



HAL
open science

Blanchissement des coraux de Nouvelle-Calédonie : une méthode d'évaluation à partir d'images sous-marines

Yohan Loo

► **To cite this version:**

Yohan Loo. Blanchissement des coraux de Nouvelle-Calédonie : une méthode d'évaluation à partir d'images sous-marines. Sciences de l'ingénieur [physics]. 2016. dumas-01708841

HAL Id: dumas-01708841

<https://dumas.ccsd.cnrs.fr/dumas-01708841v1>

Submitted on 14 Feb 2018

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

**CONSERVATOIRE NATIONAL DES ARTS ET METIERS
ÉCOLE SUPÉRIEURE DES GÉOMÈTRES ET TOPOGRAPHES**

MÉMOIRE

**présenté en vue d'obtenir
le DIPLÔME D'INGÉNIEUR CNAM**

Spécialité: Géomètre et Topographe

par

LOO Yohan

**Blanchissement des coraux de Nouvelle-Calédonie:
une méthode d'évaluation à partir d'images sous-marines**

Soutenu le 26 septembre 2016

JURY

PRESIDENT:	M. Jérôme VERDUN	Président du jury
MEMBRES:	Mme Corina IOVAN	Maître de stage
	M. Jean-Pierre LEFEBVRE	Co-encadrant de stage
	M. Laurent POLIDORI	Professeur référent
	M. Laurent MOREL	Examineur
	M. Joël VAN BAELE	Examineur

Remerciements

Je remercie ma maître de stage, Madame Corina IOVAN, chargée de recherche à l'IRD qui m'a accompagné, soutenu et conseillé dans ce stage, formé et sensibilisé au travail de chercheur.

Je remercie également les membres du projet OREANET, Monsieur Mehdi ADJEROUD, Madame Francesca BENZONI, Monsieur Pascal DUMAS, Monsieur Jean-Pierre LEFEBVRE pour leurs conseils dans la rédaction du mémoire, leur participation dans la classification d'image et leur soutien.

Je remercie mon professeur référent, Monsieur Laurent POLIDORI, pour ses retours et suggestions sur le mémoire, et ses enseignements sur le travail de chercheur.

Un salut tout particulier à Hippolyte MACQ, acousticien et spécialiste en programmation Matlab pour avoir résolu de nombreux blocages dans mes scripts.

Merci à mon frère, David LOO professeur de physique qui voulait son nom dans le mémoire.

Enfin un grand merci à ma famille qui suit mes aventures en France métropolitaine depuis 5 ans.

Liste des abréviations

- CAN : Convertisseur Analogique Numérique
- CR2 : Fichier propriétaire Canon, le Canon Raw 2
- CN : Compte Numérique
- ENTROPIE : Ecologie marine TROPICALE des océans Pacifique et Indien, nom de l'UMR
- HSV : Codage de l'information colorimétrique en fonction de la teinte, la saturation et la valeur
- IRD : Institut de Recherche pour le Développement
- L*ab : Système de représentation colorimétrique associant la luminance et des composantes de couleur
- OREANET : Oceania REGIONAL Acanthaster NETWORK
- ORSTOM : Office de la Recherche Scientifique et Technique d'Outremer
- ORSC : Office de la Recherche Scientifique Coloniale
- RGB : Codage de l'information colorimétrique suivant les composantes rouges, vertes et bleues
- ROC : Receiver Operating Characteristic
- ROM-COM : Région et Collectivité d'Outre Mer
- SIG : Système d'Information Géographique
- SVM : Support Vector Machines
- TIFF : Tagged Image File Format
- UMR : Unité Mixte de Recherche
- WB : Balance des blancs (White Balance)
- XYZ : Codage de l'information colorimétrique associant la luminance et la chrominance

Table des matières

1	Introduction	6
2	Le blanchissement corallien	9
2.1	Contexte d'étude	9
2.1.1	La formation d'un récif corallien	9
2.1.2	Prédation par l'Acanthaster Planci	9
2.1.3	Impact des changements climatiques globaux	11
2.2	Présentation du projet OREANET	11
3	Sites d'études et données disponibles	12
3.1	Motivations	12
3.2	Acquisition des images	12
4	Description des phénomènes physiques associés à la prise de vue sous-marine	16
4.1	Introduction	16
4.2	Rappels sur la définition d'une image et de son contenu	16
4.3	Effet de la colonne d'eau	17
5	Traitements radiométriques	20
5.1	Introduction	20
5.2	Calibration relative d'une image brute	20
5.2.1	Traitement de balance des blancs	20
5.2.2	Définition de la calibration	21
5.2.3	Calcul par moyennes	22
5.2.4	Calculer le gain avec la méthode des moindres carrés ou ajustement linéaire	22
5.2.5	Calculer le gain à partir des moindres carrés par ré-échantillonnage	22
5.2.6	Résultats de la calibration	23
5.3	Corrections radiométriques des images sous-marines	24
5.3.1	Correction radiométrique dans une eau «claire»	25
5.3.2	Correction radiométrique dans une eau «turbide»	26
5.3.3	Comparaison entre les deux méthodes	26

6	Détection de blanchissement	32
6.1	Introduction	32
6.2	Les Support Vector Machines (SVM)	32
6.3	Evaluations d'une méthode de classification	33
6.3.1	Création d'un vecteur de caractéristiques pour la classification	34
6.3.2	Résultats de la classification	36
6.3.3	Discussion	40
7	Conclusion	42

Chapitre 1

Introduction

La Nouvelle-Calédonie est une collectivité d'outre mer située au Sud-Ouest de l'Océan Pacifique, à 1800 *km* de la Nouvelle-Zélande et à 1400 *km* de l'Australie. Le lagon possède le deuxième plus vaste ensemble récifal du monde après la Grande Barrière de Corail pour une surface de 24000 *km*². Sa richesse en termes de biodiversité lui a valu son inscription au titre du patrimoine mondial de l'UNESCO en 2008 [Rigault et al., 2012]. Actuellement les récifs coralliens sont menacés de blanchissement, dans un contexte où le réchauffement global est une préoccupation majeure de l'Institut de Recherche pour le Développement (IRD) [Hoegh-Guldberg, 1999]. Ainsi, un épisode marqué de blanchissement a pu être observé au cours de l'été 2016 dans le lagon de Nouvelle-Calédonie [IRD, 2016].

La rupture de symbiose entre les colonies de polypes qui participent à la formation du corail et les algues (zooxanthelles) qui vivent dans les tissus du polype, se traduit par la dépigmentation localisée ou totale du corail qui prend alors une teinte blanchâtre (Figure 1.2). Le blanchissement du corail constitue donc un marqueur de la vitalité du corail [Douglas, 2003].

L'étendue d'un tel phénomène est difficile à estimer avec précision. Des publications exposent des approches à grande échelle grâce à la télédétection ([Kakuta et al., 2013], [Zoffoli et al., 2014], [Heron et al., 2016]) et à une échelle locale par recours à la photographie sous-marine ([Koren et al., 2009], [Chow et al., 2016]). Cette étude porte sur cette seconde approche. Les sensibilités et résolutions des capteurs photographiques actuels, même destinées à des utilisations grand public, permettent d'acquérir des images numériques exploitables à des fins scientifiques. Divers environnements de programmation comprenant des « boîtes à outils » (toolbox) dédiées aux traitements d'images permettent le développement d'algorithmes de traitement et extraction d'information (par ex. Python, Matlab, Scilab,...). C'est l'environnement Matlab R2015a (the Matworks) qui a été choisi du fait de l'importance de la communauté des utilisateurs et de la richesse de son « image processing toolbox » particulièrement adaptée aux besoins de l'étude.

Le traitement numérique des images consiste à extraire des informations d'une image grâce à des traitements par ordinateur. Bien que le processus d'acquisition d'image soit relativement aisé, le phénomène de blanchissement corallien peut être difficile à détecter.

Cette difficulté réside dans la variabilité des images sous-marines, d'une part à cause du caractère spécifique du milieu marin, d'autre part à cause de certaines propriétés physiques et naturelles qui n'ont pas la même amplitude d'une image à l'autre.

L'Unité Mixte de Recherche ENTROPIE (Ecologie MariNe TROpicale des océans Pacifique et indiEn) est porteuse du projet OREANET (Oceania Regional Acanthaster Network) sur l'impact d'Acanthaster Planci sur les récifs coralliens du Vanuatu et de Fidji. L'un des objectifs du projet consiste à développer une méthode de quantification du blanchissement corallien par traitements d'images sous-marines. La chaîne de traitement se compose d'une étape de calibration d'image ; ayant pour but de limiter la dépendance des images aux facteurs environnements lors de la prise de vue (turbidité, luminosité, couleur de l'eau, ...) suivi d'une seconde étape de reconnaissance aboutissant à la détection de pixels de corail blanchi au sein de l'image.

La contribution de cette présente étude au projet OREANET consiste à définir la méthodologie de traitement la plus efficace pour discriminer dans des images sous-marines, des zones impactées par le blanchissement.

Ce mémoire se découpe en 6 parties. Il présente dans un premier chapitre le phénomène de blanchissement corallien, puis décrit le processus d'acquisition des images sur les sites récifaux et expose les phénomènes physiques associés à l'acquisition de prises de vues sous-marines. La méthodologie de traitement sera ensuite développée en exposant trois approches de correction radiométrique. Ces approches seront évaluées dans le processus de classification en utilisant différents modèles. Enfin, une partie discussion sera consacrée à l'évaluation des performances de ces modèles de blanchissement.

L'organigramme du programme est présenté sur la Figure 1.1.

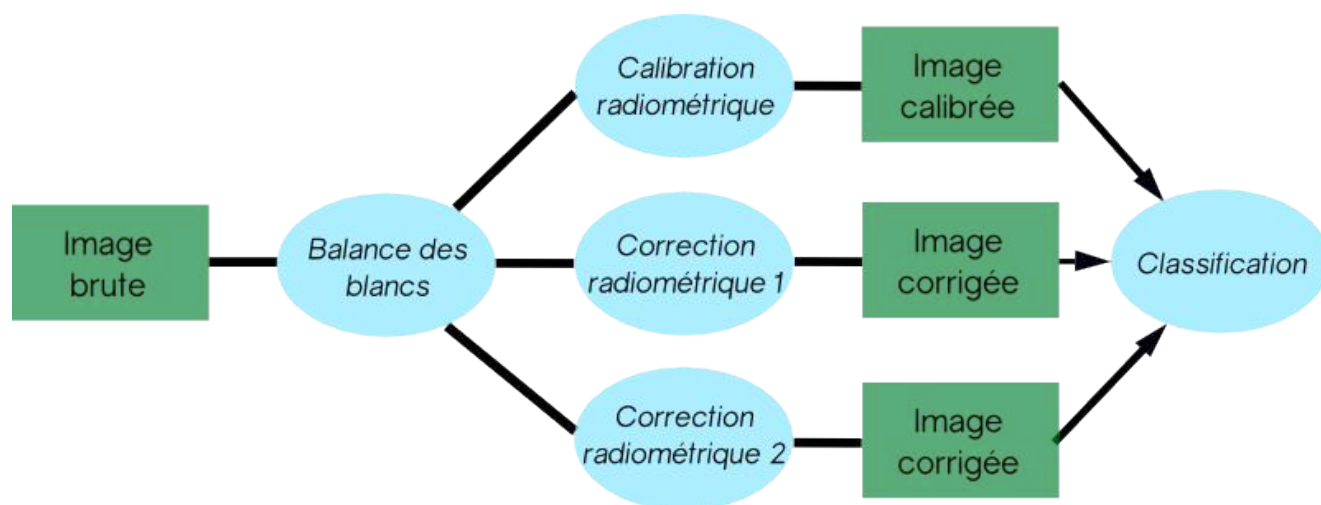


FIGURE 1.1 – Processus de traitement d'une image sous-marine. Ces traitements doivent diminuer la variabilité des images avant d'être soumises à une classification qui aboutit à la détection de corail blanchi.



FIGURE 1.2 – Blanchissement observé sur des coraux branchus (*Acropora*) à l'Îlot Maître, en Nouvelle-Calédonie. Crédit photo : F.Benzoni (IRD).

Chapitre 2

Le blanchissement corallien

2.1 Contexte d'étude

2.1.1 La formation d'un récif corallien

Le corail est formé par des colonies de polypes de la classe des Cnidaires, qui bâtissent un squelette calcaire au cours de leur existence (Figure 2.1). Le squelette calcaire va croître grâce à l'activité de zooxanthelles, des algues qui vivent dans les tissus du polype. Les zooxanthelles produisent de la matière organique nécessaire à la survie du polype tandis que leurs déchets sont en partie utilisés par l'algue. Cette symbiose est essentielle à la croissance du corail. L'accumulation des polypes et la transformation chimique des squelettes calcaires des colonies vont former la trame récifale. Une telle association ne peut se produire que dans des conditions environnementales particulières, une température de l'eau comprise entre 18 et 30°C, une salinité comprise entre 35 et 40 et une hauteur d'eau suffisamment faible pour permettre la photosynthèse par les zooxanthelles. On retrouve différents faciès selon le milieu. Il existe des formes massives, tabulaires, foliacées ou encroûtantes. L'ensoleillement, la turbidité et l'espace de croissance sont des paramètres qui favorisent la présence de certaines formes de coraux. Si le mode de vie des récifs coralliens est aujourd'hui bien connu des spécialistes, certains phénomènes peu explorés en revanche, affectent gravement la vie du récif. Le blanchissement est le phénomène au cours duquel a lieu une rupture de symbiose entre les zooxanthelles et le polype. Il peut être causé par différents facteurs (prédation, pollution, modification des conditions environnementales, virus, ...). Deux types de blanchissement sont abordés ci-dessous.

2.1.2 Prédation par l'*Acanthaster Planci*

L'*Acanthaster Planci* est une étoile de mer également appelée «crown of thorns» (couronne d'épines) vivant dans des latitudes comprises entre 34°Nord et 32°Sud. L'*Acanthaster* est une espèce dite corallivore, elle consomme les tissus vivants du polype en dévaginant son estomac sur le corail. Les polypes sont digérés par les enzymes secrétées par les tissus gastriques. Il en résulte un patch blanc correspondant au squelette calcaire

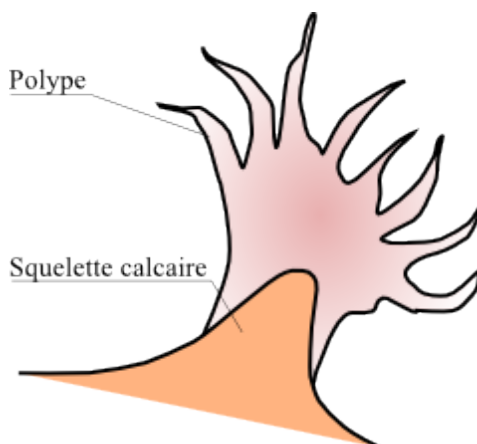


FIGURE 2.1 – Polype corallien dans son squelette calcaire (image issue du DVD "Le récif corallien" de Pascale Chabanet (IRD), réalisation Valéry Baty (IRD))

dépourvu de polype (Figure 2.2).

Le cycle de vie débute à l'état larvaire avec une taille inférieure au centimètre. L'individu atteint le stade adulte après 2 ans et peut vivre jusqu'à de 8 ans. A ce stade de développement, le diamètre de l'étoile de mer peut atteindre 75 cm, pèse jusqu'à 3 kg et peut disposer de plus de 20 bras. Sa capacité de reproduction élevée (un individu peut produire jusqu'à 65 millions d'œufs par an) et les manifestations parfois invasives constituent des menaces pour le développement voire la survie des coraux. En effet, les récifs australiens ont accusé une mortalité de 13.8% de coraux en 2012, une perte causée notamment par une invasion d'acanthasters [Pratchett et al., 2014]. Des invasions de plusieurs milliers d'individus par hectare ont déjà été documentées par le passé, notamment le long de la côte de Queensland en Australie [Moran, 1988] entre 1960 et 1980 et sont à l'origine de questionnements sur la corrélation entre les invasions et le réchauffement global [Glynn, 1993].



FIGURE 2.2 – Acanthaster Planci. Crédit photo : Pascal Dumas (IRD)

2.1.3 Impact des changements climatiques globaux

Le réchauffement des eaux marines engendré par les changements climatiques globaux constitue une cause importante du blanchissement corallien. Les variations de température provoquent un stress au niveau du polype le forçant ainsi à expulser les zooxanthelles qu'il abrite, provoquant ainsi une rupture de symbiose. L'expulsion des zooxanthelles et donc des pigments associés laissent des patches blancs correspondant à la couleur du squelette calcaire. Les polypes meurent au bout de 2 à 3 semaines s'ils ne sont pas recolonisés par d'autres algues. L'observation des phénomènes de blanchissement massif a permis d'établir une corrélation avec l'élévation de la température [Douglas, 2003], [Brown, 1997], [Aronson, 2007],[Van Oppen and Lough, 2009].

A la dimension écologique s'ajoutent des enjeux socio-économiques liés à l'état des récifs coralliens. Les récifs abritent des espèces sous-marines inféodées essentielles à l'alimentation des populations insulaires mais aussi pour le commerce et l'économie touristique.

2.2 Présentation du projet OREANET

Le projet Oceania Regional Acanthaster Network (OREANET¹) résulte de l'initiative de l'IRD, du Gouvernement de la Nouvelle-Calédonie, du Ministère des Affaires Etrangères et du Développement International à travers le Fond Pacifique. Il est né du besoin de suivre dommages causés par les acanthasters aux récifs coralliens. Pour palier l'absence de structure d'information et le manque de suivi, plusieurs objectifs ont été identifiés :

- Développer des réseaux de suivi d'acanthaster nationaux pérennes ;
- Centraliser les données des réseaux nationaux sur une plate-forme de surveillance ;
- Développer une méthode automatisée d'évaluation des dommages des acanthasters, qui consiste à quantifier les surfaces blanchies à partir de photos sous-marines.

1. <http://oreanet.ird.nc/>

Chapitre 3

Sites d'études et données disponibles

3.1 Motivations

La photographie sous-marine est la méthode retenue pour évaluer l'étendue du blanchissement corallien. Bien que sa mise en œuvre soit chronophage (transport entre sites à bord d'embarcations légères, opérations et déplacements sous-marins lents effectués par des plongeurs, . . .), les images offrent un moyen peu coûteux et relativement simple d'obtention d'information facilement interprétable. Les propriétés physiques et optiques propres à un milieu sous marin introduisent un voile sur les images qui, s'il n'est pas corrigé, peut fausser leur interprétation. Une opération de calibration est donc une étape cruciale dans le projet OREANET, du fait de la multiplicité des sites retenus et de la variabilité des conditions d'éclairage lors des prises de vue.

3.2 Acquisition des images

Près de 393 prises de vues ont été réalisées sur 5 zones situées à proximité d'îles et dans des baies de la province Sud de Nouvelle-Calédonie (Figure 3.1). Le nombre de photos par site est répertorié dans le Tableau 3.1.

L'appareil photo utilisé qui est immergé est un Canon PowerShot S90 confiné dans un caisson étanche (Tableau 3.2). Deux modes opératoires ont été testés :

- prise d'image verticale à distance fixe du fond par utilisation d'un support en aluminium (Figure 3.2),
- prise d'image sans support, prises de vue depuis la surface de l'eau.

Sur chaque prise de vue figure une mire de calibration radiométrique (Figure 3.3) constituée de trois couleurs de référence (jaune, bleu, rouge) et de trois niveaux de gris (blanc, gris et noir). Cette mire fait partie intégrante du support et pour le second mode opératoire, elle est posée sur le fond lors de chaque prise d'image, la hauteur de prise de vue variant de 2 à 5 m selon les sites d'intervention ce qui correspond à une résolution spatiale comprise entre $R = 5$ et $R = 11$ mm/pixel [Chandelier, 2011]. Cette résolution est compatible avec les objectifs du projet.

