mk} \end{bmatrix}$

# Vektoren

## ■ Vektor-Notation

$$x \in \mathbb{R}^{n \times 1} \Leftrightarrow x = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \quad x_i \in \mathbb{R}$$
$$x \in \mathbb{R}^{1 \times n} \Leftrightarrow x = (x_1, \dots, x_n) \quad x_i \in \mathbb{R}$$

## ■ Vektor-Operationen

$$a \in \mathbb{R}, x \in \mathbb{R}^n, y \in \mathbb{R}^n$$

- $z = \alpha x \Rightarrow z_i = \alpha x_i$
- $z = x + y \Rightarrow z_i = x_i + y_i$
- $c = x^T y \Rightarrow c = \sum_{i=1}^n x_i y_i$

# Vektoren

- Vektor-Operationen

- $z = x * y \Rightarrow z_i = x_i y_i$

- Saxpy

- $y = \alpha x + y \Rightarrow y_i = \alpha x_i + y_i$

- „scalar a x plus y“

# Vektoren und Matrizen

- Gaxpy, generalized saxpy

$$A \in \mathbb{R}^{m \times n}, x \in \mathbb{R}^n, y \in \mathbb{R}^m$$

$$y = Ax + y \Rightarrow y_i = \sum_{j=1}^n a_{ij}x_j + y_i, i = 1:m$$

# Skalarprodukt und Saxpy

- **Algorithmus 1.1.1.** (Skalarprodukt,  $x, y \in \mathbb{R}^n$ ,  $c = x^T y$ )

- for  $i = 1:n$   
     $c = c + x(i)y(i)$   
end

- **Algorithmus 1.1.2.** (Saxpy;  $x, y \in \mathbb{R}^n$ ;  $a \in \mathbb{R}$ ,  $y = ax + y$ )

- for  $i = 1:n$   
     $y(i) = ax(i) + y(i)$   
end

## Matrix-Vektor Multiplikation und Gaxpy

### ■ Algorithmus 1.1.3.

(Gaxpy: Zeilenversion,  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ,  $x \in \mathbb{R}^n$ ,  $y \in \mathbb{R}^m$ ,  $y = Ax + y$ )

```
for i = 1:m
    for j = 1:n
        y(i) = A(i,j)x(j) + y(i)
    end
end
```

- innere Schleife stellt eine Saxpy Operation dar

# Matrix-Vektor Multiplikation und Gaxpy

### ■ Algorithmus 1.1.4.

(Gaxpy: Spaltenversion,  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ,  $x \in \mathbb{R}^n$ ,  $y \in \mathbb{R}^m$ ,  $y = Ax + y$ )

```
for j = 1:n
    for i = 1:m
        y(i) = A(i,j)x(j) + y(i)
    end
end
```

- innere Schleife stellt eine Saxpy Operation dar

# Matrix-Vektor Multiplikation und Gaxpy

- A als eine Sammlung von Reihen, Algorithmus 1.1.3 :

- for  $i = 1:m$

$$y(i) = r_i^T x + y(i)$$

- end

- A als eine Ansammlung von Spalten, Algorithmus 1.1.4. :

- for  $j = 1:n$

$$y = x_j c_j + y$$

- end

- $y$  erscheint hier als fortlaufende Vektorsumme, die immer wieder durch Saxpy Updates aktualisiert wird

# Matrix-Vektor Multiplikation und Gaxpy

### ■ Algorithmus 1.1.3. bzw. 1.1.4. in Doppelpunkt-Notation

■ for i = 1:m

$$y(i) = A(i,:)x + y(i)$$

end

■ for j = 1:n

$$y = x(j)A(:,j) + y$$

end

- diese Darstellungsart entfernt sich weiter von der linearen Algebra und fokussiert eher numerische Themen

