

Résultats par modèles sur les données de test fournies

Modèle	Performance	Matrice de confusion																									
K-NN	0.50156	<div><p>Matrice de confusion KNN: 0.50156 $\eta_{2,0}$ et $\eta_{0,2}$</p><table><tr><th>Classe réel \ Classe prédite</th><th>1</th><th>2</th><th>3</th><th>4</th></tr><tr><th>1</th><td>60</td><td>20</td><td>80</td><td>0</td></tr><tr><th>2</th><td>0</td><td>80</td><td>80</td><td>0</td></tr><tr><th>3</th><td>59</td><td>0</td><td>101</td><td>0</td></tr><tr><th>4</th><td>0</td><td>0</td><td>80</td><td>80</td></tr></table></div>	Classe réel \ Classe prédite	1	2	3	4	1	60	20	80	0	2	0	80	80	0	3	59	0	101	0	4	0	0	80	80
Classe réel \ Classe prédite	1	2	3	4																							
1	60	20	80	0																							
2	0	80	80	0																							
3	59	0	101	0																							
4	0	0	80	80																							
SVM	0.4422	<div><p>Matrice de confusion SVM: 0.44219 $\eta_{2,0}$ et $\eta_{0,2}$</p><table><tr><th>Classe réel \ Classe prédite</th><th>1</th><th>2</th><th>3</th><th>4</th></tr><tr><th>1</th><td>80</td><td>80</td><td>0</td><td>0</td></tr><tr><th>2</th><td>80</td><td>80</td><td>0</td><td>0</td></tr><tr><th>3</th><td>116</td><td>0</td><td>44</td><td>0</td></tr><tr><th>4</th><td>64</td><td>17</td><td>0</td><td>79</td></tr></table></div>	Classe réel \ Classe prédite	1	2	3	4	1	80	80	0	0	2	80	80	0	0	3	116	0	44	0	4	64	17	0	79
Classe réel \ Classe prédite	1	2	3	4																							
1	80	80	0	0																							
2	80	80	0	0																							
3	116	0	44	0																							
4	64	17	0	79																							
SVM-ACP	0.44219	<div><p>Matrice de confusion SVM ACP: 0.44219</p><table><tr><th>Classe réel \ Classe prédite</th><th>1</th><th>2</th><th>3</th><th>4</th></tr><tr><th>1</th><td>80</td><td>80</td><td>0</td><td>0</td></tr><tr><th>2</th><td>80</td><td>80</td><td>0</td><td>0</td></tr><tr><th>3</th><td>116</td><td>0</td><td>44</td><td>0</td></tr><tr><th>4</th><td>72</td><td>9</td><td>0</td><td>79</td></tr></table></div>	Classe réel \ Classe prédite	1	2	3	4	1	80	80	0	0	2	80	80	0	0	3	116	0	44	0	4	72	9	0	79
Classe réel \ Classe prédite	1	2	3	4																							
1	80	80	0	0																							
2	80	80	0	0																							
3	116	0	44	0																							
4	72	9	0	79																							
MAP	0.44375	<div><p>Matrice de confusion MAP : 0.44375</p><table><tr><th>Classe réel \ Classe prédite</th><th>1</th><th>2</th><th>3</th><th>4</th></tr><tr><th>1</th><td>80</td><td>80</td><td>0</td><td>0</td></tr><tr><th>2</th><td>80</td><td>80</td><td>0</td><td>0</td></tr><tr><th>3</th><td>116</td><td>0</td><td>44</td><td>0</td></tr><tr><th>4</th><td>70</td><td>10</td><td>0</td><td>80</td></tr></table></div>	Classe réel \ Classe prédite	1	2	3	4	1	80	80	0	0	2	80	80	0	0	3	116	0	44	0	4	70	10	0	80
Classe réel \ Classe prédite	1	2	3	4																							
1	80	80	0	0																							
2	80	80	0	0																							
3	116	0	44	0																							
4	70	10	0	80																							

Conclusion sur le dataset de test fourni

Les modèles ne sont pas robustes aux cisaillements des images.

