

RAPPORT TECHNIQUE

IMPLÉMENTATION D'UN SYSTÈME DE DÉTECTION ET DE CLASSIFICATION DE CORAUX

Présenté à :

Éric Granger

Pour :

SYS863 – Systèmes adaptatifs pour la reconnaissance biométrique

Par :

Jonathan Bouchard



Université du Québec

École de technologie supérieure

Montréal, le 20 avril 2009

Enregistrement 1, 2009-04-20 10:04:41

TABLE DES MATIÈRES

Introduction.....	4
Sommaire des approches	7
Le système de base à classificateur unique	7
Le système à détecteur et classificateur.....	8
Le système proposé avec détecteurs de groupe et classificateurs.....	9
Méthodologie expérimentale	11
Description de la base de données	11
Le protocole expérimental.....	16
Résultats de simulation	24
L'étage de détection.....	24
L'étage de classification	27
Comparaison des architectures	30
Conclusion.....	32
Références	33

LISTE DES TABLEAUX ET FIGURES

Tableau 1 : Répartition des classes.....	14
Tableau 2 : Les caractéristiques utilisées.....	15
Tableau 3 : Paramètres du perceptron multicouches	21
Tableau 4 : Paramètres du réseau de neurones à base radiale	22
Tableau 5 : Taux de classification et d'apprentissage pour le dét. perceptron ...	24
Tableau 6 : Taux de classification et centres pour le détecteur à base radiale ..	25
Tableau 7 : Taux de classification pour la fusion des détecteurs	26
Tableau 8 : Taux de classification et d'apprentissage pour le class. perceptron.	27
Tableau 9 : Matrice de confusion pour le class. perceptron bloc 6 groupe 3	28
Tableau 10 : Taux de classification et centres pour le class. à base radiale	28
Tableau 11 : Taux de classification globaux	29
Tableau 12 : Comparatif des architectures.....	31
Figure 1 : Le système de base à classificateur unique	7
Figure 2 : Le système à détecteur et classificateur	8
Figure 3 : Le système proposé avec détecteurs de groupe et classificateurs.....	10
Figure 4 : Algorithme de classification pour le système proposé	10
Figure 5 : Exemple d'image	11
Figure 6 : Répartition des classes	12
Figure 7 : Répartition des groupes benthiques	13
Figure 8 : Répartition des classes dans l'espace ACP-2D.....	16
Figure 9 : Répartition des groupes benthiques dans l'espace ACP-2D	16
Figure 10 : La division des bases.....	17
Figure 11 : Algorithme d'entraînement des classificateurs	19

INTRODUCTION

Depuis quelques années, l'intérêt pour la protection de l'environnement est un sujet d'actualité. L'étude de l'équilibre des écosystèmes est un des procédés utilisé pour caractériser l'impact des actions humaines sur la nature. Dans cette optique, l'observation des récifs coralliens permet une analyse précise du réchauffement planétaire et de la présence de polluants. En effet, les conditions climatiques changeantes influencent les courants marins qui en se déplaçant favorisent certaines espèces aquatiques au détriment de d'autres. L'étude des coraux est donc intéressante pour caractériser l'empreinte écologique de l'homme.

Problématique

A ce sujet, M. Al Licuanan, un chercheur de l'université de Manille aux Philippines, dirige une équipe qui effectue depuis plusieurs années la collecte et l'analyse de données sur les écosystèmes marins de la région. Une des études menées a pour but de caractériser l'évolution de la biodiversité de certains récifs coralliens de la mer de Sulu-Sulawesi qui se situe entre les Philippines et la Malaisie. Pour extraire ces mesures de biodiversité, les spécialistes doivent identifier l'espèce de chaque spécimen de corail trouvé sur les images numériques. Toutefois, après plus de dix années de collecte de données et de prise d'images sous-marines, la gestion de l'information est devenue très fastidieuse. C'est pourquoi, l'implémentation d'un système automatisé basé sur la vision et l'intelligence artificielle s'impose. Ce système doit être capable d'identifier l'espèce d'un certain spécimen de corail à partir d'une simple image numérique de celui-ci.

Jusqu'ici plusieurs architectures de système de classification ont été mises à l'essai. Toutefois, ce problème de classification est rendu très difficile par la grande diversité intra-classe des spécimens vivants et la faible quantité de données disponible pour l'entraînement. En effet, les systèmes à l'étude jusqu'à maintenant n'offrent que des performances médiocres : où les taux de reconnaissance ne dépassent que très rarement la barre des 50%, pour une classification sur une trentaine de classes. (Bouchard, 2008a; 2008b)

Tout récemment, une étude a démontré qu'il est possible d'améliorer les taux de classification en utilisant un système à deux étages, composé d'un détecteur et d'un classificateur. (Bouchard, 2009b) Étant donné que la base de données est un échantillonnage réel d'une étendue de fond marin, une grande quantité de spécimens ne sont pas utiles à l'étude de la biodiversité. (Sable, cailloux et autres...) Des données sont donc disponibles pour l'entraînement d'un système de détection. Ce système de détection émet une décision binaire qui indique la présence ou l'absence d'un spécimen de corail sur l'image numérique. Lorsque basé sur un perceptron multicouche, ce détecteur permet de distinguer correctement ~80% des spécimens. (Bouchard, 2009b) Cette approche possède le meilleur taux de reconnaissance rencontré jusqu'ici. C'est pourquoi, l'étude présentée dans ce rapport technique propose de modéliser la classification des coraux sous la forme de multiples systèmes de détection.

Objectifs

Le but général de ce travail est évidemment l'amélioration des taux de classification. Tous les efforts seront donc orientés dans cette direction. Pour tenter d'atteindre ce but, un système de classification à deux étages sera implémenté. Depuis quelques temps, une nouvelle information est disponible sur

les 32 classes de corail présentes dans la base de données; elles peuvent être divisées en cinq groupes benthiques différents soit : abiotique, acropora, non-acropora, algue et autres. C'est à partir de cette information que sera formalisé le premier étage de détection. Les cinq détecteurs du système auront pour but de déceler la présence d'un spécimen appartenant à un des cinq groupes. Le deuxième étage se chargera de la classification précise des spécimens. Les cinq classificateurs utilisés seront spécialisés pour chacun des groupes ce qui simplifiera le problème de classification à ce niveau. Suivant ces lignes directrices, voici une liste des objectifs poursuivis par cette étude :

- Effectuer une étude statistique sur les données;
- Expérimenter avec une nouvelle architecture de détection-classification :
 - o Implémenter cinq détecteurs de groupe benthique;
 - o Implémenter cinq classificateurs spécialisés sur les groupements;
 - o Comparer un algorithme génératif à un algorithme discriminatif;
 - o Valider les expérimentations par répétitions multiples.

Les prochaines pages présenteront les détails de l'expérimentation sur différents angles. En premier lieu, une description sommaire des diverses approches à comparer sera effectuée. Ensuite, une section couvrant la méthodologie expérimentale présentera les statistiques sur la base de données et les méthodes utilisées pour garantir la stabilité statistique des résultats présentés. Enfin, les résultats de simulation seront présentés et suivis d'une conclusion sur l'expérimentation.

SOMMAIRE DES APPROCHES

Au cours de cette section les trois approches comparées au cours de ce rapport technique seront décrites. Trois architectures distinctes seront analysées soit : le système de base, le système à détecteur unique et le système proposé à détecteur multiples.

