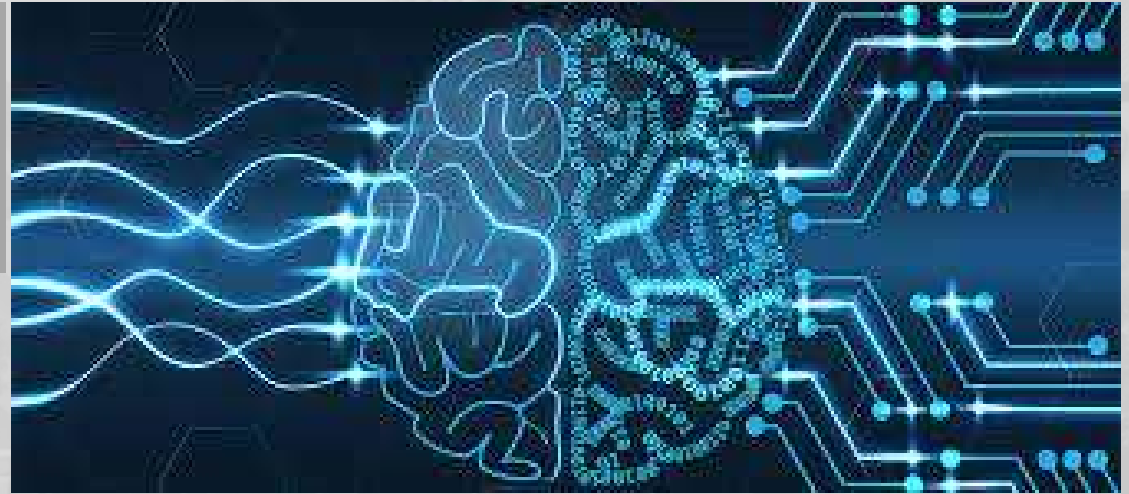


14620323
DEEP LEARNING



Mathematics for Machine Learning



Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya



Teknik Informatika

PENGAMPU



Dr. Fajar Astuti Hermawati, S.Kom.,M.Kom.



Bagus Hardiansyah, S.Kom.,M.Si



Elsen Ronando, S.Si.,M.Si



Andrey Kartika Widhy H., S.Kom., M.Kom.



Capaian Pembelajaran

- Mampu mengidentifikasi konsep matematika dan mesin pembelajaran dasar untuk algoritma deep learning. [C2, A3]



Bahan Kajian

- Linear Algebra
- Probability and Information Theory
- Numerical Computation



Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya



Teknik Informatika

Linear Algebra



Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya

Teknik Informatika

Scalars

- Skalar adalah bilangan tunggal
- Bilangan bulat, bilangan real, bilangan rasional, dll.
- Kita menunjukkannya (notasi) dengan huruf miring : a, n, x
 - “Misalkan $s \in \mathbb{R}$ adalah kemiringan garis,” ketika mendefinisikan skalar bernilai riil
 - “Misalkan $n \in \mathbb{N}$ menjadi jumlah unit” saat mendefinisikan skalar bilangan asli



Vectors

- Vektor adalah larik (array) angka 1-D

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}.$$

- Bisa real, biner, integer, dll.
- Jika setiap elemen dalam \mathbb{R} , dan vektor memiliki n elemen, maka vektor terletak pada himpunan yang dibentuk dengan mengambil produk Cartesian dari \mathbb{R} n kali, dilambangkan dengan \mathbb{R}^n

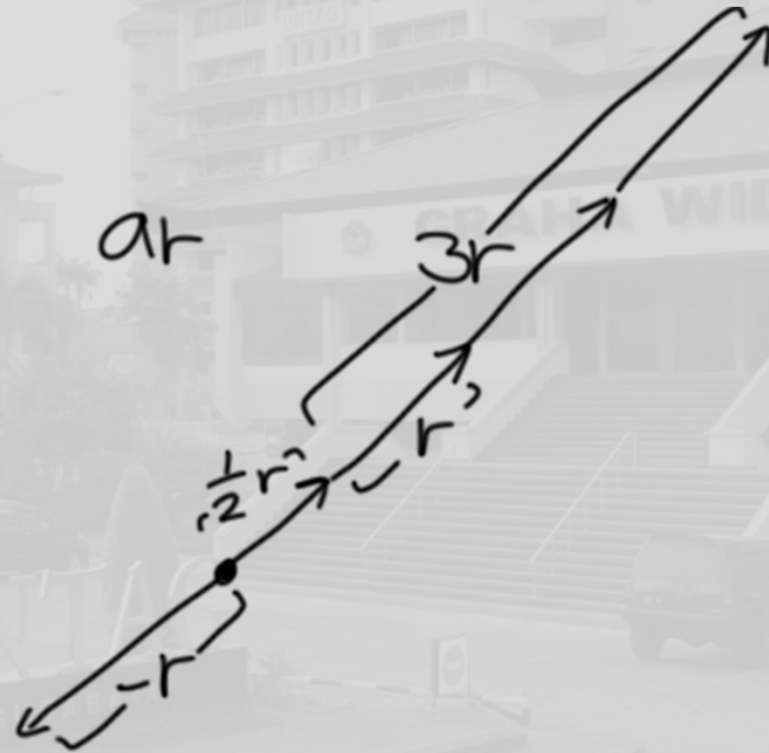
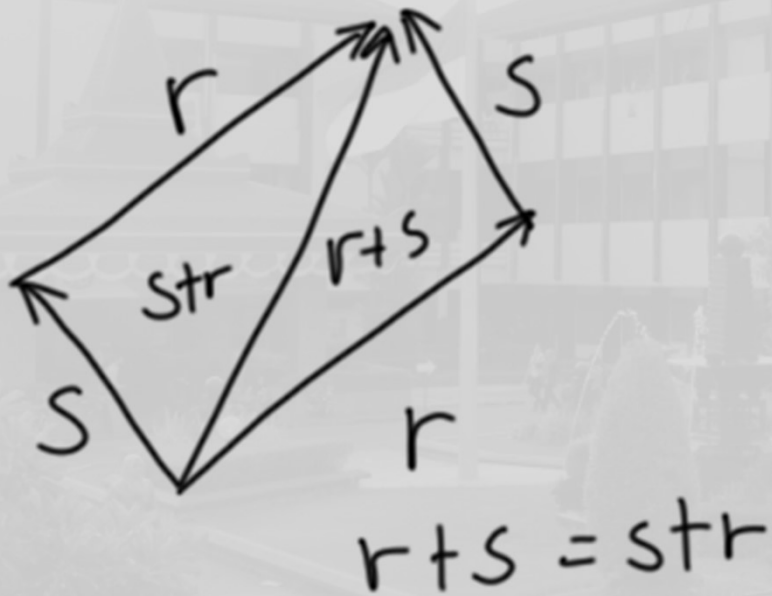