	Baie des citrons	Ilôt Canard	Ilôt Larégnère	Ilôt Maître	Récif de Prony
Nb de photos	57	119	40	145	32

TABLE 3.1 – Nombre de prises de vues par site d'étude

	Focale	ISO	Distance de prise de vue	Fichier de sortie	Capteur
Caractéristiques de l'appareil	f/2 à f/8	90-3200	Min : 5cm	JPEG+RAW	CCD 1/1.7"
Caractéristiques utilisées	f/5.6 à f/6.3	100-200	1.5m-5m	JPEG+RAW	CCD 1/1.7"

TABLE 3.2 – Caractéristiques du Canon Powershot S90 utilisées dans l'acquisition d'images sous-marines

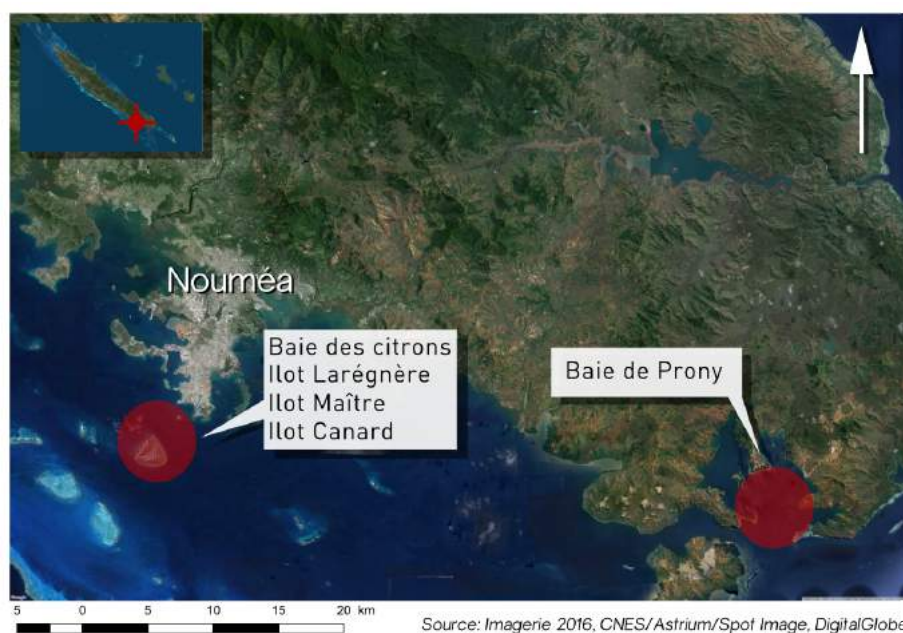


FIGURE 3.1 – Sites d'acquisition des images sous-marines au Sud de la Nouvelle-Calédonie.

Certaines conditions telles qu'une lumière ambiante insuffisante, une turbidité trop importante ou encore des mises au point défectueuses rendent certaines images inexploitable. Un pré-tri est donc effectué sur les 393 vues initiales, conduisant à un set de 261 jugées a priori exploitables. La Figure 3.4 illustre la variabilité entre les images prises sur un même site et des images prises sur différents sites. Les éléments d'une image tels que le corail et le sable apparaissent avec des tons de vert et de bleu du fait de l'absorption des longueurs d'onde, avec un effet de voile dû aux particules fines en suspension. Afin

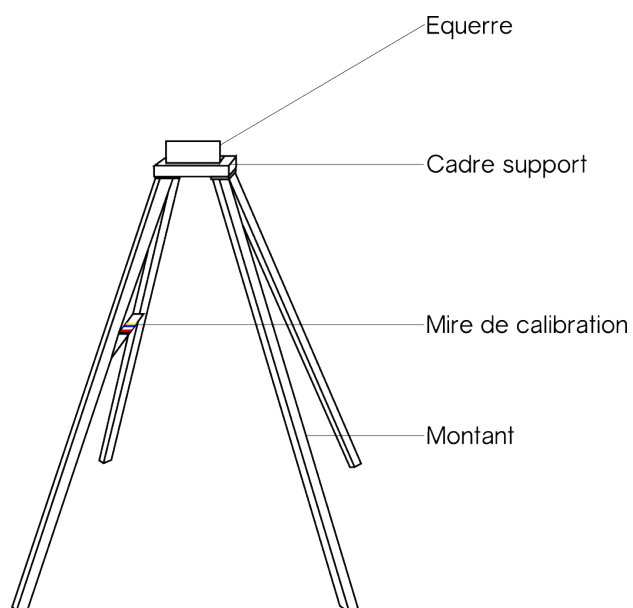


FIGURE 3.2 – Schéma du support utilisé pour l'acquisition d'images sous-marines (protocole 1). La fabrication est en aluminium. Conception : Jean-Pierre Lefebvre (IRD)



FIGURE 3.3 – Mire de calibration sous éclairage artificiel (protocole 2). Cette photo servira de base pour la calibration des images sous-marines. Photo : Pascal Dumas (IRD)

de rendre les images interprétables et inter-comparables, des traitements radiométriques faisant intervenir la mire de calibration seront appliqués à toutes les images.



Baie des Citrons



Ilot Canard



Ilot Maître



Ilot Larégnère



Récif de Prony

FIGURE 3.4 – Extraits des images selon les différents sites. Les images présentent différentes intensités de bleu sur un même site mais également d'un site à l'autre. La profondeur, la lumière ambiante et la turbidité ne sont pas constantes sur un seul et même site.

Chapitre 4

Description des phénomènes physiques associés à la prise de vue sous-marine

4.1 Introduction

La photographie nécessite un matériel adapté (boîtier étanche, éclairage artificiel, matériel de plongée...) et une prise en compte des propriétés optiques du milieu. Les images ne sont pas le résultat parfait d'une représentation scénique et les conditions ambiantes (éclairage, turbidité, profondeur...) influent sur l'image résultante. Mais de nombreuses autres perturbations peuvent affecter une image : le capteur a une certaine précision dans la mesure de luminance, les distorsions de l'image dues au système optique lentilles/hublot plan (aberrations géométriques, défauts,...) et la diffusion de la lumière par les particules peut diminuer le contraste et l'éclairage. Afin d'atténuer cet écart, différentes méthodes de calibration ont été proposées [Caloz and Collet, 2001], [Chen et al., 2015]. Les méthodes de traitement développées ont pour objectif de rendre les images comparables entre elles, quelques soient les conditions ambiantes lors de la prise de vue.

4.2 Rappels sur la définition d'une image et de son contenu

Une image numérique, en photographie, est la représentation d'une scène enregistrée par un capteur, grâce au rayonnement émis, réfléchi ou réfracté par les objets observés. Au sens du traitement du signal, une image numérique est la représentation discrète du signal électromagnétique $s(x, y)$ dans un espace 2D [Simonetto, 2014] où s est une fonction qui associe à chaque couple (x, y) la valeur contenue dans un pixel (picture element) appelée Compte Numérique (CN). La formation d'une image numérique résulte d'une chaîne d'acquisition caractérisée par deux ensembles. Tout d'abord, un capteur numérique sensible à un large spectre de fréquence, est constitué de photosites sensibles capables de mesurer la quantité de lumière reçue. Par effet photoélectrique, le capteur transforme le signal lumineux constitué de photons en signal électrique. Ce signal est ensuite échantillonné et quantifié grâce à un convertisseur analogique numérique (CAN) qui transforme le signal électrique

en signal numérique. Ce signal est ensuite exploité dans une architecture de traitement du signal qui va générer une image visualisable. Pour générer une image chromatique, des filtres de couleurs (Color Filter Array) sont associés au capteur. Le plus répandu est le filtre de Bayer ou matrice GRGB, un tableau qui contient deux fois plus d'éléments verts (G) que d'éléments rouges (R) et bleus (B). Cette architecture a pour but de produire des images dont le rendu est le plus proche possible de la vision humaine, plus sensible aux longueurs d'ondes proches du vert, sans prise en compte de l'effet Helmholtz-Kohlrausch d'impact de la chromie sur le ressenti de la luminosité. Afin de prendre en compte ce biais, d'autres architectures existent, comme le RGBE (ajout d'un filtre cyan) ou RGBW (mesure intégrée de la luminosité totale). Le filtre de couleur est utilisé dans le processus de démosaïcage ou de débayerisation consistant à attribuer à chaque élément d'image ou «pixel» (picture element), un set de trois valeurs obtenu par interpolation des quatre sous-éléments GRGB. Néanmoins, le recours à d'autres codages peut être justifié par les besoins des traitements (HSV, HSL, XYZ, L*ab,...). L'information contenue dans chacun de ces codages étant préservée, les transformations d'un codage à l'autre sont réversibles [Phelippeau, 2009], [Green and MacDonald, 2002], [Gonzalez et al., 2009].

4.3 Effet de la colonne d'eau

La colonne d'eau désigne le volume d'eau dont la hauteur est définie par la distance entre le fonds marin et la surface de l'eau. Lorsque la lumière pénètre la colonne d'eau, son intensité diminue exponentiellement en fonction de la profondeur de propagation et de la longueur d'onde du rayonnement, quantifiée par la loi de Beer-Lambert. Cette diminution d'intensité s'explique par des phénomènes physiques d'absorption et de diffusion dans l'eau dû au comportement des molécules d'eau et de solutés tels que la chlorophylle. L'action sur le rayonnement de faibles concentrations de particules en suspension peut être approchée en modifiant la loi de Beer-Lambert par l'introduction de termes correctifs (coefficient d'efficacité d'extinction). Les molécules et particules absorbent l'énergie des photons et dévient les rayons lumineux incidents atténuant ainsi la transmission, ce qui entraîne une perte de contraste dans les images. Dans le domaine du visible, ce sont les longueurs d'onde proches du rouge qui sont les plus fortement absorbées alors que les longueurs d'onde proches du bleu sont les plus faiblement absorbées. Ces phénomènes naturels constituent une perte d'information qui peut biaiser la détection des zones blanchies des coraux.

$$I_{dz} = I_{d0(z=0)} e^{-K_\lambda \cdot z} \quad (4.1)$$

où I_{dz} (cd) est l'intensité du rayonnement de longueur d'onde λ à la profondeur $z(m)$ sous la surface, $I_{d0(z=0)}$ (cd) est l'intensité du rayonnement incident, K_λ est le coefficient d'absorption correspondant à la longueur d'onde λ . Ce coefficient est supposé constant le long de la colonne d'eau, $z(m)$ est la hauteur de la colonne d'eau.

La Figure 4.1 représente la variation spectrale lors de la propagation d'un rayonnement à travers la colonne d'eau. Dans le domaine du visible, le rouge s'atténue plus facilement par rapport aux longueurs d'onde plus courtes.

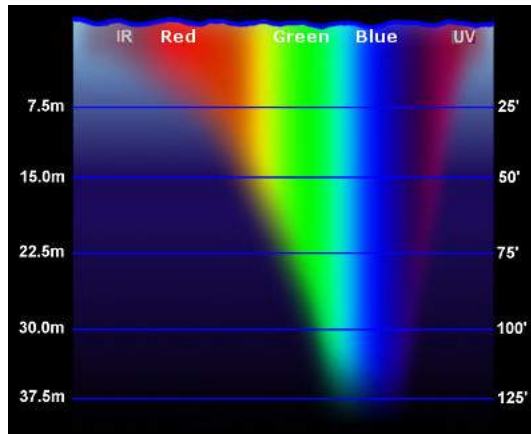


FIGURE 4.1 – Diminution progressive de l’intensité lumineuse avec la profondeur en fonction de la longueur d’onde, d’après Tom Morris, Fullerton College (<http://www.seos-project.eu>)

L’appareil restitue des images qui doivent être corrigées de cette perte d’intensité lumineuse. Cette correction peut être réalisée grâce à la balance des blancs, dont le principe est de minimiser les différences de couleurs dans les différentes températures dues à l’éclairage du milieu. Cependant elle n’est pas toujours robuste lorsque la lumière incidente n’est pas uniforme, qui est due aux réflexions de surface. A l’échelle de ce projet, les effets évoqués sont limités par les dimensions de l’image et la colonne d’eau associée. C’est à dire que les caractéristiques du milieu (turbidité, profondeur et éclairage) varient d’un site à l’autre mais aussi pour des prises de vue sur un même site réalisées à différents moments. Il faut donc considérer chaque photo comme la représentation d’une scène associée à une seule et unique colonne d’eau ce qui implique des traitements individuels spécifiques à chaque photo. Il existe plusieurs approches consistant à corriger l’effet de la colonne d’eau [Petit, 2010] [Bazeille, 2008]. En tenant compte de l’atténuation de la lumière lorsqu’elle pénètre dans l’eau et de la diffusion de celle ci lorsqu’elle atteint l’objectif de l’appareil photo, alors la luminance corrigée s’écrit :

$$L_{\lambda}(P_0) = e^{c_{\lambda}2z} \cdot [L_{\lambda}(P) - \frac{L_i}{4\pi} \cdot \frac{b_{\lambda}}{c_{\lambda}} \cdot (1 - e^{-c_{\lambda} \cdot 2z})] \quad (4.2)$$

Où L_i est la luminance incidente qui traverse la colonne d’eau, $L_{\lambda}(P_0)$ la luminance de l’objet (du corail par exemple) et $L_{\lambda}(P)$ la luminance reçue par l’appareil photo. c_{λ} désigne le coefficient spectral d’atténuation, b_{λ} le coefficient spectral de diffusion et z (m) la distance qui sépare le point P du point P_0 correspondant à la hauteur de la colonne d’eau. Cet algorithme repose sur l’estimation de 5 paramètres qui ne peuvent être tous obtenus ici, notamment la luminance incidente, la luminance émise par l’objet et le coefficient de diffusion. Plusieurs approches de correction vont être développées :

- la calibration radiométrique qui se base sur des comparaisons de luminance entre la mire photographiée sous l’eau et hors de l’eau,

CHAPITRE 4. DESCRIPTION DES PHÉNOMÈNES PHYSIQUES ASSOCIÉS À LA PRISE DE VUE

- la correction radiométrique basée sur une approximation des paramètres d'atténuation de l'eau et de la profondeur de la colonne d'eau.

Chapitre 5

Traitements radiométriques

5.1 Introduction

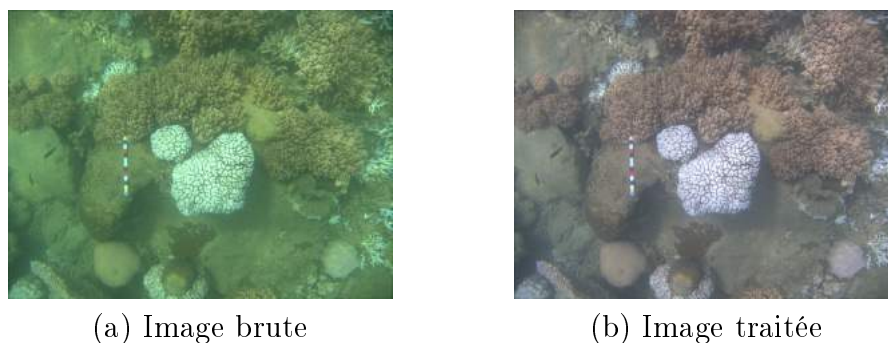
Le principal intérêt de procéder à une correction radiométrique est de rendre les images comparables entre elles. La calibration radiométrique est la transformation des comptes numériques d'une image via une fonction de transfert qui se base sur la luminance d'une image de référence. Elle fait intervenir la mire de calibration qui doit être présente dans les deux images. La correction radiométrique va se décliner en deux sous approches basées sur la loi de Beer-Lambert à partir des paramètres d'atténuation en eau claire et turbide. Une analyse qualitative et quantitative de la calibration radiométrique et de la correction radiométrique permettra de déterminer la méthode la plus adaptée au milieu sous-marin. Dans ce qui suit, l'image sur laquelle figure la mire de calibration hors de l'eau (Figure 3.3) sera appelée « image étalon » et « images brutes », les images sous-marines au format .CR2. Le processus global est récapitulé dans la figure 1.1.

5.2 Calibration relative d'une image brute

5.2.1 Traitement de balance des blancs

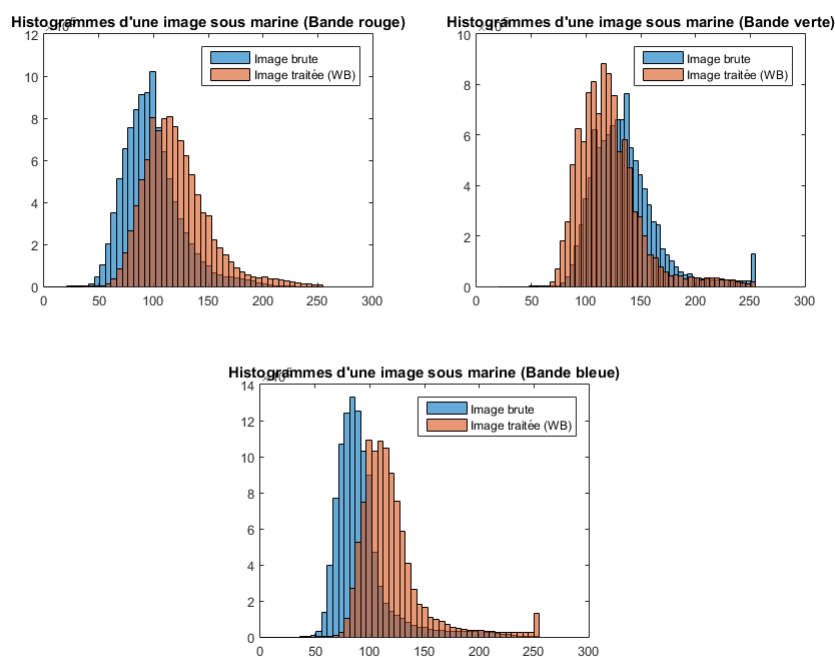
Les images au format RAW sont exemptes de tout traitement ou compression générés directement par l'architecture de traitement automatique incluse dans l'appareil photo. Il est donc possible d'appliquer un post-traitement plus adapté et préservant la qualité des images. Les images au format .CR2 sont lues et prétraitées au moyen du logiciel libre DCRAW¹. Les prétraitements sélectionnés dans le cadre de cette étude sont une balance automatique des blancs et une interpolation de qualité maximale dans le dématricage. Les images sont codées au format TIFF sur 8 bits. A cette étape, la dominance de bleu est fortement atténuée sur l'ensemble des images. Les histogrammes sont centrés vers des composantes vertes et des modes secondaires sont présents dans la bande rouge (Figure 5.1). Les fichiers TIFF sont ultérieurement traités dans l'étape de calibration radiométrique.

1. <http://www.cybercom.net/dcoffin/dccraw/>



(a) Image brute

(b) Image traitée



(c) Histogrammes associés

FIGURE 5.1 – Traitements de balance des blancs sur des images brutes. Les bandes rouges et bleues sont accentuées tandis que la bande verte est atténuée.

5.2.2 Définition de la calibration

La calibration radiométrique consiste à définir une transformée des luminances de l'image; transformée qui fait correspondre aux luminances de la mire in situ à celles de l'image étalon (Figure 3.3). Le modèle de transformation choisi est un modèle linéaire [Caloz and Collet, 2001]. Cette méthode de transformation est relative, le but étant de rendre les images comparables entre elles.

$$L = aN + b \quad (5.1)$$

Où a est un coefficient qui exprime le gain b est le résidu de l'estimation correspondant à l'écart entre la valeur vraie L et son estimée aN . Les valeurs de a et de b sont les inconnues de l'équation 5.1 et sont appliqués aux images brutes après balances des blancs. Ces inconnues sont déterminées en résolvant l'équation 5.1 pour chaque bande colorimétrique de la mire (jaune, rouge et bleu), avec L , le vecteur contenant les luminances mesurées sur l'image de étalon, et N , le vecteur correspondant au même canal de la mire de l'image brute. La mesure de luminance par canal de couleur est obtenue par la matrice L après conversion des images au format CIE L*ab.

Trois méthodes ont été testées pour obtenir une approximation de la solution de l'équation 5.1.

