

**Remarque 1 (Identification point/vecteur dans  $\mathbb{R}^n$ )**

Si on se donne un point  $O$  de  $\mathbb{R}^n$ , l'application qui à tout point  $M$  de  $\mathbb{R}^n$  associe le vecteur  $\overrightarrow{OM}$  est une bijection. Il est donc équivalent de parler de points ou de vecteurs dans  $\mathbb{R}^n$ , en ayant préalablement fixé un point (l'origine).

**1 Produit scalaire dans  $\mathbb{R}^n$** **1.1 Définition et premières propriétés****Définition 2**

Soient  $\vec{u} = (x_1, \dots, x_n)$  et  $\vec{v} = (y_1, \dots, y_n)$  deux vecteurs de  $\mathbb{R}^n$ .

On appelle **produit scalaire** de  $\vec{u}$  et  $\vec{v}$  le réel noté  $\vec{u} \cdot \vec{v}$  défini par :

$$\vec{u} \cdot \vec{v} = \sum_{i=1}^n x_i y_i.$$

La notation du produit scalaire peut varier dans la littérature : on peut trouver  $(\vec{u} | \vec{v})$ ,  $\langle \vec{u}, \vec{v} \rangle$  ou  $\langle \vec{u} | \vec{v} \rangle$ .

**Exemple 3 (Calcul de produits scalaires)**

Calculons le produit scalaire de  $\vec{u}$  et  $\vec{v}$  dans les différents cas suivants :

(i)  $\vec{u} = (1, 0, 1), \vec{v} = (-2, 3, 4)$

(ii)  $\vec{u} = (0, 1, 2, 3), \vec{v} = (4, 3, 2, 1)$

**Proposition 4 (*Propriétés du produit scalaire*)**

Soient  $\vec{u}, \vec{v}$  et  $\vec{w}$  trois vecteurs de  $\mathbb{R}^n$  et  $\lambda \in \mathbb{R}$ . Alors :

(i)  $\vec{u} \cdot \vec{0} = \vec{0} \cdot \vec{u} = 0$

(ii)  $\vec{u} \cdot \vec{v} = \vec{v} \cdot \vec{u}$  (symétrie du produit scalaire)

(iii)  $(\vec{v} + \lambda \vec{w}) \cdot \vec{u} = \vec{v} \cdot \vec{u} + \lambda \vec{w} \cdot \vec{u}$  (linéarité par rapport à la première variable)

(iv)  $\vec{u} \cdot (\vec{v} + \lambda \vec{w}) = \vec{u} \cdot \vec{v} + \lambda \vec{u} \cdot \vec{w}$  (linéarité par rapport à la seconde variable)

(v)  $\vec{u} \cdot \vec{u} \geq 0$  (positivité du produit scalaire)

(vi)  $\vec{u} \cdot \vec{u} = 0 \Leftrightarrow \vec{u} = \vec{0}$  (le produit scalaire est défini).

*Démonstration admise.*

**Remarque 5**

L'application  $(\vec{u}, \vec{v}) \mapsto \vec{u} \cdot \vec{v}$  est dite **bilinéaire** (i.e linéaire par rapport à chacune de ses variables), **symétrique**, **définie positive**.

**Corollaire 6 (*Bilinéarité du produit scalaire*)**

Soient  $(p, q) \in (\mathbb{N}^*)^2$ ,  $(\lambda_1, \dots, \lambda_p)$  un  $p$ -uplet de réels et  $(\mu_1, \dots, \mu_q)$  un  $q$ -uplet de réels.

Soient  $(\vec{u}_1, \dots, \vec{u}_p)$  un  $p$ -uplet de vecteurs de  $\mathbb{R}^n$  et  $(\vec{v}_1, \dots, \vec{v}_q)$  un  $q$ -uplet de vecteurs de  $\mathbb{R}^n$ . Alors :

$$\left( \sum_{i=1}^p \lambda_i \vec{u}_i \right) \cdot \left( \sum_{j=1}^q \mu_j \vec{v}_j \right) = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q \lambda_i \mu_j \vec{u}_i \cdot \vec{v}_j$$

*Démonstration admise.*

## 1.2 Norme euclidienne

### Définition 7

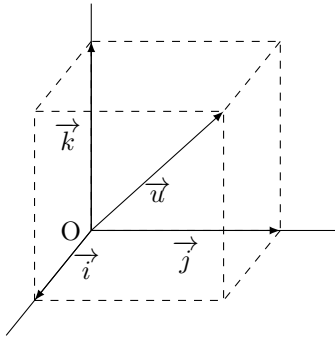
Soit  $\vec{u}$  un vecteur de  $\mathbb{R}^n$ .