Vectors

- Terkadang kita perlu mengindeks sekumpulan elemen vektor.
- Dalam hal ini, kita mendefinisikan himpunan yang berisi indeks dan menulis himpunan sebagai subskrip.
 - Misalnya, untuk mengakses x_1 , x_3 dan x_6 , kita mendefinisikan himpunan $S = \{1, 3, 6\}$ dan menulis x_S .
- Kita menggunakan tanda – untuk mengindeks komplemen dari suatu himpunan.
 - Misalnya x_{-1} adalah vektor yang memuat semua elemen x kecuali x_1 , dan x_{-S} adalah vektor yang memuat semua elemen x kecuali x_1 , x_3 dan x_6 .



Vector



Contoh Vector



$$\begin{bmatrix} 120 \\ 2 \\ 1 \\ 150 \end{bmatrix} \begin{matrix} \text{m}^2 \\ \text{kamar tidur} \\ \text{toilet} \\ \text{juta} \end{matrix}$$

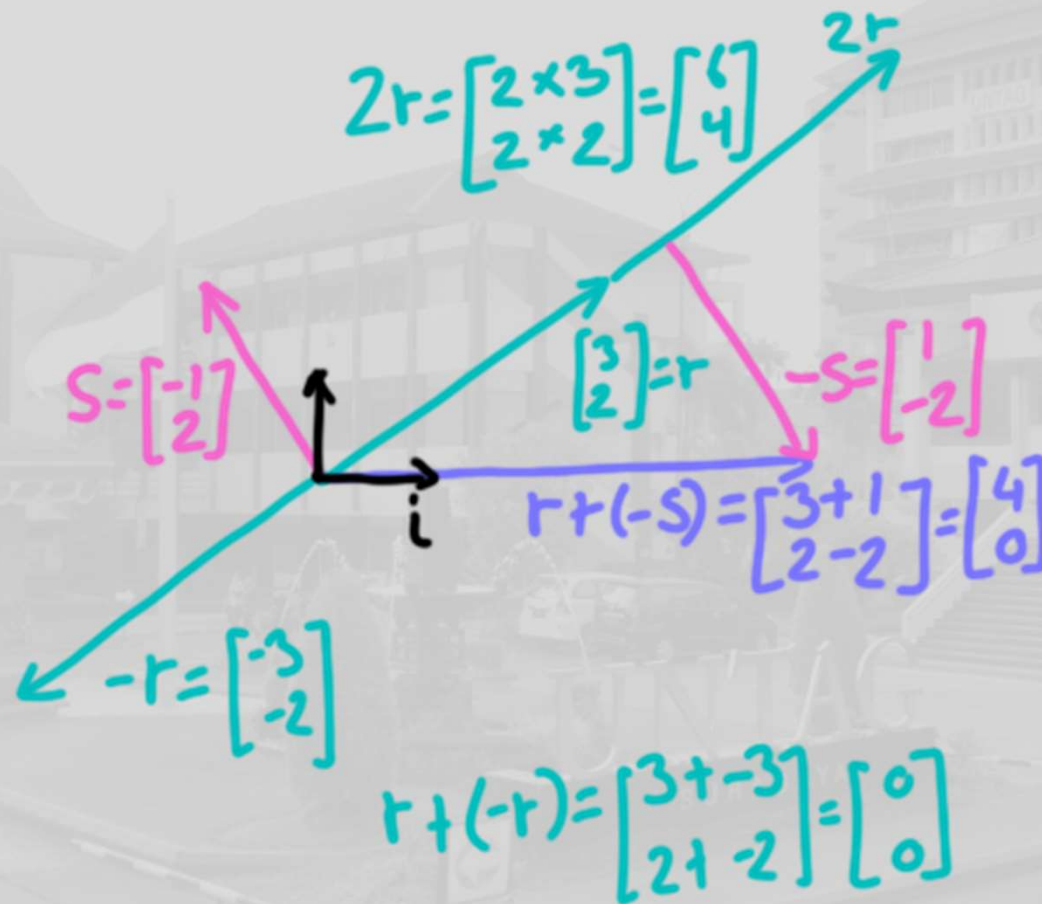
+



$$2 \begin{bmatrix} 120 \\ 2 \\ 1 \\ 150 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 240 \\ 4 \\ 2 \\ 300 \end{bmatrix} \begin{matrix} \text{m}^2 \\ \text{kamar tidur} \\ \text{toilet} \\ \text{juta} \end{matrix}$$



Vector Operations



Rules of Vector



Commutative

$$\hookrightarrow s \cdot r = r \cdot s = r_i \cdot s_i + r_j \cdot s_j \\ = 3 \times -1 + 2 \times 2 = -3 + 4 = 1$$

distributive

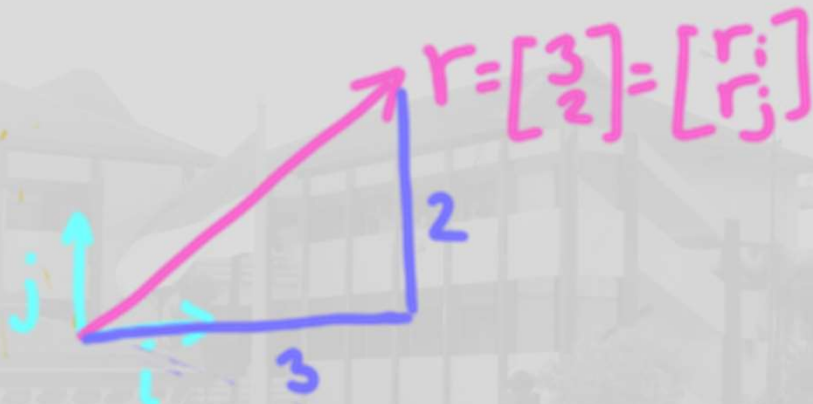
$$\hookrightarrow r \cdot (s + t) = r \cdot s + r \cdot t$$

associative

$$\hookrightarrow r \cdot (a \cdot s) = a \cdot (r \cdot s) \\ r_i (a \cdot s_i) + r_j (a \cdot s_j) = a (r_i \cdot s_i + r_j \cdot s_j)$$