LE SYSTÈME DE BASE À CLASSIFICATEUR UNIQUE

Au tout début du projet concernant les coraux, un système à classificateur unique a été le premier à être mis à l'essai. Ce système est très simple, il utilise toutes les caractéristiques disponibles en entrée et émet une décision en classifiant chaque spécimen parmi les 32 classes de sortie. Voici un diagramme bloc montrant le fonctionnement de ce système de base :

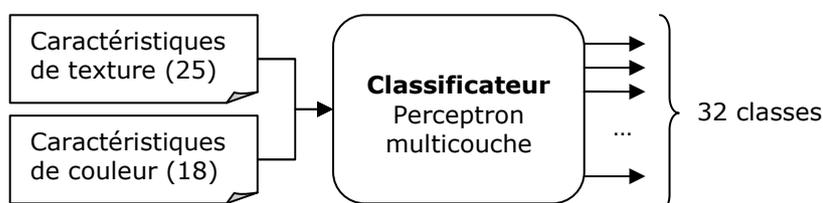


Figure 1 : Le système de base à classificateur unique

Ce système implémente un mécanisme de fusion au niveau des caractéristiques. Comme il sera explicité dans la section de la méthodologie expérimentale, la base de données possède des caractéristiques décrivant la couleur et d'autres décrivant la texture des spécimens coralliens. Ces caractéristiques peuvent être attribuées à deux modalités distinctes dans les termes utilisés par la reconnaissance biométrique. (Jain, Ross et Prabhakar, 2004) Selon le même auteur, ce niveau de fusion de l'information est à privilégier puisque c'est à ce niveau que l'on possède le plus d'information discriminante. En effet, la fusion

implémentée à un niveau ultérieur (scores, décisions) n'admet que très peu d'information pour diriger l'identification de l'objet. Ce niveau de fusion augmente l'unicité des échantillons ce qui doit impacter positivement les taux de classification. (Bouchard, 2009c)

Au cours de l'expérimentation, seul le perceptron multicouche sera présenté dans cette configuration. Au cours des analyses passées, le perceptron s'est avéré l'algorithme le plus performant sur le problème des coraux. En effet, les tests effectués placent cet algorithme au meilleur rang avec un taux de classification dépassant le SVM, le C4.5, le kNN et le classificateur de Bayes. (Bouchard, 2008a) Malgré cela, comme mentionné en précédemment, cette architecture n'admet que de faibles taux de classification, ce qui motive l'implémentation des deux prochaines.

LE SYSTÈME À DÉTECTEUR ET CLASSIFICATEUR

Telle que citée en introduction, une récente expérimentation a démontré que le mécanisme de détection est une approche qui performe bien sur les coraux. (Bouchard, 2009b) Ce mécanisme a été expérimenté lors de l'implémentation d'un premier système à deux étages sur ce projet. Le système consiste en un premier étage de détection et un second étage de classification. Voici un diagramme illustrant cette architecture :

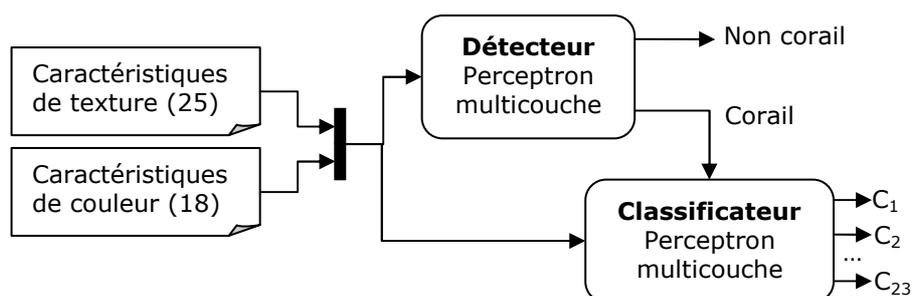


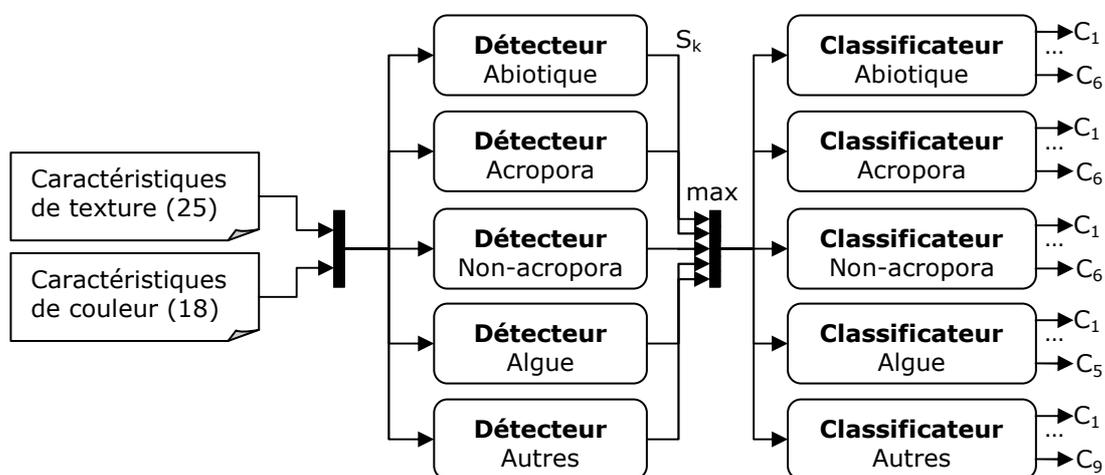
Figure 2 : Le système à détecteur et classificateur

Ce système implémente le mode de fusion hiérarchique tel que décrit par la littérature sur la biométrie. Ce mode possède plusieurs avantages en termes de temps de traitement, de taux de classification et d'unicité des échantillons. Le temps de traitement est écourté puisqu'un classificateur plus simple sépare les coraux des non-coraux. De plus ce filtrage élimine une partie des classes à séparer. En effet, la classification effectuée dans la base de données originale décrit en neuf classes distinctes les divers objets de la catégorie non-corail. (Cailloux, sable, sédiments, eau, aucune données, indéterminé, animal, autre et une classe de signification inconnue étiquetée GO) En éliminant ces classes du problème, le système de classification est simplifié, ce qui améliore les taux de classification. Il est à noter que cette architecture est utilisée conjointement à une fusion d'information au niveau des caractéristiques qui comme mentionnée plus tôt augmente l'unicité des échantillons. Ce système possède toutefois une faiblesse, l'unique classificateur est très encore complexe il doit séparer les spécimens en 23 classes distinctes, ce qui justifie la proposition suivante.

LE SYSTÈME PROPOSÉ AVEC DÉTECTEURS DE GROUPE ET CLASSIFICATEURS

Le franc succès de l'architecture de détection motive son utilisation à plus grande échelle. Le système proposé par ce rapport technique implémente cinq détecteurs qui ont pour rôle de séparer les données selon les groupes benthiques. Les spécimens détectés pour un groupe donné sont ensuite acheminés à un classificateur spécialisé sur ce groupe. Le but étant de simplifier au maximum le mécanisme de classification à entraîner. En effet, les groupes benthiques contiennent de cinq à neuf classes, ce qui pourrait être avantageux par rapport au système de base qui considère les trente-deux classes en bloc.

Ce système possède une architecture plus complexe. Encore une fois, une fusion au niveau des caractéristiques est utilisée. Toutefois une fusion supplémentaire au niveau des scores doit être effectuée suivant l'étage de détection. Étant donné qu'un détecteur parfait ne peut être obtenu avec les données disponibles, un risque considérable subsiste quant à la possibilité que plusieurs détecteurs soient activés par un échantillon. Une décision unique doit donc être prise au cours de cette seconde fusion d'information. Pour l'expérimentation, la fusion au niveau des scores de détection sera implémentée par la fonction *maximum*. La figure 3 présente un schéma bloc de cette implémentation :



Note : Les classificateurs utilisent aussi l'information dérivée de la fusion au niveau des caractéristiques. Ces liens ne sont pas illustrés sur le schéma afin de simplifier la représentation.

Figure 3 : Le système proposé avec détecteurs de groupe et classificateurs

En détails, le processus de classification imposé par l'architecture s'exécute en quatre étapes. Notons l'extraction des caractéristiques, la détection du groupe benthique, la décision du groupe benthique et la classification finale. Voici sous forme algorithmique le protocole de classification proposé :

- 1) Extraire les 43 caractéristiques à partir de l'image numérique du spécimen
- 2) Activer chaque détecteur de groupe benthique avec l'information dérivée de 1)
- 3) Choisir le groupe benthique actif en fonction du score maximal d'activation obtenu en 2)
- 4) Identifier le spécimen via le classificateur expert pour le groupe benthique activé en 3)

Figure 4 : Algorithme de classification pour le système proposé

Au cours de l'expérimentation les systèmes de détection et de classification seront implémentés avec deux types d'algorithmes. Un algorithme discriminatif, le perceptron multicouche, sera comparé à un algorithme génératif, le réseau de neurones à base radiale. L'exploration de ces deux paradigmes permettra de vérifier quelle approche est la plus performante dans le contexte de détection et de classification.

MÉTHODOLOGIE EXPÉRIMENTALE

Maintenant que les systèmes à l'étude sont bien définis, voici la description de la méthodologie expérimentale. Cette section couvrira la description de la base de données en termes statistiques, les protocoles liés à la division des données, la validation croisée et l'optimisation des paramètres. En fin de section, la liste des mesures de performance sera présentée.

