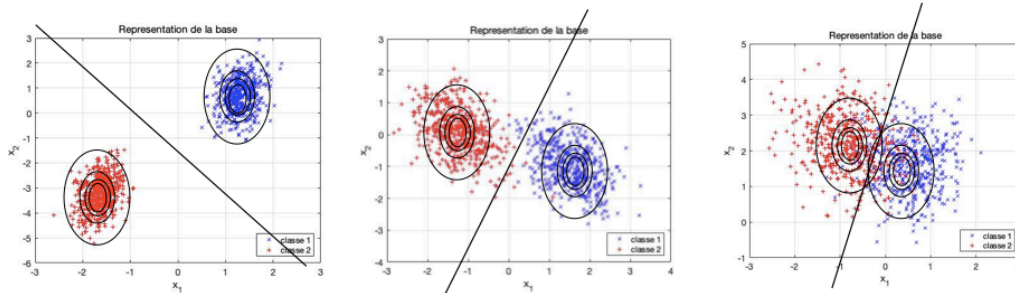


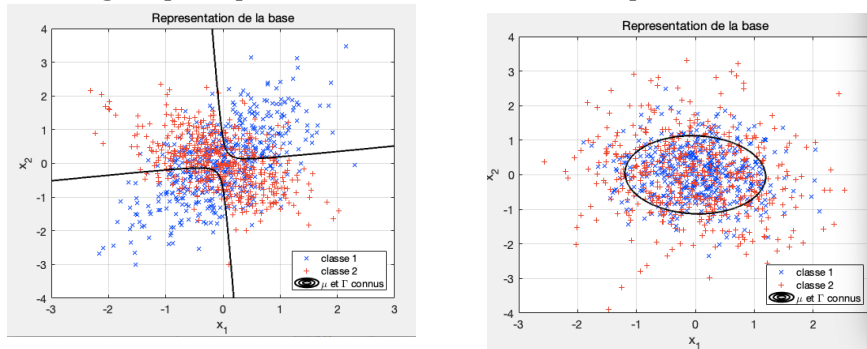
2.4.1

1.1 On a généré dizaine de images et choisi les trois les plus représentatives. Les ddp et les frontières sont sur les images. Ils sont des distributions normaux 2D au centre différent, ils peuvent être séparé par une ligne frontière.



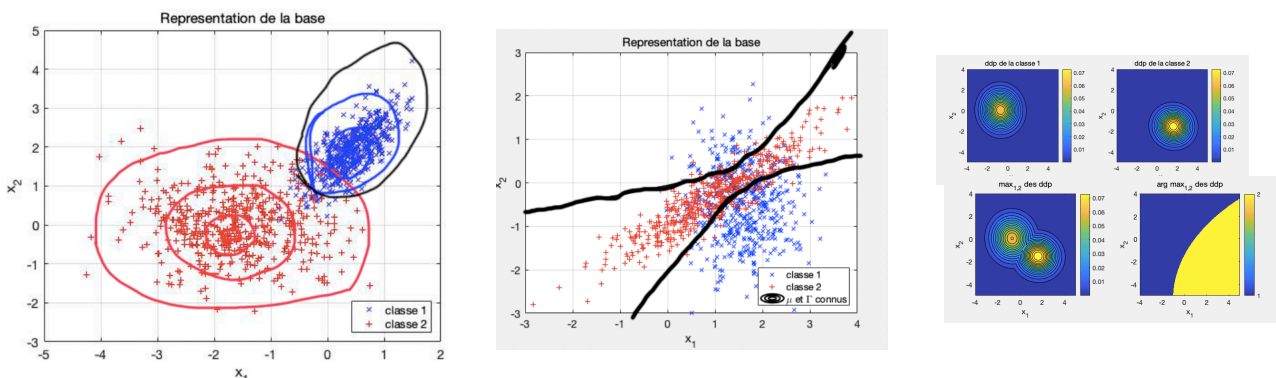
1.2 On a généré quelques images et choisi les deux les plus représentatives. Les points sont centré sur un même point, mais le niveau de concentration est différent. La frontière peut être un hyperbole ou un ovale. Quand les deux densités de la probabilité sont presque "colinéaire", la frontière sera un ovale, sinon, elle sera un hyperbole.

1.3 Les deux group de points sont centré sur deux points différent et le niveau de concentration est



différent. La frontière est en noir, il est un ovale ou un hyperbole. Quand les deux class sont bien séparé, la frontière est un ovale qui contourne le class dont tau est plus petit.