Length

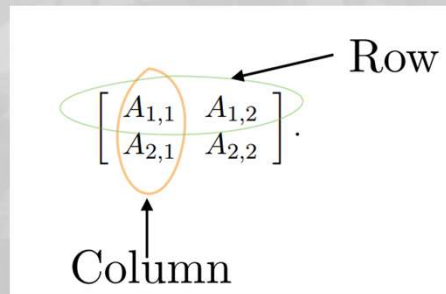


$$\begin{aligned} r \cdot r &= r_i r_i + r_j r_j \\ &= r_i^2 + r_j^2 \\ r \cdot r &= |r|^2 \end{aligned}$$



Matrices

- Matriks adalah susunan (array) angka 2-D



- Kita biasanya memberi nama variabel matriks huruf besar dengan huruf tebal, seperti **A**.
- Jika matriks bernilai nyata **A** memiliki tinggi m dan lebar n , maka kita mengatakan bahwa $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$



Matrices

- Kita biasanya mengidentifikasi elemen matriks menggunakan namanya dalam huruf miring tetapi bukan huruf tebal, dan indeksnya dicantumkan dengan koma pemisah.
 - Misalnya, $A_{1,1}$ adalah entri kiri atas \mathbf{A} dan $A_{m,n}$ adalah entri kanan bawah.
- Kita dapat mengidentifikasi semua angka dengan koordinat vertikal i dengan menulis ":" untuk koordinat horisontal.
 - Misalnya, $A_{i,:}$ menunjukkan penampang horizontal \mathbf{A} dengan koordinat vertikal i . Ini dikenal sebagai baris ke- i dari \mathbf{A} . Demikian juga, $\mathbf{A}_{:,j}$ adalah kolom ke- i dari \mathbf{A} .



Matrices

- Ketika kita perlu mengidentifikasi secara eksplisit elemen-elemen suatu matriks, kita menuliskannya sebagai larik yang diapit tanda kurung siku:

$$\begin{bmatrix} A_{1,1} & A_{1,2} \\ A_{2,1} & A_{2,2} \end{bmatrix}.$$

- Terkadang kita mungkin perlu mengindeks ekspresi bernilai matriks yang bukan hanya satu huruf. Dalam hal ini, kita menggunakan subskrip setelah ekspresi tetapi tidak mengubah apa pun menjadi huruf kecil.
 - Misalnya, $f(\mathbf{A})_{i,j}$ memberikan elemen (i,j) dari matriks yang dihitung dengan menerapkan fungsi f ke \mathbf{A}




Tensors

- Tensor adalah larik (array) angka, yang mungkin ada
 - nol dimensi, dan menjadi skalar
 - satu dimensi, dan menjadi vektor
 - dua dimensi, dan menjadi matriks
 - atau lebih dimensi
- Kita menganotasi tensor bernama "A" dengan jenis huruf ini: **A**.
- Kita mengidentifikasi elemen **A** pada koordinat (i, j, k) dengan menulis $A_{i,j,k}$.



Matrix Transpose

- Transpose matriks adalah bayangan cermin dari matriks melintasi garis diagonal, yang disebut diagonal utama, berjalan ke bawah dan ke kanan, dimulai dari sudut kiri atas.


$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} A_{1,1} & A_{1,2} \\ A_{2,1} & A_{2,2} \\ A_{3,1} & A_{3,2} \end{bmatrix} \Rightarrow \mathbf{A}^T = \begin{bmatrix} A_{1,1} & A_{2,1} & A_{3,1} \\ A_{1,2} & A_{2,2} & A_{3,2} \end{bmatrix}$$

- Kita menyatakan transpose matriks \mathbf{A} sebagai \mathbf{A}^T , dan didefinisikan sedemikian rupa

$$(\mathbf{A}^T)_{i,j} = A_{j,i}.$$

dan berlaku

$$(\mathbf{AB})^T = \mathbf{B}^T \mathbf{A}^T.$$



add matrices

- dengan menjumlahkan elemen-elemennya yang bersesuaian: $\mathbf{C} = \mathbf{A} + \mathbf{B}$ di mana $C_{i,j} = A_{i,j} + B_{i,j}$
- Kita juga dapat menambahkan skalar ke matriks atau mengalikan matriks dengan skalar, hanya dengan melakukan operasi tersebut pada setiap elemen matriks: $\mathbf{D} = a \cdot \mathbf{B} + c$ di mana $D_{i,j} = a \cdot B_{i,j} + c$



add matrices

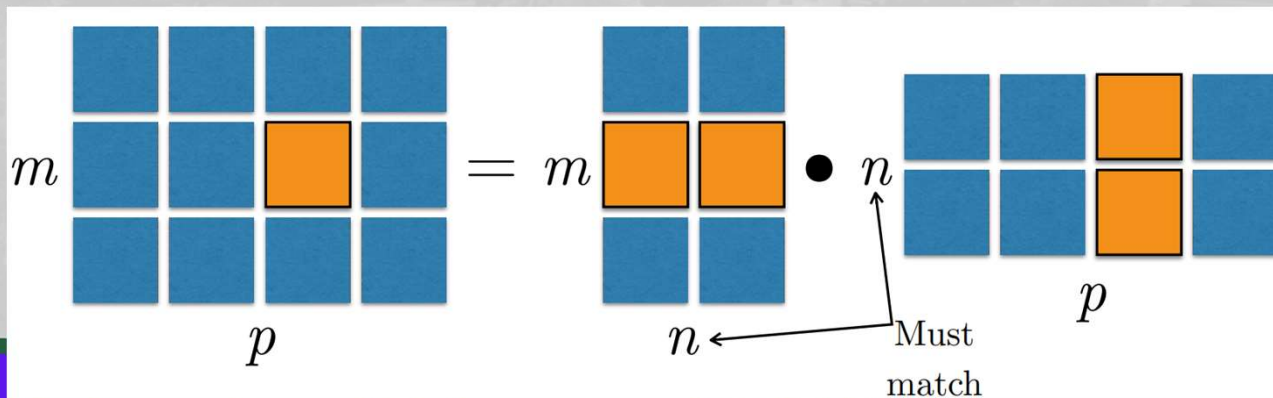
- Dalam konteks deep learning, kita juga menggunakan beberapa notasi yang kurang konvensional.
- Kita mengizinkan penambahan matriks dan vektor, menghasilkan matriks lain: $\mathbf{C} = \mathbf{A} + \mathbf{b}$, di mana $C_{i,j} = A_{i,j} + b_j$.
- Dengan kata lain, vektor \mathbf{b} ditambahkan ke setiap baris matriks.
- Penyingkatan ini menghilangkan kebutuhan untuk mendefinisikan matriks dengan \mathbf{b} disalin ke setiap baris sebelum melakukan penjumlahan.
- Penyalinan implisit \mathbf{b} ke banyak lokasi ini disebut **broadcasting**.



