

4) \mathcal{P} non degenera $\Rightarrow \dim X^\perp = \dim V - \dim \mathcal{L}(x)$

$$\Rightarrow X^{\perp\perp} = \mathcal{L}(x)$$

Dim. 5) Se $\dim X^\perp = n - \dim \mathcal{L}(x)$

$$\dim X^{\perp\perp} = n - (n - \dim \mathcal{L}(x)) = \dim \mathcal{L}(x)$$

$$\text{ma } \mathcal{L}(x) \subseteq X^{\perp\perp} \Rightarrow X^{\perp\perp} = \mathcal{L}(x).$$

4) $X^\perp = \{ {}^t y : {}^t E_i B y = 0 \} \text{ ove } ({}^t \tilde{e}_1, \dots, {}^t \tilde{e}_r)$
è una base di $\mathcal{L}(x)$.

$$= \{ y : \tilde{E} B y = 0 \text{ ove } \tilde{E} = \begin{bmatrix} {}^t \tilde{e}_1 \\ \vdots \\ {}^t \tilde{e}_r \end{bmatrix} \}$$

con $({}^t \tilde{e}_1, \dots, {}^t \tilde{e}_r)$ base di $\mathcal{L}(x)$

X^\perp è l'unione delle soluzioni di un sistema

linear ouo gues di matrix inversely

$\tilde{E}B$

ma B è non singolare $\Rightarrow \text{rk}(\tilde{E}B) = \text{rk}(\tilde{E}) =$
 $= \dim \mathcal{L}(X).$

per nullità + rango $\Rightarrow \dim X^\perp = n - \text{rk}(\tilde{E}B) =$
 $= n - k$

ove $k = \dim X.$

□

ASSUNO B MATRICE SCALARE NON DEGENERE
 $\det(B) \neq 0.$

Teorema: Siano \bar{u}, \bar{v} due vettori di $V_n(k)$, sia B
un prod. scalare tale che $B(\bar{v}, \bar{v}) \neq 0$

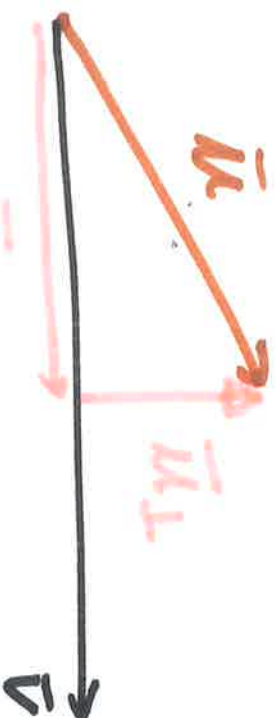
allora è sempre possibile scrivere

$$\bar{\mu} \text{ come } \bar{\mu} = \bar{\mu}_{||} + \bar{\mu}_{\perp} \quad \text{ovv}$$

$$\bar{\mu}_{\perp} \perp \bar{v}, \quad \bar{\mu}_{||} = \alpha \bar{v}.$$

Il vettore $\bar{\mu}_{||}$ è detto proiezione ortogonale di

$$\bar{\mu} \text{ su } \bar{v}$$



$$\underline{\text{D1M:}} \quad \bar{\mu}_{||} := \frac{\beta(\bar{\mu}, \bar{v})}{\beta(\bar{v}, \bar{v})} \bar{v} \quad \bar{\mu}_{\perp} = \bar{\mu} - \bar{\mu}_{||}$$

$$\beta(\bar{\mu}_{\perp}, \bar{v}) = \beta(\bar{\mu}, \bar{v}) - \beta(\bar{\mu}_{||}, \bar{v}) =$$

$$= \mathcal{P}(\bar{x}, \bar{v}) - \frac{\mathcal{P}(\bar{x}, \bar{v})}{\mathcal{P}(\bar{v}, \bar{v})} \mathcal{P}(\bar{v}, \bar{v}) = 0.$$

□

oss: La proiezione ortogonale su \bar{v} è una applicazione lineare $\left\{ \begin{array}{l} V_n(1k) \rightarrow \mathcal{L}(\bar{v}) \\ \bar{x} \rightarrow \frac{\mathcal{P}(\bar{x}, \bar{v})}{\mathcal{P}(\bar{v}, \bar{v})} \bar{v} \end{array} \right.$

Il valore $\frac{\mathcal{P}(\bar{x}, \bar{v})}{\mathcal{P}(\bar{v}, \bar{v})}$ è detto coeff. di Fourier di \bar{x} rispetto a \bar{v} .

