

## SVD-Video

### Singular value and eigenvalue

#### ■ Lemma

$\{v_1, \dots, v_n\}$  are orthonormal eigenvectors of matrix  $S^T S$  then singular values of matrix  $S$  are norm of  $Sv_i$  vectors:

$$\|Sv_i\| = \sigma_i$$

#### ■ Proof?

#### Example:

$$S = \begin{bmatrix} 4 & 11 & 14 \\ 8 & 7 & -2 \end{bmatrix} \quad S^T S = \begin{bmatrix} 80 & 100 & 40 \\ 100 & 170 & 140 \\ 40 & 140 & 200 \end{bmatrix}$$

$$\sigma_1 = \sqrt{360}, \sigma_2 = \sqrt{90}, \sigma_3 = 0$$

$$v_1 = \begin{bmatrix} 1/3 \\ 2/3 \\ 2/3 \end{bmatrix}, v_2 = \begin{bmatrix} -2/3 \\ -1/3 \\ 2/3 \end{bmatrix}, v_3 = \begin{bmatrix} 2/3 \\ -2/3 \\ 1/3 \end{bmatrix} :$$

$$Sv_1 = \begin{bmatrix} 18 \\ 6 \end{bmatrix} \Rightarrow \|Sv_1\| = \sqrt{18^2 + 6^2} = \sqrt{360} = \sigma_1$$

$$Sv_2 = \begin{bmatrix} 3 \\ -9 \end{bmatrix} \Rightarrow \|Sv_2\| = \sqrt{3^2 + (-9)^2} = \sqrt{90} = \sigma_2$$

می دانیم گرام ماتریس مربعی، متقارن و positive semi definite است. بنابراین می توان نتیجه گرفت که eigenvalue هایش حقیقی و نامنفی اند و eigenvector هایش متعامد اند. نرم نوشته شده نرم دو است. داریم که

$$\|Sv_i\| = \sigma_i$$

که  $S$  ماتریسی  $m \times n$  و  $v_i$  برداری  $n \times 1$  و  $\sigma_i$  نیز  $m \times 1$  است.

$$\|Sv_i\|^2 = (Sv_i)^T Sv_i = v_i^T S^T Sv_i$$

$S^T S$  همان گرام ماتریس  $S$  است و آن را  $Y$  می نامیم. پس داریم که  $Yv_i = \lambda_i v_i$ .

$$v_i^T S^T Sv_i = v_i^T Yv_i = v_i^T \lambda_i v_i = \lambda_i \|v_i\|^2 = \star \lambda_i$$

که تساوی ستاره از یک متعامد بودن بردارها نتیجه شده است. پس چون مقدار ویژه ها حقیقی نامنفی اند.

$$\|Sv_i\| = \sqrt{\lambda_i} = \sigma_i$$

# Singular value and Rank

## ■ Lemma

$\{v_1, \dots, v_n\}$  are orthonormal eigenvectors of matrix  $S^T S$  and  $S$  has  $r$  non-zero singular value:

$$\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r > 0, \quad \sigma_{r+1} = \dots = \sigma_n = 0$$

- $\{Sv_1, \dots, Sv_r\}$  is a orthogonal basis for range of  $S$
- $\text{rank}(S) = r$

■ Proof?

Position

Rank of Matrix = Number of nonzero singular values

بردارهای  $v_1, \dots, v_n$  برای  $i \neq j$  بر هم عمودند که این خاصیت از orthonormal بودن ناشی شده است. همچنین:

$$i \neq j \quad v_i \perp v_j \iff \langle v_i, v_j \rangle = 0 \iff v_j^T v_i = 0$$

برای اثبات حکم باید موارد زیر را ثابت کنیم.

$$i \neq j \implies Sv_i \perp Sv_j \bullet$$

$$\langle Sv_i, Sv_j \rangle = (Sv_i)^T (Sv_j) = v_i^T (S^T Sv_j) = v_i^T \lambda_j v_j = 0$$

تساوی صفر ناشی از تعامد اشاره شده در معادله قبلی است. همچنین  $S^T Sv_j = \lambda_j v_j$  به دلیل شرط مقدار ویژه ها برای ماتریس گرام (که مربعی است) می باشد. پس چون طبق بالا دوجه دو orthogonal اند در نتیجه مستقل خطی نیز هستند.