DESCRIPTION DE LA BASE DE DONNÉES

La base de données utilisée comprend un total de 1951 images numériques des fonds marins d'un récif en mer de Sulu-Sulawesi. Les images sont capturées dans un contexte bien défini, une certaine profondeur est respectée par les

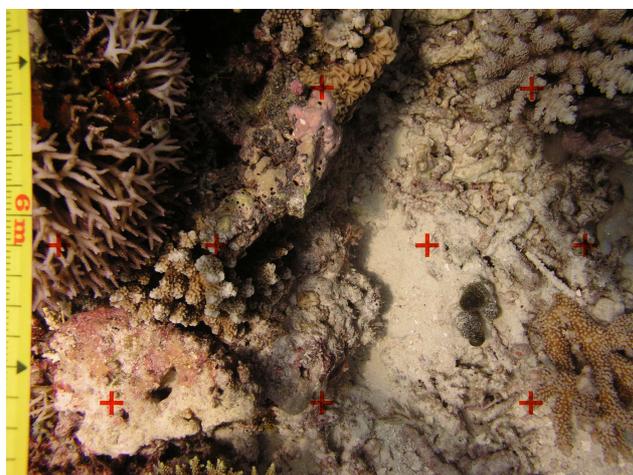


Figure 5 : Exemple d'image

plongeurs. De plus, sur chaque image un ruban à mesuré est présent pour indiquer la position et l'échelle relative des spécimens étudiés. Suite à la prise d'image, dix croix rouges sont superposés sur chacun des clichés. (Voir figure 5)

Ces croix sont les points d'échantillonnages où un expert doit identifier les spécimens. Chaque identification est ensuite conciliée dans un fichier Excel où l'on compte évidemment 19 510 individus, un pour chacune des croix sur chacune des images.

La représentation de chacune des classes de la base de données est proportionnelle à la réalité pour la zone géographique étudiée. Malheureusement, la répartition des espèces à l'étude est très hétérogène. Plusieurs classes sont sous représentées puisqu'elles sont rares dans l'environnement actuel de ce récif corallien. Le diagramme à barre de la figure 6 montre la répartition des classes sous une échelle logarithmique.

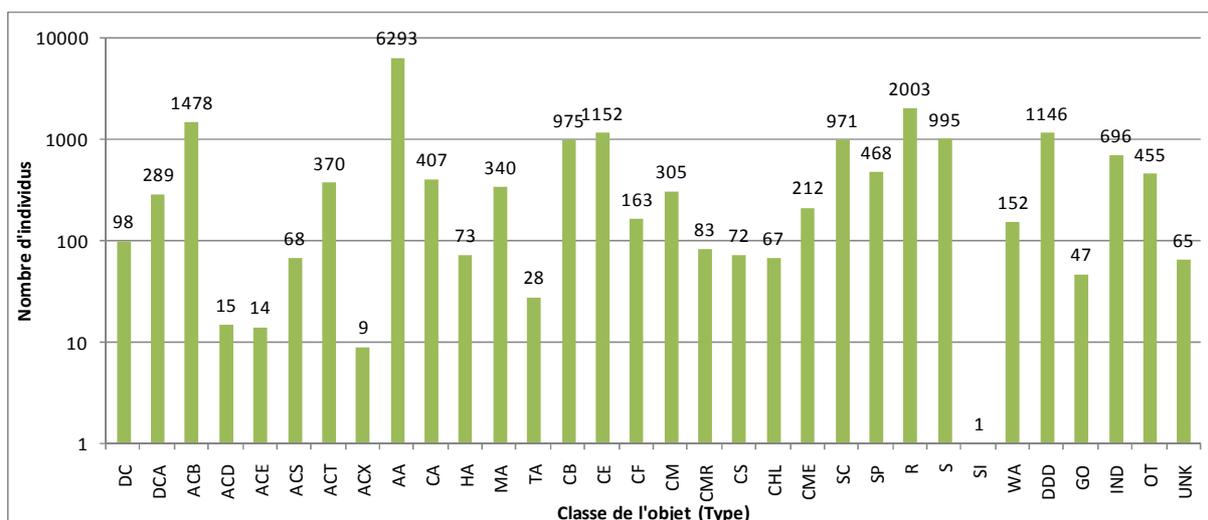


Figure 6 : Répartition des classes

On remarque que plus du tiers des classes à séparer possèdent moins de cent individus. Ces mêmes (13) classes sont représentées uniquement par 6,1% des données disponibles. Au contraire, seulement 5 classes possèdent plus de 1000 individus et représentent à elles seules plus de la moitié des données disponibles, soit 51,6% exactement. Cette distribution des données est certainement un facteur important dans la grande difficulté de ce problème de classification.

Comme mentionné précédemment, une information de classification supplémentaire est disponible depuis peu. Le groupe benthique permet de former cinq regroupements distincts au sein des 32 classes de la base de données. Les graphes de la figure 7 indiquent la répartition des données dans ces groupes sous une échelle linéaire.

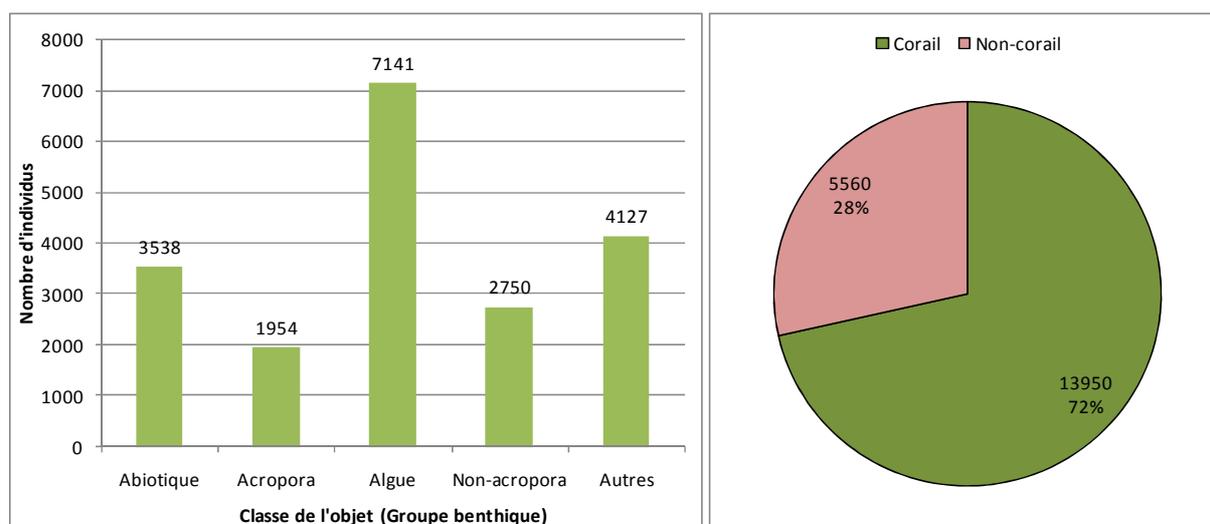


Figure 7 : Répartition des groupes benthiques

Lorsque l'on considère les groupes benthiques, la répartition des classes est beaucoup plus acceptable. Dans ce cas, toutes les classes possèdent près de 2000 individus et plus. Cette quantité de données est plus propice à un apprentissage fonctionnel des classificateurs. Enfin, le graphe de droite présente la quantité de données disponible pour l'entraînement du système détecteur qui caractérise l'échantillon comme étant ou non un corail. Cette information est relative au deuxième système étudié dans la section précédente.

La page suivante présente un tableau qui décrit en détails la répartition des classes (nommées types dans le tableau), des groupes benthiques et de la catégorie (corail versus non-corail) des échantillons.