Esempi di prodotti scalari su \mathbb{R}^n possiamo costruirli prendendo una qualsiasi matrice reale e simmetrica.

Prodotto scalare std. in \mathbb{R}^n è quello indotto dalla
matrice identica

$$(x_1 \dots x_n) \cdot (y_1 \dots y_n) = x_1 y_1 + \dots + x_n y_n$$

Teorema: Sia $\beta: V_n(1k) \times V_n(1k) \rightarrow 1k$
un prodotto scalare. Allora esiste una
base di $V_n(1k)$ rispetto cui la matrice di β
è diagonale.

↓
esiste una base di $V_n(1k)$ che è ortogonale
rispetto a β .

(La matrice di un prod. scalare è diagonale
⇔ tutti i vettori della base rispetto cui è
dato sono a 1 a 1 ortogonali).

Tea di dim.

1) Trovare una base di $\text{Rad}(P) = V^\perp$

$$(\bar{v}_1 \dots \bar{v}_r)$$

2) Prendere un vettore $\bar{w}_1 \in V \setminus \text{Rad}(P)$
con $P(\bar{w}_1, \bar{w}_1) \neq 0$ e aggiungere alla base

3) cercare in W_1^\perp vettori non in $I(\bar{v}_1 \dots \bar{v}_r, \bar{w}_1)$
con $P(\bar{w}_2, \bar{w}_2) \neq 0$ e procedere di cons.

$$[\bar{w}_2 | \bar{w}_1]$$

IPOTESI

$$[1+1 \neq 0]$$

Si $\beta: V_n(k) \times V_n(k) \rightarrow k$ un produit scalaire.

Si β forme quadratique associée à β
la fonction $q: V_n(k) \rightarrow k$
 $\beta \begin{cases} \bar{u} \rightarrow \beta(\bar{u}, \bar{u}). \end{cases}$

Se $1+1 \neq 0$ alors data q à neupre possible
montrare β .

Data q_β forme quadratics, si β

$$\beta(\bar{u}, \bar{v}) = \frac{1}{2} [\beta(\bar{u} + \bar{v}, \bar{u} + \bar{v}) - q(\bar{u}) - q(\bar{v})]$$

$$\begin{aligned} & \frac{1}{2} [\beta(\bar{u} + \bar{v}, \bar{u} + \bar{v}) - \beta(\bar{u}, \bar{u}) - \beta(\bar{v}, \bar{v})] \\ &= \frac{1}{2} [\beta(\bar{u}, \bar{v}) + \beta(\bar{v}, \bar{u}) + \beta(\bar{u}, \bar{u}) + \beta(\bar{v}, \bar{v}) + \\ & \quad - \beta(\bar{u}, \bar{u}) - \beta(\bar{v}, \bar{v})] = \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{1}{2} [\beta(\bar{u}, \bar{v}) + \beta(\bar{v}, \bar{u})] = \\
 &= \frac{1}{2} [2 \beta(\bar{u}, \bar{v})] = \beta(\bar{u}, \bar{v}). \quad \square
 \end{aligned}$$

Supponiamo che $W \leq V(1k)$ e che $q|_W = 0$

$$\Rightarrow W \perp \beta(\bar{u}, \bar{v}) = 0 \quad \forall \bar{u}, \bar{v} \in W.$$

come costruire una base ortogonale

- $V_n(1k) = \text{Rad}(\beta) \oplus W$

- primo passo: base di $\text{Rad}(\beta)$

→ ci serve una base ortogonale di W .

→ Prendiamo una qualsiasi base B_W di W

$$B_W = (\bar{e}_1 \dots \bar{e}_k) \quad \dim W = k.$$

posso supporre $P(\bar{e}_1, \bar{e}_1) \neq 0$.

Se così non fosse il vettore \bar{w}_1 di W sarebbe con
 $q(\bar{w}) = 0 \Rightarrow P$ identicamente nulla su W , W
 $\neq \text{id. nulla su } \text{Rad}(P) \Rightarrow W \subseteq \text{Rad}(P) \text{ e}$

Se $W = L(\bar{e}_1)$ fine.

Altrimenti: consideriamo $\bar{e}_1^\perp \cap W$ è un sott.
 di dim $(k-1)$ che non contiene \bar{e}_1^\perp .

Sia \bar{e}_1' un suo vettore con $P(\bar{e}_1', \bar{e}_1') \neq 0$

[Altrimenti: $\bar{e}_1^\perp \cap W \subseteq \text{Rad}(P)$ e]

Aggiungiamo alla nostra base \bar{e}_1' .