5.2.3 Calcul par moyennes

Cette méthode suppose que les pixels correspondant à un ruban de couleur présentent une variance négligeable. Les vecteurs L et N sont substitués par leurs espérances pris comme la valeur moyenne des vecteurs.

$$a = \frac{Moy_{ImageEtalon}}{Moy_{ImageBrute}} \quad (5.2)$$

5.2.4 Calculer le gain avec la méthode des moindres carrés ou ajustement linéaire

Cette méthode détermine la solution minimisant le carré des écarts entre le vecteur mesuré L et son estimée. Une matrice de pondération P peut être introduite s'il y a une connaissance a priori de la précision des mesures de luminance, on parle alors de moindres carrés pondérés). Dans le cas contraire, P est pris comme étant la matrice identité, on parle alors de moindres carrés ordinaires.

$$a = (N^T P N)^{-1} (N^T P B) \quad (5.3)$$

où N contient les CN de l'image brute et L les CN de l'image étalon. P est la matrice de poids. Les CN du ruban sont considérés homogènes entre eux et pour cette raison P est la matrice identité. L'inconnue b est calculée à partir de la solution des moindres carrés :

$$b = L - Na \quad (5.4)$$

5.2.5 Calculer le gain à partir des moindres carrés par ré-échantillonnage

La méthode statistique de Monte Carlo [Chen et al., 2015] se base sur le principe de la loi des grands nombres qui énonce que les caractéristiques d'un échantillon aléatoire se rapprochent des caractéristiques d'une population à mesure que la taille de l'échantillon augmente. Appliqué à ce problème, la gain a est estimé comme la moyenne de N gains

partiels estimés sur p échantillons aléatoires du vecteur $N (n_1, n_2 \dots n_n)$ dont la distribution est uniforme.

$$a = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N a(n_k) \quad (5.5)$$

où $a(n_k)$ est l'estimateur calculé au cours de l'échantillonnage k . Dans le cas de la calibration par la méthode de Monte Carlo, l'algorithme est le suivant :

- A chaque itération k (entier réel positif), les vecteurs partiels L_k et N_k sont déterminés comme un sous-échantillonnage aléatoire de dimension n de L et N respectivement ;
- Le gain partiel a_k est obtenu par application de la méthode des moindres carrés ordinaires sur les vecteurs partiels.
- Le gain final est obtenu comme la moyenne des gains partiels (Equation 5.5).

Le principe de ré-échantillonnage est un contrôle sur la méthode des moindres carrés. Lorsque que le nombre d'itération et d'échantillon est suffisamment grand, alors la méthode compare davantage les pixels entre eux. En effet, le processus des moindres carrés oblige à construire des vecteurs de taille identique qui ne représentent pas la totalité des pixels d'un ruban présent dans deux prises de vue. Or deux images ne peuvent avoir exactement le même nombre de pixels correspondant à la mire si les rubans n'occupent pas la même portion dans l'image, car cette portion dépend de la hauteur de prise de vue qui varie d'une image à l'autre. Mais le fait de ré-échantillonner deux zones de pixels de dimensions différentes permet de s'assurer de la convergence du résultat. Cependant la procédure de ré-échantillonnage peut introduire des pixels représentant par exemple des reflets d'eau de mer, plus saturés, et qui peuvent biaiser la calibration via la méthode de Monte Carlo. Cette méthode requiert donc une image dans où les pixels de la mire sont supposés homogènes en saturation.

5.2.6 Résultats de la calibration

Le Tableau 5.1 regroupe les résultats de la calibration selon les méthodes utilisées. La méthode des moindres carrés donne un contrôle sur la méthode des moyennes en donnant un résidu associé à la valeur de luminance obtenue. De la même façon, les moindres carrés de Monte Carlo donnent un contrôle sur la méthode des moindres carrés, en échantillonnant un maximum de pixels et en répétant le calcul un grand nombre de fois. Pour des vecteurs L contenant jusqu'à 40 000 pixels, le résultat converge rapidement à partir de 100 itérations. Les images de la Figure 5.4 sont le résultat de la calibration par la méthode de Monte Carlo utilisant les moindres carrés. Les différents gains obtenus ont été appliqués à l'image brute après balance des blancs. Si sur certaines images le contraste est amélioré, d'autres sont trop saturées. La saturation des images de la Baie des Citrons est souvent trop grande (Figure :5.3) et ajoute un biais (image (d) de la Figure 5.4) qui dégraderait la précision de la détection du phénomène de blanchissement.

Prise de vue	1	2	3	4	5	6	7	...	52	53
Gain(Moyennes)	1.14	0.96	1.35	1.28	1.33	1.09	0.98	...	1.37	1.35
Gain(M.Carrés)	1.02	0.95	1.31	1.13	1.29	1.08	0.98	...	1.35	1.32
Gain(MonteCarlo)	1.14	0.97	1.35	1.28	1.33	1.09	0.98	...	1.37	1.35
Résidu(M.Carrés)	-8.40	-1.31	-2.43	-9.63	-2.51	-8.67	-4.30	...	-1.21	-1.27
Résidu(MonteCarlo)	-9.31	-1.31	-2.52	-2.71	-2.59	-8.82	-5.15	...	-1.22	-1.29

TABLE 5.1 – Gains et résidus obtenus par moyennes, par moindres carrés et par moindres carrés de Monte Carlo en bande L^* , pour les images prises sur le site de la Baie des Citrons.

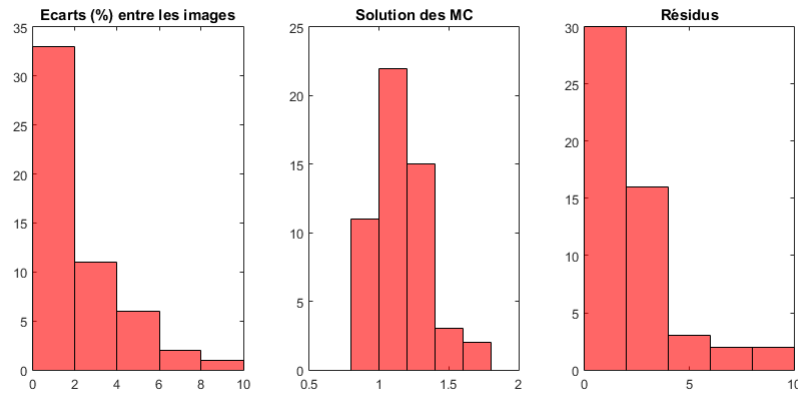


FIGURE 5.2 – Résultats de la calibration en bande L : différences en pourcentage entre une image traitée par balance des blancs et une image calibrée (gauche), et variation du gain (centre) et des résidus (droite) pour les prises de vues en Baie des Citrons..

5.3 Corrections radiométriques des images sous-marines

Cette approche repose sur l'estimation de deux principaux paramètres, le coefficient d'atténuation et la hauteur de la colonne d'eau. L'image corrigée de l'atténuation ne résout pas l'effet de diffusion de la lumière provoqué par les matières en suspension. La suppression de l'atténuation de la lumière dans l'eau reprend l'équation 4.1 de Beer-Lambert. Le principe consiste donc à corriger chaque canal R, G et B d'une image comme suit :

$$R' = R.e^{K_R.z} \quad (5.6)$$

$$G' = G.e^{K_G.z} \quad (5.7)$$

$$B' = B.e^{K_B.z} \quad (5.8)$$

Où R' , G' et B' sont les bandes corrigées de l'atténuation. La difficulté réside dans l'estimation du paramètre K , le coefficient d'atténuation et z , la hauteur de la colonne d'eau. Deux approches sont proposées.

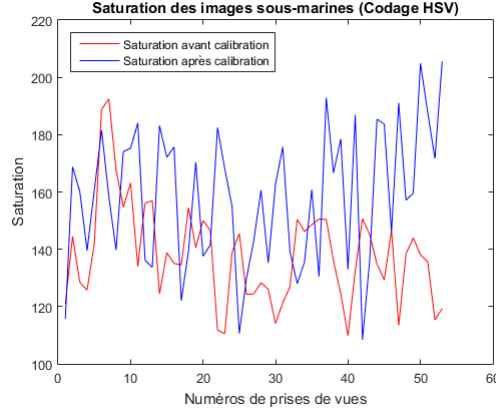


FIGURE 5.3 – Saturation moyenne des images avant et après calibration radiométrique. La saturation moyenne après calibration est telle que certaines images sont entachées d'un biais qui dégraderait la précision du blanchissement.

5.3.1 Correction radiométrique dans une eau «claire»

Cette correction considère des images dans lesquelles la turbidité est faible, c'est à dire qu'il n'y a pas de particule en suspension venant troubler la visibilité d'une scène. Les images traitées par la balance des blancs peuvent être vues comme des milieux en eau claire. Le coefficient d'atténuation peut être estimé à partir d'une table qui répertorie les coefficients en fonction des longueurs d'onde ([Smith and Baker, 1978], [Smith and Baker, 1982]) allant de 350 nm (violet) à 700 nm (rouge). Ces coefficients sont déterminés selon deux composantes d'atténuation :

$$K = c_{\lambda}^w + c_{\lambda}^c \quad (5.9)$$

Où c_{λ}^w désigne le coefficient d'atténuation par l'eau pure et c_{λ}^c le coefficient lié à la composante chlorophylle.

$$c_{\lambda}^c = c_{\lambda}^1 \cdot C, C < 1 \quad (5.10)$$

$$c_{\lambda}^c = c_{\lambda}^{x^2} + c_{\lambda}^2 \cdot C, C > 1 \quad (5.11)$$

$$c_{\lambda}^c = c_{\lambda}^{x^2} + c_{\lambda}^2, C = 1 \quad (5.12)$$

C désignant la concentration en chlorophylle-a en mg/m^3 , c_{λ}^1 et c_{λ}^2 des coefficients spécifiques d'atténuation répertoriés dans une table [Smith and Baker, 1978], [Smith and Baker, 1982]. Quant à la concentration en chlorophylle-a, elle est estimée depuis une interface Web² qui répertorie les données satellites de la NASA. La hauteur de la colonne d'eau n'ayant pas été mesurée, elle est estimée de manière empirique de la façon suivante : un vecteur contenant les valeurs probables de hauteur de prise de vue est créé, les valeurs varient de 1.5 m à 5 m avec un pas de 0.1 m. Ces valeurs sont testées à chaque itération et l'image corrigée à l'itération i est comparée à l'image corrigée à l'itération $i + 1$. Le processus s'arrête lorsque

2. <http://giovanni.sci.gsfc.nasa.gov/giovanni/>

toutes les valeurs de hauteur ont été testées. La hauteur estimée correspond à l'itération où l'image présente le plus de variabilité. Cette variabilité est définie par :

$$Ecart = \frac{1}{j \times k} \times \sum_{m=1}^j \sum_{n=1}^k (I_{i=1} - I_{i=i+1})^2 \quad (5.13)$$

Où $I_{i=1}$ désigne l'image à l'itération $i = 1$ et $I_{i=i+1}$ l'image à l'itération $i + 1$, j et k les dimensions de l'image. Ce principe d'estimation de la hauteur d'eau est proposé par [Petit, 2010]. L'inconvénient de cette méthode est qu'elle estime la hauteur maximale de prise de vue, qui correspond à une variation importante de contraste dans l'image, ce qui signifie que la véritable hauteur est comprise entre la valeur minimale du vecteur et la valeur retournée par l'algorithme. Il y a également une incertitude sur le paramètre c (qui correspond à la concentration en chlorophylle-a) qui est dépendant de facteurs lié à la météorologie, à l'hydrodynamisme et à la pollution et qui de plus varie selon l'échelle d'étude considérée.

5.3.2 Correction radiométrique dans une eau «turbide»

La deuxième approche est de considérer la scène photographiée comme étant un milieu turbide. Les paramètres d'atténuation empiriques définis par [Bazeille, 2008] qui correspondent à un milieu turbide (Figure 5.5) [Le Calvé, 2004] sont substitués aux paramètres énoncés dans la partie 5.3.1. La thèse de [Bazeille, 2008] ne propose pas de détermination du paramètre de hauteur z . L'algorithme est donc couplé avec l'estimation du paramètre de hauteur défini dans l'équation 5.13.

5.3.3 Comparaison entre les deux méthodes

Les images issues des deux méthodes sont comparées à partir de l'équation 5.13. Les écarts calculés en pourcentage et les écarts de hauteur de colonne d'eau sont affichés dans la figure 5.7.

La figure 5.7 rend compte des écarts en pourcentage sur les deux méthodes de correction radiométrique sur chacune des bandes composant l'image et sur chaque site. Les fortes variations (d) et (e) ont deux origines. L'algorithme basé sur des prises de vue en eau claire surestime la correction en bande rouge d'où le voile rosé qui apparaît sur les images en figure 5.6. Soit les coefficients en eau turbide ne sont pas adaptés, dans ce cas il y a un milieu intermédiaire entre une eau turbide et une eau claire, soit l'estimation du paramètre de hauteur est mauvaise. Dans ce cas, il faut choisir la seconde variation maximale établie dans la relation 5.13. Si la correction en milieu turbide donne quelques bons résultats visuels, l'estimation de la hauteur reste le principal défaut de l'algorithme, en témoignent les graphiques en figure 5.7. Le paramètre de hauteur obtenu en eau claire est par ailleurs plus satisfaisant même si son estimation n'a aucune précision. Une solution adaptée serait de mesurer la hauteur d'eau à l'aide d'un fil à plomb au moment de l'intervention. La précision de la hauteur serait donc obtenue à partir de la précision de l'instrument qui a permis de la mesurer.

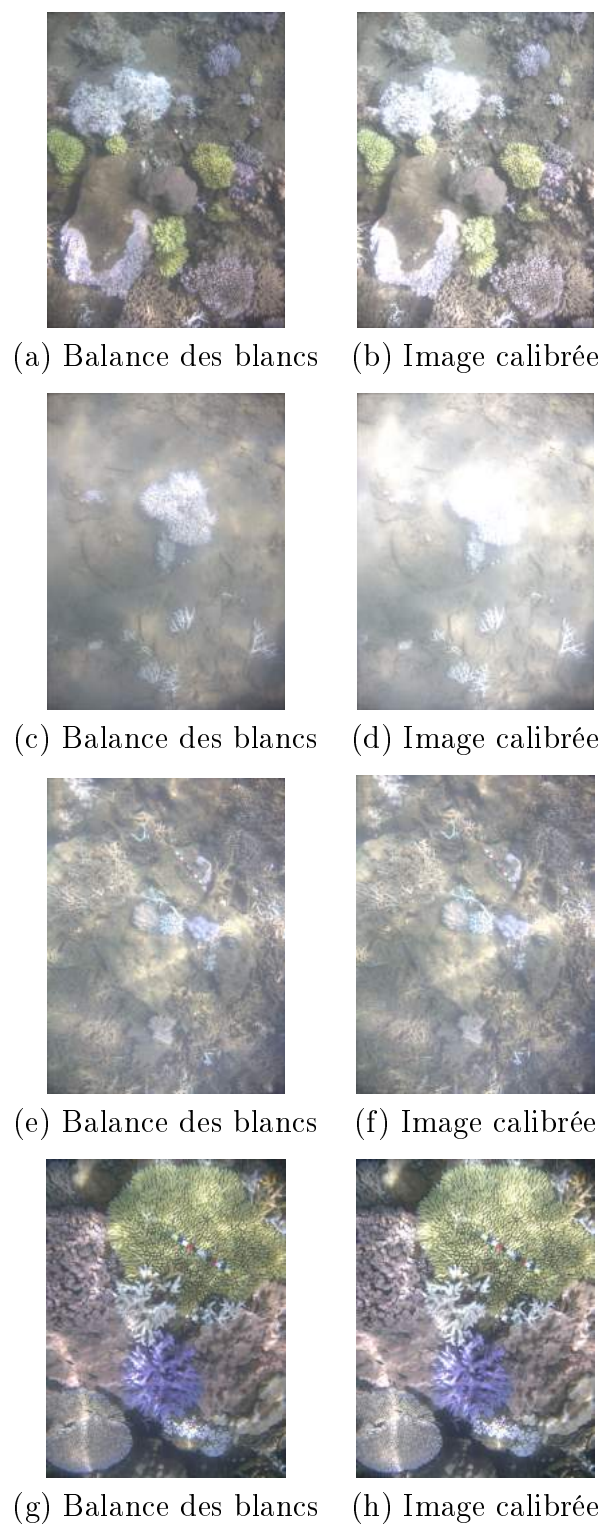


FIGURE 5.4 – Images calibrées en bande L à partir de la méthode des Moindres Carrée de Monte Carlo. La saturation augmente, rendant difficile la détection de corail blanc.

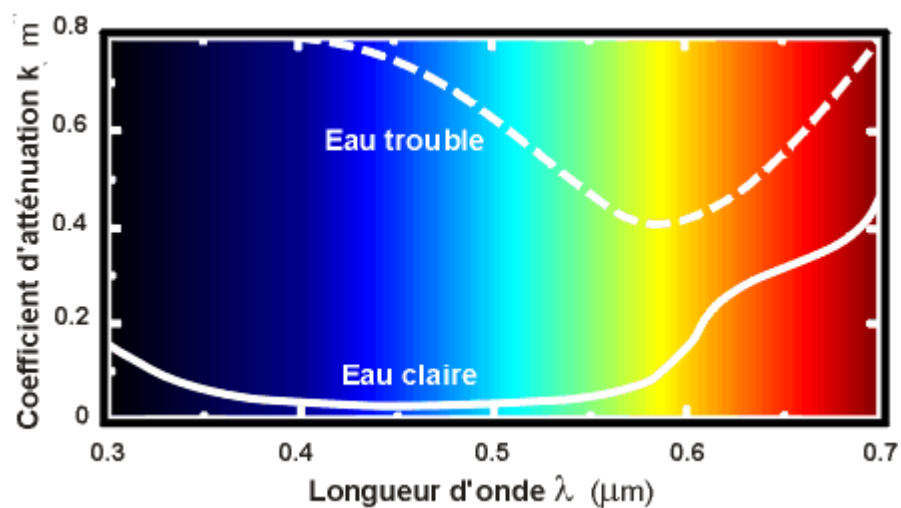


FIGURE 5.5 – Evolution du coefficient d'atténuation en fonction de la longueur d'onde. Ces coefficients sont plus élevés en eau trouble qu'en eau claire. URL : <http://lecalve.univ-tln.fr/oceano/fiches/fiche3E.htm>