Tableau 1 : Répartition des classes

Catégorie	Compte	Groupe benthique	Compte	Type	Description*	Compte	Ratio
Corail	13950 71,5%	Abiotique	387 2,0%	DC	Dead coral	98	0,5%
				DCA	Algae covered coral	289	1,5%
		Acropora	1954 10,0%	ACB	Branching	1478	7,6%
				ACD	Digitate	15	0,1%
				ACE	Encrusting	14	0,1%
				ACS	Submassive	68	0,3%
				ACT	Tabulate	370	1,9%
				ACX	Bottlebrush	9	0,0%
		Algue	7141 36,6%	AA	Algal Assemblage	6293	32,3%
				CA	Coralline Algae	407	2,1%
				HA	Halimeda sp	73	0,4%
				MA	Macro algae	340	1,7%
				TA	Turf Algae	28	0,1%
		Non-acropora	2750 14,1%	CB	Branching	975	5,0%
				CE	Encrusting	1152	5,9%
				CF	Foliaceous	163	0,8%
				CM	Massive	305	1,6%
				CMR	Mushroom Coral	83	0,4%
				CS	Submassive	72	0,4%
		Autres	1718 8,8%	CHL	Heliopora (blue coral)	67	0,3%
CME	Millepora (fire coral)			212	1,1%		
SC	Soft Coral			971	5,0%		
SP	Sponge			468	2,4%		
Non-corail	5560 28,5%	Abiotique	3151 16,2%	R	Rubble	2003	10,3%
				S	Sand	995	5,1%
				SI	Silt	1	0,0%
				WA	Water	152	0,8%
		Autres	2409 12,3%	DDD	Non-data points	1146	5,9%
				GO	(Desc. inconnue)	47	0,2%
				IND	Inderterminate	696	3,6%
				OT	Animal	455	2,3%
		UNK	Unknown	65	0,3%		
Total						19510	100,0%

* La description des classes a volontairement été laissée en anglais pour qu'elle concorde avec l'abréviation choisie par l'auteur de la base de données.

Enfin, la page suivante présente la liste des caractéristiques utilisées. Ces caractéristiques décrivent les spécimens selon deux modalités, soit la texture et la couleur. Les caractéristiques utilisées sont un sous ensemble de celles proposées par Yan Levasseur sur la classification d'objets biologiques. (Levasseur, 2008) Seul un sous ensemble de ces caractéristiques ont été retenues puisqu'il est impossible de dériver les caractéristiques morphologiques sur le problème des coraux. La segmentation des spécimens étant irréalisable, il

est impossible de caractériser leur forme. Les diverses caractéristiques sont extraites sur une zone de 96x72 pixels centrée sur les marqueurs des images d'origine. Suite à l'extraction l'information des 43 caractéristiques est ajouté à celle de la classe et du groupe benthique, le tout consigné dans la base de données. Enfin, ces caractéristiques ont été normalisées entre 0 et 1.

Tableau 2 : Les caractéristiques utilisées

Caractéristiques de texture (25)		Caractéristiques de couleur (18)	
Nom	Description	Nom	Description
Graymean	Moyenne	Rhistomax	Maximum de l'histogramme pour le canal rouge
StdDev	Écart type	Ghistomax	Maximum de l'histogramme pour le canal vert
MomentR	Moment - valeur R	Bhistomax	Maximum de l'histogramme pour le canal bleu
Skewness	Asymétrie	Rmean	Moyenne du canal rouge
Kurtosis	Coefficient d'aplatissement	Gmean	Moyenne du canal vert
Uniformity	Uniformité	Bmean	Moyenne du canal bleu
EntropyGray	Entropie du niveau de gris	Rmax	Maximum du canal rouge
HContrast	Contraste horizontal	Gmax	Maximum du canal vert
VContrast	Contraste vertical	Bmax	Maximum du canal bleu
DContrast	Contraste diagonal	Rmin	Minimum du canal rouge
HCorrelation	Corrélation horizontale	Gmin	Minimum du canal vert
VCorrelation	Corrélation verticale	Bmin	Minimum du canal bleu
DCorrelation	Corrélation diagonale	Rsobel	Somme du résultat d'un filtre Sobel sur le canal rouge
HEnergy	Énergie horizontale	Gsobel	Somme du résultat d'un filtre Sobel sur le canal vert
VEnergy	Énergie verticale	Bsobel	Somme du résultat d'un filtre Sobel sur le canal bleu
DEnergy	Énergie diagonale	Rentropy	Entropie du canal rouge
HHomogeneity	Homogénéité horizontale	Gentropy	Entropie du canal vert
VHomogeneity	Homogénéité verticale	Bentropy	Entropie du canal bleu
DHomogeneity	Homogénéité diagonale		
LbpMomentR	Moment R de la forme binaire locale		
LbpSkewness	Asymétrie de la forme binaire locale		
LbpKurtosis	Coefficient d'aplatissement de la forme binaire locale		
FourierOrigin	Origine de la droite pour transformée de Fourier		
FourierSlope	Pente de la droite pour transformée de Fourier		
FourierCorrelation	Corrélation de la droite pour transformée		

Afin de caractériser la séparabilité des classes une petite étude par analyse en composantes principales a été exécutée. Au cours de ce test, la répartition spatiale des données a été représentée selon les deux axes de variations principaux observés dans la base de données. Les images de la figure 8 et 9 de la page suivante présentent respectivement la répartition des 32 classes et la répartition des 5 groupes benthiques dans l'espace PCA-2D, telle qu'obtenue avec l'outil RapidMiner. (Mierswa et al., 2006) Il est difficile de conclure sur la séparabilité des classes dans cet espace. Les données sont généralement confondues dans un espace d'analyse en composante principale à deux ou trois dimensions.

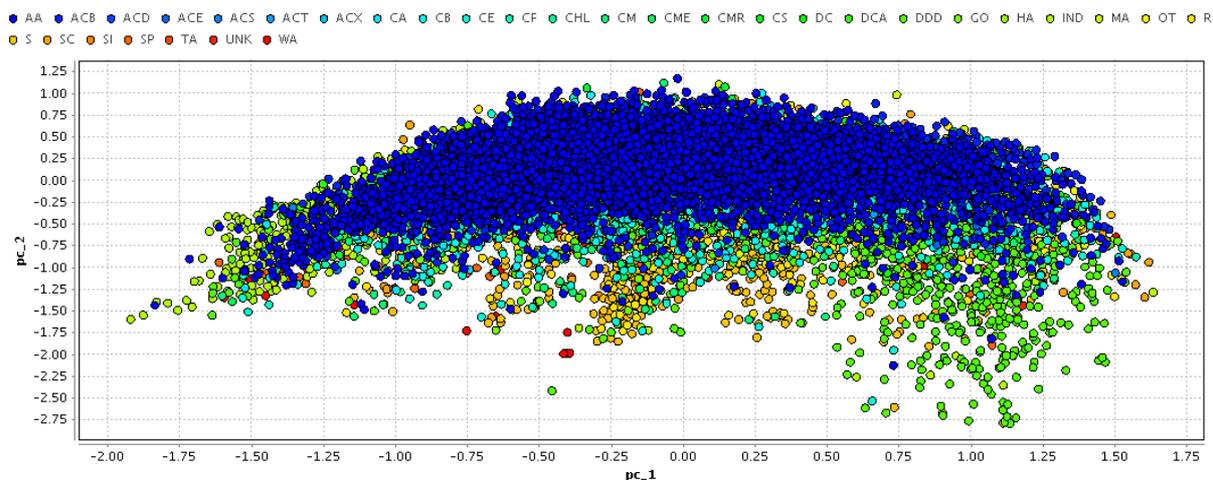


Figure 8 : Répartition des classes dans l'espace ACP-2D

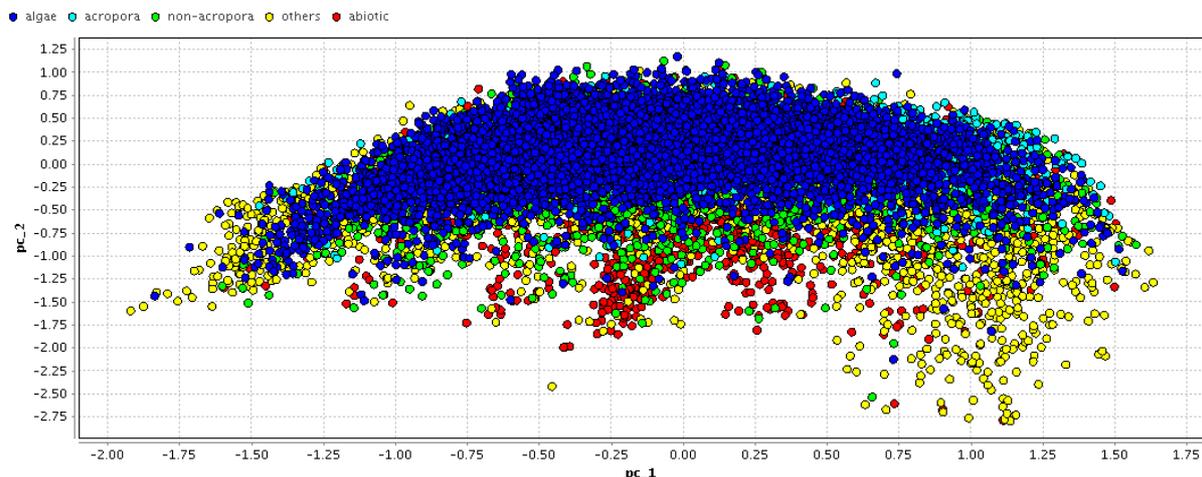


Figure 9 : Répartition des groupes benthiques dans l'espace ACP-2D

LE PROTOCOLE EXPÉRIMENTAL

Maintenant que la base de données et les divers algorithmes qui seront utilisés pour la classifier sont bien connus, voici le protocole expérimental. Cette section traitera des partitions de base de données utilisées pour entraîner, valider les paramètres et tester les classificateurs. De plus, elle traitera de la procédure d'entraînement par validation croisée, de l'optimisation des paramètres ainsi que les mesures de performances qui aideront à comparer les approches.