Matrix (Dot) Product

- Perkalian dua buah matriks **A** dan **B** dan hasilnya disimpan menjadi matriks baru **C** dapat dituliskan: **C = AB**
- Operasi produk ditentukan oleh

$$C_{i,j} = \sum_k A_{i,k} B_{k,j}.$$



Matrix (Dot) Product

- Perhatikan bahwa produk standar dari dua matriks bukan hanya sebuah matriks yang mengandung produk dari masing-masing elemen.
- Operasi semacam itu ada dan disebut *element-wise product*, atau produk **Hadamard**, dan dilambangkan sebagai $A \odot B$
- Hasil kali titik antara dua vektor x dan y dengan dimensi yang sama adalah hasil kali matriks $x^T y$.



Identity Matrix

- Matriks identitas adalah matriks yang tidak mengubah vektor apa pun ketika kita mengalikan vektor itu dengan matriks itu.
- Kita menunjukkan matriks identitas yang mempertahankan vektor n-dimensi sebagai I_n . Secara formal, $I_n \in \mathbb{R}^{n \times n}$, dan

$$\forall x \in \mathbb{R}^n, I_n x = x.$$

- Example identity matrix: I_3 .

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$



Systems of Equations

- Kita sekarang cukup mengetahui notasi aljabar linier untuk menuliskan sistem persamaan linier:

$$\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$$

- di mana $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ adalah matriks yang diketahui, $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$ adalah vektor yang diketahui, dan $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ adalah vektor dari variabel yang tidak diketahui yang ingin kita selesaikan.
- Setiap elemen x_i dari \mathbf{x} adalah salah satu dari variabel yang tidak diketahui ini.
- Setiap baris \mathbf{A} dan setiap elemen \mathbf{b} memberikan kendala lain.



Systems of Equations

- Kita dapat menulis ulang persamaan sebagai:

$$\begin{aligned}A_{1,:}x &= b_1 \\ A_{2,:}x &= b_2 \\ &\dots \\ A_{m,:}x &= b_m\end{aligned}$$

- atau bahkan lebih eksplisit sebagai

$$\begin{aligned}A_{1,1}x_1 + A_{1,2}x_2 + \dots + A_{1,n}x_n &= b_1 \\ A_{2,1}x_1 + A_{2,2}x_2 + \dots + A_{2,n}x_n &= b_2 \\ &\dots \\ A_{m,1}x_1 + A_{m,2}x_2 + \dots + A_{m,n}x_n &= b_m.\end{aligned}$$



Solusi

$$\begin{array}{rclclcl} x & + & y & + & z & = & 6 \\ & & 2y & + & 5z & = & -4 \\ 2x & + & 5y & - & z & = & 27 \end{array}$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 2 & 5 \\ 2 & 5 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 6 \\ -4 \\ 27 \end{bmatrix}$$

$$AX = B$$

- A adalah koefisien x, y, dan z
- X adalah **x, y and z**
- B adalah **6, -4 and 27**

$$X = A^{-1}B$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 2 & 5 \\ 2 & 5 & -1 \end{bmatrix}^{-1} = \frac{1}{-21} \begin{bmatrix} -27 & 6 & 3 \\ 10 & -3 & -5 \\ -4 & -3 & 2 \end{bmatrix}$$



Solusi

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \frac{1}{-21} \begin{bmatrix} -27 & 6 & 3 \\ 10 & -3 & -5 \\ -4 & -3 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 6 \\ -4 \\ 27 \end{bmatrix} = \frac{1}{-21} \begin{bmatrix} -105 \\ -63 \\ 42 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5 \\ 3 \\ -2 \end{bmatrix}$$

$$x = 5, y = 3, z = -2$$



Solving Systems of Equations

- Sistem persamaan linear dapat memiliki:
 - Tidak ada solusi
 - Banyak solusi
 - Solusi tepat satu: ini berarti perkalian dengan matriks adalah fungsi yang dapat dibalik (invers matrix)



Matrix Inversion

- Matrix inverse dinotasikan \mathbf{A}^{-1} :

$$\mathbf{A}^{-1}\mathbf{A} = \mathbf{I}_n.$$

- Memecahkan sistem menggunakan invers:

$$\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}$$

$$\mathbf{A}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{b}$$

$$\mathbf{I}_n\mathbf{x} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{b}$$

- Note: Secara numerik tidak stabil, tetapi berguna untuk analisis abstrak



Inverse Matrix

$$A^{-1} = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix}^{-1}$$

$$A^{-1} = \frac{1}{ad-bc} \begin{bmatrix} d & -b \\ -c & a \end{bmatrix}$$

Inverse = (1/determinant)*Adjoint



Inverse Matrix

$$A = \begin{bmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & i \end{bmatrix}$$

$$A^{-1} = \frac{1}{|A|} \begin{bmatrix} \begin{vmatrix} a_{22} & a_{23} \\ a_{32} & a_{33} \end{vmatrix} & \begin{vmatrix} a_{13} & a_{12} \\ a_{33} & a_{32} \end{vmatrix} & \begin{vmatrix} a_{12} & a_{13} \\ a_{22} & a_{23} \end{vmatrix} \\ \begin{vmatrix} a_{23} & a_{21} \\ a_{33} & a_{31} \end{vmatrix} & \begin{vmatrix} a_{11} & a_{13} \\ a_{31} & a_{33} \end{vmatrix} & \begin{vmatrix} a_{13} & a_{11} \\ a_{23} & a_{21} \end{vmatrix} \\ \begin{vmatrix} a_{21} & a_{22} \\ a_{31} & a_{32} \end{vmatrix} & \begin{vmatrix} a_{12} & a_{11} \\ a_{32} & a_{31} \end{vmatrix} & \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{vmatrix} \end{bmatrix}.$$

$$\text{Determinant } A = |A| = a(ei - fh) - b(di - fg) + c(dh - eg)$$



Invertibilitas

- Matriks tidak dapat dibalik jika...
 - Lebih banyak baris daripada kolom
 - Lebih banyak kolom daripada baris
 - Baris/kolom redundan (“tergantung linier”, “peringkat rendah”)