On appelle **norme euclidienne** (ou plus simplement **norme**) du vecteur  $\vec{u}$  le réel noté  $\|\vec{u}\|$  défini par :

$$\|\vec{u}\| = \sqrt{\vec{u} \cdot \vec{u}}.$$

### Exemple 8 (Calcul de norme)

Calculons la norme du vecteur  $\vec{u}$  représenté dans le repère orthonormé ci-dessous :



### Proposition 9

Soient  $\vec{u}$  un vecteur de  $\mathbb{R}^n$  et  $\lambda$  un réel. Alors :

(i)  $\|\vec{u}\| \geq 0$

(ii)  $\|\lambda \vec{u}\| = |\lambda| \|\vec{u}\|$

(iii)  $\|\vec{u}\| = 0 \Leftrightarrow \vec{u} = \vec{0}$ .

*Démonstration admise.*

### Théorème 10 (Inégalité de Cauchy-Schwarz)

Pour tous vecteurs  $\vec{u}$  et  $\vec{v}$  de  $\mathbb{R}^n$ , on a :

$$|\vec{u} \cdot \vec{v}| \leq \|\vec{u}\| \|\vec{v}\|.$$

De plus, il y a égalité si, et seulement si, les vecteurs  $\vec{u}$  et  $\vec{v}$  sont colinéaires.

**Démonstration.**

**Exemple 11 (Application de l'inégalité de Cauchy-Schwarz)**

|| Montrons que, pour tout  $(x, y, z) \in \mathbb{R}^3$ ,  $x + y + z \leq \sqrt{3x^2 + 3y^2 + 3z^2}$ .

**Théorème 12 (Inégalité triangulaire)**

Pour tous vecteurs  $\vec{u}$  et  $\vec{v}$  de  $\mathbb{R}^n$ , on a :

$$\|\vec{u} + \vec{v}\| \leq \|\vec{u}\| + \|\vec{v}\|.$$

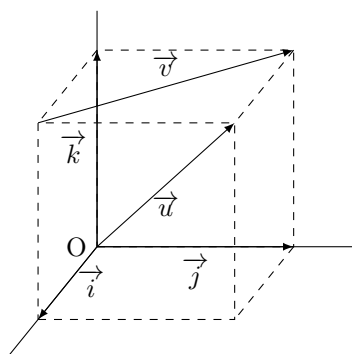
**Démonstration.**

**1.3 Orthogonalité****Définition 13**

On dit que deux vecteurs  $\vec{u}$  et  $\vec{v}$  de  $\mathbb{R}^n$  sont **orthogonaux** si  $\vec{u} \cdot \vec{v} = 0$ .

**Exemple 14**

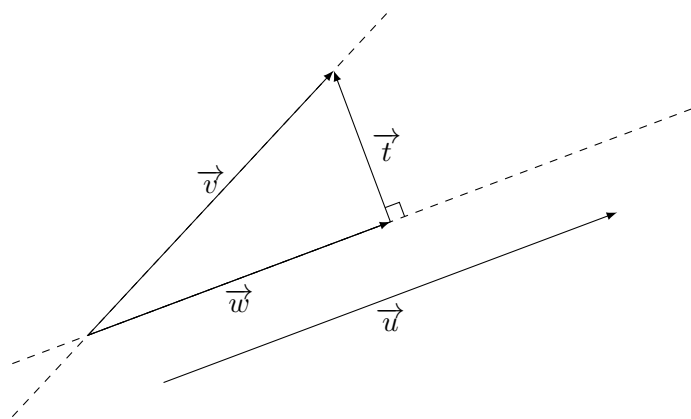
Les vecteurs  $\vec{u}$  et  $\vec{v}$  représentés dans le repère orthonormé ci-dessous sont-ils orthogonaux ?

