

# 1 Choix des classes pour la classification

Dans le cadre de notre projet, nous utilisons une classification supervisée comme premier benchmark pour tester différents noyaux de SVM (linéaire, RBF, polynomial) ainsi que, ultérieurement, des variantes quantiques (QSVM). L'objectif de cette classification n'est pas de réaliser une tomographie quantique, mais d'établir un problème simple et entièrement contrôlé permettant de valider notre pipeline de génération de données et de comparer les performances des modèles.

## 1.1 Pourquoi la classification n'est-elle pas une tomographie ?

La tomographie vise à reconstruire l'état quantique, c'est-à-dire le vecteur de Bloch réel ( $X_{\text{real}}, Y_{\text{real}}, Z_{\text{real}}$ ) ou les paramètres angulaires ( $\theta_{\text{real}}, \phi_{\text{real}}$ ), tous deux continus. La classification, au contraire, renvoie un *label discret*. Elle ne peut donc pas reconstruire un état continu et n'est utilisée ici qu'en tant que benchmark.

## 1.2 Pourquoi aurait-on pu définir 6 classes ?

La sphère de Bloch possède six directions cardinales correspondant aux axes ( $\pm X, \pm Y, \pm Z$ ). Chaque direction correspond à un état pur aligné :

- $+Z : |0\rangle,$
- $-Z : |1\rangle,$
- $+X : |+\rangle = (|0\rangle + |1\rangle)/\sqrt{2},$
- $-X : |-\rangle = (|0\rangle - |1\rangle)/\sqrt{2},$
- $+Y : |i\rangle = (|0\rangle + i|1\rangle)/\sqrt{2},$
- $-Y : |-i\rangle = (|0\rangle - i|1\rangle)/\sqrt{2}.$

Il aurait donc été possible de définir un problème de classification en **6 classes** fondé sur ces six directions.

## 1.3 Pourquoi choisissons-nous seulement 4 classes ?

Pour trois raisons principales :

1. **Simplicité du benchmark** : réduire à quatre classes permet d'obtenir un problème plus stable, plus équilibré et largement utilisé dans la littérature.
2. **Alignement avec les pratiques existantes** : de nombreux travaux (demos Qiskit, Pennylane, QSVM) utilisent exactement les états  $|0\rangle, |1\rangle, |+\rangle, |i\rangle$  pour tester des classificateurs quantiques ou hybrides.
3. **Redondance physique limitée** : les états  $|-\rangle$  (axe  $-X$ ) et  $|-i\rangle$  (axe  $-Y$ ) ne fournissent pas de structure significativement nouvelle par rapport à leurs opposés. Ils compliquent le benchmark sans améliorer sa valeur pédagogique.

Nous utilisons donc les quatre états suivants, situés dans les directions positives des axes principaux de la sphère de Bloch :

$$\begin{aligned}|0\rangle &\leftrightarrow (X, Y, Z) = (0, 0, +1), \\|1\rangle &\leftrightarrow (X, Y, Z) = (0, 0, -1), \\|+\rangle &\leftrightarrow (X, Y, Z) = (+1, 0, 0), \\|-i\rangle &\leftrightarrow (X, Y, Z) = (-1, 0, 0)\end{aligned}$$

## 1.4 Construction des labels à partir du dataset

Notre fonction de génération de dataset produit pour chaque échantillon :

- les paramètres idéaux ( $\theta_{\text{ideal}}, \phi_{\text{ideal}}$ ),
- les composantes idéales du vecteur de Bloch ( $X_{\text{ideal}}, Y_{\text{ideal}}, Z_{\text{ideal}}$ ),
- les composantes réelles ( $X_{\text{real}}, Y_{\text{real}}, Z_{\text{real}}$ ) après application éventuelle d'un bruit physique (shrink anisotrope),
- les moyennes mesurées ( $\langle X \rangle_{\text{mes}}, \langle Y \rangle_{\text{mes}}, \langle Z \rangle_{\text{mes}}$ ) issues du bruit statistique.

Pour la classification, nous construisons un label discret en associant chaque état idéal à l'une des quatre directions suivantes :

$$\text{classe} = \begin{cases} 0 & \text{si l'état idéal est proche de } |0\rangle \text{ (axe } +Z\text{),} \\ 1 & \text{si l'état idéal est proche de } |1\rangle \text{ (axe } -Z\text{),} \\ 2 & \text{si l'état idéal est proche de } |+\rangle \text{ (axe } +X\text{),} \\ 3 & \text{si l'état idéal est proche de } |i\rangle \text{ (axe } +Y\text{).} \end{cases}$$

Ainsi, même lorsque les mesures sont bruitées et que de la décohérence est appliquée, les labels restent déterministes car basés exclusivement sur les paramètres idéaux connus lors de la génération.

## 1.5 Utilité de cette classification

Cette classification sert de benchmark pour :

- vérifier la cohérence physique du dataset,
- tester différents noyaux de SVM,
- observer l'effet du bruit statistique et du bruit de décohérence,
- comparer avec des variantes quantiques (QSVM),
- préparer les Labs de régression où la véritable tomographie est effectuée.

Elle ne constitue donc pas une méthode de reconstruction d'état, mais un outil d'analyse préliminaire indispensable.