Il y a certainement trop peu de variable explicative pour généraliser sur de nouveaux types de transformations des images. De plus la contrainte d'utiliser uniquement les moments comme descripteurs n'est pas optimale. Sur le set de test les deux caractéristiques sur lesquels les modèles sont entraînés ne sont pas linéairement séparables les modèles SVM ne sont efficaces que sur les images non cisailées ce qui divise par deux la performance. Si le modèle avait eu conscience de ces déformations il aurait pu bien s'en sortir.

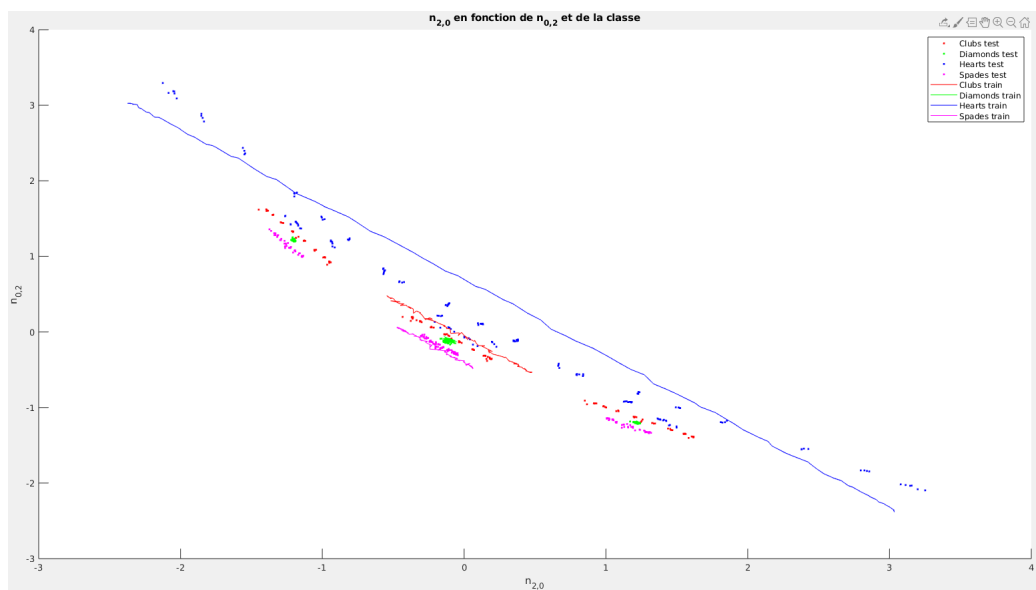


FIGURE 1 – $n_{2,0}$ en fonction de $n_{0,2}$ et de la classe

Le modèle a appris sur les lignes, les points sont les données de test.
Ce graphique explique les erreurs de confusion.