**Remarque 15**

La bilinéarité du produit scalaire assure que, si deux vecteurs  $\vec{u}$  et  $\vec{v}$  de  $\mathbb{R}^n$  sont orthogonaux, alors, pour tous réels  $\lambda$  et  $\mu$ ,  $\lambda\vec{u}$  et  $\mu\vec{v}$  sont orthogonaux.

**Exemple 16**

Comparer  $\vec{u} \cdot \vec{v}$  et  $\vec{u} \cdot \vec{w}$  (en supposant que les vecteurs  $\vec{u}$  et  $\vec{w}$  sont colinéaires).

**Définition 17**

On dit qu'une  $(\vec{u}_i)_{i \in I}$  de vecteurs de  $\mathbb{R}^n$  est une **famille orthogonale** si les vecteurs de cette famille sont deux-à-deux orthogonaux, i.e.

$$\forall (i, j) \in I^2, i \neq j \Rightarrow \vec{u}_i \cdot \vec{u}_j = 0.$$

On dit qu'une  $(\vec{u}_i)_{i \in I}$  de vecteurs de  $\mathbb{R}^n$  est une **famille orthonormée** (on dit aussi **orthonormale**) si elle est orthogonale et si tous ses vecteurs sont de norme égale à 1.

**Exemple 18**

|| La base canonique de  $\mathbb{R}^n$  est une famille orthonormée.

**Proposition 19 (Liberté d'une famille orthogonale)**

Toute famille orthogonale de vecteurs non nuls de  $\mathbb{R}^n$  est libre.

**Démonstration.**

**Théorème 20 (Théorème de Pythagore)**

Soient  $\vec{u}$  et  $\vec{v}$  deux vecteurs de  $\mathbb{R}^n$ . Les vecteurs  $\vec{u}$  et  $\vec{v}$  sont orthogonaux si, et seulement si :

$$\|\vec{u} + \vec{v}\|^2 = \|\vec{u}\|^2 + \|\vec{v}\|^2.$$

**Démonstration.**

**2 Bases orthonormées****2.1 Existence et premières propriétés****Théorème 21 (admis)**

Tout sous-espace vectoriel de  $\mathbb{R}^n$  différent de  $\{\vec{0}\}$  admet une base orthonormée, pouvant être complétée en une base orthonormée de  $\mathbb{R}^n$ .

**Définition 22**

Soient  $X = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$  et  $Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}$  deux matrices-colonnes de  $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ . On appelle produit scalaire de  $X$  et  $Y$ , généralement noté  $\langle X, Y \rangle$ , le réel :

$$\langle X, Y \rangle = \sum_{i=1}^n x_i y_i = X^T Y \quad (\text{en identifiant } \mathcal{M}_1(\mathbb{R}) \text{ à } \mathbb{R}).$$

**Proposition 23 (Écriture matricielle du produit scalaire)**

Soit  $\mathcal{B} = (\vec{e}_1, \dots, \vec{e}_n)$  une base orthonormée de  $\mathbb{R}^n$ . Soient  $\vec{x}$  et  $\vec{y}$  deux vecteurs de  $\mathbb{R}^n$  et soient  $(x_1, \dots, x_n)$  et  $(y_1, \dots, y_n)$  leurs coordonnées respectives dans  $\mathcal{B}$ . On note  $X = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$  et  $Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}$  les matrices-colonnes des coordonnées respectives de  $\vec{x}$  et  $\vec{y}$  dans  $\mathcal{B}$ . En identifiant  $\mathcal{M}_1(\mathbb{R})$  à  $\mathbb{R}$ , on a alors :

$$(i) \quad \vec{x} \cdot \vec{y} = \sum_{i=1}^n x_i y_i = X^T Y = \langle X, Y \rangle; \quad (ii) \quad \|\vec{x}\|^2 = \sum_{i=1}^n x_i^2 = X^T X = \|X\|^2.$$

**Démonstration.**

**Remarque 24**

La propriété précédente assure que le produit scalaire et la norme se calculent de la même manière **dans toutes les bases orthonormées**

**Proposition 25**

Soit  $\mathcal{B} = (\vec{e}_1, \dots, \vec{e}_n)$  une base orthonormée de  $\mathbb{R}^n$  et soit  $\vec{u} \in \mathbb{R}^n$ .