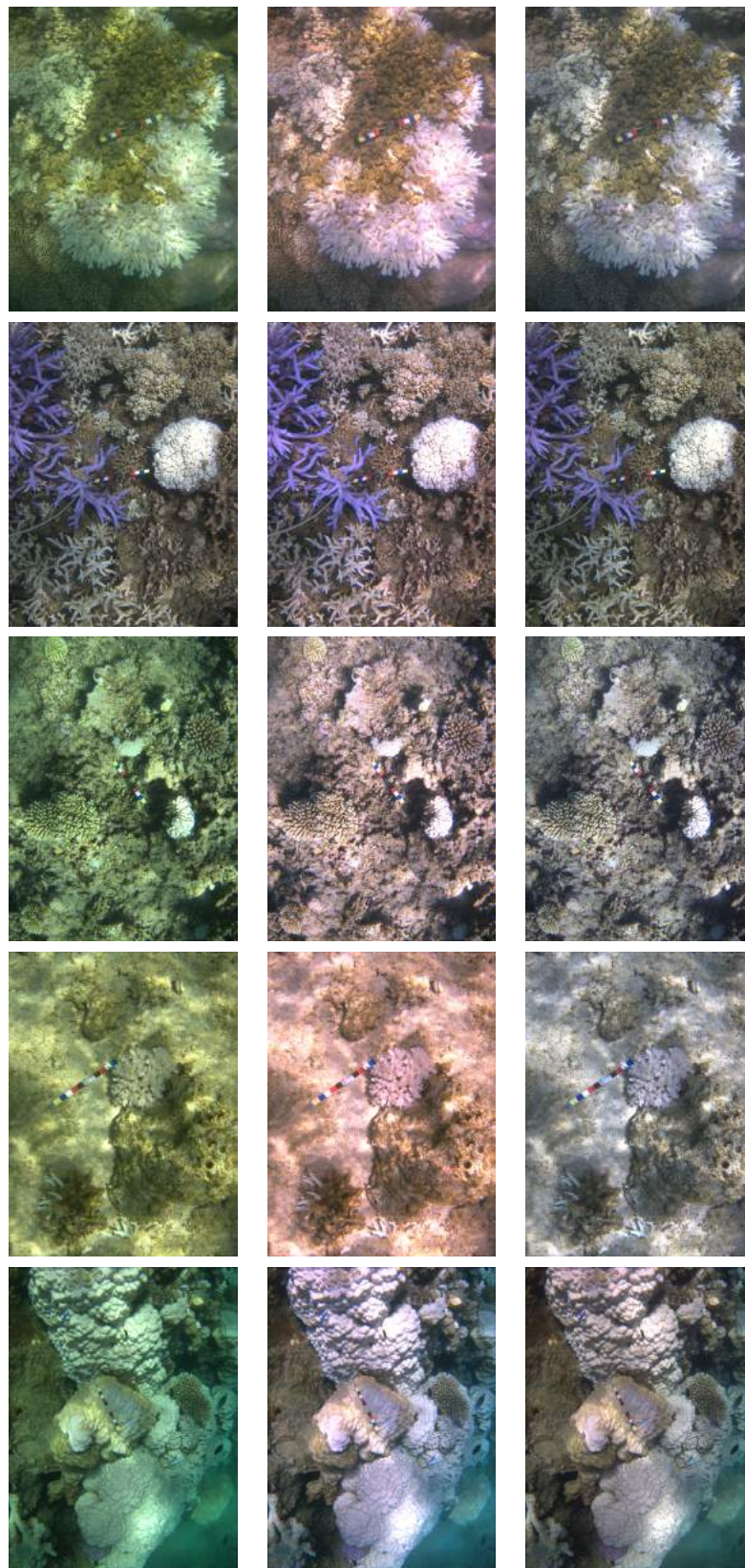
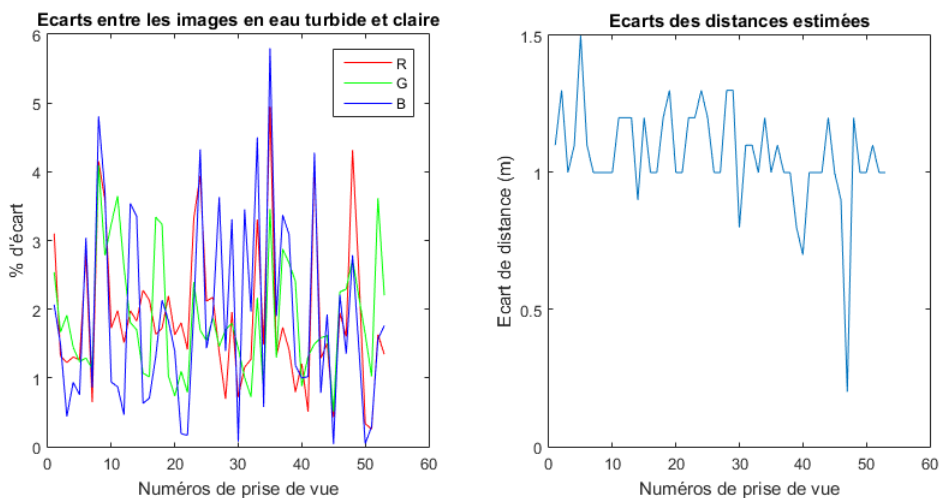
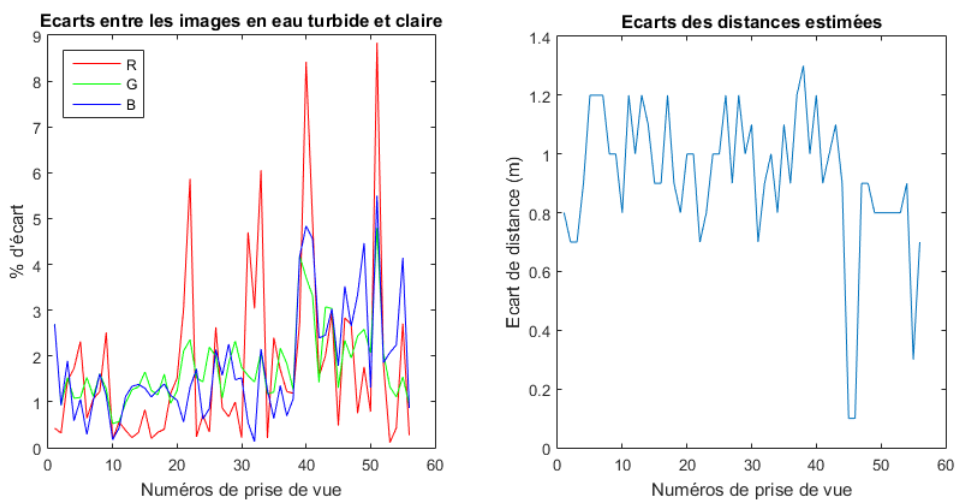


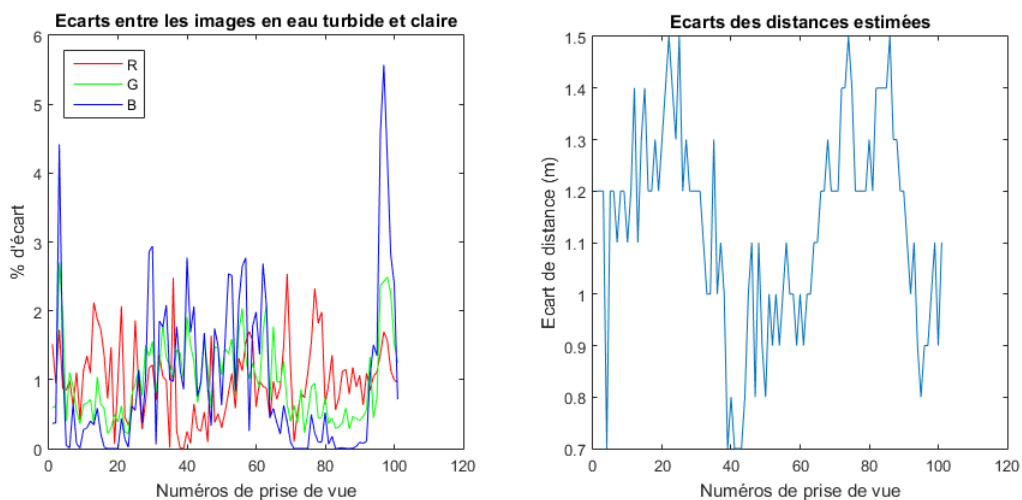
FIGURE 5.6 – De gauche à droite : Une image brute, la correction radiométrique en eau turbide, la correction radiométrique en eau claire. De haut en bas : une image d'intervention par site.



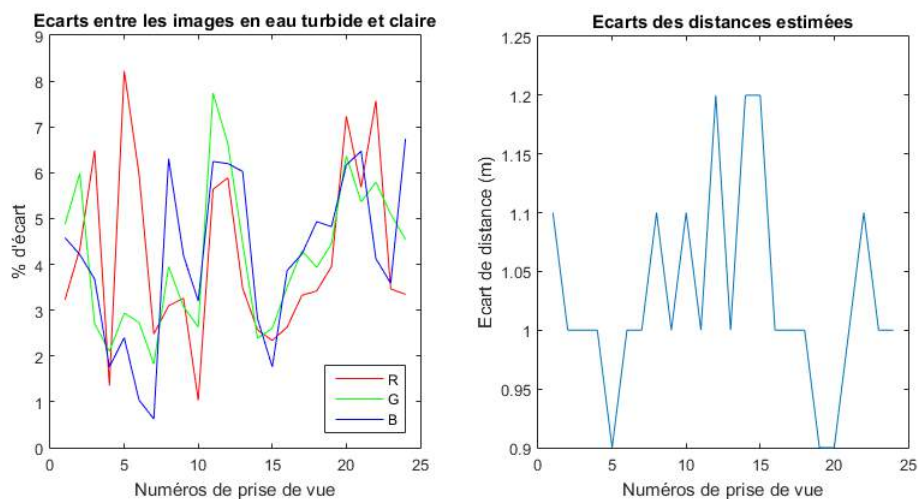
(a) Baie des Citrons



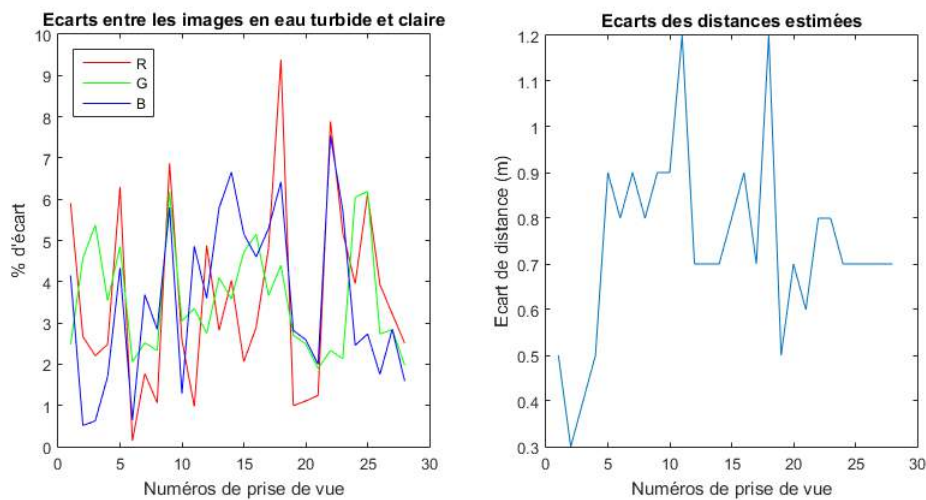
(b) Ilot Canard



(c) Ilot Maitre



(d) Ilot Larégnère



(e) Récif de Prony

FIGURE 5.7 – Comparaison entre les images traitées en eau turbide et les images traitées en eau claire.

Chapitre 6

Détection de blanchissement

6.1 Introduction

La classification en traitement numérique des images est le procédé au cours duquel les pixels d'une image sont attribués à des classes. Selon la méthode, les classes peuvent être définies préalablement (les pixels seront répartis dans n classes), on parle de méthode supervisée. Pour une classification où il n'y a pas d'a priori sur le nombre de classes, on parle de méthode non supervisée (les pixels vont être labellisés en n classes). Le choix s'est porté sur la classification supervisée, en sachant qu'il y aurait une classe qui concerne le blanchissement corallien, et une seconde qui rassemble les pixels qui n'appartiennent pas à la première. Ce processus nécessite des échantillons à partir desquels un modèle d'apprentissage va être calculé. Les corrections radiométriques ne permettent pas d'éliminer complètement la variabilité présente entre les images. Pour cette raison, les modèles de classification sont uniques à chaque image, d'autant que les échantillons de pixels de coraux blanchis sont souvent de couleur grise. La séparabilité entre les classes de pixels va permettre d'évaluer la qualité de la classification. Pour cela différents paramètres vont être testés. Les «Support Vector Machines» (SVM) offrent une grande flexibilité dans l'étape de classification sur le choix des paramètres d'entrée, sur le nombre de classes, sur l'apprentissage de caractéristiques autres que la radiométrie, sur les précisions et performances de la méthode.

6.2 Les Support Vector Machines (SVM)

Le principe de cette méthode consiste à définir l'hyperplan séparant deux classes d'échantillons. Dans un espace de dimension 2, l'hyperplan correspond à une droite qui sépare deux groupes de points, les points correspondant aux pixels. Il peut y avoir plusieurs classes mais dans le cadre de ce projet ce nombre se limite à deux. La position et l'orientation de cet hyperplan doit être optimal, c'est à dire que la distance qui sépare les échantillons les plus proches de l'hyperplan doit être maximale. Cette distance est appelée la marge et

les échantillons les plus proches forment les vecteurs de support (Figure 6.1). Les données sont transformées dans un nouvel espace par une fonction noyau (kernel) qui estime la position optimale de l'hyperplan. Cette fonction peut être linéaire, polynomiale, gaussienne, sigmoïde ou encore laplacienne. Le choix de la fonction noyau doit donc être adapté au jeu de données [Simonetto, 2014], [Cristianini and Shawe Taylor, 2000]. Il existe des bibliothèques rédigées sous Matlab [Chih-Chung and Chih-Jen, 2011] qui permettent de choisir le type de noyau et le nombre de classes.

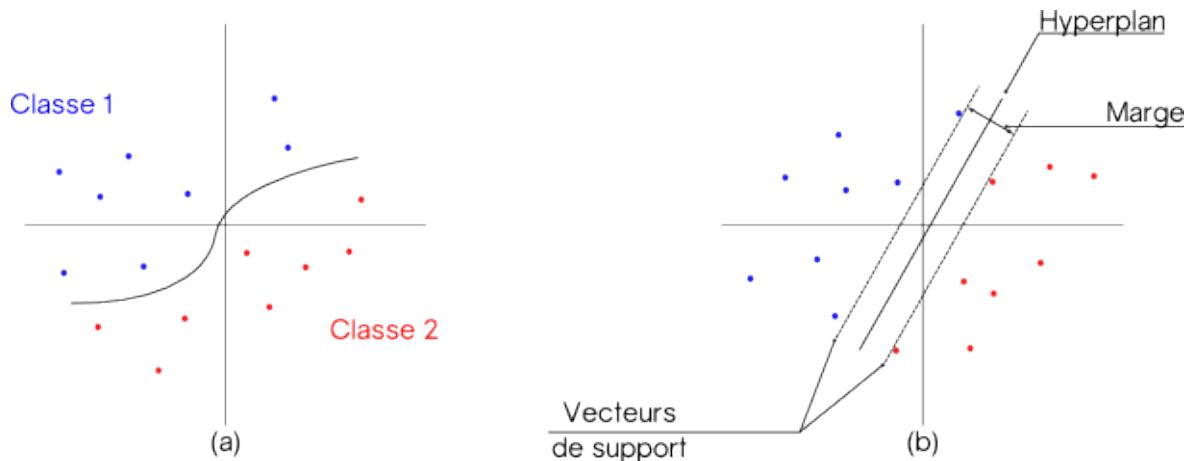


FIGURE 6.1 – La méthode SVM recherche l'équation de l'hyperplan de telle sorte que la marge soit maximale, dans le cas non linéaire (a) et dans le cas linéaire (b)

Les images sous-marines font l'objet d'une annotation. Deux classes sont définies : la classe positive qui désigne les pixels de corail blanchi et la classe négative qui désigne les pixels qui ne correspondent pas au corail blanchi (mire de calibration, sable, poissons...). Il ne s'agit pas d'annoter l'image de manière exhaustive mais de sélectionner des échantillons représentatifs qui vont servir à la classification. Cette étape étant réalisée, la moitié des échantillons est utilisée dans le processus d'apprentissage, qui va permettre de construire un modèle statistique basé sur les caractéristiques spectrales des pixels (Figure 6.3). La seconde moitié est utilisée dans la phase de test qui doit valider le modèle statistique. La classification retourne la probabilité d'appartenance d'un pixel à la classe positive. Deux types d'erreur peuvent alors être commises. Le faux négatif, qui désigne le pixel qui n'a pas été affecté à une classe et le faux positif, qui désigne un pixel attribué à la mauvaise classe.

6.3 Evaluations d'une méthode de classification

Des évaluations qualitatives et quantitatives doivent permettre d'apprécier le résultat de la classification. L'analyse qualitative est une interprétation visuelle de la classification. A partir de l'image annotée, y'a-t'il des pixels mal classés ? Pourquoi ? Quelle est la fonction

noyau la plus pertinente? L'analyse quantitative est réalisée à partir de la matrice de confusion, qui récapitule le nombre de pixels classés dans une image pour chaque classe préalablement définie. Deux indices sont calculés à partir de cette matrice.

Overall Accuracy (OA) ou précision globale exprimée en pourcentage est le rapport de pixels bien classés sur le nombre de pixels classés. L'indice Kappa :

$$Kappa = \frac{T_C T_{BC} - \sum T_{Ck} T_{Pk}}{T_C^2 - \sum T_{Ck} T_{Pk}} \quad (6.1)$$

où T_C est le nombre de pixels classés, T_{BC} est le nombre de pixels bien classés, T_{Ck} le nombre de pixels classés dans la classe k et T_{Pk} le nombre de pixels de l'échantillon k classés. Cet indice est compris entre 0 et 1. Une image correctement classifiée a un indice *Kappa* compris entre 0.95 et 1.

6.3.1 Création d'un vecteur de caractéristiques pour la classification

Trois types de caractéristiques sont testées dans l'étape de classification. Les caractéristiques spectrales des pixels échantillonnés, la texture du corail et l'indice de blanchissement. Le but est de mesurer l'efficacité de la classification selon le nombre de caractéristiques.

Caractéristiques spectrales La classe positive et la classe négative sont des sélections manuelles d'objets dans l'image. Cette sélection est non exhaustive, il s'agit de donner au classifieur des échantillons représentatifs du blanchissement corallien. La moitié de ces échantillons est consacrée à l'apprentissage, c'est à dire à la construction d'un modèle statistique séparant la classe positive de la classe négative. La seconde est consacrée au test et doit valider le modèle.

Caractéristiques texturales La texture est la variation d'intensité à une échelle plus petite que celle de l'image observée. Il existe plusieurs types de texture : régulière (briques, pavés), semi régulière (des formes identiques mais des positions aléatoires) et irrégulière (formes et positions aléatoires). Plusieurs procédés permettent d'extraire des informations de texture. La méthode la plus répandue est la matrice de co-occurrence C (Haralick) qui caractérise la texture d'une image en calculant la probabilité d'apparition de paires de pixels en niveau de gris séparés d'une distance relative d . Des indices de texture peuvent en être déduits [Petrou and Garcia Sevilla, 2006] [Gebejed and Huertas, 2013] [Rasheed and Nordin, 2015].

$$C_{k,l;d} \equiv \sum_i \sum_j \sum_n \delta(k - g(i, j)) \delta(l - g((i, j) + dn)) \quad (6.2)$$

Où n est un vecteur indiquant la direction des paires de pixels, $g(i, j)$ est le niveau de gris du pixel (i, j) , $\delta(l - g((i, j) + dn))$ est le niveau de gris du pixel voisin (i, j) séparé d'une

distance d et $C_{k,l;d}$ le nombre de paires de pixels séparés d'une distance d identifiés pour des valeurs de niveaux de gris k et l considérées.

$$p(m, n) = \frac{1}{m \times n} C(m, n) \quad (6.3)$$

$$Homogeneity = \sum_{m=0}^{G-1} \sum_{n=0}^{G-1} \frac{p(m, n)}{1 + |m - n|} \quad (6.4)$$

L'homogénéité caractérise le nombre de pixels ayant la même valeur de niveau de gris. Sa valeur est comprise entre $[0;1]$. Une forte homogénéité suggère qu'il y a une répétitivité d'une structure tandis qu'une faible homogénéité suggère une grande variation de forme et de distribution spatiale d'une structure.

$$Entropy = \sum_{m=0}^{G-1} \sum_{n=0}^{G-1} p(m, n) \log p(m, n) \quad (6.5)$$

L'entropie caractérise le niveau de désordre spatial d'une texture.

$$Energy = \sum_{m=0}^{G-1} \sum_{n=0}^{G-1} p(m, n)^2 \quad (6.6)$$

L'énergie représente l'homogénéité locale et est l'opposé de l'entropie. Sa valeur varie de $[0, 1]$.

$$Contrast = \frac{1}{(G-1)^2} \sum_{m=0}^{G-1} \sum_{n=0}^{G-1} (m-n)^2 p(m, n) \quad (6.7)$$

Le contraste est la variation locale de niveau de gris. Sa valeur est comprise entre $[0; (m \times n - 1)^2]$. Une image constante qui n'a aucune variation de niveau de gris a pour contraste 0.

$$Correlation = \frac{\sum_{m=0}^{G-1} \sum_{n=0}^{G-1} mnp(m, n) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (6.8)$$

La corrélation est la dépendance des niveaux de gris d'une texture. Sa valeur varie de $[0, 1]$. Avec :

$$\mu_x = \sum_{m=0}^{G-1} m \sum_{n=0}^{G-1} p(m, n) \quad (6.9)$$

$$\mu_y = \sum_{n=0}^{G-1} n \sum_{m=0}^{G-1} p(m, n) \quad (6.10)$$

$$\sigma_x = \sum_{m=0}^{G-1} (m - \mu_x)^2 \sum_{n=0}^{G-1} p(m, n) \quad (6.11)$$

$$\sigma_y = \sum_{n=0}^{G-1} (n - \mu_y)^2 \sum_{m=0}^{G-1} p(m, n) \quad (6.12)$$

Où G est le nombre de niveaux de gris (256), C la matrice de co-occurrence, m et n respectivement le nombre de ligne et de colonne de la matrice de co-occurrence, $p(m, n)$ la matrice normalisée.