Norms

- Terkadang kita perlu mengukur ukuran vektor.
- Dalam pembelajaran mesin, kita mengukur ukuran vektor menggunakan fungsi yang disebut **norm**.
- Secara formal, norm L^p diberikan oleh

$$\|x\|_p = \left(\sum_i |x_i|^p \right)^{\frac{1}{p}}$$

- Untuk $p \in \mathbb{R}, p \geq 1$



Norms

- **Norm**, termasuk **norm** L^p , adalah fungsi yang memetakan vektor ke nilai non-negatif.
- Pada tingkat intuitif, **norm** vektor \mathbf{x} mengukur jarak dari titik asal ke titik \mathbf{x} .
- Lebih tepatnya, **norm** adalah setiap fungsi f yang memenuhi sifat-sifat berikut:

- $f(\mathbf{x}) = 0 \Rightarrow \mathbf{x} = \mathbf{0}$
- $f(\mathbf{x} + \mathbf{y}) \leq f(\mathbf{x}) + f(\mathbf{y})$ (the triangle inequality)
- $\forall \alpha \in \mathbb{R}, f(\alpha \mathbf{x}) = |\alpha|f(\mathbf{x})$



Norms

- **Norm** L^2 , dengan $p = 2$, dikenal sebagai **norm Euclidean**, yang merupakan jarak Euclidean dari titik asal ke titik yang diidentifikasi oleh \mathbf{x} .
- **Norm** L^2 sangat sering digunakan dalam pembelajaran mesin sehingga sering dilambangkan hanya sebagai $\|\mathbf{x}\|$, dengan subskrip 2 dihilangkan.
- Juga umum untuk mengukur ukuran vektor menggunakan norma L^2 kuadrat, yang dapat dihitung secara sederhana sebagai $\mathbf{x}^T \mathbf{x}$.



Norms

- Norm L^1 dapat disederhanakan menjadi:

$$\|\mathbf{x}\|_1 = \sum_i |x_i|.$$

- Norm L^1 umumnya digunakan dalam pembelajaran mesin ketika perbedaan antara elemen nol dan bukan nol sangat penting.
- Setiap kali elemen \mathbf{x} menjauh dari 0 sebesar ϵ , norm L_1 bertambah sebesar ϵ .



Norms

- Kita terkadang mengukur ukuran vektor dengan menghitung jumlah elemen bukan nolnya.
- Beberapa penulis menyebut fungsi ini sebagai "norm L^0 ", tetapi ini adalah terminologi yang salah.
- Jumlah entri bukan nol dalam vektor bukanlah **norm**, karena penskalaan vektor dengan α tidak mengubah jumlah entri bukan nol.
- Norm L^1 sering digunakan sebagai pengganti jumlah entri bukan nol



Norms

- Satu norma lain yang biasa muncul dalam pembelajaran mesin adalah norma L^∞ , juga dikenal sebagai ***max norm***.
- Norma ini disederhanakan menjadi nilai absolut dari elemen dengan besaran terbesar dalam vektor,

$$\|x\|_\infty = \max_i |x_i|.$$



Norms

- Terkadang kita juga ingin mengukur ukuran matriks.
- Dalam konteks pembelajaran mendalam, cara paling umum untuk melakukannya adalah dengan **norm Frobenius** yang tidak jelas:

$$\|A\|_F = \sqrt{\sum_{i,j} A_{i,j}^2},$$

- yang analog dengan norma L^2 vektor



Special Matrices and Vectors

- Vektor satuan (unit vector) adalah vektor dengan norma satuan:

$$\|x\|_2 = 1.$$

- Matriks simetris adalah matriks apa pun yang sama dengan transposnya sendiri:

$$A = A^T.$$

- Matriks ortogonal adalah matriks bujur sangkar yang baris-barisnya saling ortonormal dan kolom-kolomnya saling ortonormal:

$$A^T A = A A^T = I.$$

- Yang menyebabkan $A^{-1} = A^T,$



Special Matrices and Vectors

- Sebuah vektor \mathbf{x} dan vektor \mathbf{y} saling ortogonal jika $\mathbf{x}^T \mathbf{y} = 0$.
- Jika kedua vektor memiliki norma bukan nol, ini berarti keduanya membentuk sudut 90 derajat satu sama lain.
- Dalam \mathbb{R}^n , paling banyak n vektor dapat saling ortogonal dengan norma bukan nol.
- Jika vektor tidak hanya ortogonal tetapi juga memiliki norma satuan, kita menyebutnya **ortonormal**.



Orthogonal Matrices

column vectors v_1, v_2, \dots, v_n of Q are orthogonal :

$$v_i^T v_j = \begin{cases} 0 & \text{if } i \neq j \\ 1 & \text{if } i = j \end{cases}$$

The orthogonal matrix $Q = [v_1, v_2, \dots, v_n]$

$$Q^T \cdot Q = \begin{bmatrix} v_1^T \\ v_2^T \\ \dots \\ v_n^T \end{bmatrix} [v_1 \quad v_2 \quad \dots \quad v_n] = \begin{bmatrix} v_1^T v_1 & v_1^T v_2 & \dots & v_1^T v_n \\ v_2^T v_1 & v_2^T v_2 & \dots & v_2^T v_n \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ v_n^T v_1 & v_n^T v_2 & \dots & v_n^T v_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix} = I$$

$$\therefore Q^{-1} = Q^T$$



Orthogonal Matrices

A Square matrix 'A' is orthogonal if

$$A^T = A^{-1}$$

(OR)

$$AA^T = A^T A = I, \text{ where}$$

- A^T = Transpose of A
- A^{-1} = Inverse of A
- I = Identity matrix of same order as 'A'



Orthogonal Matrices

- Himpunan vektor-vektor dalam ruang hasilkali dalam disebut sebagai **Himpunan Ortogonal**, jika setiap pasangan vektor yang berbeda dalam himpunan tersebut saling ortogonal.
- Himpunan ortogonal yang setiap vektornya memiliki norma 1 disebut **Ortonormal**.
- Dengan kata lain, $\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ dari vektor-vektor di \mathbf{V} adalah ortonormal apabila:
 - $\langle v_j, v_k \rangle = 0, j \neq k$
 - $\langle v_j, v_k \rangle = 1, j = k$
 - $j, k = 1, 2, \dots, n$