En notant  $(x_1, \dots, x_n)$  les coordonnées de  $\vec{u}$  dans la base  $\mathcal{B}$ , on a :

$$\forall i \in \llbracket 1, n \rrbracket, x_i = \vec{u} \cdot \vec{e}_i.$$

En particulier, on a :

$$\vec{u} = \sum_{i=1}^n (\vec{u} \cdot \vec{e}_i) \vec{e}_i \quad \text{et} \quad \|\vec{u}\|^2 = \sum_{i=1}^n (\vec{u} \cdot \vec{e}_i)^2.$$

**Démonstration.**

**Remarque 26**

Le résultat précédent permet de déterminer les coordonnées de tout vecteur dans une base orthonormée en calculant  $n$  produits scalaires.

**Remarque 27**

Le même raisonnement s'applique à un sous-espace vectoriel de  $\mathbb{R}^n$  non réduit à  $\{\vec{0}\}$ , comme énoncé ci-dessous.

Soit  $\mathcal{B} = (\vec{e}_1, \dots, \vec{e}_p)$  une base orthonormée d'un sous-espace vectoriel  $F \neq \{\vec{0}\}$  de  $\mathbb{R}^n$ .

Alors, pour tout vecteur  $\vec{u}$  de  $F$ , on a :

$$\vec{u} = \sum_{i=1}^p (\vec{u} \cdot \vec{e}_i) \vec{e}_i.$$

**Exemple 28**

Soient  $\vec{u} = (2, 3)$ ,  $\vec{e}_1 = \left(\frac{\sqrt{3}}{2}, \frac{1}{2}\right)$  et  $\vec{e}_2 = \left(-\frac{1}{2}, \frac{\sqrt{3}}{2}\right)$  trois vecteurs de  $\mathbb{R}^2$ .

1. Montrons que  $(\vec{e}_1, \vec{e}_2)$  est une base orthonormée de  $\mathbb{R}^2$ .
2. Déduisons-en les coordonnées de  $\vec{u}$  dans cette base.
3. On note  $\vec{e}_3 = 2\vec{e}_2$ . Vérifier que  $(\vec{e}_1, \vec{e}_3)$  est une base orthogonale de  $\mathbb{R}^2$ .
4. A-t-on l'égalité :  $\vec{u} = (\vec{u} \cdot \vec{e}_1) \vec{e}_1 + (\vec{u} \cdot \vec{e}_3) \vec{e}_3$  ?

**Proposition 29**

Soient  $\mathcal{B}_1 = (\vec{e}_1, \dots, \vec{e}_n)$  une base orthonormée de  $\mathbb{R}^n$  et  $\mathcal{B}_2 = (\vec{f}_1, \dots, \vec{f}_n)$  une famille de vecteurs de  $\mathbb{R}^n$ . La famille  $\mathcal{B}_2$  est une base orthonormée de  $\mathbb{R}^n$  si, et seulement si, la matrice  $P$  de  $\mathcal{B}_2$  dans la base  $\mathcal{B}_1$  vérifie :

$$P^T P = I_n.$$

En particulier, la matrice de passage d'une base orthonormée de  $\mathbb{R}^n$  dans une autre (base orthonormée de  $\mathbb{R}^n$ ) est une matrice inversible de  $\mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  et son inverse est sa transposée.

On dit que  $P$  est une matrice (de passage) **orthogonale**.

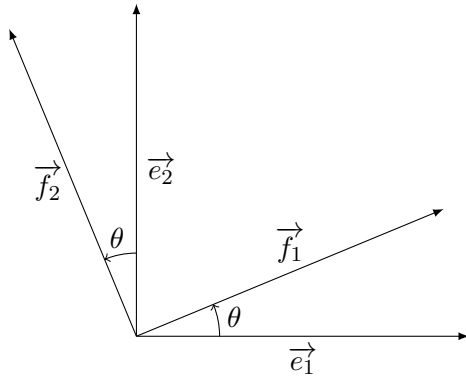
**Démonstration.**

**Remarque 30**

| On utilisera très souvent ce résultat pour passer de la base canonique de  $\mathbb{R}^n$  à une autre base orthonormée de  $\mathbb{R}^n$ .