• بردار ها کل فضای رنج تبدیل خطی  $S$  را اسپن می کنند.

$$Sv_i = z_i$$

ابعاد  $S$  برابر  $m \times n$  و  $v_i$  برابر  $n \times 1$  است. در نتیجه  $z_i$  به صورت  $m \times 1$  می باشد که فضای  $\mathbb{R}^m$  است. حال بردار  $y$  از  $\mathbb{R}^m$  داشته باشیم که در رنج  $S$  است پس

$$y \in \text{range}(S) \implies \exists x \in \mathbb{R}^n \text{ s.t. } y = Sx$$

$x$  یک بردار  $n$  تایی است و فضای  $\mathbb{R}^n$  دارای پایه های یکه متعامد  $v_1, \dots, v_n$  است. بنابراین

$$x = \sum_{i=1}^n c_i v_i$$

$$y = Sx \implies y = \sum_{i=1}^n c_i Sx_i = \sum_{i=1}^r c_i Sx_i + \sum_{i=r+1}^n c_i Sx_i$$

$r$  تا singular value ناصفر داریم و طبق اثبات قبل  $\|Sv_i\| = \sigma_i$  بنابراین

$$\forall r < i \leq n : \|Sv_i\| = 0 \implies Sv_i = 0$$

پس در معادله یکی قبل تر جملات  $r+1$  و به بعد برابر صفر اند پس

$$y = \sum_{i=1}^r c_i Sx_i$$

بنابراین  $Sv_1, \dots, Sv_n$  یک orthogonal basis است. حال برای محاسبه رنک باید ثابت کنیم بعد فضای  $S$  برابر  $r$  است که این موضوع طبق اینکه تعداد پایه های مستقل خطی مان  $r$  تا است برقرار است.

به دنبال بردار های یکه متعامد هستیم پس  $Sv_i$  ها را بر نرمشان تقسیم می کنیم.

$$u_i = \frac{Sv_i}{\|Sv_i\|} = \frac{1}{\sigma_i} Sv_i$$

پس داریم که

$$SV = \sigma U$$

$$AV = \lambda V$$

دو فرم مقداری شبیه هم اند. اما در بالایی دسته بردار ها هرچند هم راستا اند ولی فرق می کند و همچنین  $S$  برخلاف  $A$  مربعی نیست. برای برقراری اندازه طرف چپ را اکستند می کنیم:

$$[Sv_1, Sv_2, \dots, Sv_r, 0, 0, \dots, 0]_{m \times n} = [\sigma_1 u_1, \dots, \sigma_r u_r, 0, \dots, 0]_{m \times n}$$

حال برای تبدیل  $u_1, \dots, u_r$  به  $u_1, \dots, u_m$  که پایه های یکه متعامد کل فضای  $\mathbb{R}^m$  باشد همانطور که از قبل میدانیم از گرام اشمیت استفاده می کنیم.

$$S[v_1, \dots, v_n] = [u_1, \dots, u_m] \begin{bmatrix} \sigma_1 & \dots & \dots & \\ \vdots & \ddots & \vdots & 0 \\ \dots & \dots & \sigma_r & \\ & 0 & & 0 \end{bmatrix}$$

ماتریس  $V, U$  مربعی و orthonormal اند. ماتریس سمت راست که آن را  $\Sigma$  می نامیم ، شبه قطری است به این معنی که قسمت بالا چپ آن قطری و مابقی آن صفر است و مربعی نیز نمی باشد.

$$SV = U\Sigma$$

حال  $V$  می دانیم orthonormal است پس وارون پذیر است و وارون آن هم ترنسپوز آن است.

$$S = U\Sigma V^{-1} = U\Sigma V^T$$

که در این رابطه که فرم SVD می باشد،  $U, V$  مربعی orthonormal اند و  $\Sigma$  شبه قطری است که روی قطر اصلی آن مقادیر تکین قرار دارند.

# SVD Proof

- If  $m \neq n$  then  $A^*A, AA^*$  have different sizes, but they still have essentially the same eigenvalues—whichever one is larger just has some extra 0 eigenvalues.
- The same is actually true of  $AB$  and  $BA$  for any  $A$  and  $B$ .

$$A^*A = VDV^*$$

- Proof SVD:

$A^*A$  مربعی است و طبق spectral decomposition داریم که

$$A^*A = VDV^*$$

که  $V$  ماتریس unitary و  $D$  قطری با مقادیر ویژه بر روی قطر (که حقیقی نامنفی اند) می باشد. تعریف می کنیم ماتریس  $\Sigma$  را به صورتی که  $\Sigma_{ij} = 0$  برای  $i \neq j$  و  $\Sigma_{ii} = \sqrt{D_{ii}}$  داریم که

$$A^*A = V\Sigma^*\Sigma V^* = (\Sigma V^*)^*(\Sigma V^*) = Y^*Y \quad (1-1)$$

طبق unitary freedom of psd decomposition داریم که چون گزاره دوم این لم اولی را نتیجه می دهد، ماتریس unitary به نام  $U$  وجود دارد که:

$$A = U(\Sigma V^*)$$

که همان فرم SVD است.