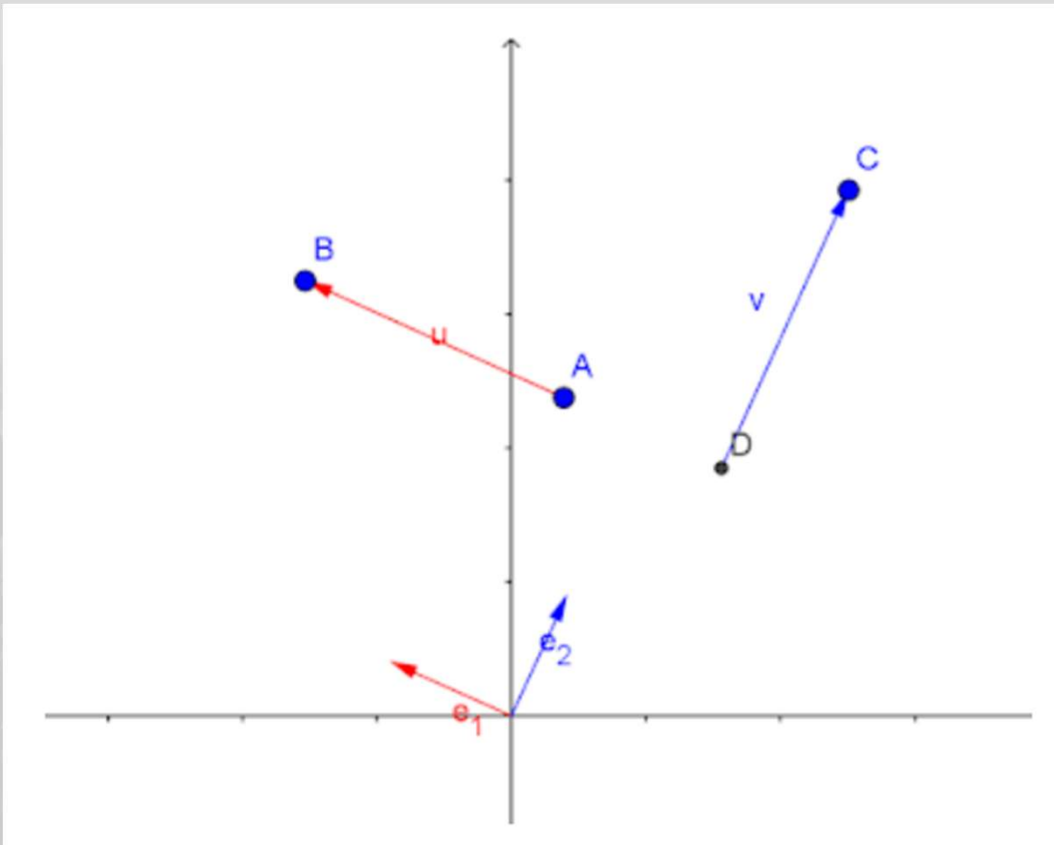


Orthogonal Matrices

- Suatu himpunan $\mathbf{V} = \{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \mathbf{v}_3\}$ dapat dikatakan ortonormal apabila berlaku
 - $\langle \mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2 \rangle = 0$
 - $\langle \mathbf{v}_1, \mathbf{v}_3 \rangle = 0$
 - $\langle \mathbf{v}_2, \mathbf{v}_3 \rangle = 0$
 - $|\mathbf{v}_1| = |\mathbf{v}_2| = |\mathbf{v}_3| = 1$



Orthogonal Matrices



Ortonormal harus memenuhi dua syarat, yaitu panjang vektornya 1 dan saling tegak lurus. Dua vektor yang saling tegak lurus **belum bisa** dikatakan saling ortonormal jika ada vektor yang **panjangnya** tidak sama dengan 1.



Orthogonal Matrices

Example

Diberikan himpunan $\mathbf{V} = \{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \mathbf{v}_3\}$ dengan

$$\mathbf{v}_1 = (0, 1, 0), \quad \mathbf{v}_2 = \left(\frac{1}{\sqrt{2}}, 0, \frac{1}{\sqrt{2}} \right), \quad \mathbf{v}_3 = \left(-\frac{1}{\sqrt{2}}, 0, \frac{1}{\sqrt{2}} \right)$$

adalah vektor-vektor di R^3 yang dilengkapi hasil kali dalam euclid.
Tunjukkan bahwa himpunan \mathbf{V} ortonormal.



Orthogonal Matrices

Solution

- *Himpunan \mathbf{V} dikatakan ortonormal apabila memenuhi*

$$\langle \mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2 \rangle = 0, \langle \mathbf{v}_1, \mathbf{v}_3 \rangle = 0, \langle \mathbf{v}_2, \mathbf{v}_3 \rangle = 0 \text{ dan } \|\mathbf{v}_1\| = \|\mathbf{v}_2\| = \|\mathbf{v}_3\| = 1$$

- *Perhatikan bahwa*

$$\langle \mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2 \rangle = 0 \cdot \frac{1}{\sqrt{2}} + 1 \cdot 0 + 0 \cdot \frac{1}{\sqrt{2}} = 0$$

$$\langle \mathbf{v}_1, \mathbf{v}_3 \rangle = 0 \cdot -\frac{1}{\sqrt{2}} + 1 \cdot 0 + 0 \cdot \frac{1}{\sqrt{2}} = 0$$

$$\langle \mathbf{v}_2, \mathbf{v}_3 \rangle = \frac{1}{\sqrt{2}} \cdot -\frac{1}{\sqrt{2}} + 0 \cdot 0 + \frac{1}{\sqrt{2}} \cdot \frac{1}{\sqrt{2}} = 0$$



Orthogonal Matrices

Solution

- *Selanjutnya diperoleh*

$$\|\mathbf{v}_1\| = \sqrt{0^2 + 1^2 + 0^2} = 1$$

$$\|\mathbf{v}_2\| = \sqrt{\left(\frac{1}{\sqrt{2}}\right)^2 + 0^2 + \left(\frac{1}{\sqrt{2}}\right)^2} = 1$$

$$\|\mathbf{v}_3\| = \sqrt{\left(-\frac{1}{\sqrt{2}}\right)^2 + 0^2 + \left(\frac{1}{\sqrt{2}}\right)^2} = 1$$

- *Dengan demikian \mathbf{V} ortonormal.*



Eigendecomposition

- Banyak objek matematika dapat dipahami lebih baik dengan memecahnya menjadi bagian-bagian penyusunnya, atau menemukan beberapa sifat darinya yang bersifat universal, bukan disebabkan oleh cara kita memilih untuk merepresentasikannya.
 - Misalnya, bilangan bulat dapat didekomposisi menjadi faktor prima.
 - Cara kita merepresentasikan angka 12 akan berubah tergantung apakah kita menuliskannya dalam basis sepuluh atau biner, tetapi akan selalu benar bahwa $12 = 2 \times 2 \times 3$.
 - Dari representasi ini kita dapat menyimpulkan sifat-sifat yang berguna, misalnya, bahwa 12 tidak habis dibagi 5, dan kelipatan bilangan bulat apa pun dari 12 akan habis dibagi 3.