**Exemple 31 (Matrice de rotation)**

On représente ci-dessous les vecteurs  $\vec{e}_1 = (1, 0)$ ,  $\vec{e}_2 = (0, 1)$ ,  $\vec{f}_1$  et  $\vec{f}_2$  de  $\mathbb{R}^2$  (construits par rotation d'un angle de mesure  $\theta \in \mathbb{R}$ ). Déterminons la matrice  $P$  de passage de  $(\vec{e}_1, \vec{e}_2)$  à  $(\vec{f}_1, \vec{f}_2)$  puis son inverse  $P^{-1}$ .

**2.2 Diagonalisation des matrices symétriques réelles****Proposition 32**

Soit  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  une matrice symétrique (on note  $A \in \mathcal{S}_n(\mathbb{R})$ ).

Deux vecteurs propres de  $A$  associés à des valeurs propres distinctes sont orthogonaux.

**Remarque 33**

| On dit que les espaces propres d'une matrice symétrique réelles sont **deux-à-deux orthogonaux**.

**Théorème 34 (Théorème spectral - diagonalisation des matrices symétriques réelles)**

Pour toute matrice symétrique réelle  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$ , il existe une matrice inversible  $P \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  et une matrice diagonale  $D \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  telles que :

$$\begin{cases} A = PDP^T \\ P^{-1} = P^T. \end{cases}$$

*Démonstration admise.*

**Remarque 35 À retenir**

| Tout matrice symétrique réelle est diagonalisable via une matrice de passage orthogonale.



**Exemple 36**

Diagonalisons la matrice  $A = \begin{pmatrix} 1 & -2 & 2 \\ -2 & 1 & -2 \\ 2 & -2 & 1 \end{pmatrix}$  via une matrice de passage orthogonale.

## 2.3 Projection orthogonale

### Définition 37

On appelle **orthogonal** d'un sous-espace vectoriel  $F$  de  $\mathbb{R}^n$ , l'ensemble, noté  $F^\perp$ , des vecteurs de  $\mathbb{R}^n$  orthogonaux à tout vecteur de  $F$  :

$$F^\perp = \{ \vec{v} \in \mathbb{R}^n \mid \forall \vec{u} \in F, \vec{u} \cdot \vec{v} = 0 \}.$$

### Exemple 38

|| Déterminer  $F^\perp$  dans le cas où  $F = \{ \vec{0} \}$  puis  $F = \mathbb{R}^n$ .

### Proposition 39

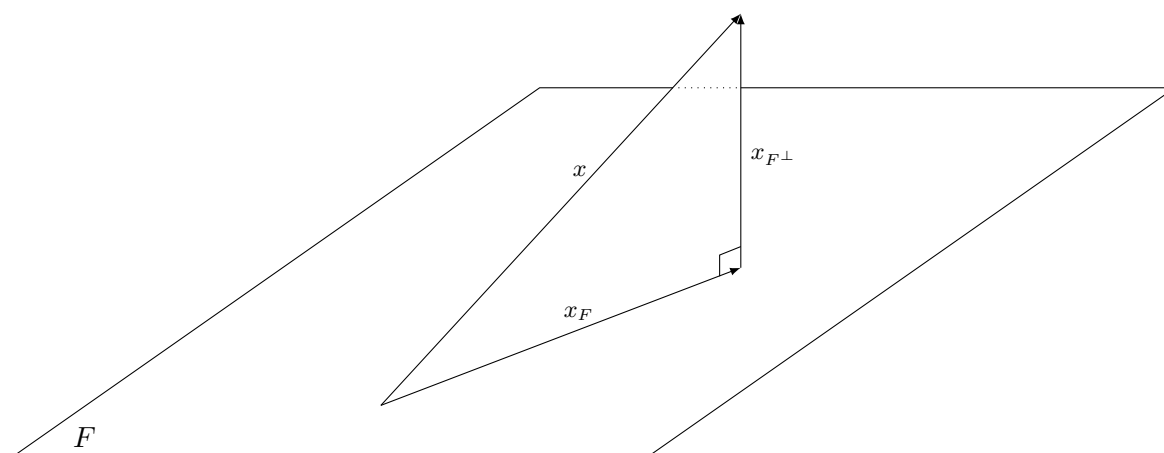
Si  $F$  un sous-espace vectoriel de  $\mathbb{R}^n$ , alors  $F^\perp$  est un sous-espace vectoriel de  $\mathbb{R}^n$ .