La division des bases de données

La base de données présentée précédemment a été divisée en deux partitions indépendantes pour assurer la généralisation des résultats obtenus. Dans un premier temps une portion correspondant à 50% des données a été extraite pour permettre l'entraînement des algorithmes. L'autre moitié des données a été réservée pour les tests en généralisation. Il est à noter que cette séparation des données a été exécutée en respectant un protocole de sélection stratifié. En d'autres termes, une proportion équivalente des données de chaque classes a été retenue dans chacune des partitions, lorsque cela était possible... L'unique échantillon de la classe SI a été retenu pour l'apprentissage, il est toutefois impossible de valider si cette classe sera reconnue en situation réelle puisqu'il n'est pas présent dans la base de test.

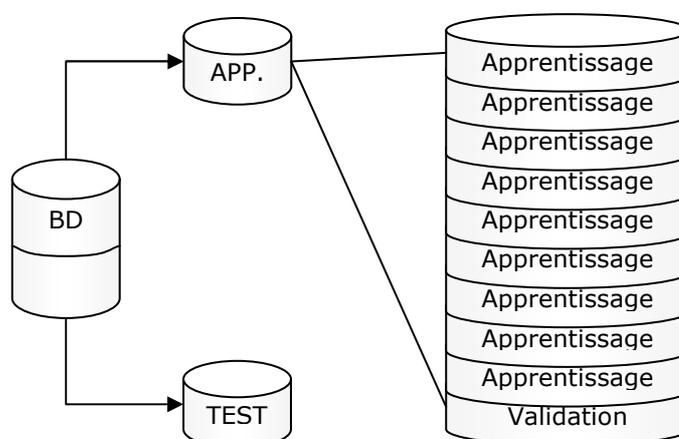


Figure 10 : La division des bases

La figure 10 ci-haut présente ce partitionnement des bases de données. Une information supplémentaire y est affichée, soit la division de la base d'apprentissage pour la validation croisée. Pour obtenir des résultats statistiquement viables, l'expérimentation a été reprise dix fois sur dix échantillonnages d'apprentissage différents. La base de données d'apprentissage a été découpée en dix partitions stratifiées de taille similaire. Chaque partition a

été utilisée à tour de rôle pour la validation des paramètres tandis que les neuf autres partitions étaient utilisées pour entraîner les algorithmes. Ainsi dix résultats différents ont été obtenus où l'entraînement et la sélection des paramètres a été effectuée sur des portions différentes et indépendantes.

L'entraînement des classificateurs

La procédure d'entraînement des classificateurs est plutôt complexe dans ce contexte. Tout d'abord, il faut prendre en compte que deux algorithmes différents provenant de l'environnement Weka (Witten et Frank, 2005) y sont entraînés. Le premier algorithme est le perceptron multicouche. Pour celui-ci deux paramètres sont à optimiser : le nombre d'époques d'apprentissage et le taux d'apprentissage. L'implémentation du perceptron dans Weka inclus déjà une validation du nombre d'époques d'apprentissage, aucune partition de la validation croisée n'a donc été nécessaire pour ce paramètre.

Le deuxième algorithme utilisé est le réseau de neurones à base radiale. Ce paradigme de réseau de neurones effectue une modélisation avec noyaux gaussiens des classes, contrairement au perceptron qui optimise un ensemble d'hyperplans de décision. Pour cet algorithme un seul paramètre est optimisé : le nombre de noyaux gaussiens. Tout comme précédemment quatre valeurs distinctes ont été utilisées, les détails concernant la paramétrisation seront présentés au cours de la prochaine sous-section.

La prochaine page présente le pseudo-code de l'algorithme utilisé pour l'apprentissage, la validation des paramètres et les tests. Cet algorithme couvre la validation croisée ainsi que les tests sur la base réservée à cet effet.

- 1) Division stratifiée des bases de données
 - a. 50 % des données réservées pour la base d'apprentissage et de validation (APPVAL)
 - b. 50 % des données réservées pour la base de test (TEST)
- 2) Entraînement des classificateurs
 - a. Découper APPVAL en 10 blocs stratifiés pour la validation croisée
 - b. POUR chaque itération comprise entre 1 et 10
 - i. Choisir les blocs de l'itération courante (effectuer une rotation chaque fois)
 1. Création de APP à partir de neuf blocs de la découpe de APPVAL
 2. Création de VAL à partir d'un bloc de la découpe de APPVAL
 - ii. POUR chaque GROUPE de 1 à 5
 1. NIVEAU 1: Entraînement du détecteur de groupe
 - a. Sélectionner les données du GROUPE actif
 - b. Sélectionner une proportion similaire d'individus d'autres groupes
 - c. Former une base de données avec une classe binaire
 - i. Classe = OUI si l'individu appartient au groupe
 - ii. Classe = NON si l'individu n'appartient pas au groupe
 - d. POUR 4 valeurs de paramètres
 - i. Entraîner l'algorithme sur APP avec paramètre courant
 - ii. Évaluer le classificateur sur VAL
 - e. Sélectionner la meilleure paramétrisation en fonction de l'évaluation
 2. NIVEAU 2: Entraînement du classificateur de type
 - a. Sélectionner les données du GROUPE actif (classe nominale)
 - b. POUR 4 valeurs de paramètres
 - i. Entraîner l'algorithme sur APP avec paramètre courant
 - ii. Évaluer le classificateur sur VAL
 - c. Sélectionner la meilleure paramétrisation en fonction de l'évaluation
 3. Exécuter le meilleur détecteur du GROUPE courant sur la base TEST
 4. Calculer les performances à cet étage
 - iii. Fusionner les scores des cinq détecteurs de groupes avec la règle « maximum »
 - iv. Exécuter la classification de chaque groupe en fonction des résultats de la fusion
 - v. Calculer les performances globales
 - c. Calculer la moyenne et la variance des performances

Figure 11 : Algorithme d'entraînement des classificateurs

Les étapes de l'algorithme de la figure 11 doivent être exécutées pour chacun des algorithmes. (Le perceptron ainsi que le réseau à base radiale) Ces étapes sont généralement assez simples. Toutefois quelques unes d'entre elles nécessitent de plus amples explications. Premièrement, le choix des blocs (étape 2. b. i.) s'effectue de façon à ce que chacun des dix blocs soient utilisés une fois pour la validation et neuf fois pour l'apprentissage. C'est ce que signifie la « rotation » tel que stipulé par l'algorithme. La sélection d'une proportion similaire d'individus qui n'appartient pas au groupe courant (étape 2. b. ii. 1. b.) s'assure que les données d'apprentissages sélectionnées pour le détecteur de groupe courant contiennent autant d'individus appartenant au groupe que d'individus « imposteurs ». Ainsi la probabilité à priori des deux classes du détecteurs sont égales. De plus, cette sélection est effectuée de manière stratifiée, ainsi la proportion d'individus de chaque classe (type de corail) est respectée.

Enfin, une dernière précision s'impose quant à la fusion et à la décision finale de l'étape de classification. (Étapes 2. iii. et 2. iv.) En premier lieu, une fusion des résultats obtenus pour chaque détecteur est compilée pour chacun des spécimens. Le détecteur ayant le score d'activation maximal identifie le groupe benthique du spécimen. Les spécimens sont ensuite acheminés vers le bon expert pour se faire classifier. Ce processus inclut donc la production d'une entité de données intermédiaire où les résultats de fusion sont consignés ainsi qu'une sélection des données à acheminer à chaque classificateur.

Le choix des paramètres

Cette sous-section décrit les différents paramètres utilisés par les algorithmes et justifie les choix pour leur configuration. Comme mentionné plus tôt deux algorithmes sont à l'étude au cours de cette analyse. Chacun de ces algorithmes possède son lot de méta-paramètres qui guident leur phase d'apprentissage.