Indice de blanchissement A l'image des différents indices de végétation, il s'agit ici de manipuler les canaux R, G et B pour faire apparaître le blanc des coraux et de seuiliser l'image résultante. Voici quelques relations dont les images correspondantes sont en Figure 6.2.

$$I_1 = \sqrt{(B + R)^2} \quad (6.13)$$

$$I_2 = \frac{B - R}{B + R} + B \quad (6.14)$$

$$I_2 = \frac{R - B}{G + B} + B \quad (6.15)$$

$$I_3 = \frac{R + G}{2} \quad (6.16)$$

Le processus global de classification est récapitulé en figure 6.3. Le vecteur de caractéristiques contient les données d'entrée qui vont servir à séparer les classes de pixels. Les caractéristiques spectrales sont extraites à partir des zones d'annotations manuelles, les indices texturaux sont calculés à partir de la matrice de co-occurrence et les images sont seuillées selon le calcul d'indice de couleur.

6.3.2 Résultats de la classification

La classification est réalisée sur un jeu de 5 images du site de la Baie des Citrons. Ces images ont été choisies sur le critère de variabilité pour vérifier que le méthodologie fonctionne sur toutes les images. Les hauteurs d'eau, la lumière ambiante et la turbidité sont ainsi variables d'une image à l'autre. La classification n'utilise que les caractéristiques spectrales. Deux classes sont définies mais seule la classe positive intéresse le projet. Pour cette raison, seuls les pourcentages de pixels bien classés de la classe positive sont affichés dans le tableau 6.1. L'indice *Kappa* ne sera donc pas calculé. Le tableau 6.1 regroupe les précisions de pixels blanchis bien classés pour 4 types d'images : l'image corrigée par l'algorithme en eau claire, l'image corrigée eau turbide, l'image calibrée et l'image brute. Trois types de noyaux (kernels) sont testés sur chacun de ces types d'images, linéaire, polynomial et radial. Ces tests de classification sont réalisés dans 4 systèmes de représentation colorimétrique, le RGB, le L*ab, le HSV et le XYZ. Une autre évaluation consiste à calculer la performance de la classification en traçant la courbe qui estime le taux de faux positif et le taux de vrai positif. Cette courbe est appelée courbe ROC (Receiver Operating Characteristic) qui est utilisée pour caractériser deux groupes de pixels, les pixels

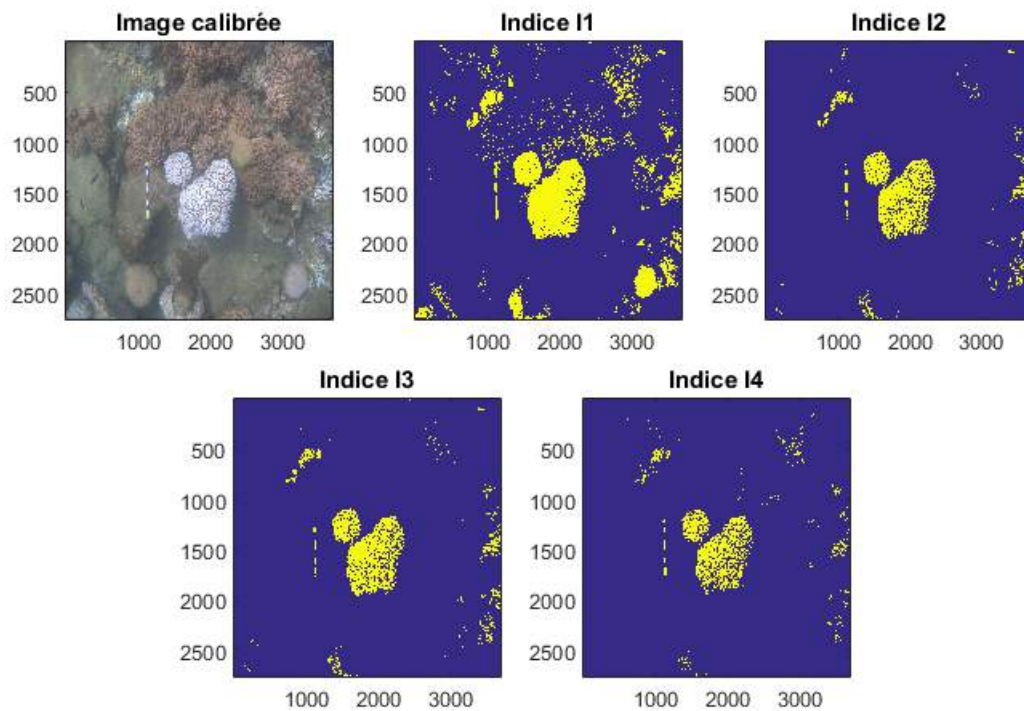


FIGURE 6.2 – Indices de détection de pixels blancs, les images sont binarisées et seuillées.

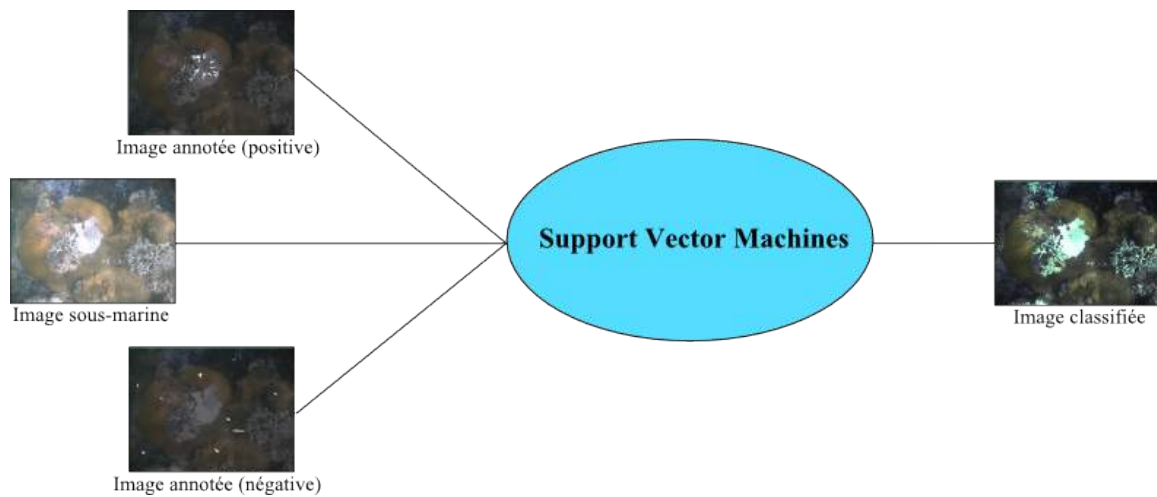


FIGURE 6.3 – Processus de classification d'image par méthode SVM

correctement identifiés comme appartenant à la classe blanchissement (vrai positif) et les pixels mal classés qui n'appartiennent pas à la classe blanchissement mais qui ont malgré tout été identifiés comme tel (faux positif). Le point optimal de la courbe ROC représente le plus faible taux de faux positif pour un taux optimal de vrai positif. Les courbes sont

répertoriées en annexe B.

Système	Kernel	IMG a				IMG b				IMG c				IMG d				IMG e			
		1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
RGB	Linéaire	91.85	88.92	91.99	91.82	47.32	51.94	94.94	76.71	99.59	99.63	99.61	99.79	91.96	92.05	89.58	94.35	85.98	87.27	71.33	86.06
	Polynomial	91.99	92.36	95.21	97.53	70.04	84.03	94.03	90.18	99.85	99.68	99.65	89.12	93.61	91.17	95.79	93.05	89.10	88.64	96.05	89.80
	Radial	79.27	78.04	79.59	90.07	69.48	77.83	74.06	79.54	97.73	98.44	97.83	98.13	94.54	83.46	77.81	96.23	78.15	74.91	67.25	78.65
L*ab	Linéaire	95.81	94.03	95.78	96.47	58.84	70.87	93.96	75.56	99.55	99.57	99.57	99.72	93.84	93.41	94.22	94.45	87.10	86.06	70.20	86.68
	Polynomial	95.18	95.15	97.22	95.49	48.38	71.07	95.57	92.08	99.87	99.82	100	99.92	84.38	94.85	91.90	84.53	88.89	87.18	65.04	91.13
	Radial	87.40	85.39	87.45	88.20	84.35	87.12	87.73	87.26	99.63	99.72	99.63	99.61	92.95	94.45	94.62	95.19	87.60	84.64	71.58	88.81
HSV	Linéaire	95.55	93.88	96.18	97.36	99.99	100	97.60	94.00	95.92	99.65	99.57	99.70	29.45	92.36	90.50	94.49	19.64	88.64	59.01	81.52
	Polynomial	96.04	100	100	98.96	100	100	100	100	10.84	97.52	100	99.68	92.40	89.57	85.68	92.51	0	85.68	58.76	91.51
	Radial	91.07	90.70	91.79	91.07	91.39	61.04	87.74	63.79	97.10	97.52	96.73	99.29	88.67	89.57	80.70	91.02	82.56	81.48	72.95	79.73
XYZ	Linéaire	95.46	94.06	95.46	96.38	41.35	43.82	89.13	45.19	99.51	99.45	99.51	99.70	90.66	91.23	91.52	93.01	87.06	85.52	67.08	85.89
	Polynomial	94.37	92.88	94.32	97.67	38.20	40.22	82.86	29.45	99.43	99.35	99.43	99.53	86.02	89.07	87.98	83.44	85.48	83.73	67.96	89.72
	Radial	92.59	91.85	93.57	92.39	69.33	64.97	81.37	57.66	99.78	99.82	99.72	99.82	91.33	93.41	93.24	93.99	87.02	86.60	67.58	87.10

TABLE 6.1 – Valeurs d’Overall Accuracy (OA) pour les 4 types d’images testées (eau claire, eau turbide, calibration et sans traitement radiométrique (image brute)) selon 3 kernels sur 4 systèmes de représentation colorimétrique. Les entrées 1, 2, 3 et 4 du tableau correspondent aux types d’images utilisées. Il s’agit respectivement de la l’image corrigée en eau claire, de l’image corrigée en eau turbide, de l’image calibrée et de l’image brute n’ayant subi aucun traitement.

6.3.3 Discussion

La classification par la méthode SVM montre des bons résultats de manière globale, beaucoup de résultats de classification dépassent les 90% de précision mais ce pourcentage est rarement respecté sur l'application d'un seul noyau. Les précisions de 100% sont des faux positifs où toute l'image est considérée comme du blanchissement corallien. Les systèmes de couleur tels que le L*ab et le HSV ont des résultats qui révèlent de nombreux faux positifs (100%) avec des précisions parfois faibles pour certaines images (0%, 19.64%). Le système colorimétrique a une importance dans la classification. En effet, pour une image très éclairée, la classification peut être erronée à cause des éléments de l'image dont la luminance peut être confondue avec celle d'un corail blanchi. Les zones correspondant au corail blanchi ont déjà une luminance forte. C'est pour cette raison que l'image (b) présente de faibles valeurs de précision car la scène photographiée est naturellement très éclairée. Si la conversion d'une image vers un système colorimétrique augmente la luminance alors la précision de la classification sera d'autant plus dégradée.

Quant aux noyaux utilisés, le type linéaire permet de détecter avec précision les contours de coraux blanchis. La classe positive forme de manière reconnaissable les branches de coraux par rapport aux noyaux polynomial et radial, qui détecte des pixels plus dispersés au sein d'une même espèce de corail (Annexe B).

Les images illustrées en Annexe B présentent des erreurs dans la détection de pixel de coraux blanchis. Certains pixels sont attribués à la classe positive alors qu'ils appartiennent à la classe négative. C'est le cas des éléments de l'image fortement éclairés (reflets d'eau de mer sur le sable) et des rubans clairs (notamment le jaune et le blanc) de la mire de calibration.

Les courbes de performances en Annexe B (ROC) sont globalement satisfaisantes, le point optimal est choisi par seuillage est celui qui présente un taux maximal de vrais positifs pour un taux minimal de faux positifs. Les différentes classification montrent largement une tendance de 90% de vrais positifs contre moins de 10% de faux positifs. Les situations de mauvaises performances (entre 0% et 90% de vrais positifs) sont dûs à un éclaircissement trop important de l'image, ce qui conduit à l'attribution de pixels de la classe négative à la classe positive. Parmi les 5 images sous-marines testées, la méthode la plus adaptée à la classification est l'utilisation d'un noyau radial et du système colorimétrique L*ab où la précision minimale est la plus élevée mais donne de mauvaises courbes de performances (Figures B.11, B.35, B.83 et B.107 en Annexe B). Le noyau linéaire et le système RGB donnent de bons résultats de précision globale (OA) souvent supérieurs à 80% mais montrent de faibles performances lorsqu'il s'agit de classifier des images très éclairées, ce qui impacte la précision et la performance (taux de faux positifs et vrais positifs).

Quant au type de traitement utilisé, cela dépend de l'éclaircissement naturel. Les traitements qui augmentent la luminance des pixels poseront des problèmes de performance au moment de la classification. Le traitement le plus adapté pour la classification est celui qui n'augmente pas la saturation des images comme l'image (d) de la Figure 5.4 où le corail blanchi est du même blanc que le sable. Bien qu'une image non traitée donne de meilleurs résultats en terme de précision, les images classifiées sont difficilement interprétables (Figures B.8,

B.10, B.12, B.16, B.18, B.28, B.32 B.34, B.36...), ce qui mène à penser que les traitements en eaux turbides et claires sont les plus adaptés voire nécessaires.

Chapitre 7

Conclusion

Plusieurs méthodes de traitement ont été utilisées avec comme premier objectif d'éliminer l'effet de voile attribué aux photos sous-marines pour qu'elles soient homogènes entre elles. Les traitements en eau claire et en eau turbide et la méthode de calibration en utilisant la bande L^* est écartée car elle dégrade les images déjà très éclairées. Les images obtenues avec et sans traitement sont soumises à une classification de type SVM en utilisant deux types de paramètres : les noyaux et les systèmes de couleur. Sur les critères d'interprétation, de précision et de performances, les images soumises au traitement en eau claire puis classifiées avec un noyau linéaire dans un système RGB donnera les meilleurs résultats, avec une précision globale proche de 90% et des taux de performance proches de 90% de vrais positifs contre 10% de faux positifs. Cette méthodologie est cependant dépendante de la quantité de lumière présente sur l'image sous-marine. Une scène très lumineuse entrainera des dégradations sur la précision, les performances et également sur l'image résultante qui sera difficilement interprétable. La solution pour des images très éclairées serait une conversion dans le système XYZ qui assombrit les images et facilite la classification. Mais les performances restent encore inférieures à la première méthodologie. Il reste de nombreux apports à réaliser. Sur la méthodologie elle même, il est possible d'améliorer les traitements radiométriques en ayant une mesure in situ de la hauteur d'eau et une estimation plus précise des paramètres d'atténuation de la lumière en eau claire et turbide. La hauteur d'eau peut être mesurée à l'aide d'un fil à plomb et les paramètres d'atténuation peuvent être estimés en spectrophotométrie. La classification quant à elle, doit être testée avec des caractéristiques de texture et les indices de couleur qui n'ont pas pu être intégrés faute de temps.

Sur une vision à long terme, des appareils photos embarqués dans un système de navigation semblable au robot utilisé sur les côtes australiennes est une approche ambitieuse mais réalisable. En équipant les technologies utilisées en topographie tels que les capteurs inertiels et un récepteur GPS, la cartographie à l'échelle des récifs est possible. Des relevés 3D (bathymétriques) ajouteront la dimension de hauteur manquante dans l'algorithme de traitement et des spectrophotomètres permettront d'estimer la quantité de chlorophylle-a sur le lieu de prise de vue. L'approche entière de classification peut être reconsidérée au profit des réseaux neuronaux profonds (également appelé Deep Learning).

Il s'agit d'une méthode de classification inspirée des neurosciences utilisée dans des systèmes de prédiction, de reconnaissance d'images et de reconnaissance de la parole. Les algorithmes de classification consistent à extraire des caractéristiques d'un jeu de données qui vont servir à la reconnaissance et à la généralisation d'un autre jeu de données. Le recours à l'Apprentissage Automatique serait cohérent avec l'objectif de détection de corail blanchi. L'inconvénient est la taille du jeu de données d'apprentissage qui est insuffisante pour construire un modèle robuste. Il est toutefois possible d'augmenter la base de données photos en multipliant les missions et en mélangeant les images post-traitées et non traitées.

Bibliographie

- [Aronson, 2007] Aronson, R. B., editor (2007). *Geological approaches to coral reef ecology*. Number 192 in Ecological studies. Springer, New York.
- [Bazeille, 2008] Bazeille, S. (2008). *Vision sous-marine monoculaire pour la reconnaissance d'objets*. PhD thesis, Université de Bretagne Occidentale U.F.R Sciences et Techniques.
- [Brown, 1997] Brown, B. E. (1997). Coral bleaching : causes and consequences. *Coral reefs*, 16(1) :S129–S138.
- [Caloz and Collet, 2001] Caloz, R. and Collet, C. (2001). *Précis de télédétection - Traitements numériques d'images de télédétection*, volume 3 of *Universités francophones*. Presses de l'Université du Québec, Sillery, Québec, presses de l'université du québec edition.
- [Chandelier, 2011] Chandelier, L. (2011). Cours : La prise de vues photogrammétriques.
- [Chen et al., 2015] Chen, W., Zhao, H., Li, Z., Jing, X., and Yan, L. (2015). Uncertainty Evaluation of an In-Flight Absolute Radiometric Calibration Using a Statistical Monte Carlo Method. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53(5) :2925–2934.
- [Chih-Chung and Chih-Jen, 2011] Chih-Chung, C. and Chih-Jen, L. (2011). LIBSVM : A library for support vector machines. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2(3) :1–27.
- [Chow et al., 2016] Chow, M., Tsang, R. H., Lam, E. K., and Ang, P. (2016). Quantifying the degree of coral bleaching using digital photographic technique. *Journal of Experimental Marine Biology and Ecology*, 479 :60–68.
- [Cristianini and Shawe Taylor, 2000] Cristianini, N. and Shawe Taylor, J. (2000). An Introduction to Support Vector Machines and other kernel-based learning methods.
- [Douglas, 2003] Douglas, A. (2003). Coral bleaching—how and why? *Marine Pollution Bulletin*, 46(4) :385–392.
- [Gebejed and Huertas, 2013] Gebejed, A. and Huertas, R. (2013). Texture Characterization based on Grey-Level Co-occurrence Matrix. 2 :4.
- [Glynn, 1993] Glynn, P. W. (1993). Coral reef bleaching : ecological perspectives. *Coral reefs*, 12(1) :1–17.
- [Gonzalez et al., 2009] Gonzalez, R. C., Woods, R. E., and Eddins, S. L. (2009). *Digital Image processing using MATLAB*. Gatesmark Pub, S.I., 2nd ed edition.

- [Green and MacDonald, 2002] Green, P. and MacDonald, L. (2002). *Colour Engineering, Achieving Device Independent Colour*. Anthony C. Lowe, England, John Wiley & Sons, Ltd edition.
- [Heron et al., 2016] Heron, S., Johnston, L., Liu, G., Geiger, E., Maynard, J., De La Cour, J., Johnson, S., Okano, R., Benavente, D., Burgess, T., Iguel, J., Perez, D., Skirving, W., Strong, A., Tirak, K., and Eakin, C. (2016). Validation of Reef-Scale Thermal Stress Satellite Products for Coral Bleaching Monitoring. *Remote Sensing*, 8(1) :59.
- [Hoegh-Guldberg, 1999] Hoegh-Guldberg, O. (1999). Climate change, coral bleaching and the future of the world's coral reefs. *Marine and Freshwater Research*, 50(8) :839.
- [IRD, 2014] IRD (2014). IRD - Rapport d'activité 2014. Technical report, Institut de Recherche pour le Développement, Marseille.
- [IRD, 2016] IRD (2016). Communiqué de presse -Les récifs de Nouvelle-Calédonie menacés par un épisode de blanchissement massif. Technical report, Nouméa.
- [Kakuta et al., 2013] Kakuta, S., Ariyasu, E., Asada, N., Takeda, T., Matsunaga, T., and Yamano, H. (2013). A monitoring method of coral bleaching and recovery by using hyperspectral sensor. In *2013 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium-IGARSS*, pages 1598–1601. IEEE.
- [Koren et al., 2009] Koren, S., Dubinsky, Z., and Chomsky, O. (2009). A photographic method for analyzing areal chlorophyll and bleaching status of the coral *Stylophora pistillata*. In *Proc 11th Int Coral Reef Symp*, volume 1, pages 761–764.
- [Le Calvé, 2004] Le Calvé, O. (2004). Propriétés physiques du milieu marin.
- [Moran, 1988] Moran, P. J. (1988). *The Acanthaster phenomenon*, volume 7. Townsville, Qld. : Australian Institute of Marine Science, Australia.
- [Petit, 2010] Petit, F. (2010). *Traitement et analyse d'images sous-marines : modèles physiques et représentation quaternionique*. PhD thesis, Université de Poitiers - Faculté des Sciences Fondamentales et Appliquées.
- [Petrou and Garcia Sevilla, 2006] Petrou, M. and Garcia Sevilla, P. (2006). *Image Processing - Dealing with Texture*. England, John Wiley & Sons, Ltd edition.
- [Phelippeau, 2009] Phelippeau, H. (2009). *Méthodes et algorithmes de dématricage et de filtrage du bruit pour la photographie numérique*. PhD thesis, Université Paris-Est.
- [Pratchett et al., 2014] Pratchett, M. S., Caballes, C. F., Riviera Posada, J. A., and Sweatman, H. P. (2014). Limits to understanding and managing outbreaks of crown of thorns starfish (*Acanthaster* spp.). *Oceanography and Marine Biology : An Annual Review*, page 68.
- [Rasheed and Nordin, 2015] Rasheed, N. A. and Nordin, M. J. (2015). Archaeological fragments classification based on rgb color and texture features. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 76(3) :358–365.
- [Rigault et al., 2012] Rigault, F., Jaffré, T., and Muzinger, J. (2012). *Atlas de la Nouvelle-Calédonie-chapitre II : Les milieux*. Ird edition.