### Théorème 40 (*Décomposition d'un vecteur sur $F$ et $F^\perp$* )

Soit  $F$  un sous-espace vectoriel de  $\mathbb{R}^n$ .

Pour tout vecteur  $x \in \mathbb{R}^n$ , il existe un unique couple  $(x_F, x_{F^\perp}) \in F \times F^\perp$  vérifiant  $x = x_F + x_{F^\perp}$ .

Le vecteur  $x_F$  est appelé **projeté orthogonal** de  $x$  sur  $F$ .



Démonstration.

**Corollaire 41**

Soit  $F$  un sous-espace vectoriel de  $\mathbb{R}^n$ . Alors :

$$\dim F + \dim F^\perp = n.$$

*Démonstration admise.*

**Définition 42**

Soit  $F$  un sous-espace vectoriel de  $\mathbb{R}^n$ . On appelle **projection orthogonale** sur  $F$  l'application qui, à tout vecteur de  $\mathbb{R}^n$  son projeté orthogonal sur  $F$ .

**Théorème 43 (Écriture du projeté orthogonal dans une base orthonormée)**

Soit  $\mathcal{B} = (\vec{e}_1, \dots, \vec{e}_q)$  une base orthonormée d'un sous-espace vectoriel  $F$  de  $\mathbb{R}^n$ .

En notant  $p$  la projection orthogonale sur  $F$ , on a :

$$\forall \vec{u} \in \mathbb{R}^n, p(\vec{u}) = \sum_{i=1}^q (\vec{u} \cdot \vec{e}_i) \vec{e}_i.$$

**Démonstration.** cf démonstration du théorème 40.

**Théorème 44** (*Caractérisation de la projection orthogonale*)

La projection orthogonale sur un sous-espace vectoriel  $F$  de  $\mathbb{R}^n$  est l'unique endomorphisme  $p$  de  $\mathbb{R}^n$  vérifiant :

$$\begin{cases} p \circ p = p \\ \text{Im}(p) = F \\ \text{Ker}(p) = F^\perp. \end{cases}$$

**Exemple 45**

|| Déterminons le projeté orthogonal du vecteur  $\vec{u} = (1, 0, 1) \in \mathbb{R}^3$  sur le sous-espace vectoriel  $F = \text{Vect}(\vec{e}_1, \vec{e}_2)$  de  $\mathbb{R}^3$  où  $\vec{e}_1 = (1, -1, 0)$  et  $\vec{e}_2 = (0, 0, 1)$ .

**Exemple 46**

|| Soit  $f$  l'endomorphisme de  $\mathbb{R}^2$  canoniquement associé à la matrice  $A = \frac{1}{4} \begin{pmatrix} 3 & \sqrt{3} \\ \sqrt{3} & 1 \end{pmatrix}$ .

1. Montrer que  $f$  est une projection orthogonale sur un sous-espace vectoriel à identifier.
2. Justifier que  $A$  est diagonalisable puis la diagonaliser. Pouvait-on prévoir la forme de la matrice diagonale ?

## 2.4 Distance

### Définition 47

Soient  $\vec{u}$  et  $\vec{v}$  deux vecteurs de  $\mathbb{R}^n$ . On appelle **distance** entre  $\vec{u}$  et  $\vec{v}$  le réel noté  $d(\vec{u}, \vec{v})$  défini par :

$$d(\vec{u}, \vec{v}) = \|\vec{u} - \vec{v}\|.$$

### Définition 48

Soient  $\vec{u}$  un vecteur de  $\mathbb{R}^n$  et  $A$  une partie non vide de  $\mathbb{R}^n$ .