Région de décision du modèle K-NN

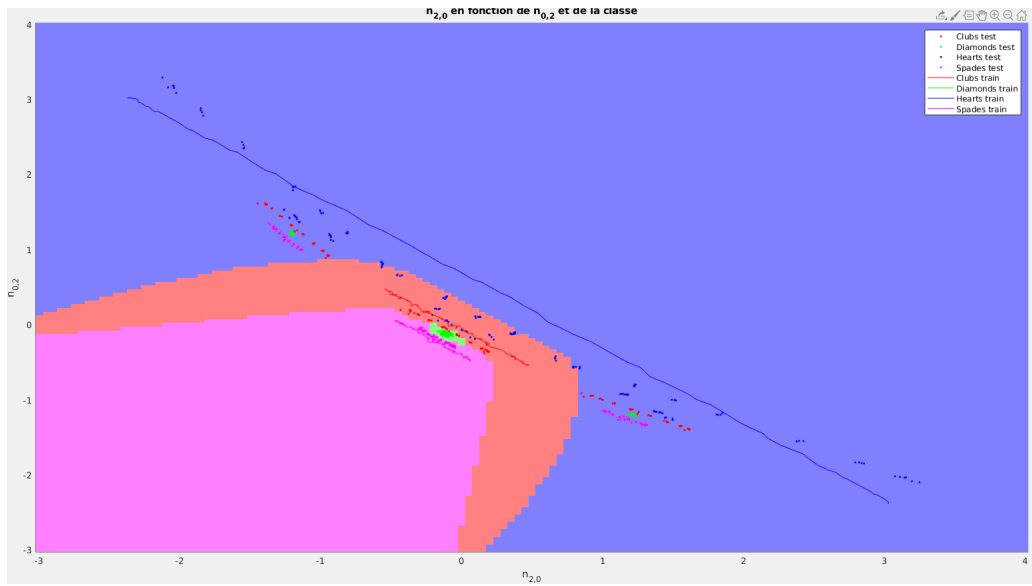


FIGURE 2 – $n_{2,0}$ en fonction de $n_{0,2}$ et de la classe, Région de décision du modèle K-NN $k = 1$

On voit bien que la classe 3 en bleu absorbe les points des images cisailées qui dans la database sont à 50 % constitués. D'où le fait que le modèle classe à 50 % les autres classes et qu'il présente une bonne sensibilité. Mais, il y a aussi un autre biais qui décale légèrement les points qui sont causés à priori par ma génération des images puisqu'il n'y a pas d'interpolation sur celle-ci ce qui n'arrange pas la prédiction.

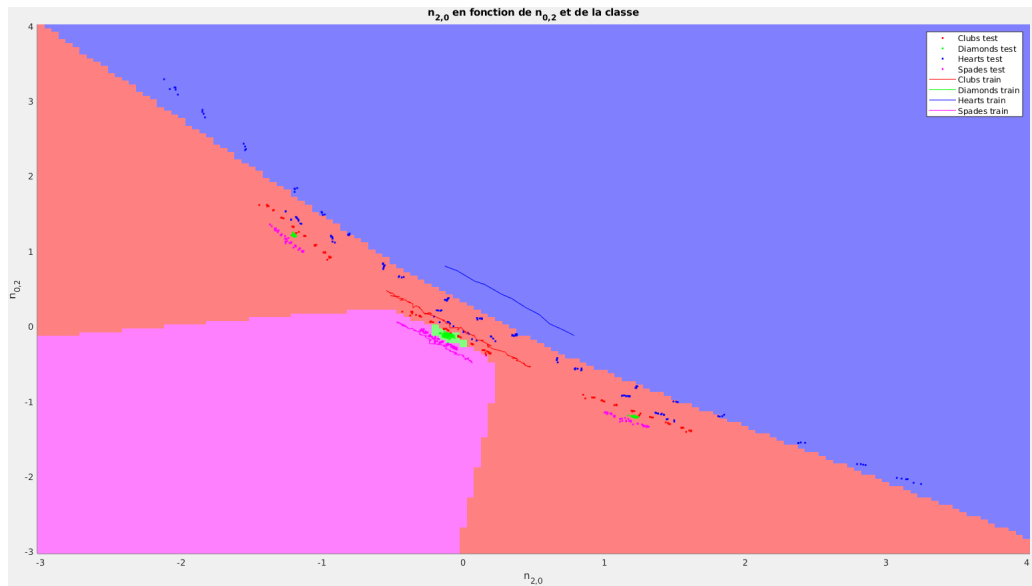


FIGURE 3 – $n_{2,0}$ en fonction de $n_{0,2}$ et de la classe, Région de décision du modèle K-NN $k = 1$

Si on retire des points de la classe 3 son rôle et celle de la classe 1 sont inversées d'où cette matrice de confusion :