- [Simonetto, 2014] Simonetto, E. (2014). Cours de traitement Numérique des Images (ESGT).
- [Smith and Baker, 1982] Smith, R. and Baker, K. (1982). Bio-optical classification and model of natural waters.pdf. *Limnology and Oceanography*, 27 :500–509.
- [Smith and Baker, 1978] Smith, R. C. and Baker, K. S. (1978). Optical classification of natural waters. *Limnology and Oceanography*, 23(2) :260–267.
- [Van Oppen and Lough, 2009] Van Oppen, M. J. H. and Lough, J. M., editors (2009). *Coral bleaching : patterns, processes, causes, and consequences*. Number v. 205 in Ecological studies. Springer, Berlin ; New York. OCLC : ocn262718212.
- [Zoffoli et al., 2014] Zoffoli, M., Frouin, R., and Kampel, M. (2014). Water Column Correction for Coral Reef Studies by Remote Sensing. *Sensors*, 14(9) :16881–16931.

Table des Annexes

A	Présentation de la structure d'accueil	48
A.1	Bref historique de l'établissement	48
A.2	Organisation de l'IRD, moyens humains et financiers	48
A.3	L'IRD en Nouvelle-Calédonie	49
A.4	Présentation de l'UMR ENTROPIE	49
B	Résultats complets de la classification	50
B.1	Image a	51
B.2	Image b	52
B.3	Image c	53
B.4	Image d	104
B.5	Image e	105

Annexe A

Présentation de la structure d'accueil

A.1 Bref historique de l'établissement

L'Institut de Recherche pour le Développement (IRD) est un Établissement Public à caractère Scientifique et Technologique (EPST). Cet établissement est créé en 1937 par le Comité Consultatif des Recherches Scientifiques de la France d'Outre-Mer et du Conseil Supérieur de la Recherche Scientifique pour la Coordination de la Recherche Nationale. Il continue d'évoluer au cours de la période coloniale et devient en 1943 l'ORSC (Office de la Recherche Scientifique Coloniale, un organisme détaché du Centre National de la Recherche Scientifique) puis ORSTOM en 1944 (Office de la Recherche Scientifique et Technique d'Outre-Mer) qui connaît un important développement. L'ORSTOM incarnait une volonté politique de doter les colonies d'une organisation scientifique qui leur serait propre. De plus en plus de centres de recherche s'installent autour de l'ORSTOM et se renforcent en développant une coopération internationale avec l'Amérique du Sud, l'Asie du Sud-Est et les pays arabes. En 1998, l'ORSTOM devient l'IRD dont les principales motivations sont la recherche et le développement des Suds en privilégiant l'interdisciplinarité des domaines de recherche. Des projets autour de questions cruciales pour ces pays sont portés : les maladies tropicales, la sécurité alimentaire, le changement climatique, la biodiversité, le développement des sociétés, etc.

A.2 Organisation de l'IRD, moyens humains et financiers

Actuellement, le siège administratif de l'IRD est situé à Marseille. L'IRD assure également une présence partout dans le monde en se manifestant dans plus d'une cinquantaine de pays d'Afrique, d'Amérique latine et en Asie du Sud-Est, ainsi qu'en Outre Mer français. Cette représentation dans le monde implique un important déploiement de moyens. Le rapport d'activité annuel de 2014 établit un budget de 237 millions d'euros et 34 millions d'euros de recettes. En termes de moyens humains on compte 2 221 agents dont 38%

sont des chercheurs, et 42% sont des ingénieurs. Ces chiffres sont en augmentation depuis 2000 mais ils ne sont pas proportionnels entre eux, le budget s'élevait alors à 175 millions d'euros pour 1113 agents [IRD, 2014]. Il existe trois pôles à l'IRD : les pôles Science, Développement et Appui. Le pôle Science regroupe 5 départements possédant des thématiques spécifiques autour desquelles travaillent des Unités Mixtes de Recherche (UMR).

A.3 L'IRD en Nouvelle-Calédonie

Un centre IRD est implanté sur le territoire de Nouvelle-Calédonie depuis 70 ans. Il fait partie des centres les plus importants des ROM-COM. Son activité privilégie l'insularité face au réchauffement climatique, renforcé avec la collaboration des universités du Pacifique, ses principaux partenaires. Quatre thématiques sont représentées :

- Les écosystèmes et les ressources naturelles, la Nouvelle-Calédonie possède une biodiversité riche mais aussi un fort taux d'endémicité (76% pour les espèces terrestres [Rigault et al., 2012]) ;
- Les changements climatiques passés et actuels abordés à partir des coraux, les caractéristiques de l'Océan Pacifique, les cyclones et la circulation océanique ;
- La santé, où les maladies locales posent un problème de santé publique ;
- Les sciences sociales, où sont confrontées société traditionnelle et société mondialisée.

A.4 Présentation de l'UMR ENTROPIE

Le stage s'inscrit dans un projet porté par l'UMR Ecologie marine TROPICALE des océans Pacifique et IndiEn (ENTROPIE), du département OCEANS. Cette UMR est le résultat de la fusion des UMR Coréus et ECOMAR implantée en Nouvelle-Calédonie et à la Réunion. Cette unité est constituée de 46 chercheurs et enseignants-chercheurs), de l'IRD, de l'Université de la Réunion ainsi que du CNRS. Les travaux qui y sont menés sont définis par les trois axes suivants¹ :

- Diversité, processus évolutifs et traits d'histoire de vie des organismes
- Dynamique, vulnérabilité et résilience des écosystèmes
- Usages, valorisation et gestion des ressources et des écosystèmes marins et insulaires tropicaux.

Le projet Oceania Regional Acanthaster Network (OREANET²) s'inscrit dans le troisième axe dont l'un des objectifs est de développer des indicateurs mesurant la réponse des écosystèmes face aux perturbations naturelles et anthropiques.

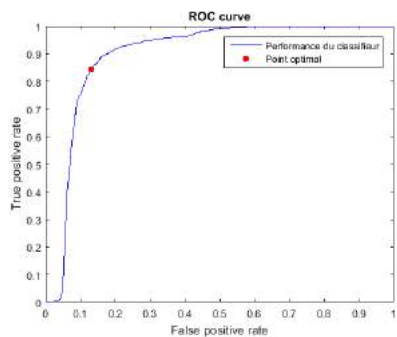
1. <https://nouvelle-caledonie.ird.fr/>

2. <http://oreanet.ird.nc/>

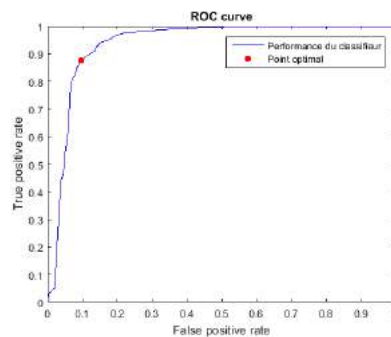
Annexe B

Résultats complets de la classification

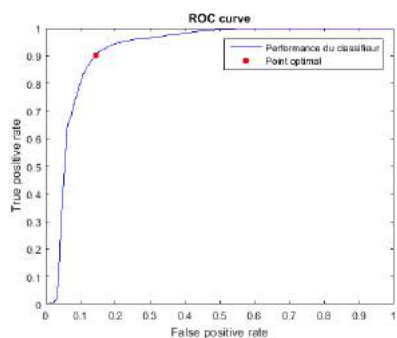
B.1 Image a



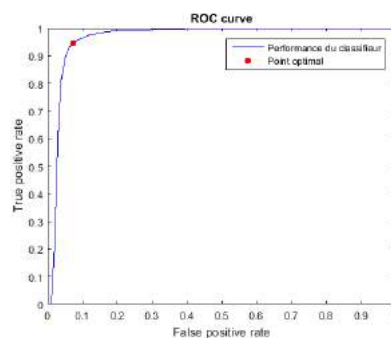
(1) Eau claire



(2) Eau turbide



(3) Calibration



(4) Sans traitement

FIGURE B.1 – Modèle linéaire testé sur le système de couleur HSV sur l'image (a)

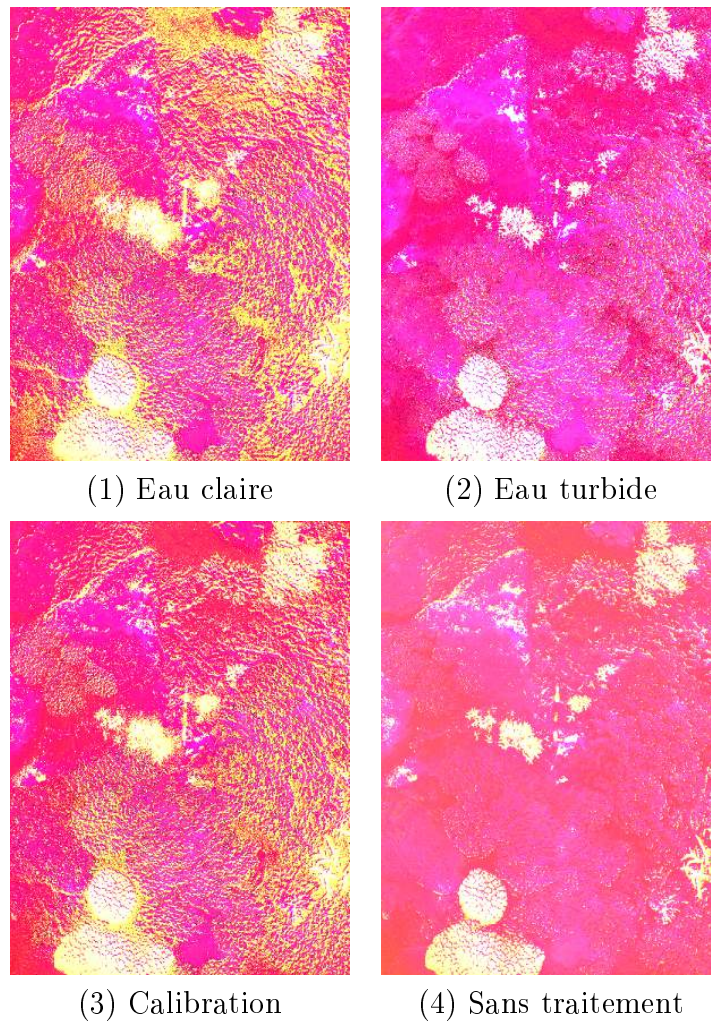
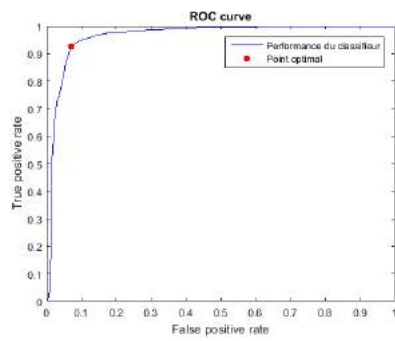
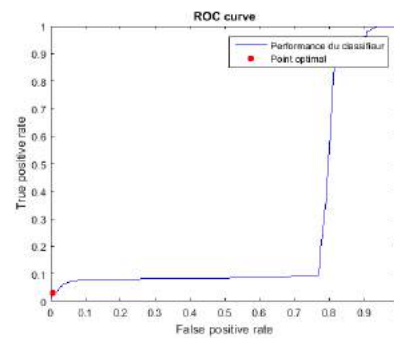


FIGURE B.2 – Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système HSV

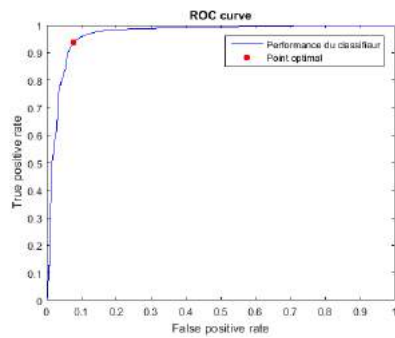
B.2 Image b



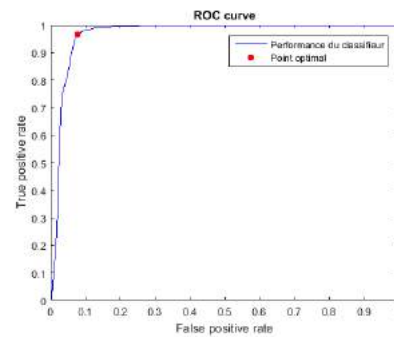
(1) Eau claire



(2) Eau turbide



(3) Calibration



(4) Sans traitement

FIGURE B.3 – Modèle polynomial testé sur le système de couleur HSV sur l'image (a)

B.3 Image c

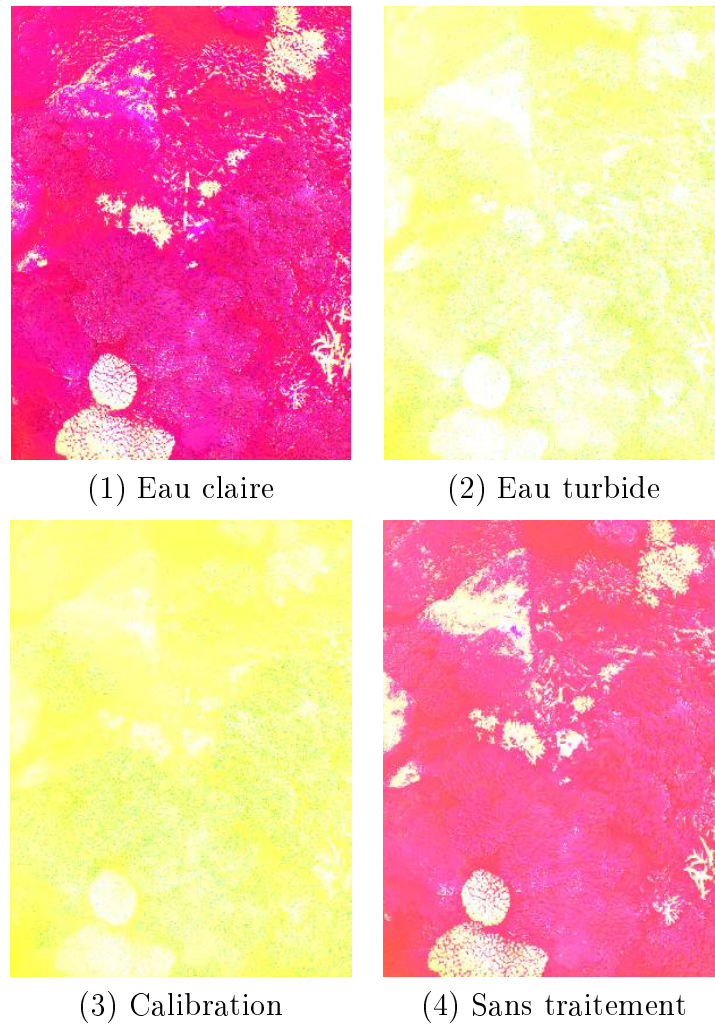


FIGURE B.4 – Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système HSV

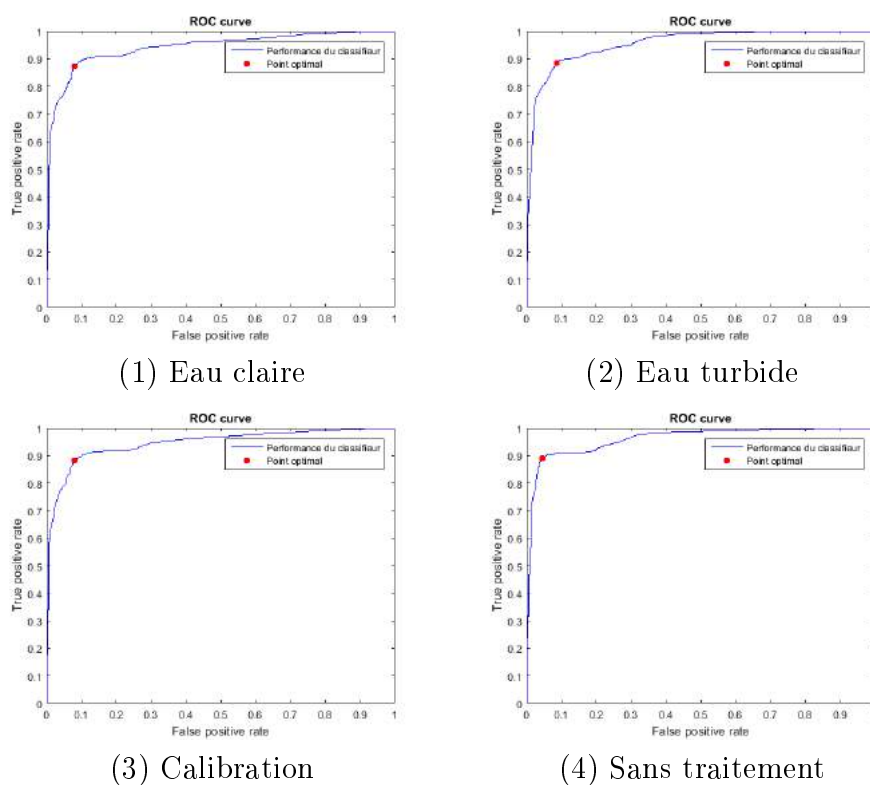


FIGURE B.5 – Modèle radial testé sur le système de couleur HSV sur l'image (a)

