

Sei A eine $m \times n$ Matrix und B eine $n \times r$ Matrix über einem Körper \mathbb{F} . Seien auch $f_B : \mathbb{F}^r \rightarrow \mathbb{F}^n$ und $f_A : \mathbb{F}^n \rightarrow \mathbb{F}^m$ die durch diese Matrizen definierten linearen Abbildungen $f_B(\mathbf{x}) = B\mathbf{x}$ und $f_A(\mathbf{y}) = A\mathbf{y}$. Wir wollen nun zeigen, dass

$$f_A(f_B(\mathbf{x})) = f_{AB}(\mathbf{x})$$

gilt. Natürlich folgt dies direkt aus dem Assoziativgesetz der Matrizenmultiplikation (\mathbf{x} ist ja auch eine $r \times 1$ Matrix):

$$f_A(f_B(\mathbf{x})) = A(B\mathbf{x}) = (AB)\mathbf{x} = f_{AB}(\mathbf{x}).$$

Trotzdem lohnt es sich, dies einmal explizit auszurechnen.

Der Vektor $\mathbf{y} = B\mathbf{x}$ ist ein Vektor der Skalarprodukte von \mathbf{x} mit den Zeilen von B , d. h. die k -te Koordinate y_k ($k = 1, \dots, n$) des Vektors \mathbf{y} ist gleich

$$y_k = \sum_{j=1}^r B[k, j] \cdot x_j.$$

Der Vektor $\mathbf{z} = A\mathbf{y}$ ist ebenfalls ein Vektor der Skalarprodukte von \mathbf{y} mit den Zeilen von A und die i -te Koordinate z_i ($i = 1, \dots, m$) des Vektors \mathbf{z} ist gleich

$$\begin{aligned} z_i &= \sum_{k=1}^n A[i, k] \cdot y_k = \sum_{k=1}^n A[i, k] \left(\sum_{j=1}^r B[k, j] \cdot x_j \right) \\ &= \sum_{j=1}^r \left(\sum_{k=1}^n A[i, k] \cdot B[k, j] \right) \cdot x_j = \sum_{j=1}^r AB[i, j] x_j. \end{aligned}$$

Somit sind auch die Koordinaten von $\mathbf{z} = A(B\mathbf{x}) = f_A(f_B(\mathbf{x}))$ Skalarprodukte von \mathbf{x} mit den Zeilen der Produktmatrix AB , woraus $A(B\mathbf{x}) = (AB)\mathbf{x}$ folgt.

Ist A eine *quadratische* Matrix, so kann man sie mehrmals mit sich selbst multiplizieren: Die n -te Potenz A^n ist dann rekursiv durch $A^1 = A$ und $A^{n+1} = A^n A$ definiert.

Beispiel 7.2: Matrixpotenzen in der Ökonomie

Wir betrachten eine Anzahl von Gütern (Waren, Dienstleistungen), durchnummeriert von 1 bis n . Einen Vektor $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)$ deuten wir als Mengenangaben für diese Güter. Durch eine $n \times n$ Matrix¹ $A = (a_{ij})$ beschreiben wir, wieviel von dem Gut mit der Nummer j bei der Produktion einer Einheit von Gut i verbraucht wird.

Will man nun $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^n$ verkaufen, muss natürlich \mathbf{b} produziert werden, aber zusätzlich wird $A\mathbf{b}$ benötigt, zur Produktion von $A\mathbf{b}$ wiederum $A^2\mathbf{b}$, zur Produktion von $A^2\mathbf{b}$ zusätzlich $A^3\mathbf{b}$, und so weiter, insgesamt

$$\mathbf{x} = \mathbf{b} + A\mathbf{b} + A^2\mathbf{b} + A^3\mathbf{b} + \dots$$

Die Bestimmung von \mathbf{x} (ohne den Grenzwert zu berechnen) läuft so:

$$\mathbf{x} = \mathbf{b} + A\mathbf{b} + A^2\mathbf{b} + A^3\mathbf{b} + \dots$$

¹ In der Ökonomie sind Modelle mit vielen Gütern gebräuchlich, verwandte Matrizen werden für ganze Volkswirtschaften erstellt (mit einigen hundert Zeilen und Spalten).