Au cours du processus d'entraînement et de validation des paramètres, le perceptron multicouche voit deux de ses paramètres être optimisés. Le premier d'entre eux est le nombre d'époques d'apprentissage. Le nombre d'époques est optimisé automatiquement à l'intérieur de l'algorithme de Weka où 13% des données d'apprentissage sont utilisées pour valider la fin de l'ajustement des poids synaptiques. Pour le deuxième paramètre, soit le taux d'apprentissages une optimisation a été effectuée en testant quatre valeurs distinctes soit 0.1, 0.3, 0.5 et 0.7. Voici la grille des paramètres utilisés pour le perceptron multicouche :

Tableau 3 : Paramètres du perceptron multicouches

Paramètre	Valeur
Topologie	Entièrement connecté
Nombre de couches cachées	Une seule
Nombre de neurones cachés	$(\#entrées + \#sorties) / 2$
Taux d'apprentissage	Constant (testé à 0.1, 0.2, 0.5 et 0.7)
Momentum	0.2
Nombre maximal d'époques	300
Partition de validation	13%
Seuil de validation	20

L'optimisation a été limitée aux deux paramètres présentés précédemment afin de limiter le risque de sur-apprentissage. Étant donné la faible quantité de données, il est risqué de tenter l'optimisation de tous les paramètres sans favoriser la mémorisation complète de la base d'apprentissage. Une topologie de type entièrement connectée a été utilisée conjointement à une seule couche

cachée. Le nombre de neurones cachés a été fixé au nombre d'entrées additionnés du nombre de sorties divisée par deux, tel que stipulé par la règle empirique couramment utilisée. Cette topologie s'adapte donc à la complexité du problème de classification. Comme mentionné précédemment quatre taux d'apprentissages ont été testés, pour un momentum fixe à 0.2. (Valeur par défaut de Weka) Seules quatre valeurs de paramètre ont été mise à l'essai puisqu'il s'agit uniquement de valider si le choix effectué par défaut généralement (0.3) est optimal. De plus ce nombre correspond au nombre de cœur de la machine de calcul ce qui facilite l'implémentation du parallélisme. Enfin, le nombre d'époques a été limité à 300. Toutefois, ce nombre maximal d'itérations de l'algorithme n'a jamais été atteint puisqu'une règle de convergence a été employée correctement. En effet, lorsque le taux d'erreur augmente au cours de 20 itérations successives avec test sur la partition de validation, l'algorithme est arrêté. Cette partition de validation a été fixée à 13% de la taille totale de la base d'apprentissage. (Ce qui équivaut à 13% de la taille totale des 9 blocs de validation croisée, soit environ la taille d'un de ses blocs)

Du côté du réseau de neurones à base radiale seul un paramètre a été optimisé soit le nombre de centres ou de noyaux gaussiens. Encore une fois quatre valeurs distinctes ont été testées soit 33, 38, 43 et 48 centres. Au cours d'expériences passées il a été observé que le nombre de centres optimal est près du nombre de caractéristiques fournies au réseau. (Bouchard, 2009a) Voilà pourquoi ces valeurs oscillent autour de 43, qui est le nombre de caractéristiques de la base de données.

Tableau 4 : Paramètres du réseau de neurones à base radiale

Paramètre	Valeur
Nombre maximal d'itérations de la régression logistique	200
Écart type minimal toléré pour les noyaux	0.1
Nombre de noyaux	33, 38, 43 et 48

L'écart type minimal toléré pour les noyaux a été laissé à 0.1, c'est la valeur suggérée par l'environnement. Encore une fois il a été choisi d'optimiser un minimum de paramètres pour s'affranchir du risque de sur-apprentissage. Enfin, le nombre maximal d'itérations a été fixé empiriquement à 200. Au cours de tests préalables à l'expérimentation, ce paramètre n'avait pas été limité et les temps de convergence de la régression logistique étaient alors très longs. Suite à d'autres tests, des résultats satisfaisants ont été obtenus en moins de temps de calcul en limitant le nombre d'itérations à 200. Ce paramètre n'a toutefois pas fait l'objet d'une optimisation.

Les mesures de performance

La plus part des mesures de performances attribuables à l'identification biométrique ne sont pas applicables directement dans le cas de la détection et de la classification des coraux. Les résultats seront toutefois décrits suivant un sous-ensemble de ces mesures. Comme décrit précédemment l'unicité des échantillons est toujours améliorée par la fusion au niveau des caractéristiques. La performance sera la métrique prédominante pour l'évaluation des solutions. Cette mesure comprend à la fois le taux de classification et le temps de réponse à la classification. Enfin, la facilité d'acquisition sera la métrique secondaire. En effet, il existe une grande variation dans le niveau de complexité des trois approches. La complexité de mise en place de l'algorithme ainsi que les temps d'entraînement seront discutés.

RÉSULTATS DE SIMULATION

Voici maintenant les résultats de l'expérimentation. Ces résultats seront présentés en trois sections. En premier lieu, les résultats de simulation du premier étage, soit l'étage de détection, seront présentés. Ensuite, le résultat global de classification observé aux deux étages sera détaillé. Enfin, une comparaison avec les architectures des expérimentations précédentes sera effectuée.

L'ÉTAGE DE DÉTECTION

Au niveau de l'étage de détection des groupes benthiques, plusieurs résultats sont disponibles. Après l'apprentissage, chaque détecteur de groupe a été testé sur la base de données de test où les classes ont été transposées dans un espace binaire. La classe positive comprends les individus du groupe du détecteur et inversement pour la négative. Ces résultats sont présentés pour montrer la performance théorique des détecteurs. Pour chaque tableau les groupes sont numérotés de 1 à 5, ces groupes réfèrent dans l'ordre à : abiotique, acropora, algue, non-acropora et autres. Voici le premier tableau pour le perceptron :

Tableau 5 : Taux de classification et d'apprentissage pour le dét. perceptron

Bloc	Gr. 1	Gr. 2	Gr. 3	Gr. 4	Gr. 5	Bloc	Gr. 1	Gr. 2	Gr. 3	Gr. 4	Gr. 5
1	61,60%	65,37%	60,24%	62,44%	73,77%	1	0,1	0,3	0,5	0,3	0,5
2	61,60%	73,05%	63,65%	52,60%	77,24%	2	0,1	0,1	0,3	0,3	0,3
3	74,52%	69,81%	64,62%	57,50%	76,00%	3	0,1	0,1	0,1	0,1	0,3
4	60,60%	74,55%	67,92%	60,01%	75,83%	4	0,3	0,1	0,5	0,1	0,3
5	58,48%	63,94%	67,46%	45,88%	76,08%	5	0,7	0,3	0,1	0,5	0,3
6	74,61%	65,00%	65,23%	62,61%	76,67%	6	0,7	0,7	0,5	0,1	0,1
7	65,08%	59,36%	67,76%	62,92%	70,40%	7	0,1	0,3	0,1	0,3	0,1
8	68,75%	64,33%	65,61%	57,38%	69,62%	8	0,1	0,3	0,1	0,1	0,3
9	65,37%	73,78%	66,63%	72,67%	76,50%	9	0,1	0,1	0,1	0,1	0,5
10	70,85%	66,75%	64,02%	43,04%	70,46%	10	0,5	0,7	0,1	0,1	0,1
Moyenne	66,15%	67,59%	65,31%	57,71%	74,26%	Mode	0,1	0,3	0,1	0,1	0,3
Variance	0,34%	0,25%	0,06%	0,76%	0,09%						

Le tableau 5 nous renseigne sur les résultats de classification bruts en test pour chacun des détecteurs considérés indépendamment. La portion de droite indique les taux d'apprentissage optimaux sélectionnés par le processus d'optimisation du détecteur perceptron. On remarque que généralement les meilleurs résultats sont obtenus avec un faible taux d'apprentissage soit 0,1. Ces taux favorisent une descente lente du gradient de l'erreur ce qui semble améliorer les résultats. Ce phénomène est explicable par le fait que la descente de gradient lente permet au système d'orienter plus précisément la recherche des hyperplans optimaux en utilisant un ajustement fin des poids. Toutefois, un petit taux d'apprentissage peut aussi favoriser la convergence vers un minimum local, ce qui ne semble pas le cas ici : tous les résultats pour un taux faible sont de meilleure qualité que ceux pour un taux élevé. Voici maintenant la même table pour l'algorithme du réseau de neurones à base radiale :