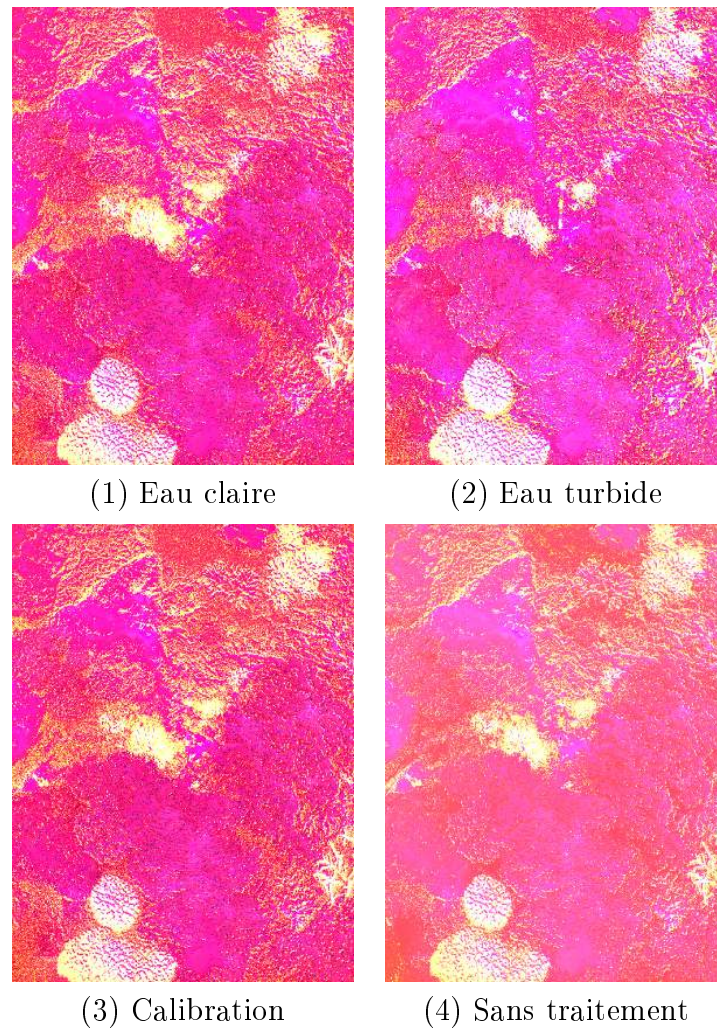


FIGURE B.6 – Images classifiées à partir du modèle radial dans un système HSV

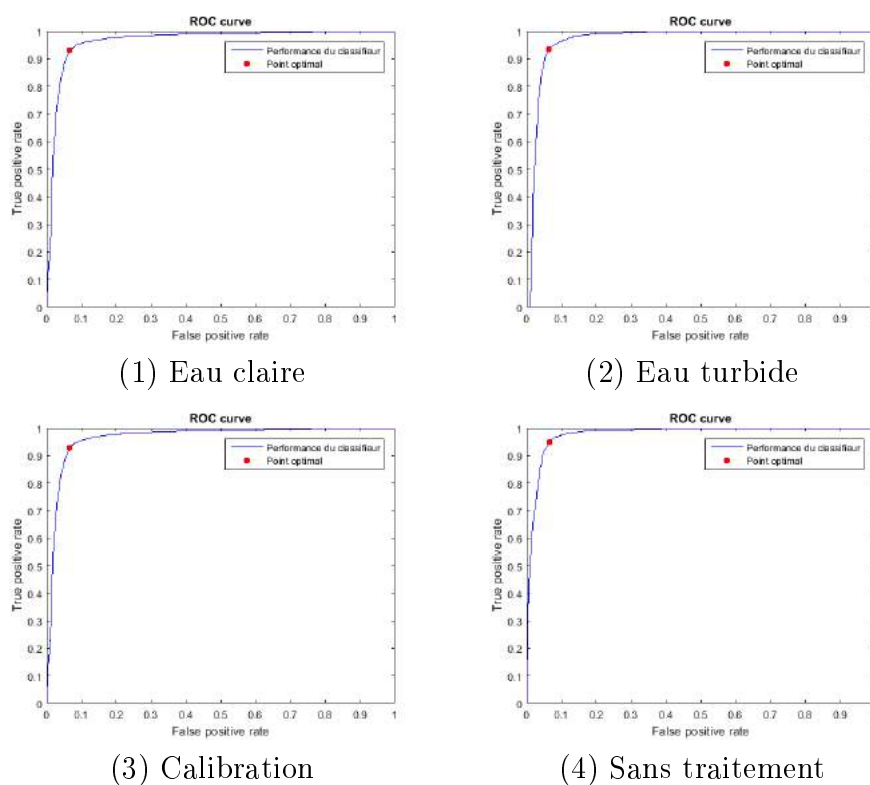


FIGURE B.7 – Modèle linéaire testé sur le système de couleur Lab sur l'image (a)

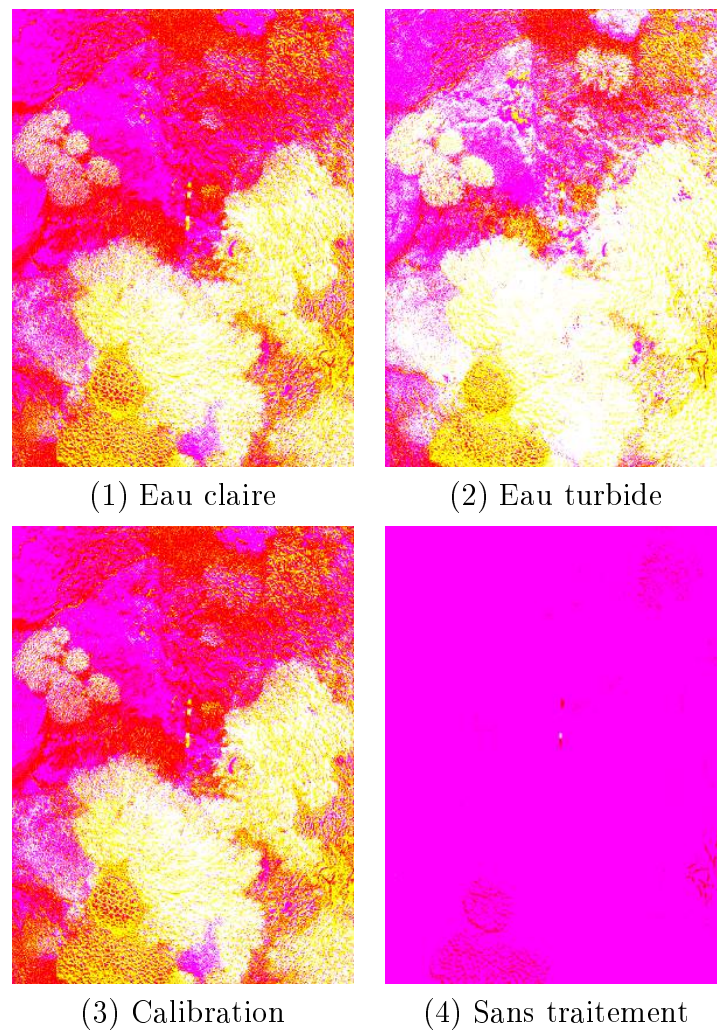


FIGURE B.8 – Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système Lab

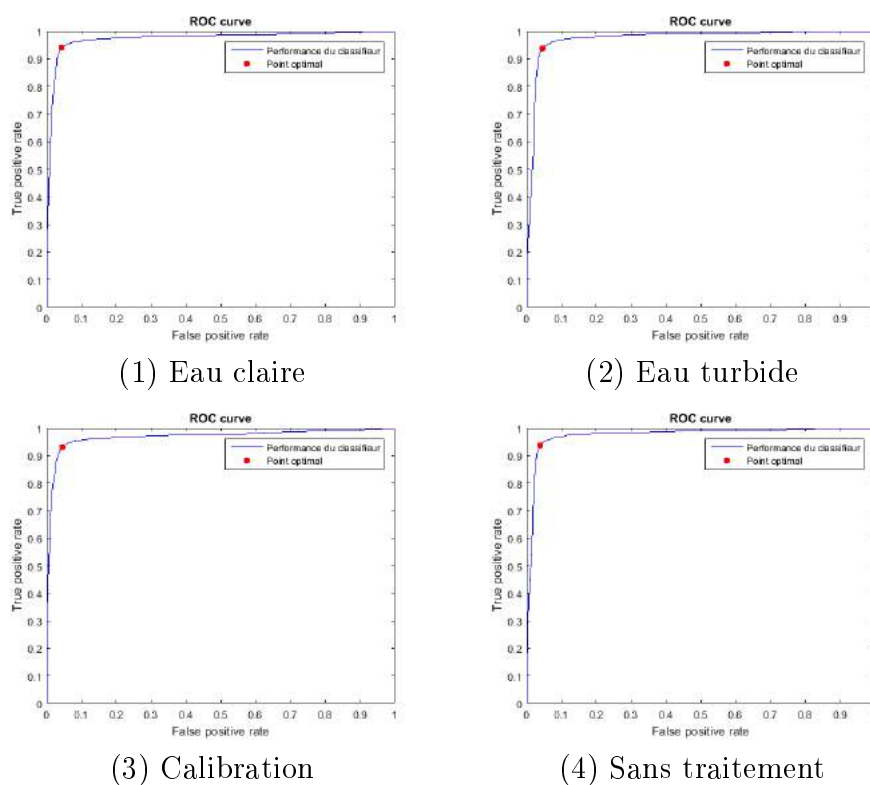


FIGURE B.9 – Modèle polynomial testé sur le système de couleur Lab sur l'image (a)

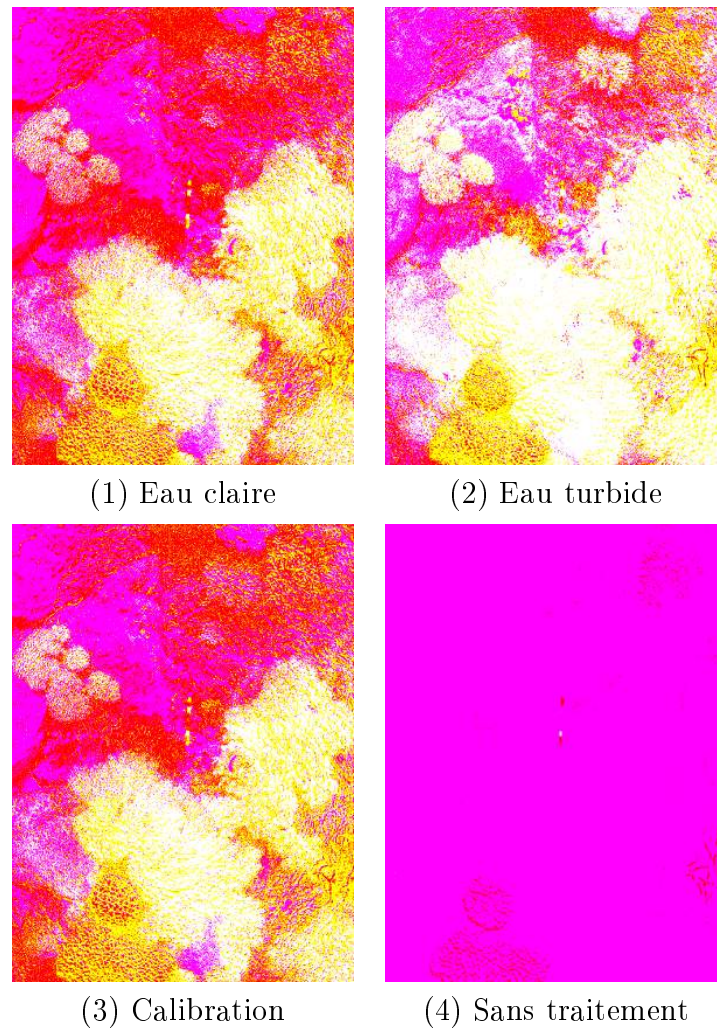


FIGURE B.10 – Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système Lab

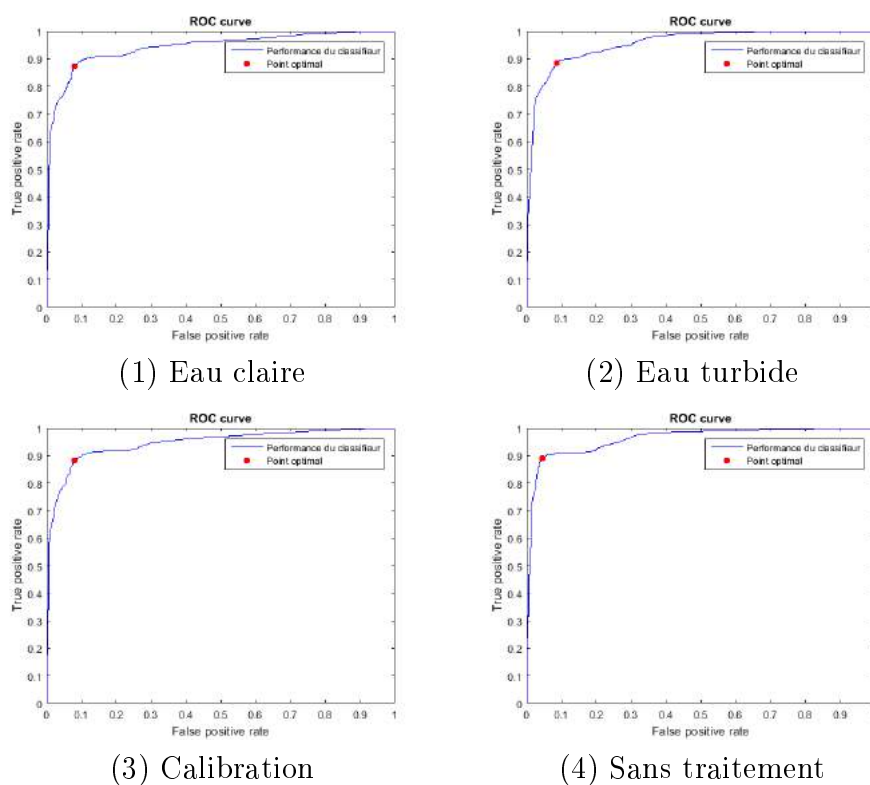


FIGURE B.11 – Modèle radial testé sur le système de couleur Lab sur l'image (a)

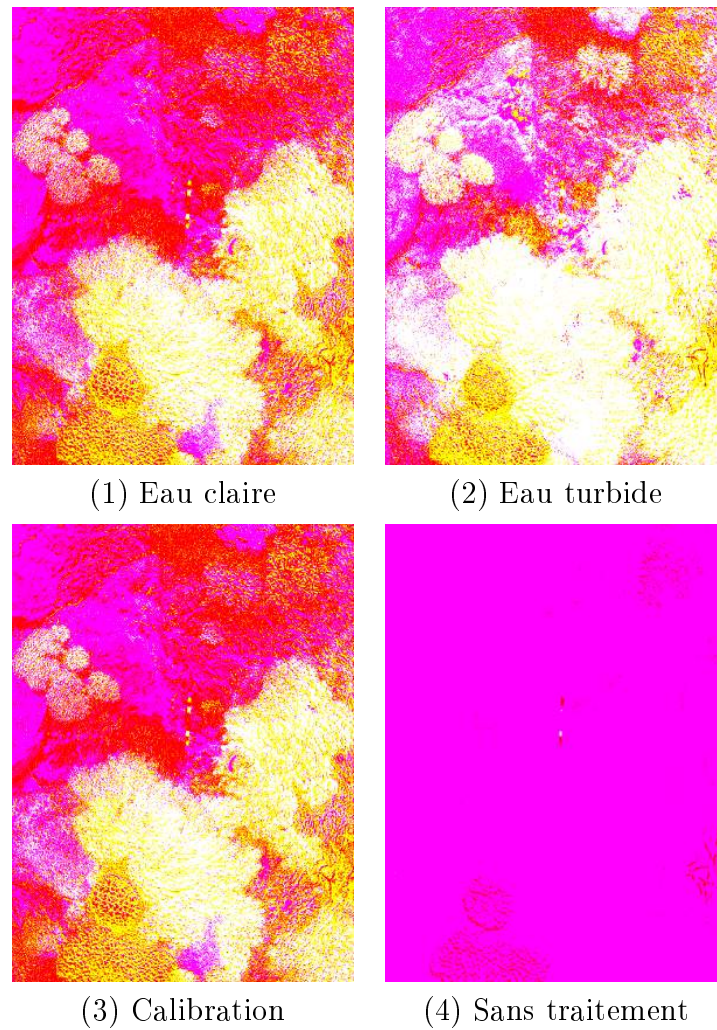


FIGURE B.12 – Images classifiées à partir du modèle radial dans un système Lab

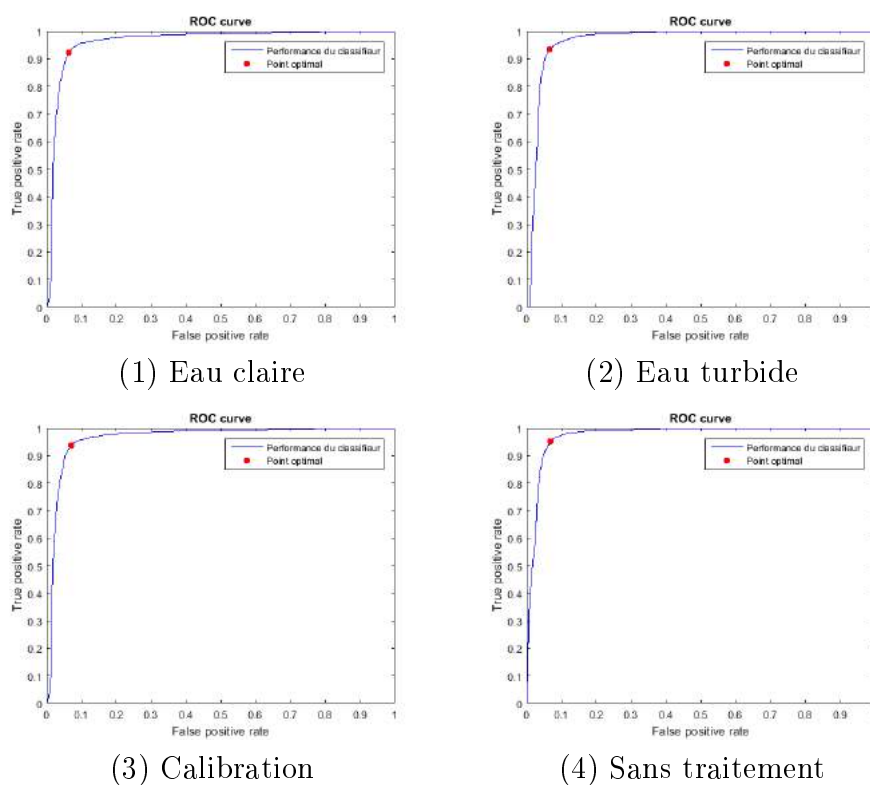


FIGURE B.13 – Modèle linéaire testé sur le système de couleur RGB sur l'image (a)

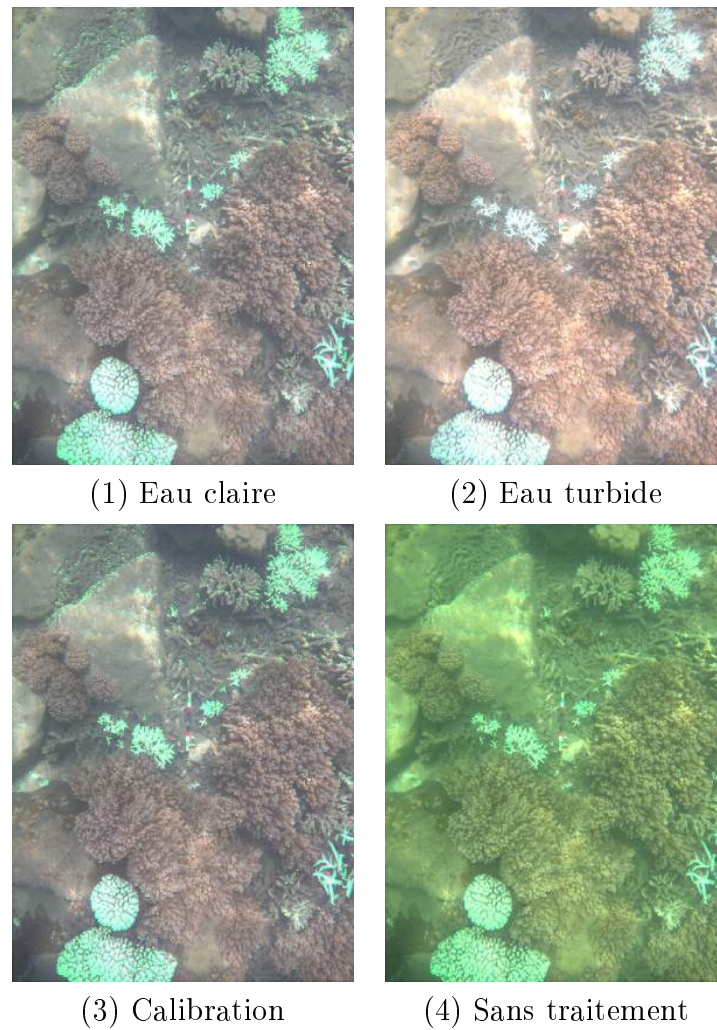


FIGURE B.14 – Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système RGB

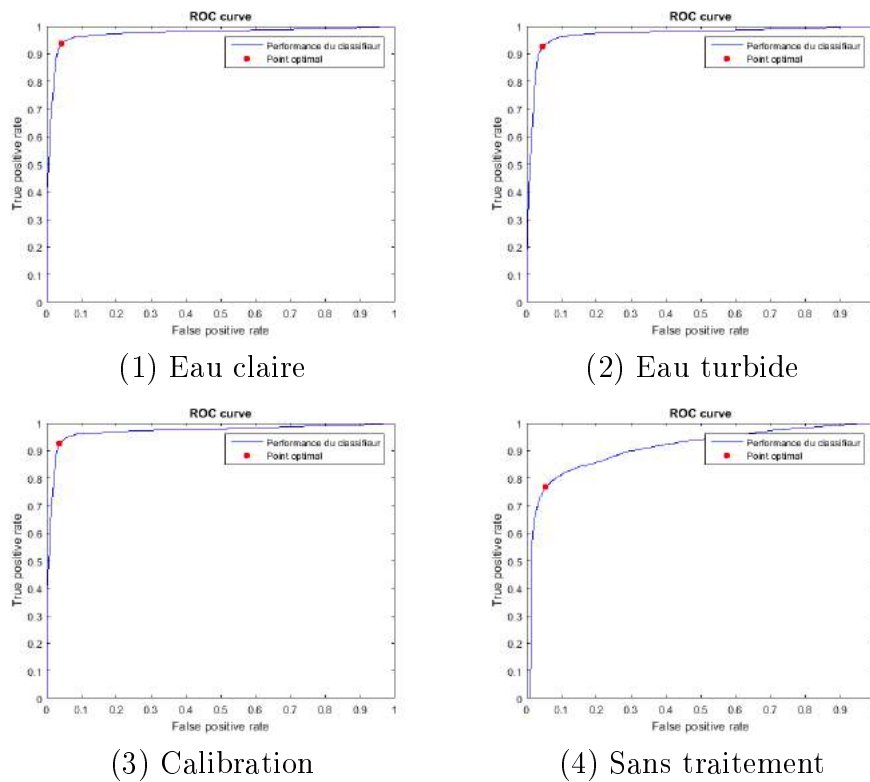


FIGURE B.15 – Modèle polynomial testé sur le système de couleur RGB sur l'image (a)

