

# Vorlesung 7

Roderich Tumulka

December 1, 2005

## 7 Vektoren und Matrizen, Teil 2

Definition. Die *Transponierte*  $A^T$  einer  $n \times m$ -Matrix  $A = (a_{ij})$  ist die  $m \times n$ -Matrix mit den Einträgen  $a_{ji}$ .  $A$  heißt *symmetrisch*, wenn  $A^T = A$ .

Bemerkung. Vektoren lassen sich als Matrizen auffassen; man muss sich nur festlegen, ob sie Spaltenvektoren (und damit  $n \times 1$ -Matrizen) oder Zeilenvektoren (und damit  $1 \times n$ -Matrizen) sind. Sei  $A \in \mathcal{M}(n, m)$  und  $x \in \mathbb{R}^m$ , aufgefasst als Spaltenvektor  $x \in \mathcal{M}(m, 1)$ . Dann ist  $Ax \in \mathcal{M}(n, 1)$  ein Spaltenvektor, für den wir einfach schreiben  $Ax \in \mathbb{R}^n$ , genannt "A angewandt auf den Vektor  $x$ ".

Anwendung: Bei einem *Markoff-Prozess in diskreter Zeit* hat jedes Individuum einer Gesamtheit eine bestimmte Wahrscheinlichkeit  $w_{ij}$ , im nächsten Schritt in den Zustand Nummer  $i$  überzugehen, wenn es sich gerade im Zustand Nummer  $j$  befindet. Wenn es  $n$  mögliche Zustände gibt, bilden die Zahlen  $w_{ij} \in [0, 1]$  eine  $n \times n$ -Matrix, genannt Übergangsmatrix  $W$  des Markoff-Prozesses. Befinden sich zu einem Zeitpunkt  $N_1$  Individuen im Zustand 1,  $\dots$ ,  $N_n$  Individuen im Zustand  $n$ , zusammengefasst im Vektor  $N = (N_1, \dots, N_n)$  (Populationsvektor oder Besetzungszahlvektor), so befinden sich im nächsten Schritt im Mittel (und, falls  $N_1, \dots, N_n$  groß genug sind, näherungsweise)  $N_1^{(1)} = w_{11}N_1 + w_{12}N_2 + \dots + w_{1n}N_n$  Individuen im Zustand 1, allgemein  $N_i^{(1)} = w_{i1}N_1 + w_{i2}N_2 + \dots + w_{in}N_n$  Individuen im Zustand  $i$ . In anderen Worten, mit den Abkürzungen  $N^{(t)} = (N_1^{(t)}, N_2^{(t)}, \dots, N_n^{(t)})$  und  $N^{(0)} = N$ ,

$$N^{(t+1)} = WN^{(t)}.$$

Beispiel: Tübingen hat 83.000 Einwohner, Reutlingen 112.000. Wenn jedes Jahr 5% der Einwohner Tübingens nach Reutlingen umzögen und 10% der Einwohner Reutlingens nach Tübingen, aber niemand an irgend einen (oder von einem) anderen Ort, und niemand stürbe oder geboren würde, so erhielte man für das nächste Jahr:

$$N^{(1)} = \begin{pmatrix} 0,95 & 0,1 \\ 0,05 & 0,9 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 83.000 \\ 112.000 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 90.050 \\ 104.950 \end{pmatrix}.$$

Gelten im folgenden Jahr noch dieselben Übergangswahrscheinlichkeiten, so ergibt sich:

$$N^{(2)} = \begin{pmatrix} 0,95 & 0,1 \\ 0,05 & 0,9 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 90.050 \\ 104.950 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 96.042,5 \\ 98.957,5 \end{pmatrix}.$$

Eine *Gleichgewichtslage oder stationäre Verteilung* wäre dann erreicht, wenn  $WN = N$ , d.h. wenn jedes Jahr gleich viele von T nach R wie von R nach T umziehen, also  $0,05 N_1 = 0,1 N_2 \Rightarrow N_1 = 2N_2$ . Da stets  $N_1 + N_2 = 195.000$ , ergibt sich daraus die Gleichgewichtslage  $N_1 = 130.000$  und  $N_2 = 65.000$ .