Tableau 6 : Taux de classification et centres pour le détecteur à base radiale

Bloc	Gr. 1	Gr. 2	Gr. 3	Gr. 4	Gr. 5	Bloc	Gr. 1	Gr. 2	Gr. 3	Gr. 4	Gr. 5
1	60,92%	63,09%	61,57%	54,58%	70,07%	1	33	33	48	33	43
2	61,44%	62,63%	63,02%	50,95%	67,98%	2	38	43	48	33	33
3	60,56%	61,89%	60,46%	52,73%	67,93%	3	38	38	38	48	43
4	61,40%	62,29%	61,40%	52,14%	70,05%	4	33	38	48	38	33
5	61,23%	63,26%	61,49%	53,23%	68,87%	5	48	43	43	33	43
6	62,39%	63,85%	61,56%	52,40%	70,39%	6	48	33	43	43	43
7	61,78%	64,33%	62,80%	52,40%	70,54%	7	43	38	33	43	43
8	62,31%	61,11%	62,13%	53,45%	69,85%	8	48	38	38	33	33
9	62,44%	60,48%	61,69%	51,81%	69,99%	9	33	33	43	33	33
10	60,40%	61,09%	62,40%	54,76%	72,55%	10	43	48	33	43	43
Moyenne	61,49%	62,40%	61,85%	52,85%	69,82%	Mode	33	38	48	33	43
Variance	0,01%	0,02%	0,01%	0,01%	0,02%						

Les résultats du réseau à base radiale sont légèrement plus faibles que ceux du perceptron, et ce malgré que son temps d'entraînement est beaucoup plus long. La complexité algorithmique de ce paradigme de classificateur implique un temps de calcul de 5 à 10 fois plus long que le perceptron multicouche pour la paramétrisation choisie. Il semble que l'approche discriminante du perceptron soit quelque peu plus performante que l'approche par modélisation. Considérant l'écart entre les temps d'apprentissages des deux approches, il est fort probable

que le réseau à base radiale ait été victime d'un léger sur-apprentissage sur la base de données d'entraînement, ce qui a altéré les performances en généralisation. Enfin, on remarque que le nombre de centres optimal semble varier de façon aléatoire d'un test à l'autre. De ce fait il est probable que la plage explorée par l'algorithme d'optimisation ne couvre pas la solution qui minimise les taux de classification. Cette sous-optimalité est probablement une autre des raisons qui rendent le perceptron multicouche plus performant.

C'est au niveau de la fusion que la situation se corse. En effet, chacun des détecteurs entraînés possède un taux de classification qui oscille entre 60% et 70%, l'erreur est donc considérable. Ces erreurs impliquent que plusieurs détecteurs peuvent répondre positivement pour un unique échantillon. Toutefois, un échantillon ne peut qu'appartenir à un seul groupe benthique. Une décision est prise en fonction du taux de confiance sur la décision. La sélection du score maximal implique une performance globale beaucoup moins satisfaisante. Le tableau 7 montre les taux de détection après fusion des scores pour le perceptron ainsi que pour le réseau à base radiale.

Tableau 7 : Taux de classification pour la fusion des détecteurs

Bloc	Fusion du détecteur perceptron	Fusion du détecteur à base radiale
1	46,51%	37,34%
2	44,62%	35,25%
3	46,26%	35,14%
4	44,42%	37,16%
5	40,30%	37,27%
6	42,49%	37,45%
7	43,42%	36,99%
8	42,95%	37,59%
9	46,53%	38,15%
10	43,38%	38,00%
Moyenne	44,09%	37,04%
Variance	0,04%	0,01%

Encore une fois les résultats du perceptron dépassent ceux du réseau de neurones à base radiale de quelques pourcent. Malgré tout les performances de l'étage de détection restent sous la barre des 50 %. Comme pour tous les

résultats présentés précédemment la variance est très faible. Le comportement des classificateurs est donc plutôt stable lorsque les données d'apprentissage et de validation sont permutées. Malheureusement l'hypothèse posée en introduction ne tiens pas : l'implémentation d'un classificateur de groupe sous forme de système de détection à classe binaire n'augmente pas les taux de classification. Les faibles taux de classification observés à cet étage impacteront certainement le taux de classification global. La section suivante présentera ce résultat.

L'ÉTAGE DE CLASSIFICATION

Voici maintenant les résultats de classification pour le deuxième étage, qui contient un classificateur expert pour chacun des cinq groupes benthiques. Cette fois, les tableaux présenteront le taux de classification obtenus sur la base de validation à gauche et la paramétrisation à droite.

Tableau 8 : Taux de classification et d'apprentissage pour le class. perceptron

Bloc	Gr. 1	Gr. 2	Gr. 3	Gr. 4	Gr. 5	Bloc	Gr. 1	Gr. 2	Gr. 3	Gr. 4	Gr. 5
1	64,97%	78,35%	89,08%	58,39%	57,97%	1	0,7	0,5	0,1	0,5	0,1
2	64,61%	72,45%	87,11%	63,97%	60,19%	2	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1
3	70,06%	77,55%	88,80%	58,70%	61,65%	3	0,1	0,1	0,1	0,1	0,3
4	71,19%	77,55%	87,43%	60,58%	60,19%	4	0,7	0,1	0,3	0,1	0,1
5	70,79%	76,53%	89,08%	61,59%	62,93%	5	0,1	0,1	0,7	0,1	0,5
6	76,27%	75,26%	90,17%	64,03%	57,97%	6	0,3	0,1	0,7	0,1	0,3
7	74,58%	76,53%	87,64%	58,39%	58,65%	7	0,5	0,3	0,3	0,5	0,1
8	76,14%	77,32%	89,36%	55,80%	56,52%	8	0,5	0,1	0,1	0,1	0,3
9	73,86%	77,55%	88,27%	58,39%	63,11%	9	0,3	0,5	0,3	0,1	0,1
10	71,19%	77,55%	89,08%	54,74%	62,14%	10	0,3	0,7	0,3	0,1	0,1
Moyenne	71,37%	76,66%	88,60%	59,46%	60,13%	Mode	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1
Variance	0,17%	0,03%	0,01%	0,10%	0,05%						

Les taux de classification montrent que le perceptron peut apprendre sur les données avec les caractéristiques fournies. Ces taux de classification dépassent tout ce qui a été atteint comme performance jusqu'ici avec le projet des coraux. Le groupe 3 (algues) est sujet à une très forte performance. Il ne faut toutefois pas se fier uniquement au taux de classification. Le groupe benthique « algues »

contient la classe « AA » qui représente près du tiers des données de la base de données. Les classificateurs ont tendance à favoriser énormément cette classe étant donné sa très grande probabilité à priori. La matrice de confusion d'un des tests le démontre. La matrice de confusion présentée ci-dessous réfère au taux de classification de 90,17% pour le sixième bloc. (Groupe 3)

Tableau 9 : Matrice de confusion pour le class. perceptron bloc 6 groupe 3

		Classe prédite				
		AA	CA	HA	MA	TA
Classe réelle	AA	315	0	0	0	0
	CA	14	6	0	0	0
	HA	3	0	0	0	0
	MA	17	0	0	0	0
	TA	1	0	0	0	0

Comme on peut le remarquer la performance de 90% n'explique pas les détails sous-jacents à la répartition de l'erreur. C'est le danger que l'on encoure lorsque l'optimisation des frontières de décisions est guidée uniquement par l'erreur de classification. Enfin, encore une fois ici, les taux d'apprentissages faibles (de l'ordre de 0,1) sont le mode d'opération favorisé par l'optimisation.

Le classificateur implémenté par neurones à base radiale ne fait guère mieux que le perceptron. En effet, le tableau 10 démontre des taux de classifications moyens légèrement plus faibles que le perceptron, comme précédemment.