\rightarrow si procede fino a che non si ha tutta la base.

$K = \mathbb{R}$ prodotti scalari reali

Un prodotto scalare $\beta: V_n(\mathbb{R}) \times V_n(\mathbb{R}) \rightarrow \mathbb{R}$
è detto definito positivo se

$$\forall \bar{v} \in V_n(\mathbb{R}) \quad \beta(\bar{v}, \bar{v}) \geq 0 \quad \text{e} \quad \beta(\bar{v}, \bar{v}) = 0 \Leftrightarrow \bar{v} = 0$$

In particolare se β è definito positivo \Rightarrow non
vi sono vettori (non nulli) isotropi.

$$q(\bar{v}) = \beta(\bar{v}, \bar{v}) \neq 0 \quad \forall \bar{v} \neq 0$$

Potremo

$$\|\bar{v}\|_q = \sqrt{\beta(\bar{v}, \bar{v})}.$$

Dato un prod. scalare definito positivo su $V_n(\mathbb{R})$
 è sempre possibile trovare una base di $V_n(\mathbb{R})$
 ortonormale cui tale prodotto è rappresentato dalla
 matrice identica \downarrow

è sempre possibile trovare
 una base di $V_n(\mathbb{R})$ ortonormale
 cui il prod. scalare è del tipo
 $(x_1 \dots x_n) \cdot (y_1 \dots y_n) = x_1 y_1 + \dots + x_n y_n$

equivalente a trovare una base

$(\bar{e}_1 \dots \bar{e}_n)$ di $V_n(\mathbb{R})$ tale che

$$\bar{e}_i \cdot \bar{e}_j = \begin{cases} 1 & \text{se } i=j \\ 0 & \text{se } i \neq j \end{cases}$$

BASE ORTHONORMALE di $V_n(\mathbb{R})$

$$j \neq i \Rightarrow \vec{e}_i \cdot \vec{e}_j = 0$$
$$i = j \Rightarrow \vec{e}_i \cdot \vec{e}_i = 1$$

Procedura di Gram-Schmidt.

Input: base $B = (\vec{e}_1 \dots \vec{e}_n)$ di $V_n(\mathbb{R})$

Output: base $B' = (\vec{e}_1 \dots \vec{e}_n)$ di $V_n(\mathbb{R})$

1) ORTHONORMALE $\vec{e}_i \cdot \vec{e}_j = \begin{cases} 1 & \text{se } i=j \\ 0 & \text{se } i \neq j \end{cases}$

2) TAVOLA $V_{k \leq n}$

$$\mathcal{L}(\vec{e}_1 \dots \vec{e}_n) = \mathcal{L}(\vec{e}_1 \dots \vec{e}_n)$$

$$1) \bar{e}_1 \in B, \quad B(\bar{e}_1, \bar{e}_1) \neq 0$$

$$\bar{e}_1 := \frac{1}{\sqrt{B(\bar{e}_1, \bar{e}_1)}} \bar{e}_1 = \frac{1}{\|\bar{e}_1\|} \bar{e}_1$$

$$\|\bar{x}\| = \sqrt{B(\bar{x}, \bar{x})}$$

$$2) \bar{e}_2 \in B$$

$$\bar{e}_2' = \bar{e}_2 - B(\bar{e}_2, \bar{e}_1) \cdot \bar{e}_1$$

$$\bar{e}_2 := \frac{1}{\|\bar{e}_2'\|} \bar{e}_2'$$

...

$$k) \bar{e}_k \in B \quad \bar{e}_k' = \bar{e}_k - \sum_{j < k} B(\bar{e}_k, \bar{e}_j) \bar{e}_j$$

$$\bar{e}_k := \frac{1}{\|\bar{e}_k'\|} \bar{e}_k'$$

und $k=n$.