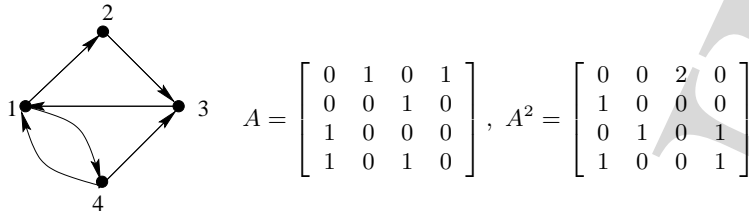


Bild 7.2: Ein gerichteter Graph mit 4 Knoten, seine Adjazenzmatrix A und die zweite Potenz von A .

$$\begin{aligned} Ax &= Ab + A^2b + A^3b + \dots \\ x - Ax &= b. \end{aligned}$$

Also ergibt sich die gesuchte nötige Gesamtproduktion x als Lösung des linearen Gleichungssystems $(E_n - A)x = b$.

In vielen Anwendungen tauchen die folgenden Probleme auf. Gegeben seien eine natürliche Zahl $k \geq 1$ und ein gerichteter Graph $G = (V, E)$ mit n Knoten $V = \{1, \dots, n\}$. Für zwei Knoten i und j interessiert man sich, ob es einen Weg von i nach j der Länge k gibt. Wenn ja, wieviele solche Wege gibt es insgesamt? Solche Fragen treten insbesondere in der Theorie der Markov-Ketten häufig auf.

Wenn wir alle mögliche Wege ausprobieren wollen, wird das zu einem sehr großen Zeitaufwand führen: Im schlimmsten Fall muss man alle n^k mögliche Wege ausprobieren. Man kann aber mit viel kleinerem Rechenaufwand auskommen, wenn man die Matrizenalgebra verwendet: Dann reichen höchstens kn^3 Operationen völlig aus. Dazu betrachtet man die sogenannte »Adjazenzmatrix« $A = (a_{ij})$ von G und berechnet ihre k -te Potenz A^k . Die *Adjazenzmatrix* eines gerichteten Graphen $G = (V, E)$ mit der Knotenmenge $V = \{1, \dots, n\}$ ist eine $n \times n$ Matrix $A = (a_{ij})$ mit $a_{ij} = 1$, falls $(i, j) \in E$, und $a_{ij} = 0$ sonst (Bild 7.2).

Satz 7.3: Anzahl der Wege

Sei G ein gerichteter Graph mit den Knoten $1, \dots, n$ und A sei seine Adjazenzmatrix. Ist A^k die k -te Potenz von A , so gilt für alle $1 \leq i, j \leq n$

$$A^k[i, j] = \text{Anzahl der Wege der Länge } k \text{ in } G \text{ von } i \text{ nach } j.$$

Beweis:

Wir beweisen den Satz mittels Induktion über k .

Für $k = 1$ ist die Behauptung trivialerweise erfüllt, denn es gilt $A^1 = A$ und die Adjazenzmatrix zeigt die Zahl aller Kanten, also aller Wege der Länge 1 zwischen zwei Knoten an.