Eigendecomposition

- Salah satu jenis dekomposisi matriks yang paling banyak digunakan disebut **dekomposisi eigen**, di mana kita menguraikan matriks menjadi sekumpulan **vektor eigen** dan **nilai eigen**.
- **Vektor eigen** dari matriks bujur sangkar **A** adalah vektor bukan nol **v** sehingga perkalian dengan **A** hanya mengubah skala **v**:

$$Av = \lambda v.$$

- Skalar λ dikenal sebagai **nilai eigen** yang sesuai dengan vektor eigen ini. (Kita juga dapat menemukan **vektor eigen kiri** sehingga $\mathbf{v}^T \mathbf{A} = \lambda \mathbf{v}^T$, tetapi kita biasanya memperhatikan **vektor eigen kanan**.)



Eigendecomposition

- Misalkan matriks:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 2 & 3 \\ 2 & 1 \end{bmatrix}$$

- Mempunyai vector dan nilai eigen:

$$\mathbf{u}_1 = \begin{bmatrix} 3 \\ 2 \end{bmatrix} \quad \text{with eigenvalue } \lambda_1 = 4$$

$$\mathbf{u}_2 = \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad \text{with eigenvalue } \lambda_2 = -1$$



Eigendecomposition

- Jika \mathbf{v} adalah vektor eigen dari \mathbf{A} , maka vektor apa pun yang diskala ulang $s\mathbf{v}$ untuk $s \in \mathbb{R}, s \neq 0$.
- Selain itu, $s\mathbf{v}$ masih memiliki nilai eigen yang sama. Untuk alasan ini, kita hanya mencari **vektor eigen satuan**.
- Misalkan sebuah matriks \mathbf{A} memiliki n vektor eigen bebas linear $\{\mathbf{v}^{(1)}, \dots, \mathbf{v}^{(n)}\}$ dengan nilai eigen yang sesuai $\{\lambda_1, \dots, \lambda_n\}$.
- Kita dapat menggabungkan semua vektor eigen untuk membentuk matriks \mathbf{V} dengan satu vektor eigen per kolom: $\mathbf{V} = [\mathbf{v}^{(1)}, \dots, \mathbf{v}^{(n)}]$.



Eigendecomposition

- Demikian pula, kita dapat menggabungkan nilai eigen untuk membentuk vektor $\lambda = [\lambda_1, \dots, \lambda_n]^T$. Komposisi eigen dari \mathbf{A} dirumuskan:

$$\mathbf{A} = \mathbf{V} \text{diag}(\boldsymbol{\lambda}) \mathbf{V}^{-1}.$$

- Secara khusus, setiap matriks simetris nyata dapat didekomposisi menjadi ekspresi hanya menggunakan vektor eigen dan nilai eigen bernilai nyata:

$$\mathbf{A} = \mathbf{Q} \boldsymbol{\Lambda} \mathbf{Q}^T,$$



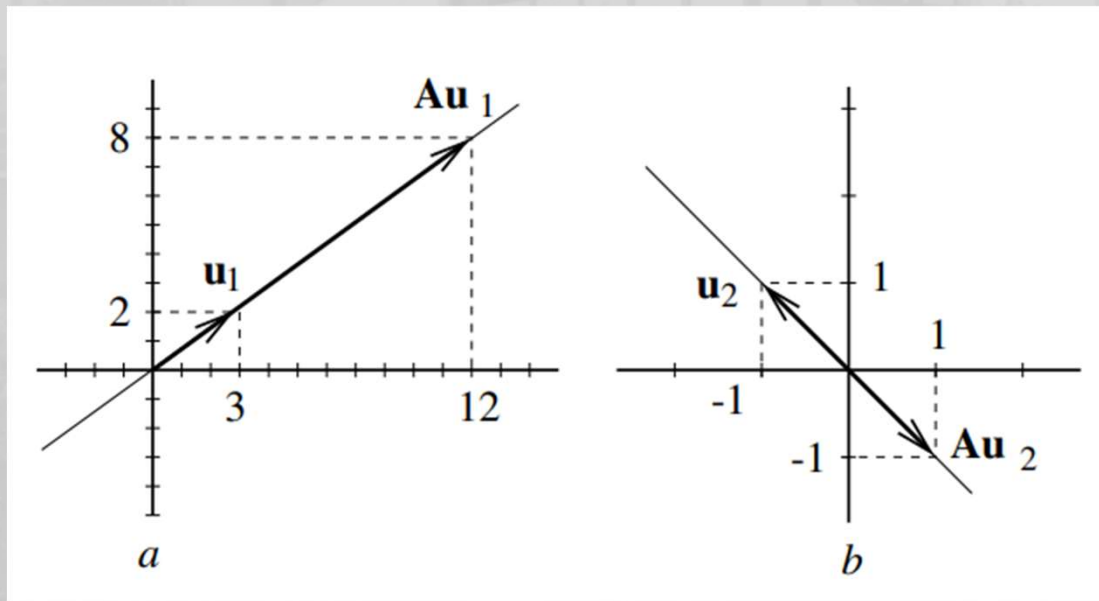
Eigendecomposition

- di mana \mathbf{Q} adalah matriks ortogonal yang terdiri dari vektor eigen dari \mathbf{A} , dan $\mathbf{\Lambda}$ adalah matriks diagonal.
- Nilai eigen $\Lambda_{i,i}$ dikaitkan dengan vektor eigen di kolom i dari \mathbf{Q} , dilambangkan sebagai $\mathbf{Q}_{:,i}$. Karena \mathbf{Q} adalah matriks ortogonal, kita dapat menganggap \mathbf{A} sebagai ruang skala dengan λ_i dalam arah $\mathbf{v}^{(i)}$