Beispiel: Wachstumsmodell eines Gletschers. Das Volumen  $V^{(t)}$  eines Gletschers ändert sich von Jahr zu Jahr in zufälliger Weise durch Niederschlag  $S(t)$  und Abschmelzen  $A(t)$ ,  $V^{(t+1)} = V^{(t)} + S(t) - A(t)$ . Wir nehmen vereinfachend an, dass die zufällige Niederschlagsmenge  $S(t)$  jedes Jahr unabhängig vom Vorjahr einer bestimmten Wahrscheinlichkeitsverteilung  $p$  gehorcht, d.h.  $S(t) = k$  mit Wahrscheinlichkeit  $p_k \in [0, 1]$  für  $k \in \{0, 1, \dots, K\}$ , wobei  $p_0 + p_1 + \dots + p_K = 1$ ; weiter, dass  $A(t)$  nur von der Größe des Gletschers abhängt,  $A(t) = f(V^{(t)})$ ; weiter, dass  $V, A, S$  in einer geeigneten Maßeinheit nur ganzzahlige Werte annehmen; und schließlich, dass  $V$  den Wert  $V_{\max}$  nicht überschreiten kann,  $V \leq V_{\max}$ . Dann beträgt die Übergangswahrscheinlichkeit von  $V^{(t)} = j$  nach  $V^{(t+1)} = i$  gerade  $w_{ij} = p_k$ , wobei  $i = j + k - f(j)$ , also  $k = i - j + f(j)$ . Die Komponenten des Vektors  $N = (N_0, \dots, N_{V_{\max}})$  bedeuten jetzt nicht die Anzahl der Gletscher mit bestimmter Größe, sondern die Wahrscheinlichkeit einer bestimmten Größe,  $N_m = \text{Wkeit}(V = m)$ . Da wir die jetzige Größe  $V^{(0)}$  kennen, ist  $N^{(0)} = (0, 0, 0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0)$  mit  $N_{V^{(0)}}^{(0)} = 1$ . Gemäß  $N^{(t+1)} = WN^{(t)}$  errechnet sich die Wahrscheinlichkeitsverteilung der zufälligen Größe  $V^{(t)}$  zu einer späteren Zeit,  $N_m^{(t)} = \text{Wkeit}(V^{(t)} = m)$ .

Anwendung: Eine Verallgemeinerung des Markoff-Prozesses ist das Leslie-Populationsmodell: Jedes Individuum einer Gesamtheit befindet sich zu einem Zeitpunkt in einem von  $n$  Zuständen. Ein Individuum im Zustand  $j$  erzeugt im Mittel  $\ell_{ij}$  Individuen im nächsten Schritt im Zustand  $i$ ; diese Werte bilden die Leslie-Matrix  $L = (\ell_{ij}) \in \mathcal{M}(n, n)$ . Ist  $N^{(t)} = (N_1^{(t)}, \dots, N_n^{(t)})$  wieder der Populationsvektor zur Zeit  $t$ , dann ist im Mittel (und für große Besetzungszahlen näherungsweise)

$$N^{(t+1)} = LN^{(t)}.$$

Beispiel: Gesamtheit = Population, Zustand  $i$  = Alter in Jahren  $\in \{0, \dots, k\}$ . Ein Individuum von  $j$  Jahren setzt im Mittel  $\nu_j = \ell_{0j}$  Nachkommen (vom Alter 0) in die Welt und geht außerdem selbst in den Zustand  $i + 1$  über, wenn es nicht stirbt. Ein Individuum von  $j$  Jahren überlebt noch mindestens ein Jahr mit Wahrscheinlichkeit

$s_j \in [0, 1], s_k = 0$ . Also

$$N_0^{(t+1)} = \sum_{j=0}^k \nu_j N_j^{(t)}$$

und

$$N_i^{(t+1)} = s_{i-1} N_{i-1}^{(t)} \quad \text{für } 1 \leq i \leq k.$$

Dem entspricht

$$L = \begin{pmatrix} \nu_0 & \nu_1 & \nu_2 & \cdots & \nu_k \\ s_0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & s_1 & 0 & \cdots & 0 \\ & & \ddots & \ddots & \\ & & & s_{k-1} & 0 \end{pmatrix}$$

Anwendung: Die Drehung der Ebene  $\mathbb{R}^2$  um den Ursprung um den Winkel  $\varphi$  (gegen den Uhrzeigersinn) entspricht in Koordinaten der Anwendung der Matrix

$$\begin{pmatrix} \cos \varphi & -\sin \varphi \\ \sin \varphi & \cos \varphi \end{pmatrix}.$$

(Beweis später)

Rechenregeln Addition: Seien  $A, B, C \in \mathcal{M}(n, m)$ . Dann gilt  $A + B = B + A$  (Kommutativität),  $(A + B) + C = A + (B + C)$  (Assoziativität),  $A + 0 = A$  mit der "Nullmatrix" 0, die als Einträge lauter Nullen hat (Existenz eines neutralen Elementes),  $A + (-A) = 0$  mit  $-A = (-a_{ij})$  (Existenz von additiv-inversen [negativen] Elementen).