$j < k$

$$\beta(\bar{e}_k, \bar{e}_j) =$$

$$= \frac{1}{\|\bar{e}_k'\|} \beta(\bar{e}_k', \bar{e}_j) =$$

$$= \frac{1}{\|\bar{e}_k'\|} \left[\beta(\bar{e}_k, \bar{e}_j) - \sum_{j < k} \beta(\bar{e}_k, \bar{e}_j) \beta(\bar{e}_j, \bar{e}_i) \right]$$

0 $j \neq i$
1 $j = i$

$$= \frac{1}{\|\bar{e}_k'\|} [\beta(\bar{e}_k, \bar{e}_i) - \beta(\bar{e}_k, \bar{e}_i)] = 0$$

□

$$B = ((100), (001), (123))$$

$$\bar{e}_1$$

$$\bar{e}_2$$

$$\bar{e}_3$$

$$\bar{e}_1 = \bar{e}_2$$

$$\bar{e}_2 = \bar{e}_3$$

$$\bar{e}_3 = (010)$$

$$B = ((123), (100), (001))$$

$$\bar{e}_1 = \frac{1}{\sqrt{15}} (123)$$

$$\bar{e}_2 = (100) - \frac{1}{\sqrt{15}} \left(\frac{1}{\sqrt{15}} \right) (123)$$

etc.

Def. Si dice prodotto scalare euclideo su $V_n(\mathbb{R})$ un prodotto scalare definito positivo.

• Si dice norma euclidea (norma-2) la norma $\|\vec{v}\| = \sqrt{\vec{v} \cdot \vec{v}}$ ove \vec{v} è un prodotto scalare euclideo.

• Lo spazio vettoriale $V_n(\mathbb{R})$ è detto in tal caso spazio vettoriale euclideo e lo si denota anche col simbolo $V_n(\mathbb{R})$.

In generale, dato uno sp. vettoriale $V_n(\mathbb{R})$
si dice norma una funzione

$$\|\cdot\| \begin{cases} V_n(\mathbb{R}) \rightarrow \mathbb{R} \\ \vec{v} \rightarrow \|\vec{v}\| \end{cases}$$

che soddisfa le seguenti proprietà:

- 1) $\forall \alpha \in \mathbb{R}, \forall \vec{v} \in V_n(\mathbb{R}), \|\vec{v}\| \geq 0$
 $\|\vec{v}\| = 0 \Leftrightarrow \vec{v} = \vec{0}$
 $\|\alpha \vec{v}\| = |\alpha| \cdot \|\vec{v}\|$
- 2)
- 3)

- 4) $\forall \vec{v}, \vec{w} \in V_n(\mathbb{R}) : \|\vec{v} + \vec{w}\| \leq \|\vec{v}\| + \|\vec{w}\|$

Dato P prod. scalare def. positivo

$$\|\vec{x}\| := \sqrt{P(\vec{v}, \vec{v})} \text{ è una norma.}$$

però \exists anche norme che non vengono di
prodotto scalari $\vec{v} \in \mathbb{R}^n$

E.

$$\|\vec{v}\|_1 = \sum |v_i|$$

$$\|\vec{v}\|_p := \left(\sum |v_i|^p \right)^{\frac{1}{p}} \quad p \geq 1$$

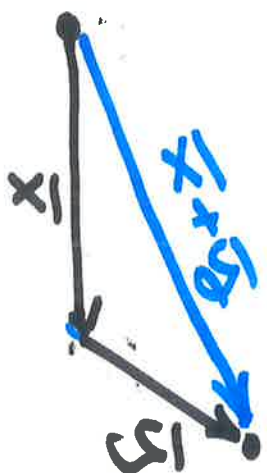
$$\|\vec{v}\|_\infty := \max \{ |v_i| \mid i = 1, \dots, n \}$$

La nozione di norma corrisponde a quella di
"lunghezza" di un vettore.

$$\|\vec{0}\| = 0 \quad \text{se } \vec{x} \neq \vec{0}, \quad \|\vec{x}\| > 0$$

$$\|\alpha \vec{x}\| = |\alpha| \cdot \|\vec{x}\|$$

$$\|\vec{x} + \vec{y}\| \leq \|\vec{x}\| + \|\vec{y}\| \quad \text{disuguaglianza triangolare}$$



$$\|\bar{x} + \bar{y}\| \leq \|\bar{x}\| + \|\bar{y}\|.$$

prodotto scalare euclideo. $B(\bar{v}, \bar{w}) = \bar{v} \cdot \bar{w}$

1) Cauchy-Schwarz

$$|\bar{v} \cdot \bar{w}| \leq \|\bar{v}\| \cdot \|\bar{w}\|$$

Disug.