# Matrix-Vektor Multiplikation und Gaxpy

- als weitere Anwendung der Doppelpunkt-Notation, betrachten wir nun das äußere Produkt bzw. Vektorprodukt

$$A \in \mathbb{R}^{m \times n}, x \in \mathbb{R}^{m \times 1}, y \in \mathbb{R}^{1 \times n}$$

$$A = A + xy^T$$

- $xy^T$  ist ein spezielles Matrix-Matrix-Produkt, dessen Einträge sich wie folgt zusammensetzen:

$$a_{ij} = a_{ij} + x_i y_j \text{ mit } i = 1:m \text{ und } j = 1:n$$

# Matrix-Vektor Multiplikation und Gaxpy

- daraus ergeben sich die folgenden zwei Algorithmen:

- for i = 1:m

$$A(i,:) = A(i,:) + x(i)y^T$$

end

- ein Vielfaches von  $y^T$  wird zu jeder Zeile von A addiert

- for j = 1:n

$$A(:,j) = A(:,j) + y(i)x$$

end

- ein Vielfaches von  $y^T$  wird zu jeder Spalte von A addiert

## Matrizenmultiplikation

- nach dem Vorangegangenen gibt es nun 3 verschiedene Herangehensweisen an die Matrizenmultiplikation

- jeder Eintrag als **Skalarprodukt** interpretiert

- $$\begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 5 & 6 \\ 7 & 8 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 * 5 + 2 * 7 & 1 * 6 + 2 * 8 \\ 3 * 5 + 4 * 7 & 3 * 6 + 4 * 8 \end{bmatrix}$$

- **Linearkombinationen der Spalten: Saxpy**

- $$\begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 5 & 6 \\ 7 & 8 \end{bmatrix} = \left[ 5 \begin{bmatrix} 1 \\ 3 \end{bmatrix} + 7 \begin{bmatrix} 2 \\ 4 \end{bmatrix}, 6 \begin{bmatrix} 1 \\ 3 \end{bmatrix} + 8 \begin{bmatrix} 2 \\ 4 \end{bmatrix} \right]$$

- **Summe von Vektorprodukten**

- $$\begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 5 & 6 \\ 7 & 8 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 5 & 6 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 2 \\ 4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 7 & 8 \end{bmatrix}$$

- numerisch gesehen gibt es einige Unterschiede zwischen den Verfahren z.B. bezüglich des Zugriffs auf Daten bzw. des Speicherplatzbedarfs

## Matrizenmultiplikation

- Matrizenmultiplikation:  $A \in \mathbb{R}^{m \times p}$ ,  $B \in \mathbb{R}^{p \times n}$ ,  $C \in \mathbb{R}^{m \times n}$   $C = AB + C$
- gewöhnlich Interpretation als Array von Skalarprodukten, wobei Einträge nacheinander von rechts nach links, von oben nach unten berechnet werden
- dafür wird klassisch ein triple loop benötigt, diese können auf  $3!=6$  Varianten angeordnet werden

Loop Order	Inner Loop	Middle Loop	Inner Loop Data Access
ijk	Skalarprodukt	Vektor x Matrix	A Zeile, B Spalte
jik	Skalarprodukt	Matrix x Vektor	A Zeile, B Spalte
ikj	Saxpy	Gaxpy Zeile	B Zeile, C Zeile
jki	Saxpy	Gaxpy Spalte	A Spalte, C Spalte
kij	Saxpy	Vektorprodukt Zeile	B Zeile, C Zeile
kji	Saxpy	Vektorprodukt Spalte	A Spalte, C Spalte

## Matrizenmultiplikation

### ■ Algorithmus 1.1.5.

(Matrixmultiplikation: ijk-Variante)

```
for i = 1:m
    for j = 1:n
        for k = 1:p
            C(i,j) = A(i,k)B(k,j) + C(i,j)
        end
    end
end
end
```

- innere Schleife: Skalarprodukt
- mittlere Schleife: Matrix x Vektor
- Datenzugriff: A als Zeile, B als Spalte