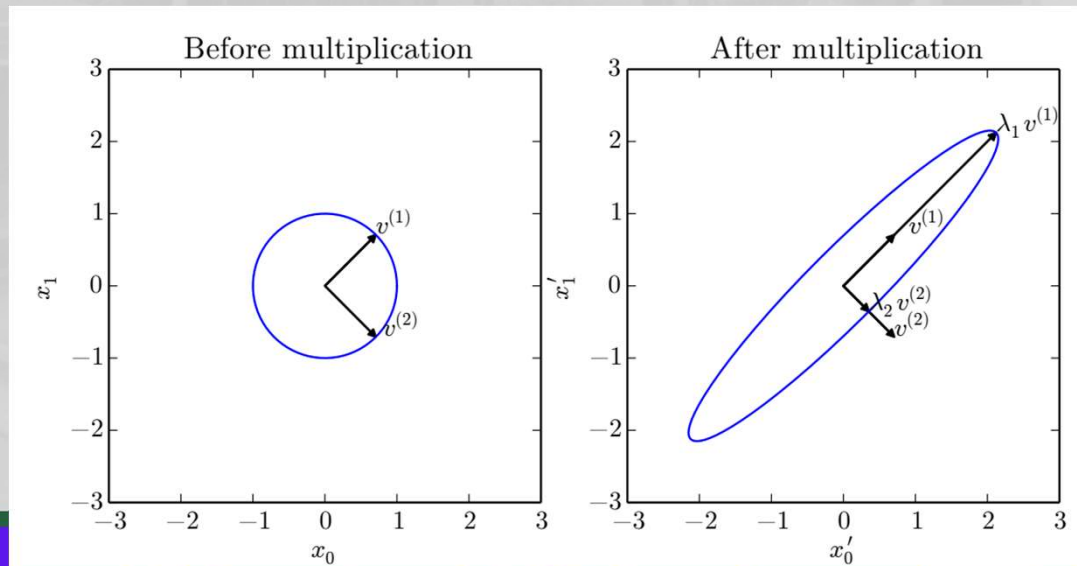
Eigendecomposition

- Two eigenvectors of a matrix



Contoh pengaruh vektor eigen dan nilai eigen

- Di sini, kita memiliki matriks \mathbf{A} dengan dua vektor eigen ortonormal, $\mathbf{v}^{(1)}$ dengan nilai eigen λ_1 dan $\mathbf{v}^{(2)}$ dengan nilai eigen λ_2 .
- (Kiri) Kita memplot himpunan semua vektor satuan $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^2$ sebagai lingkaran satuan.
- (Kanan) Kita memplot himpunan semua titik $\mathbf{A}\mathbf{u}$. Dengan mengamati cara \mathbf{A} mendistorsi lingkaran satuan, kita dapat melihat bahwa \mathbf{A} menskalakan ruang ke arah $\mathbf{v}^{(i)}$ dengan λ_i .



Singular Value Decomposition

- Dekomposisi nilai singular serupa, kecuali kali ini kita akan menulis \mathbf{A} sebagai hasil kali dari tiga matriks:

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{D}\mathbf{V}^T.$$

- Misalkan \mathbf{A} adalah matriks $m \times n$. Kemudian \mathbf{U} didefinisikan menjadi matriks $m \times m$, \mathbf{D} menjadi matriks $m \times n$, dan \mathbf{V} menjadi matriks $n \times n$
- Lebih umum; matriks tidak harus persegi



Singular Value Decomposition

- Unsur-unsur sepanjang diagonal D dikenal sebagai nilai singular (singular value) matriks A .
- Kolom U dikenal sebagai vektor singular kiri (left-singular vector).
- Kolom V dikenal sebagai vektor singular kanan (right-singular vector).



Moore-Penrose Pseudoinverse

- Matrix inversion tidak bisa didefinisikan untuk matriks yang tidak persegi.
- Misalkan kita ingin membuat left-inverse **B** dari matriks **A** sedemikian hingga kita dapat menyelesaikan persamaan linier

$$Ax = y$$

- dengan mengalikan kiri setiap sisi untuk mendapatkan

$$x = By.$$



Moore-Penrose Pseudoinverse

- Pseudoinverse Moore-Penrose memungkinkan kita membuat beberapa kemajuan dalam kasus ini.
- Invers semu (pseudoinverse) dari \mathbf{A} didefinisikan sebagai matriks

$$\mathbf{A}^+ = \lim_{\alpha \searrow 0} (\mathbf{A}^\top \mathbf{A} + \alpha \mathbf{I})^{-1} \mathbf{A}^\top.$$



Moore-Penrose Pseudoinverse

- Algoritme praktis untuk menghitung pseudoinverse tidak didasarkan pada definisi ini, melainkan pada bentuknya:

$$A^+ = VD^+U^T,$$

- di mana U , D dan V adalah dekomposisi nilai singular dari A , dan invers semu D^+ dari matriks diagonal D diperoleh dengan mengambil kebalikan dari elemen bukan nolnya kemudian mengambil transpos dari matriks yang dihasilkan



Moore-Penrose Pseudoinverse

- Ketika \mathbf{A} memiliki lebih banyak kolom daripada baris, maka menyelesaikan persamaan linier menggunakan invers semu memberikan satu dari banyak kemungkinan solusi.
- Secara khusus, ini memberikan solusi $\mathbf{x} = \mathbf{A}^+ \mathbf{y}$ dengan norma Euclidean minimal $\|\mathbf{x}\|_2$ di antara semua kemungkinan solusi.
- Ketika \mathbf{A} memiliki lebih banyak baris daripada kolom, mungkin saja tidak ada solusi. Dalam kasus ini, menggunakan pseudoinvers memberi kita \mathbf{x} di mana \mathbf{Ax} sedekat mungkin dengan \mathbf{y} dalam hal norma Euclidean $\|\mathbf{Ax} - \mathbf{y}\|_2$.



Trace Operator

- Operator jejak (Trace Operator) memberikan jumlah dari semua entri diagonal dari sebuah matriks

$$\text{Tr}(\mathbf{A}) = \sum_i A_{i,i}.$$

- Jejak matriks persegi yang terdiri dari banyak faktor juga invarian untuk memindahkan faktor terakhir ke posisi pertama, jika bentuk matriks yang sesuai memungkinkan produk yang dihasilkan dapat ditentukan:

$$\text{Tr}(\mathbf{ABC}) = \text{Tr}(\mathbf{CAB}) = \text{Tr}(\mathbf{BCA})$$

$$\text{Tr}\left(\prod_{i=1}^n \mathbf{F}^{(i)}\right) = \text{Tr}\left(\mathbf{F}^{(n)} \prod_{i=1}^{n-1} \mathbf{F}^{(i)}\right).$$



Trace Operator

- Contoh matriks berikut:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{bmatrix}$$

- Maka diperoleh:
 - $\text{Tr}\{\mathbf{A}\} = 1+5+9 = 15$.





TERIMA
KASIH



Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya

Teknik Informatika