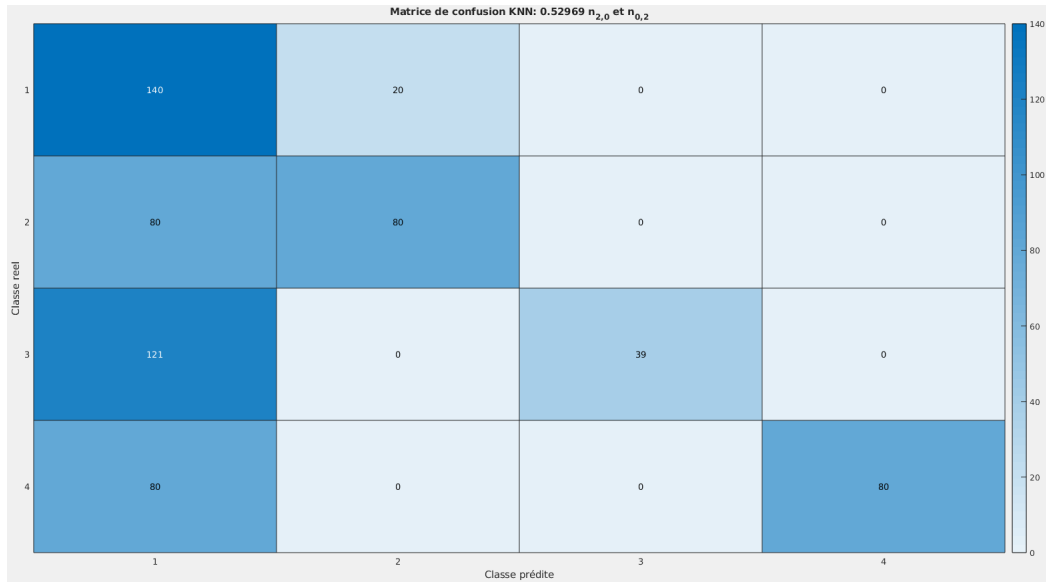


FIGURE 4 – Matrice de confusion modèle K-NN modifié

Région de décision du modèle SVM

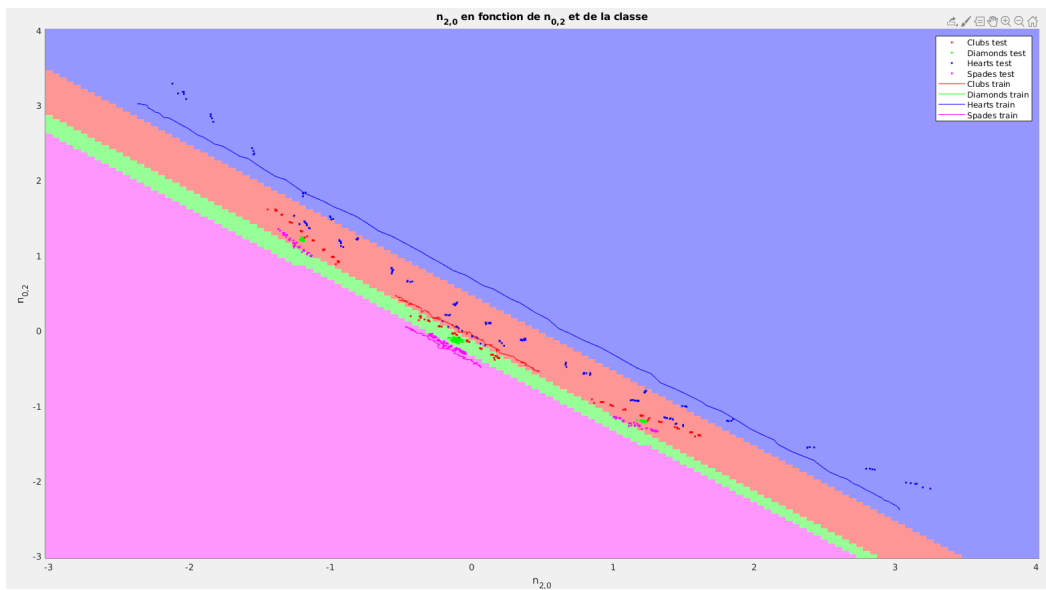


FIGURE 5 – $n_{2,0}$ en fonction de $n_{0,2}$ et de la classe, Région de décision du modèle SVM

Avec ces nouvelles données on aurait pu entraîner un modèle SVM quadratique. Les courbes séparatrices seraient dans cet espace convexe. Donc avec ce modèle linéaire, il est normal que la classe 2 et 4 ait une bonne spécificité.

Cet espace possède tout de même de bonnes propriétés pour la classification. Les modèles manquent juste de l'entraînement.