1.4 le critère optimisé est: la frontière est l'interface des deux fonction de densité, qui minimise la



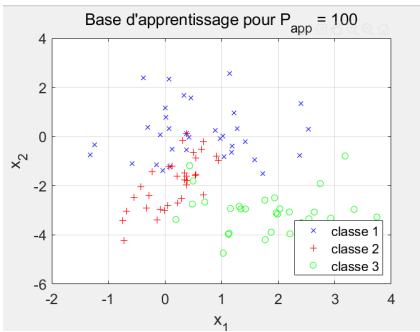
possibilité d'erreur, cad l'endroit où la possibilité que x appartienne au class 1 est égale à la possibilité appartient au class 2 est la frontière. Ça correspond aux phenomena on vient d'observer.

2.1 pour une loi de Bernoulli, on a $\text{var}(\eta_p) = \tau_{gen}(1 - \tau_{gen})$, donc on obtient

$$\text{var}^{1/2}(\tau_g) = \sqrt{\frac{\tau_{gen}(1 - \tau_{gen})}{P_{gen}}}$$

$P_{gen}=100$, τ_{g} est presque égal à 0.9, on a barre d'erreur est 0.03

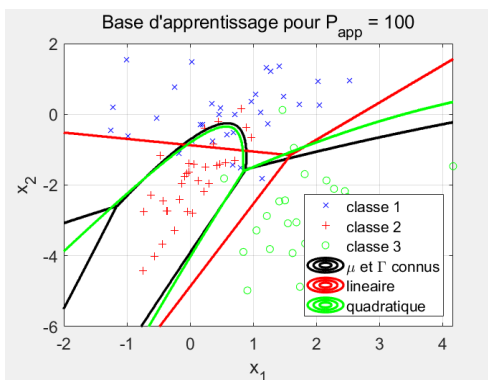
2.2:



Il y a des perte de performance car le τ_g de discriminateur linéaire est clairement petite que le τ_g de conditon μ et Γ connue, et la covariance de τ_g de discriminateur linéaire est clairement grande que la covariance de τ_g de conditon μ et Γ connue.

Parce que pout differents class, il y a des correspond valeur μ_c et Γ_c , si on remplace Γ_c de chaque class par une meme valeur , alors il y a une autre variable aleatoire dans la calcul, donc il perte la performance significative.

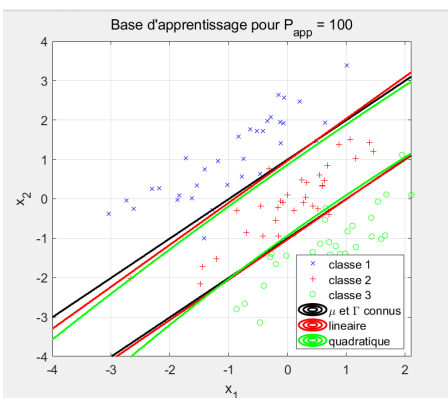
2.3:



Les performance de discriminateur quadratique et la condition connue n'ont pas beaucoup de differences parce que quand P_{app} est plus grand, μ_c chapeau et μ_c ont pas beaucoup de difference, et de plus on obtient Γ_c chapeau et Γ_c par la même formule dans chaque clsse c , donc il y a pas beaucoup de differences de discriminateur quadratique et la condition connue.

D'après les figures, les frontieres de la discriminateur quadratique est plus proche de celles de la condition connue.

2.4:



Dans l'exemple 2, il n'y a de différences de performance significatives entre trois cas prèsque. Dans certaine cas, la performance de la discriminateur linéaire est plus bonne que celle de la discriminateur quadratique . Et les frontieres dans les deux discriminateurs ne sont pas dtoit.

Parce que exemple 2 est un exemple lineaire, Γ_c est constante, et dans discriminateur linéaire, la supposition $\Gamma_1 = \Gamma_2 = \dots = \Gamma_c$ est vraie, le variable aleatoire disparaît, mais dans la discriminateur quadratique, Γ_c a des erreur, et influence le resultat.

2.5: Non, parce que dans les differents cas, les performances des deux discriminateurs sont tres differents. Les discriminateurs differents sont adaptés aux cas differents.

2.6: Oui il améliore les resultats, les τ_g des deux discriminateurs tous varient peu, convergent vers les valeurs reels en P_{app} augumentant.