Sei die Behauptung bereits für alle Potenzen A^r , $r = 1, \dots, k-1$ bewiesen. Nach der Definition der Matrixmultiplikation ist der Eintrag $A^k[i, j]$ in der i -ten Zeile und j -ten Spalte von $A^k = A \cdot A^{k-1}$ genau das Skalarprodukt der i -ten Zeile von A mit

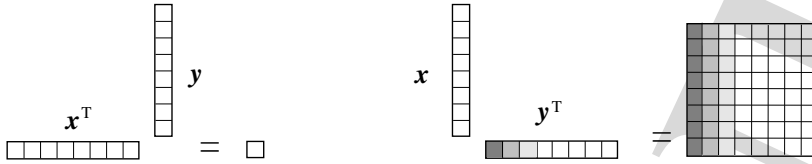


Bild 7.3: Der Unterschied zwischen $x^T \cdot y = \langle x, y \rangle$ und $x \cdot y^T$.

der j -ten Spalte von A^{k-1} , d. h.

$$A^k[i, j] = \sum_{t=1}^n A[i, t] \cdot A^{k-1}[t, j].$$

Für jedes $t = 1, \dots, n$, ist der Summand $A[i, t] \cdot A^{k-1}[t, j]$ genau dann von Null verschieden, wenn $A[i, t] = 1$ gilt und demzufolge $A[i, t] \cdot A^{k-1}[t, j] = A^{k-1}[t, j]$ ist. Da $A^{k-1}[t, j]$ nach Induktionsvoraussetzung die Anzahl der Wege der Länge $k - 1$ angibt, die von t nach j führen, und sich aufgrund der Existenz der Kante (i, t) ($A[i, t] = 1$) jeder dieser Wege zu einem Weg der Länge k von i nach j fortsetzen lässt, trägt der Summand $A[i, t] \cdot A^{k-1}[t, j]$ genau die Anzahl der Wege der Länge $1 + (k-1) = k$ von i (über t) nach j zur Summe $A^k[i, j]$ bei. Da über alle Zwischenknoten t summiert wird, gibt $A^k[i, j]$ wie behauptet die Zahl sämtlicher Wege der Länge k an, die in G von i nach j führen. \square

7.2 Matrizenprodukt und Rang

Sind $x, y \in \mathbb{F}^n$ zwei Spaltenvektoren, so kann man sie auch als $n \times 1$ Matrizen betrachten; x^T und y^T sind dann $1 \times n$ Matrizen. Das Matrizenprodukt $x^T \cdot y$ ist dann nichts anderes als das Skalarprodukt $\langle x, y \rangle$. Was ist aber $x \cdot y^T$? Da x eine $n \times 1$ und y^T eine $1 \times n$ Matrix ist, ist das Produkt $x \cdot y^T$ eine $n \times n$ Matrix $A = (a_{ij})$ mit $a_{ij} = x_i \cdot y_j$ (siehe Bild 7.3). Beachte aber, dass diese Matrix sehr kleinen Rang hat. Es gilt nämlich $\text{rk}(x \cdot y^T) \leq 1$ für alle $x \in \mathbb{F}^m$ und $y \in \mathbb{F}^n$: Die i -te Spalte der Matrix $x \cdot y^T$ ist einfach das y_i -fache $y_i x$ des Vektors x .

Das Matrizenprodukt erlaubt uns, den Rang $\text{rk}(A)$ der Matrizen auch anders zu beschreiben. In vielen Anwendungen ermöglichen diese alternativen Beschreibungen, den Rang nach oben abzuschätzen, ohne ihn dabei explizit zu berechnen. Zunächst haben wir die folgende Ungleichung:

$$\text{rk}(AB) \leq \min \{ \text{rk}(A), \text{rk}(B) \}. \tag{7.1}$$

Dazu reicht es zu beobachten, dass der Spaltenraum von AB eine Teilmenge des Spaltenraumes von A und der Zeilenraum von AB eine Teilmenge des Zeilenraumes von B ist: Die j -te Spalte von AB ist die durch die j -te Spalte b_j von B gegebene Linearkombination Ab_j der Spalten von A .

Satz 7.4: Alternative Definitionen des Rangs

Sei $A = (a_{ij})$ eine $m \times n$ Matrix über einem Körper \mathbb{F} . Dann sind die folgenden drei Aussagen zu der Aussage $\text{rk}(A) \leq r$ äquivalent.