2) Triangolare

$$\|\bar{v} + \bar{w}\| \leq \|\bar{v}\| + \|\bar{w}\|$$

D14

$$1) \quad \text{Se } \vec{v} = \vec{0} \text{ o } \vec{w} = \vec{0} \Rightarrow |\vec{v} \cdot \vec{w}| \leq \|\vec{v}\| \|\vec{w}\|$$

$\overset{0}{\parallel}$ $\overset{0}{\parallel}$ $\|\vec{v}\| \cdot \|\vec{w}\| = 0$

Consideriamo il vettore

$$\alpha \vec{v} + \vec{w}$$

e calcoliamo

$$f(\alpha) = (\alpha \vec{v} + \vec{w}) \cdot (\alpha \vec{v} + \vec{w}) =$$

$$\begin{aligned} &= \alpha^2 \vec{v} \cdot \vec{v} + \alpha \vec{v} \cdot \vec{w} + \vec{w} \cdot \alpha \vec{v} + \vec{w} \cdot \vec{w} = \\ &= \alpha^2 \|\vec{v}\|^2 + 2\alpha \vec{v} \cdot \vec{w} + \|\vec{w}\|^2 \geq 0 \end{aligned}$$



$$\times^2 \|\vec{v}\|^2 + 2x(\vec{v} \cdot \vec{w}) + \|\vec{w}\|^2 = 0$$

non deve avere 2 radici distinte

$$\frac{\Delta}{4} \leq 0$$

$$(\bar{v} \cdot \bar{w})^2 - \|\bar{v}\|^2 \cdot \|\bar{w}\|^2 \leq 0$$

$$|\bar{v} \cdot \bar{w}| \leq \|\bar{v}\| \cdot \|\bar{w}\| \quad \square$$

DISUGUAGLIANZA TRIANGOLARE

$$\|\bar{v} + \bar{w}\|^2 = (\bar{v} + \bar{w}) \cdot (\bar{v} + \bar{w}) =$$

$$= \|\bar{v}\|^2 + 2\bar{v} \cdot \bar{w} + \|\bar{w}\|^2 \leq$$

$$\|\bar{v}\|^2 + 2|\bar{v} \cdot \bar{w}| + \|\bar{w}\|^2 \leq$$

$$\|\bar{v}\|^2 + 2\|\bar{v}\| \cdot \|\bar{w}\| + \|\bar{w}\|^2 =$$

$$= (\|\bar{v}\| + \|\bar{w}\|)^2$$

□

Dati \bar{v}, \bar{w} definire il coseno dell'angolo fra \bar{v} e \bar{w} il valore

$$\cos \hat{v}\bar{w} = \frac{\bar{v} \cdot \bar{w}}{\|\bar{v}\| \|\bar{w}\|}$$

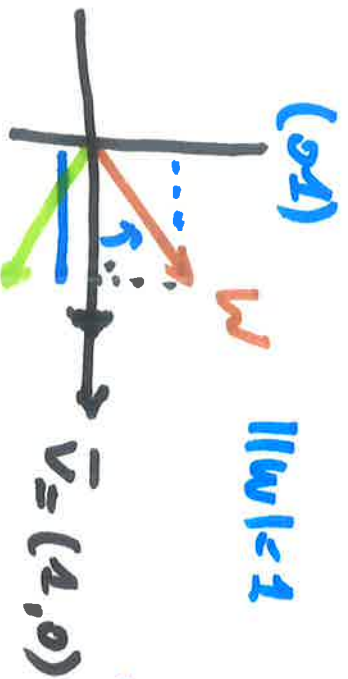
per c/s. $-1 \leq \cos \hat{v}\bar{w} \leq 1$

$$\text{se } \bar{v} \perp \bar{w} \Rightarrow \cos \hat{v}\bar{w} = 0$$

$$\text{se } \bar{v} \parallel \bar{w} \Rightarrow \bar{v} = a \bar{w} \Rightarrow$$