Rechenregeln Multiplikation: Seien  $A \in \mathcal{M}(n, m), B \in \mathcal{M}(m, \ell)$  und  $C \in \mathcal{M}(\ell, k)$ . Kommutativität gilt nicht immer (Beispiel Übungsaufgabe), wohl aber  $(AB)C = A(BC)$  (Assoziativität) (ohne Beweis),  $A0 = 0 = 0A$ .  $AI = A = IA$  mit der *Einheitsmatrix*

$$I = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & & \\ \vdots & & \ddots & \\ 0 & \cdots & & 1 \end{pmatrix},$$

die Einsen auf der *Hauptdiagonalen* trägt und sonst nur Nullen ( $I =$  neutrales Element der Multiplikation). Die Einträge der Einheitsmatrix werden oft abgekürzt mit dem *Kronecker-Symbol*  $\delta_{ij}$ ,

$$\delta_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{falls } i = j \\ 0 & \text{falls } i \neq j. \end{cases}$$

Also  $I = (\delta_{ij})$ . Beweis für  $AI = A$ : Wenn  $C = AI$ , dann

$$c_{is} = \sum_{j=1}^n a_{ij} \delta_{js} = a_{i1}0 + \dots + a_{i,s-1}0 + a_{is}1 + a_{i,s+1}0 + \dots + a_{in}0 = a_{is}.$$

Beweis für  $IA = A$ : Wenn  $C = IA$ , dann

$$c_{is} = \sum_{j=1}^n \delta_{ij} a_{js} = 0a_{1s} + \dots + 0a_{i-1,s} + 1a_{is} + 0a_{i+1,s} + \dots + 0a_{ns} = a_{is}.$$

Für manche, aber nicht für alle  $A \in \mathcal{M}(n, n)$  mit  $A \neq 0$  existiert eine *inverse Matrix*  $A^{-1}$  mit der Eigenschaft  $A^{-1}A = I = AA^{-1}$ ; solche  $A$  heißen *invertierbar*. Ist  $A$  invertierbar, dann ist die Inverse eindeutig, d.h., wenn  $B, C \in \mathcal{M}(n, n)$  mit  $BA = I = AB$  und  $CA = I = AC$ , dann  $B = BI = B(AC) = (BA)C = IC = C$ . Ein Beispiel für eine nicht-invertierbare Matrix  $A \neq 0$  ist die Matrix aus der Übungsaufgabe mit  $A^2 = 0$ : sie kann nicht invertierbar sein, denn andernfalls wäre  $A^{-1}(A^2) = A^{-1}0 \Rightarrow (A^{-1}A)A = 0 \Rightarrow IA = 0 \Rightarrow A = 0$ , was nicht stimmt.

Rechenregeln Addition und Multiplikation:  $(A + B)C = AC + BC$  (linke Distributivität) für  $A, B \in \mathcal{M}(n, m)$  und  $C \in \mathcal{M}(m, \ell)$ ,  $A(B + C) = AB + AC$  (rechte Distributivität) für  $A \in \mathcal{M}(n, m)$  und  $B, C \in \mathcal{M}(m, \ell)$ .  $A(-B) = (-A)B = -(AB)$ .

Anwendung der Assoziativität: Aus

$$N^{(t+1)} = LN^{(t)}$$

für Markoff-Prozesse und Leslie-Modelle folgt

$$N^{(t)} = L(L(L(\dots(LN^{(0)}\dots))) = (\dots((LL)L)\dots)L)N^{(0)} = L^t N^{(0)},$$

wobei die Potenzierung von Matrizen  $L^t = LLL \dots L$  (mit  $t$  Faktoren) nur für  $L \in \mathcal{M}(n, n)$  und im allgemeinen nur für Exponenten  $t \in \mathbb{N}$  definiert ist, bei invertierbaren Matrizen auch für  $t \in \mathbb{Z}$ . Potenzrechenregeln:  $A^n A^m = A^{n+m}$ ,  $A^1 = A$ ,  $(A^n)^m = A^{nm}$ , aber im allgemeinen  $(AB)^n \neq A^n B^n$ , denn z.B.  $(AB)^2 = ABAB \neq AAB B = A^2 B^2$ .