## Matrizenmultiplikation

### ■ Algorithmus 1.1.5.

(Matrixmultiplikation: jki-Variante)

```
for j = 1:n
    for k = 1:p
        for i = 1:m
            C(i,j) = A(i,k)B(k,j) + C(i,j)
        end
    end
end
end
```

- innere Schleife: Saxpy
- mittlere Schleife: Gaxpy Spalte
- Datenzugriff: A als Spalte, C als Spalte

## Matrizenmultiplikation

- jede Variante benötigt den gleichen Aufwand an Gleitkommaarithmetik, greift jedoch auf die Daten von A, B und C unterschiedlich zu

Loop Order	Inner Loop	Middle Loop	Inner Loop Data Access
ijk	Skalarprodukt	Vektor x Matrix	A Zeile, B Spalte
jik	Skalarprodukt	Matrix x Vektor	A Zeile, B Spalte
ikj	Saxpy	Gaxpy Zeile	B Zeile, C Zeile
jki	Saxpy	Gaxpy Spalte	A Spalte, C Spalte
kij	Saxpy	Vektorprodukt Zeile	B Zeile, C Zeile
kji	Saxpy	Vektorprodukt Spalte	A Spalte, C Spalte

## Matrizenmultiplikation

- Skalarproduktversion, verschiedene Interpretationen

- **Algorithmus 1.1.6**

- for i = 1:m
  - for j = 1:n
    - $C(i,j) = A(i,:)B(:,j) + C(i,j)$
  - end
- end

- for i = 1:m
  - for j = 1:n
    - $C_{ij} = a_i^T b_j + c_j$
  - end
- end

## Matrizenmultiplikation

### ■ Algorithmus 1.1.6

- for  $i = 1:m$

$$c_i^T = a_i^T B + c_i^T$$

- end

- for  $i = 1:m$

$$C(i,:) = A(i,:)B + C(i,:)$$

- end

## Matrizenmultiplikation

- Saxpy Darstellung, A und C sind in Spalten aufgeteilt

- $C = AB + C \Rightarrow c_j = \sum_{k=1}^p b_{kj} a_k + c_j, j = 1:n$

- dies kann mit einer Abfolge von Saxpy Updates zusammengefasst werden

- **Algorithmus 1.1.7**

- for j = 1:n

- for k = 1:p

- $C(:,j) = A(:,k)B(k,j) + C(:,j)$

- end

- end

- for j = 1:n

- $C(:,j) = AB(:,j) + C(:,j)$

- end

## Matrizenmultiplikation

### ■ Vektorprodukt Darstellung

- A wird als Ansammlung von Spalten und B als Sammlung von Zeilen betrachtet
- interpretiert man AB als Summe von p äußeren Produkten ergibt sich:

### ■ Algorithmus 1.1.8.

- for k = 1:p  
     $C = A(:,k)B(k,:) + C$   
end

## Matrizenmultiplikation

### ■ Komplexe Matrizen

- Vektor/Matrix Addition und Multiplikation sind im Komplexen identisch zum Realen
- transponieren wird zu konjugiert transponieren
  - $C = A^H \implies c_{ij} = \bar{a}_{ji}, C \in \mathbb{C}^{m \times n}$
- Skalarprodukt
  - $s = x^H y = \sum_{i=1}^n \bar{x}_i y_i$
- $A = B + iC \in \mathbb{C}^{m \times n}$ , dann bezeichnet  $\text{Re}(A)=B$  den Realteil von A, sowie  $\text{Im}(A)=C$  den Imaginärteil von A

## Matrizenmultiplikation

### ■ „Level“

#### ■ Level-1 Operation:

- Komplexität linear, d.h. arithmetischer Aufwand, sowie Datenmenge linear
- Beispiele: Skalarprodukt, Saxpy  $\rightarrow je \mathcal{O}(n)$

#### ■ Level-2 Operation:

- Komplexität quadratisch, Arbeitsaufwand sowie Datenmenge quadratisch
- Beispiele: äußeres Produkt, Gaxpy  $\rightarrow je \mathcal{O}(mn)$