Tableau 10 : Taux de classification et centres pour le class. à base radiale

Bloc	Gr. 1	Gr. 2	Gr. 3	Gr. 4	Gr. 5	Bloc	Gr. 1	Gr. 2	Gr. 3	Gr. 4	Gr. 5
1	64,41%	70,10%	85,71%	50,37%	48,79%	1	38	38	33	33	38
2	60,11%	67,35%	85,15%	49,26%	54,85%	2	48	43	33	43	33
3	65,54%	74,49%	85,43%	51,45%	50,49%	3	33	38	43	48	48
4	65,54%	74,49%	84,08%	56,20%	43,69%	4	48	38	33	48	33
5	68,54%	74,49%	87,11%	53,62%	47,80%	5	38	33	33	43	38
6	67,23%	68,04%	83,99%	50,36%	43,96%	6	33	33	38	38	43
7	64,41%	72,45%	83,99%	54,01%	46,15%	7	38	48	38	48	33
8	64,20%	71,13%	86,83%	47,83%	48,79%	8	33	33	33	33	33
9	66,48%	76,53%	85,20%	51,09%	50,00%	9	43	33	33	48	38
10	58,19%	64,29%	85,43%	48,18%	50,49%	10	43	48	33	43	43
Moyenne	64,47%	71,34%	85,29%	51,24%	48,50%	Mode	38	33	33	48	33
Variance	0,10%	0,15%	0,01%	0,07%	0,11%						

Voici maintenant les résultats du système complet, suite à la classification des données de chaque groupe prédit tel qu'ordonnée par l'étage de détection. Le tableau de la figure 11 présente ces résultats :

Tableau 11 : Taux de classification globaux

Bloc	Classification perceptron	Classification à base radiale
1	37,09%	26,82%
2	35,45%	25,55%
3	37,09%	24,54%
4	35,03%	26,70%
5	31,33%	26,59%
6	34,29%	26,67%
7	33,92%	26,19%
8	33,36%	27,53%
9	37,19%	27,46%
10	34,81%	27,39%
Moyenne	34,96%	26,55%
Variance	0,04%	0,01%

Malheureusement, l'erreur observée à chaque étage semble être dramatiquement cumulée d'un étage à l'autre ce qui entraîne à la baisse les taux de classification globaux. La fusion des scores entre les deux étages du système semblent être à la source des problèmes rencontrés. En effet, les taux de classifications de l'étage de détection et de classification considérées individuellement étaient acceptables. Et pourtant, la combinaison de ces deux étages a échoué. Il est probable que cette architecture soit trop complexe pour la quantité de données disponible. Pour chaque perceptron ou réseau à base radiale, une multitude de paramètres libres sont à optimiser sur un ensemble de données. Considérant que l'architecture requière l'entraînement de dix de ces algorithmes simultanément sur un petit échantillon, il est fort probable qu'une mémorisation de la base d'apprentissage est lieu. Ce phénomène rend impossible une bonne généralisation sur les données de test.

De plus, la confusion qui règne à l'étage de détection est un problème majeur. Il a été observé sur le premier bloc étudié pour le détecteur perceptron que pour près de 80% des spécimens plusieurs détecteurs étaient activés simultanément. La sélection du groupe par score maximal est une règle qui reste questionnable. Les cinq détecteurs sont entraînés indépendamment, rien ne stipule donc que les taux de confiances de chaque décision peuvent être comparés. Ces taux dépendent de plusieurs facteurs de l'entraînement dont la distribution des données utilisées. Comme mentionné précédemment, une proportion équivalente des données a été sélectionnée pour former la classe positive et négative d'un détecteur. Cette configuration entraîne chacun des algorithmes à considérer une probabilité à priori égale pour les classes « appartient au groupe » et « n'appartient pas au groupe », ce qui n'est manifestement pas le cas dans la réalité, ainsi que dans la base de test. Ce petit détail est peut-être une cause non négligeable des faibles taux de classification observés au global.

COMPARAISON DES ARCHITECTURES

Vient maintenant le temps de comparer le système proposé aux différentes architectures implémentées par le passé. Un protocole expérimental légèrement différent a été appliqué pour les autres systèmes présentés ici. Néanmoins, ces données sont présentées uniquement à titre indicatif pour situer cette application par rapport aux autres efforts effectués jusqu'ici. C'est toutefois la première expérimentation qui inclus l'algorithme du réseau de neurones à base radiale, aucune données ne sont donc disponibles à ce sujet pour les autres architectures. Le tableau de la page suivante comparera donc uniquement les résultats du perceptron multicouche.

Tableau 12 : Comparatif des architectures

Système	Taux de class. moyen	Variance	Temps de réponse	Facilité d'implantation
De base	41,6%	--	Lent	Élevée
Détecteur et classificateur	50,29%	--	Moyen	Moyenne
Proposé	34,96%	0,04%	Rapide	Faible

Note : Les expérimentations précédentes ont été exécutées sans validation croisée, voilà pourquoi aucune variance n'y apparaît.

Le système de base comprenant un unique classificateur perceptron multicouche est beaucoup plus simple et plus performant, en termes de taux de classification, que l'approche proposée à détecteurs multiples. Toutefois, ce type de système ne bénéficie pas de l'accélération du temps de traitement de l'architecture hiérarchique. En effet, le principe de détection simplifie les calculs et dirige rapidement les spécimens vers le bon expert pour une analyse plus approfondie. De même, le système avec détecteur unique et classificateur admet un temps de réponse moyen. Une certaine partie des données, les non-coraux, est tout simplement ignorée suite au premier étage, ce qui diminue le nombre de données à traiter avec précision au cours de la classification. Ce mécanisme serait toutefois un peu moins rapide dans un contexte de programmation parallèle puisque le système proposé permet d'effectuer les calculs avec cinq experts indépendants. Les deux derniers systèmes sont toutefois beaucoup plus complexes. La complexité maximale est observée pour le système proposé où dix algorithmes de classification doivent être entraînés. Cette phase d'entraînement s'est étalée sur près de quatre jours consécutifs dans un environnement à deux cœurs de calcul. (Les algorithmes ont été entraînés en utilisant deux des quatre cœurs disponibles puisque l'exécution de quatre entraînements simultanés nécessitait trop de mémoire.) La facilité d'implantation (d'acquisition) est donc la plus faible pour ce système.

CONCLUSION

En définitive, les trois architectures observées, dont celle proposée par ce rapport technique ont une performance qui n'est toujours pas adéquate pour l'utilisation souhaitée. Toutefois, cette piste de solution ne doit pas être abandonnée. Une étude supplémentaire sur le mécanisme de fusion pourrait améliorer grandement le potentiel de l'approche par détecteurs multiples.

Diverses avenues sont possibles pour améliorer la fiabilité de l'architecture à détecteurs multiples. Tout d'abord, l'entraînement des détecteurs est à revalider. Une première expérience serait de respecter la probabilité à priori des classes binaires de détection afin de limiter les cas où plusieurs détecteurs répondent positivement. Enfin, un mécanisme de rejet pourrait être implémenté sur cet étage pour garantir la fiabilité de la détection.

Enfin, une architecture de détection hiérarchique et modulaire pourrait aussi être implémentée pour chacune des classes. Un gain significatif en temps de classification pourrait être atteint en plaçant en début de chaîne le détecteur pour la classe la plus courante. Enfin, avec une architecture modulaire de la sorte, il serait possible d'accorder la complexité algorithmique (nombre de neurones, etc...) de chaque détecteur en fonction du nombre de données disponibles pour l'entraînement. Ainsi le sur-apprentissage serait limité. L'architecture à détecteur n'a pas été déterminante ici, toutefois diverses autres configurations avec ce paradigme méritent d'être explorées.

RÉFÉRENCES

- Bouchard, Jonathan. 2008a. *Préparation des données pour la classification d'images de coraux*. Exigence du cours SYS821. Montréal: École de technologie supérieure, 20 p.
- Bouchard, Jonathan. 2008b. *Rapport final : Optimisation des méthodes de classification*. Exigence du cours GPA792. Montréal: École de technologie supérieure, 22 p.
- Bouchard, Jonathan. 2009a. *Évaluation d'algorithmes pour l'identification de visages statiques*. Exigence du cours SYS863. Montréal: École de technologie supérieure, 18 p.
- Bouchard, Jonathan. 2009b. *Implementation d'un système multi-étages pour la classification de coraux*. Exigence du cours SYS843. Montréal: École de technologie supérieure, 26 p.
- Bouchard, Jonathan. 2009c. *La fusion d'information en reconnaissance biométrique*. Exigence du cours SYS863. Montréal: École de technologie supérieure, 26 p.
- Jain, A. K., A. Ross et S. Prabhakar. 2004. « An introduction to biometric recognition ». *Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on*, vol. 14, n° 1, p. 4-20.
- Levasseur, Yan. 2008. « Techniques de l'intelligence artificielle pour la classification d'objets biologiques dans des images bidimensionnelles ». Montréal, École de technologie supérieure, 172 p.
- Mierswa, Ingo, Michael Wurst, Ralf Klinkenberg, Martin Scholz et Timm Euler. 2006. « YALE: Rapid Prototyping for Complex Data Mining Tasks ». *Proceedings of the 12th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, p. 935-940
- Witten, Ian H., et Eibe Frank. 2005. *Data Mining: Practical machine learning tools and techniques*, 2. San Francisco: Morgan Kaufmann, 525 p.