On appelle **distance** entre  $\vec{u}$  et  $A$  le réel noté  $d(\vec{u}, A)$  défini par :

$$d(\vec{u}, A) = \inf_{v \in A} \|\vec{u} - \vec{v}\| \quad \left( = \inf_{v \in A} d(\vec{u}, \vec{v}) \right).$$

### Remarque 49

La borne inférieure existe bien car l'ensemble  $\{\|\vec{u} - \vec{v}\| \in \mathbb{R}, \mid \vec{v} \in A\}$  est bien non vide et minoré (par 0).

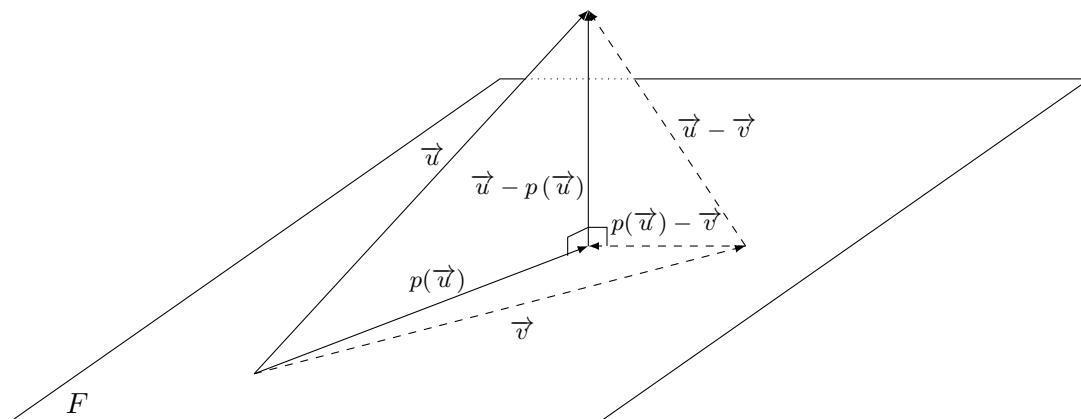
### Théorème 50 (Caractérisation de la distance à un sous-espace vectoriel par la projection orthogonale)

Soient  $F$  un sous-espace vectoriel de  $\mathbb{R}^n$  non réduit à  $\{\vec{0}\}$  et  $p$  la projection orthogonale sur  $F$ .

Pour tout vecteur  $\vec{u} \in \mathbb{R}^n$ , on a :

$$d(\vec{u}, F) = \|\vec{u} - p(\vec{u})\|.$$

**Démonstration.**



**Exemple 51**

|| Déterminons la distance du vecteur  $\vec{u} = (5, -2) \in \mathbb{R}^2$  à la droite (vectorielle)  $F$  d'équation  $\sqrt{3}x - 3y = 0$ .

**Remarque 52. Interprétation géométrique de l'ajustement affine par la méthode des moindres carrés**

On considère un nuage de points  $\{(x_i, y_i)\}_{1 \leq i \leq n}$  (d'abscisses deux-à-deux distinctes). Déterminer la droite de régression linéaire par la méthode des moindres carrés revient à déterminer un couple de réels  $(a, b)$  qui minimise la quantité :

$$f(a, b) = \sum_{i=1}^n (y_i - (ax_i + b))^2.$$

En posant  $x = (x_1, \dots, x_n)$ ,  $y = (y_1, \dots, y_n)$ , et  $u = (1, \dots, 1) \in \mathbb{R}^n$ , on remarque que  $f(a, b) = \|y - (ax + bu)\|^2$  pour tout  $(a, b) \in \mathbb{R}^2$ . En notant,  $F = \text{Vect}(x, u)$ , il vient alors que :

$$\min_{(a,b) \in \mathbb{R}^2} f(a, b) = \min_{(a,b) \in \mathbb{R}^2} \|y - (ax + bu)\|^2 = \min_{v \in F} \|y - v\|^2 = d(y, F)^2.$$

Pour rappel, le couple  $(\hat{a}, \hat{b})$  qui minimise  $f$  sur  $\mathbb{R}^2$  vérifie  $\hat{a} = \frac{s_{xy}}{s_x^2}$  et  $\hat{b} = \bar{y} - \hat{a}\bar{x}$ , où  $s_{xy}$  est la covariance du couple  $(x, y)$  et  $s_x^2$  la variance de  $x$ .