# Matrizenmultiplikation

## ■ „Level“

### ■ Level-3 Operation:

- Speicherplatz für die Daten ist quadratisch, Arbeitsaufwand jedoch kubisch
- Beispiel: Matrixupdate ( $C=AB+C$ ) → für  $n \times n$  Matrizen:  
 $\mathcal{O}(n^2)$  Matrixeinträge,  $\mathcal{O}(n^3)$  arithmetische Operationen

# Matrixstrukturen ausnutzen

- Effizienz bzw. Leistungsfähigkeit eines Algorithmus hängt von vielen Dingen ab
  - die zwei wichtigsten Punkte sind jedoch:
    - Menge an arithmetischen Operationen
    - Speicherplatzbedarf
- als Beispiele zur Effizienzsteigerung dieser zwei Argumente werden Bandmatrizen sowie symmetrische Matrizen betrachtet

## Flops

- floating point operations per second
  - Anzahl der Gleitkommaoperationen, die von Rechnersystemen oder Prozessoren pro Sekunde ausgeführt werden können
  - dienen hier als Maß für die Effizienz eines Algorithmus
- aber: Flops sind nur eine kurze Bilanz, die nur einen Aspekt der Effizienz aufgreifen

## Flops

- Anzahl der Flops berechnet man durch Aufsummieren der arithmetischen Operationen zusammen mit dem meist verschachtelten Befehl im Algorithmus
  - Beispiel: Matrixmultiplikation
    - Befehl:  $C(i,j) = A(i,k)B(k,j) + C(i,j)$
    - beinhaltet 2 Flops, die  $mnp$  mal ausgeführt werden → normale Matrixmultiplikation benötigt  $2mnp$  Flops

## Bandmatrizen

- gehören zu den dünnbesetzten Matrizen: neben Hauptdiagonale nur bestimmte Anzahl an Nebendiagonalen ungleich Null
  - $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ , dann bezeichnet man mit der Bandbreite folgendes:
    - $p$  ist untere Bandbreite, wenn  $a_{ij} = 0$  für  $i > j + p$
    - $q$  ist obere Bandbreite, wenn  $a_{ij} = 0$  für  $j > i + q$
- Bandstrukturen von häufig auftretenden  $m \times n$  Matrizen

Matrixart	Untere Bandb.	Obere Bandb.
Diagonalm.	0	0
obere Dreiecksm.	0	n-1
obere Bidiagonalm.	0	1
untere Hessenbergm.	m-1	1

## Bandmatrizen

- x-0 Notation:  $A = \begin{bmatrix} x & x & 0 \\ 0 & x & x \\ 0 & 0 & x \end{bmatrix}, x \in \mathbb{R}, A \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$

- Diagonalmatrizen multiplizieren

- $D \in \mathbb{R}^{m \times n}$ , dann  $D = \text{diag}(d_1, \dots, d_q)$ ,  $q = \min(m, n) \Leftrightarrow d_i = d_{ii}$
- $D \in \mathbb{R}^{m \times n}$  diagonal,  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ , dann ist  $DA$  ein row scaling von  $A$  und  $AD$  ein column scaling von  $A$

## Bandmatrizen

### ■ Dreiecksmatrizen multiplizieren

- **Beispiel:**  $A, B$  Dreiecksmatrizen  $\in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ , dann ist  $C = AB$

$$\bullet C = \begin{bmatrix} a_{11}b_{11} & a_{11}b_{11} + a_{12}b_{22} & a_{11}b_{13} + a_{12}b_{23} + a_{13}b_{33} \\ 0 & a_{22}b_{22} & a_{22}b_{23} + a_{23}b_{33} \\ 0 & 0 & a_{33}b_{33} \end{bmatrix}$$

- **es ist**  $a_{ik}b_{kj} = 0$ , wenn  $k < i$  oder  $j < k$ , damit erhalten wir:

$$c_{ij} = \sum_{k=i}^j a_{ik}b_{kj}$$

## Bandmatrizen

### ■ Algorithmus 1.2.1.

(Dreiecksmatrixmultiplikation,  $A, B \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ,  $C = AB$ )