$$\frac{a \bar{w} \cdot \bar{w}}{\|a \bar{w}\| \|\bar{w}\|} =$$

$$= \frac{a}{|a|} \frac{\|\bar{w}\|^2}{\|\bar{w}\|^2} = \frac{a}{|a|}$$



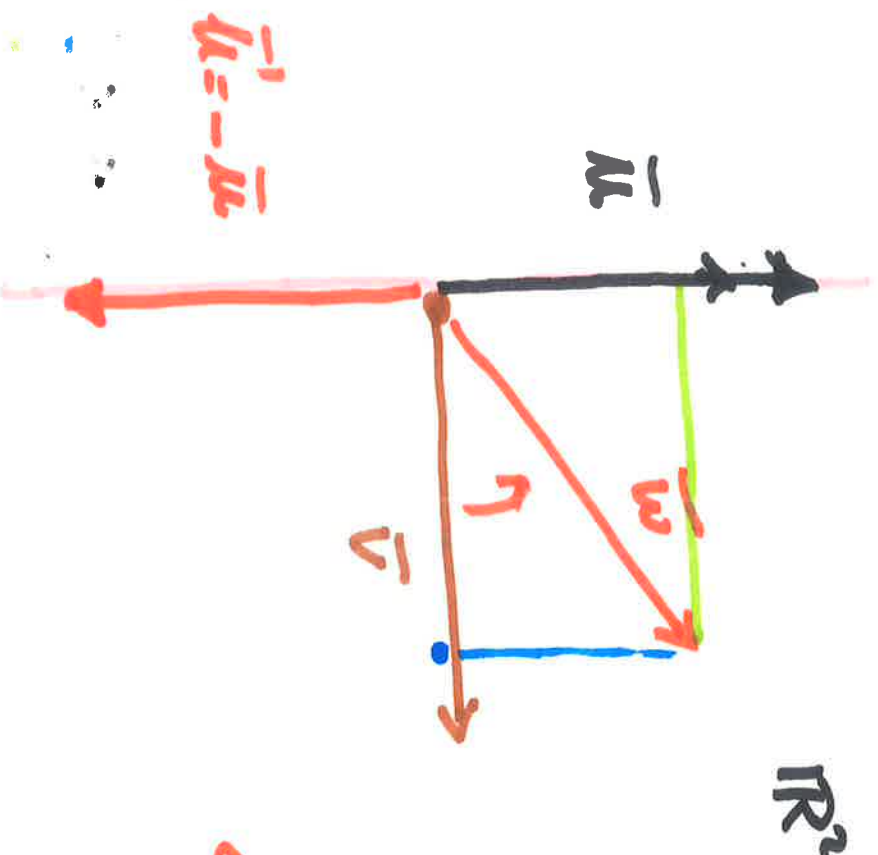
$$\text{se } a > 0 \Rightarrow +1$$

$$a < 0 \Rightarrow -1$$

oss: se vogliamo definire sin ϑ ci
 serve considerare la proiezione ortogonale
 di \bar{u} su di un vettore ortogonale a \bar{v}

$$\bar{\mu} \perp \bar{v}$$

$$\|\bar{\mu}\| = 1$$



$$\|\bar{v}\| = 1$$

$$\|\bar{u}\| = 1$$

$$\cos \vartheta = \bar{v} \cdot \bar{u}$$

$$\bar{\mu} = -\bar{\mu}$$

Def: Si dice che 2 basi ortonormali sono orientate allo stesso modo se il det della matrice di cambiamento di base dall'una all'altra è $+1$; sono orientate in modo opposto se il det è -1 .
La matrice è $\underline{\underline{-1}}$
 \Rightarrow prendiamo \bar{u} tale che (\bar{u}, \bar{e}) è orientato come la base canonica.

oss: Sia B e B' due basi ortonormali rispetto al medesimo prodotto scalare \Rightarrow la matrice di cambiamento di base da B a B' è ortogonale l.i.e. e le sue righe/colonne sono un insieme di vettori ortonormali e ha $\det = \pm 1$

$$\begin{aligned} \vec{V} &= {}^t [x_1 \dots x_n] \begin{bmatrix} \bar{e}_1 \\ \vdots \\ \bar{e}_n \end{bmatrix} = \cancel{{}^t \bar{e}_1 \dots \bar{e}_n} \\ &= [x_1' \dots x_n'] \begin{bmatrix} \bar{e}_1' \\ \vdots \\ \bar{e}_n' \end{bmatrix} \end{aligned}$$

$$\begin{bmatrix} \bar{e}_1' \\ \vdots \\ \bar{e}_n' \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} \bar{e}_1 \\ \vdots \\ \bar{e}_n \end{bmatrix}$$

con $\bar{e}_1' \dots \bar{e}_n'$ base
 ortogonale
 (\Rightarrow vettori ortonormali)
 e stessa cosa per
 $\bar{e}_1 \dots \bar{e}_n$

$$\bar{e}_i \cdot \bar{e}_j = \begin{cases} 1 & \text{se } i=j \\ 0 & \text{se } i \neq j \end{cases}$$

$$\bar{e}_i \cdot \bar{e}_j = \begin{cases} 1 & \text{se } i=j \\ 0 & \text{se } i \neq j \end{cases}$$

la matrice del prod. scalare

rispetto a B e rispetto a B' è

la matrice identica; d'altronde il

cambi di base per il prod. scalare:

~~si~~ si effettua con

$$B' = {}^t A B A$$

ma abbiamo $I = {}^t A I A = {}^t A A \Rightarrow {}^t A = A^{-1}$.

$$\Rightarrow \det({}^t A A) = \det({}^t A) \det(A) = \det(A)^2 = +1 \Rightarrow$$

$$\Rightarrow \det(A) = \pm 1.$$

Def: A orthogonale $\Leftrightarrow {}^t A = A^{-1}$

Se $V_n^o(\mathbb{R})$ è euclideo \Rightarrow possiamo caratterizzare la proiezione ortogonale di un vettore \vec{v} su di un sottospazio W come

a) $\exists ! \vec{v}_1 \in W : \vec{v} = \vec{v}_1 + \vec{w}_1$ con $\vec{v}_1 \in W$ e $\vec{w}_1 \in W^\perp$

b) ~~$\vec{v}_1 = \vec{w}_1$~~ $\vec{v}_1 = \sum_{j=1}^k \frac{\vec{v} \cdot \vec{w}_j}{\vec{w}_j \cdot \vec{w}_j} \vec{w}_j$

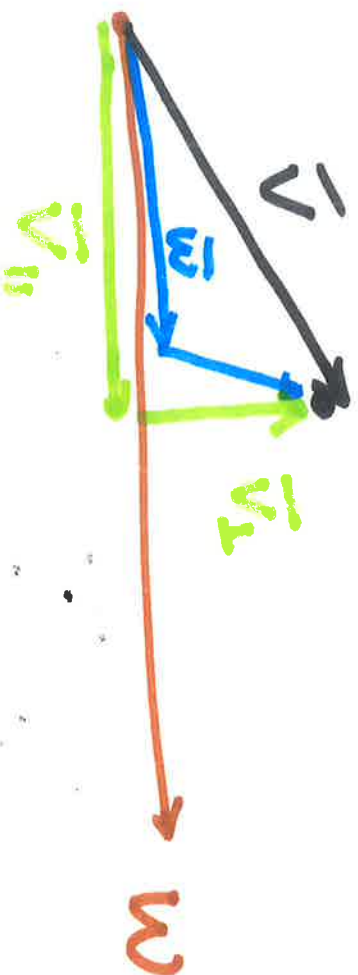
ove $(\vec{w}_1 \dots \vec{w}_k)$ base di W ortogonale

[si vede subito che $(\vec{v} - \vec{v}_1) \cdot \vec{w}_j = \vec{v} \cdot \vec{w}_j - \vec{v}_1 \cdot \vec{w}_j = 0$]
 c) \vec{v}_1 è il vettore di W tale che $\forall \vec{w} \in W$

$\|\bar{v} - \bar{w}\|$ è minimo.

cioè $\|\bar{v} - \bar{v}_n\| \leq \|\bar{v} - \bar{w}\| \quad \forall \bar{w} \in W$.

" \bar{v}_n è la migliore approssimazione a \bar{v} che è contenuta in W "



calcoliamo $\|\bar{v} - \bar{w}\|^2 = (\bar{v} - \bar{w}) \cdot (\bar{v} - \bar{w}) =$

$$= (\bar{v} - \bar{w} + \bar{v}_n - \bar{v}_n) \cdot (\bar{v} - \bar{w} + \bar{v}_n - \bar{v}_n)$$

$$= (\bar{v}_\perp + \bar{v}_n - \bar{w}) \cdot (\bar{v}_\perp + \bar{v}_n - \bar{w}) =$$

$$= \bar{v}_1 \cdot \bar{v}_1 + (\bar{v}_n - \bar{w}) \cdot (\bar{v}_n - \bar{w}) +$$

$$2 \bar{v}_1 \cdot (\bar{v}_n - \bar{w}) = 0 \quad \text{perché}$$

$$\bar{v}_n - \bar{w} \in W \text{ e } \bar{v}_1 \perp W.$$

$$= \|\bar{v}_1\|^2 + \|\bar{v}_n - \bar{w}\|^2 \geq \|\bar{v}_1\|^2$$

In particolare $\|\bar{v} - \bar{w}\|$ è minimo \Leftrightarrow
 $\Leftrightarrow \bar{w} = \bar{v}_1$ ed in tale caso