■  $C=0$

for  $i=1:n$

for  $j=i:n$

for  $k=i:j$

$$C(i,j) = A(i,k)B(k,j) + C(i,j)$$

end

end

end

- dieser Algorithmus benötigt nur  $\frac{1}{6}$  des Arbeitsaufwandes einer normalen Matrizenmultiplikation

## Bandmatrizen

- erweitert man die Doppelpunktnotation, lässt sich der Algorithmus weiter verkürzen

- $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ,  $p, q, r \in \mathbb{Z}$  mit  $1 \leq p \leq q \leq n$  und  $1 \leq r \leq m$

- $A(r, p: q) = [a_{rp} \quad \dots \quad a_{rq}] \in \mathbb{R}^{1 \times (q - p + 1)}$

- $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ,  $p, q, c \in \mathbb{Z}$  mit  $1 \leq p \leq q \leq m$  und  $1 \leq c \leq n$

- $A(p: q, c) = \begin{bmatrix} a_{pc} \\ \vdots \\ a_{qc} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{(q - p + 1)}$

## Bandmatrizen

- **Algorithmus 1.2.1.** (verkürzt)
  - $C(1:n, 1:n) = 0$ 
    - for  $i = 1:n$ 
      - for  $j = 1:n$ 
        - $C(i,j) = A(i,i:j)B(i:j,j) + C(i,j)$
  - end
- end

## Bandmatrizen

### ■ Bandspeicherung

- $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  mit unterer Bandbreite  $p$  und oberer Bandbreite  $q$ , mit  $p, q \ll n$
- solche Matrizen können in einem  $(p + q + 1) \times n$ -Array gespeichert werden
  - $a_{ij} = A.band(i - j + q + 1, j)$
- Beispiel:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & 0 & 0 & 0 \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} & 0 & 0 \\ 0 & a_{32} & a_{33} & a_{34} & a_{35} & 0 \\ 0 & 0 & a_{43} & a_{44} & a_{45} & a_{46} \\ 0 & 0 & 0 & a_{54} & a_{55} & a_{56} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & a_{65} & a_{66} \end{bmatrix} \quad A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & a_{13} & a_{24} & a_{35} & a_{46} \\ 0 & a_{12} & a_{23} & a_{34} & a_{45} & a_{56} \\ a_{11} & a_{22} & a_{33} & a_{44} & a_{55} & a_{66} \\ a_{21} & a_{32} & a_{43} & a_{54} & a_{65} & 0 \end{bmatrix}$$

## Bandmatrizen

### ■ Algorithmus 1.2.2.

(Band Gaxpy,  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  mit unterer Bandbreite  $p$  und oberer Bandbreite  $q$ , gespeichert als  $A.\text{band}$ ,  $x, y \in \mathbb{R}^n$ ,  $y = Ax + y$ )

■ for  $j = 1:n$

$$y_{\text{top}} = \max(1, j-q)$$

$$y_{\text{bot}} = \min(n, j+p)$$

$$a_{\text{top}} = \max(1, q+2-j)$$

$$a_{\text{bot}} = a_{\text{top}} + y_{\text{bot}} - y_{\text{top}}$$

$$y(y_{\text{top}}:y_{\text{bot}}) = x(j)A.\text{band}(a_{\text{top}}:a_{\text{bot}}, j) + y(y_{\text{top}}:y_{\text{bot}})$$

end

■ benötigt  $2n(p+q+1)$  Flops

## Symmetrische Matrizen

- eine Matrix ist symmetrisch, falls  $A^T = A, A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 
  - Speicherbedarf kann halbiert werden, indem nur das untere Dreieck gespeichert wird
    - $a_{ij} = A.\text{vec} \left( (j-1)n - \frac{j(j-1)}{2} + i \right) \quad (i \geq j)$
    - Beispiel:  $A = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 2 & 4 & 5 \\ 3 & 5 & 6 \end{bmatrix} \rightarrow A.\text{vec} = [1 \ 2 \ 3 \ 4 \ 5 \ 6]$

## Symmetrische Matrizen

### ■ Algorithmus 1.2.3.

(Symmetric Storage Gaxpy,  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  symmetrisch und als  $A.vec$  gespeichert,  $x, y \in \mathbb{R}^n$ ,  $y = Ax + y$ )

```
■ for j = 1:n
    for i = 1:j-1
        y(i) = A.vec((i-1)n-i(i-1)/2+j)x(j) + y(i)
    end
    for i = j:n
        y(i) = A.vec((j-1)n-j(j-1)/2+i)x(j) + y(i)
    end
end
```

■ benötigt  $2n^2$  Flops

## Symmetrische Matrizen

- symmetrische Matrizen können auch diagonal gespeichert werden

- $i \geq j, a_{i+k, i} = A.\text{diag} \left( i + nk - \frac{k(k-1)}{2} \right), (k \geq 0)$

- $A \in \mathbb{R}^{m \times n}, D(A, k) \in \mathbb{R}^{m \times n}$ , bezeichnet die  $k$ -te Diagonale von  $A$ :

- $[D(A, k)]_{ij} = \begin{cases} a_{ij} & j = i + k, 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$

- Beispiel:

- $A = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 2 & 4 & 5 \\ 3 & 5 & 6 \end{bmatrix}, A.\text{diag} = [1 \ 4 \ 6 \ 2 \ 5 \ 3]$

## Symmetrische Matrizen

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 2 & 4 & 5 \\ 3 & 5 & 6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 3 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 5 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 4 & 0 \\ 0 & 0 & 6 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 2 & 0 & 0 \\ 0 & 5 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{bmatrix}$$

- beim A.diag Schema werden die Diagonalen aufeinanderfolgend gespeichert
- daraus ergibt sich für das Gaxpy  $y = Ax + y$ 
  - $y = D(A, 0)x + \sum_{k=1}^{n-1} (D(A, k) + D(A, k)^T)x + y$

## Symmetrische Matrizen

### ■ Algorithmus 1.2.4.

(Store-By-Diagonal Gaxpy,  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ , *symmetrisch, als A.diag gespeichert*,  $x, y \in \mathbb{R}^n$ ,  $y = Ax + y$ )

```
■ for i = 1:n
    y(i) = A.diag(i)x(i) + y(i)
end
for k = 1:n-1
    t = nk-k(k-1)/2
    {y = D(A,k)x + y}
    for i = 1:n-k
        y(i) = A.diag(i+t)x(i+k) + y(i)
    end
    {y = D(A,k)Tx + y}
    for i = 1:n-k
        y(i+k) = A.diag(i+t)x(i) + y(i+k)
    end
end
end
```

## Anmerkung zum Arbeitsspeicher

- andere Möglichkeit den Arbeitsspeicheraufwand bei numerischen Berechnungen von Matrizen zu verringern ist, die zu überschreibenden Input-Daten zu kontrollieren
  - betrachten Matrixmultiplikation  $C = AB$  unter Bedingung, dass Eingabematrix  $B$  mit Ausgabematrix  $C$  überschrieben werden soll
  - **Algorithmus 1.1.7.** kann jedoch nicht folgendermaßen modifiziert werden:
    - for  $j = 1:n$ 
      - for  $k = 1:n$ 
        - $B(:,j) = B(:,j) + A(:,k)B(k,j)$
      - end
    - end

# Symmetrische Matrizen

- jedoch reicht ein linearer Arbeitsspeicher, der die j-te Spalte des Produktes sichert, solange sie mit  $B(:,j)$  überschrieben werden kann:

```
■ for j = 1:n
    w(1:n) = 0
    for k = 1:n
        w(:) = w(:) + A(:,k)B(k,j)
    end
    B(:,j) = w(:)
end
```

**Vielen Dank für  
Eure  
Aufmerksamkeit!**