$$\|\bar{v} - \bar{w}\| = \|\bar{v}_1\|.$$

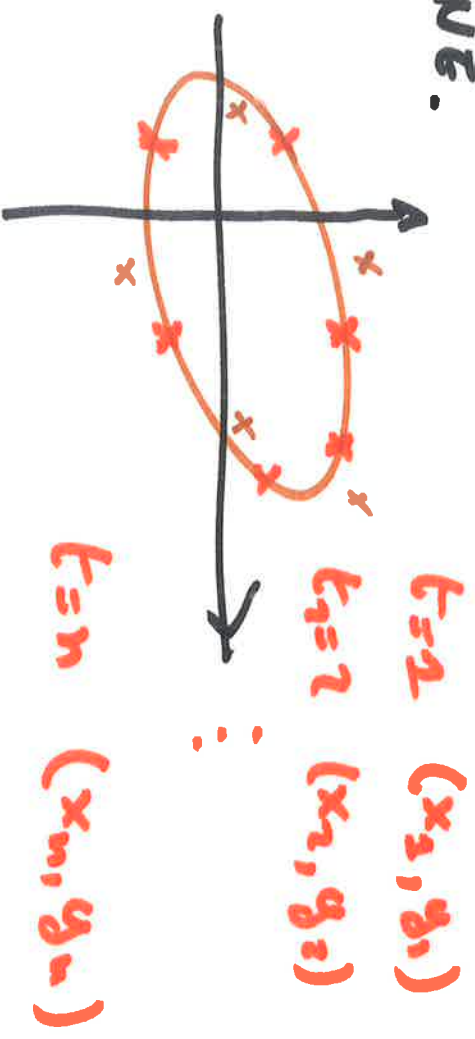
Chiusiamo dimostrando di \bar{v} da W il valore $\|\bar{v}_1\|$.
 Se $\|\bar{v}_1\| = 0 \Rightarrow \bar{v} \in W$.

Résolution de un système linéaire à n inconnues
quadratique.

$$\boxed{AX=B}$$

inconnues linéaires

- compatible $\Leftrightarrow \text{rk}(A) = \text{rk}(A|B) \rightarrow$ à résoudre
- incompatible \rightarrow FINIR.



$$\begin{cases} a_{11}x^2 + 2a_{12}xy + 2a_{13}x \\ + a_{22}y^2 + 2a_{23}y + a_{33} = 0 \end{cases}$$

$$a_{11} = 1$$

$$\left\{ \begin{array}{l} x_1^2 + 2a_{12}x_1y_1 + 2a_{13}x_1 + a_{22}y_1^2 + 2a_{23}y_1 + a_{33} = 0 \\ x_2^2 + 2a_{12}x_1y_2 + 2a_{13}x_2 + \dots = 0 \\ \vdots \\ x_n^2 + 2a_{12}x_ny_n + \dots = 0 \end{array} \right.$$

n equazioni nelle incognite

$$a_{12}, a_{13}, a_{22}, a_{23}, a_{33}.$$

→ Sostituiamo il sistema lineare $AX = B$

con un sistema lineare "vicino" in cui

a) posto di B prendiamo un vettore B'

il più vicino possibile a B ma tale che B'

$AX = B'$ risolvibile.

→ cerchiamo B' nello sp. vettoriale generato dalle colonne di A e tale che $\|B - B'\|^2$ sia la più piccola possibile.

$$AX = B \rightsquigarrow AX = B'$$

Supponiamo di avere una soluzione
X' del sistema $AX = B' \Rightarrow (B' - B) \perp \mathcal{C}(A)$

\Rightarrow in particolare $(AX' - B) \in \mathcal{C}(A)^\perp$

$$\Leftrightarrow A^T (AX' - B) = \underline{0}$$

$$\Leftrightarrow \bar{A} A X' = \bar{A} B$$

cioè trovare la soluzione
cerca "vicini" corrispondenti
a Minore

$$\boxed{(\bar{A} A) X = \bar{A} B}$$

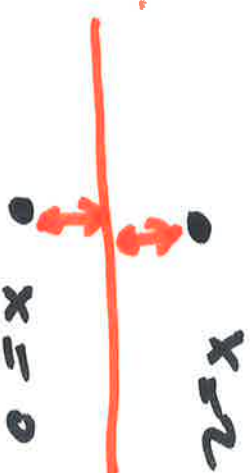
Example

$$\begin{cases} x=0 \\ x=2 \end{cases}$$

$$A = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ 2 \end{bmatrix}$$

$$\bar{A} A = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \end{bmatrix}$$

$$\bar{A} B = \begin{bmatrix} 2 \end{bmatrix}$$



$$2x = 2 \rightarrow$$

$$x = 1$$