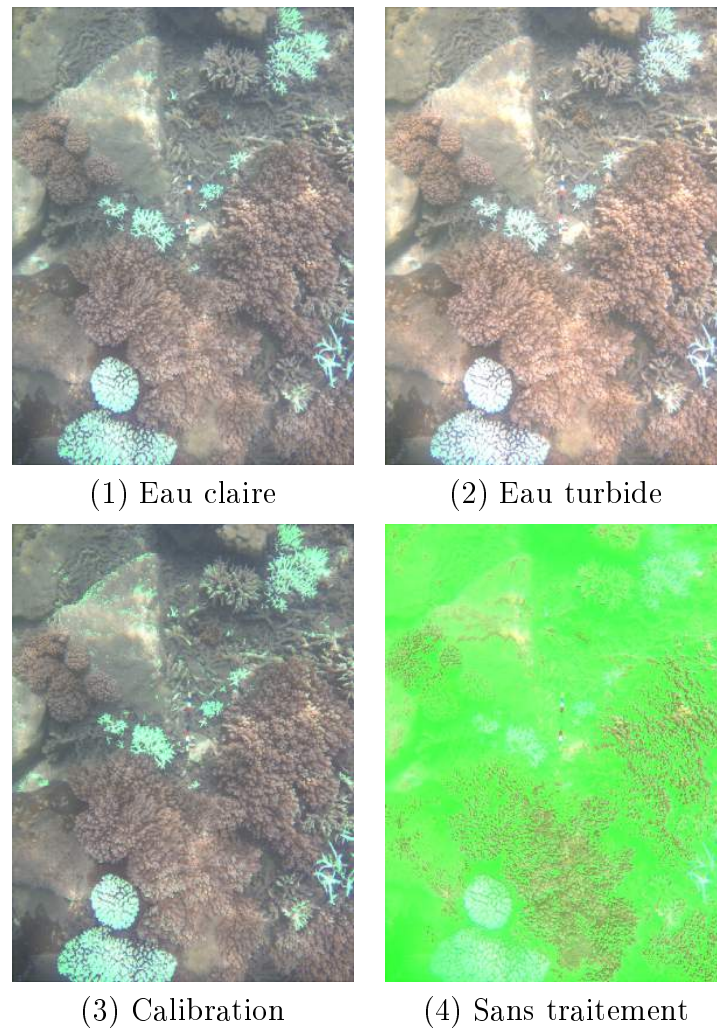


FIGURE B.16 – Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système RGB

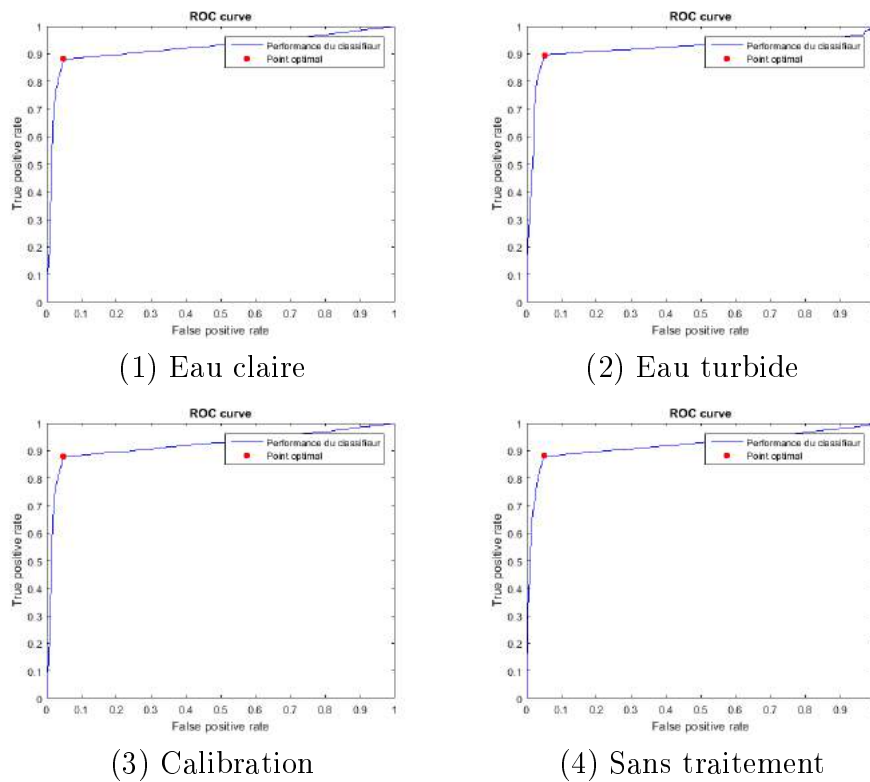


FIGURE B.17 – Modèle radial testé sur le système de couleur RGB sur l'image (a)

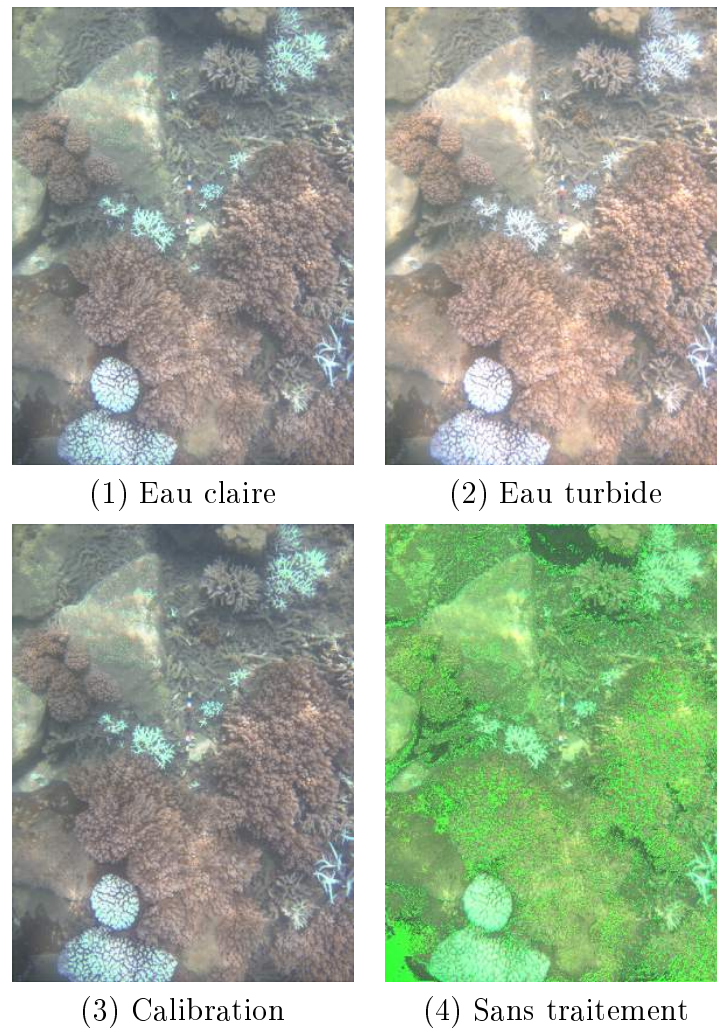


FIGURE B.18 – Images classifiées à partir du modèle radial dans un système RGB

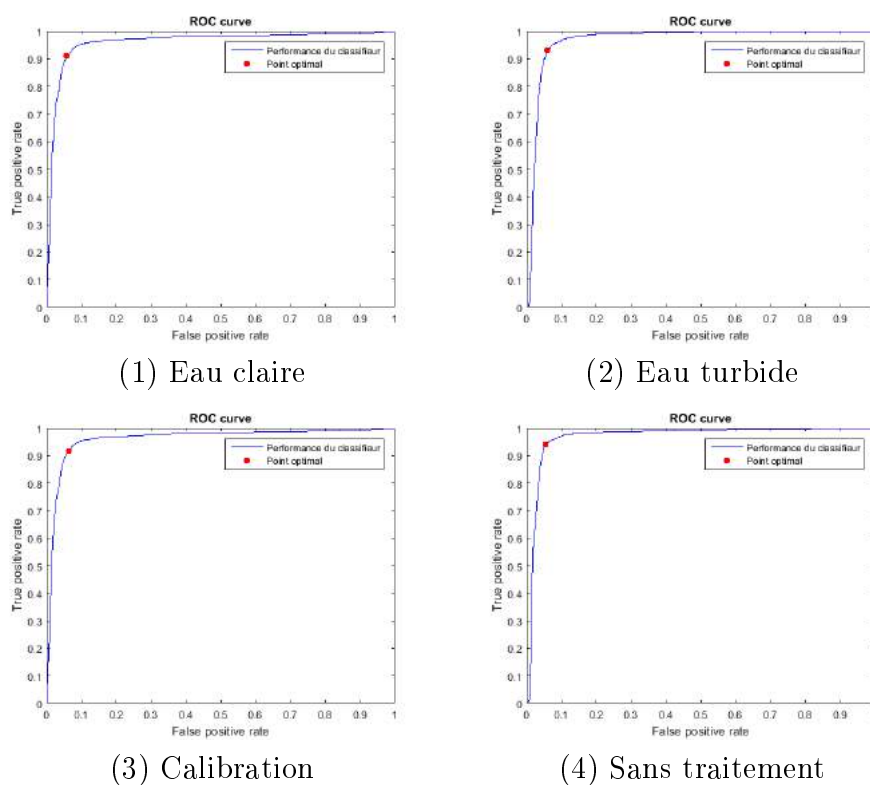


FIGURE B.19 – Modèle linéaire testé sur le système de couleur XYZ sur l'image (a)

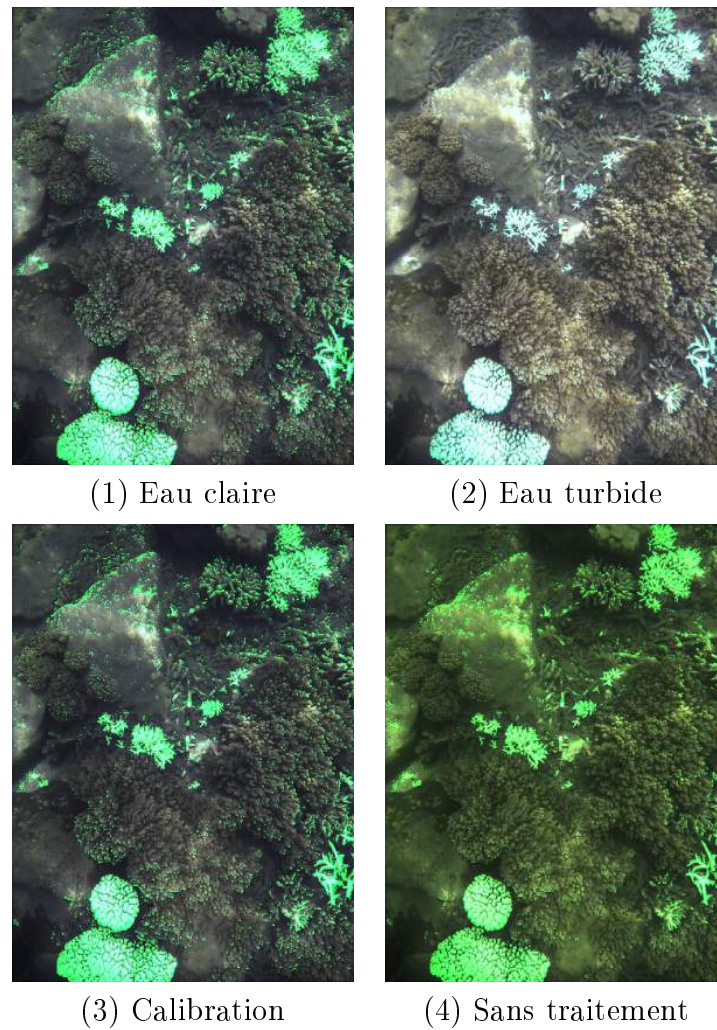


FIGURE B.20 – Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système XYZ

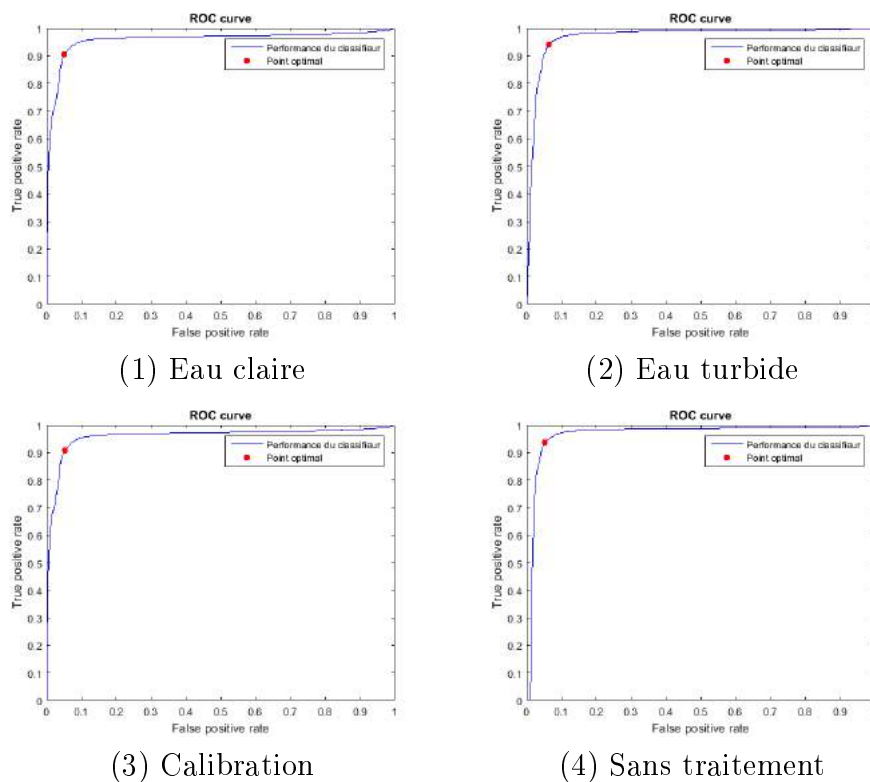


FIGURE B.21 – Modèle polynomial testé sur le système de couleur XYZ sur l'image (a)

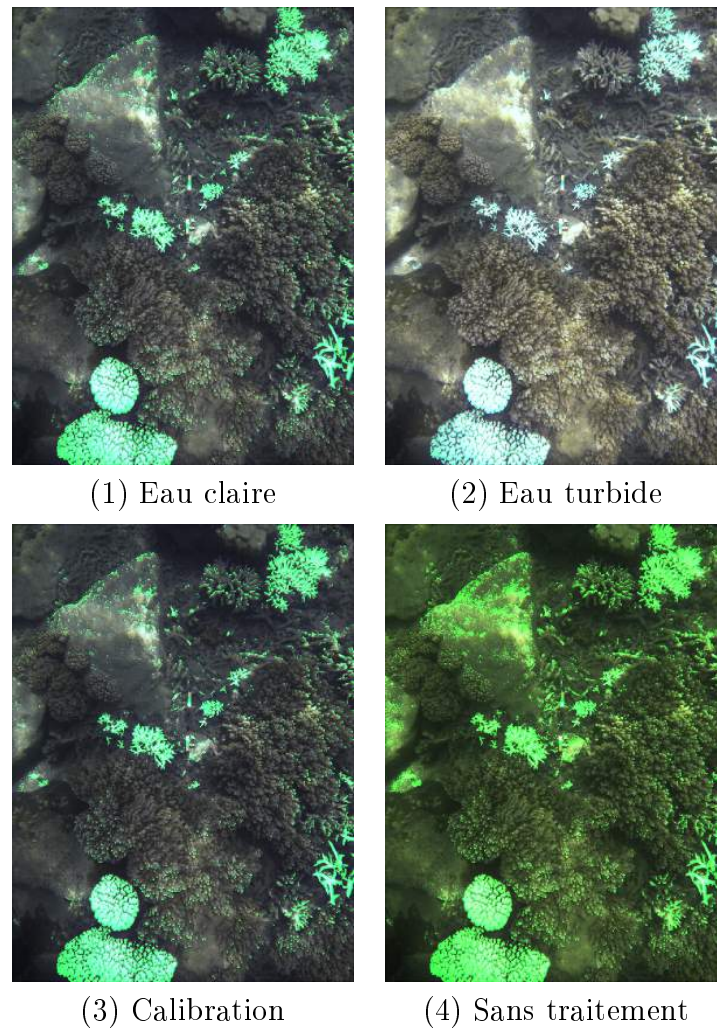


FIGURE B.22 – Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système XYZ

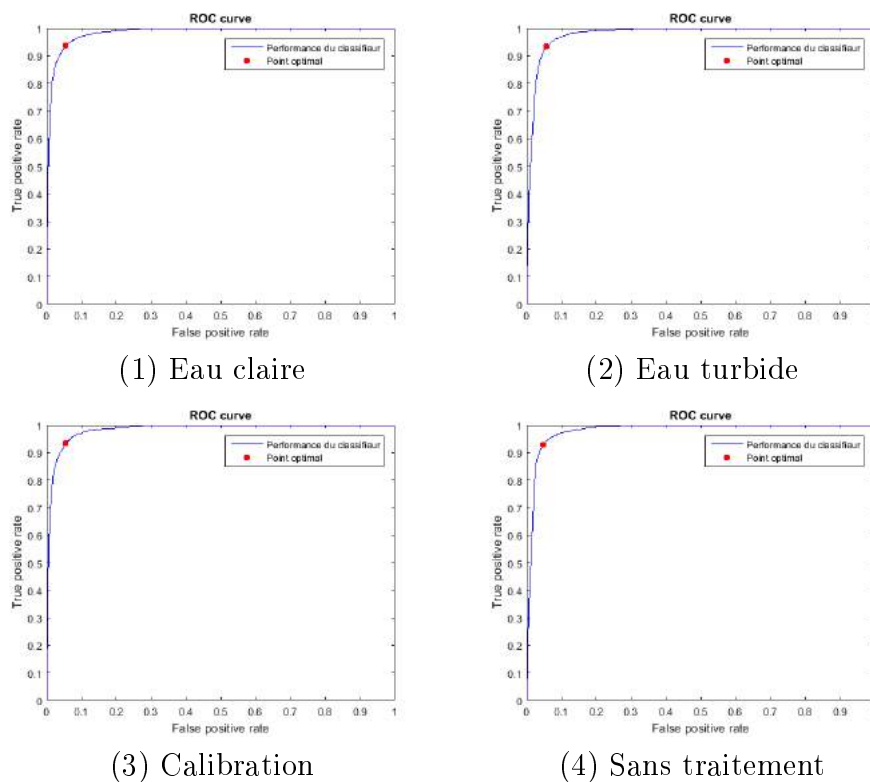


FIGURE B.23 – Modèle radial testé sur le système de couleur XYZ sur l'image (a)

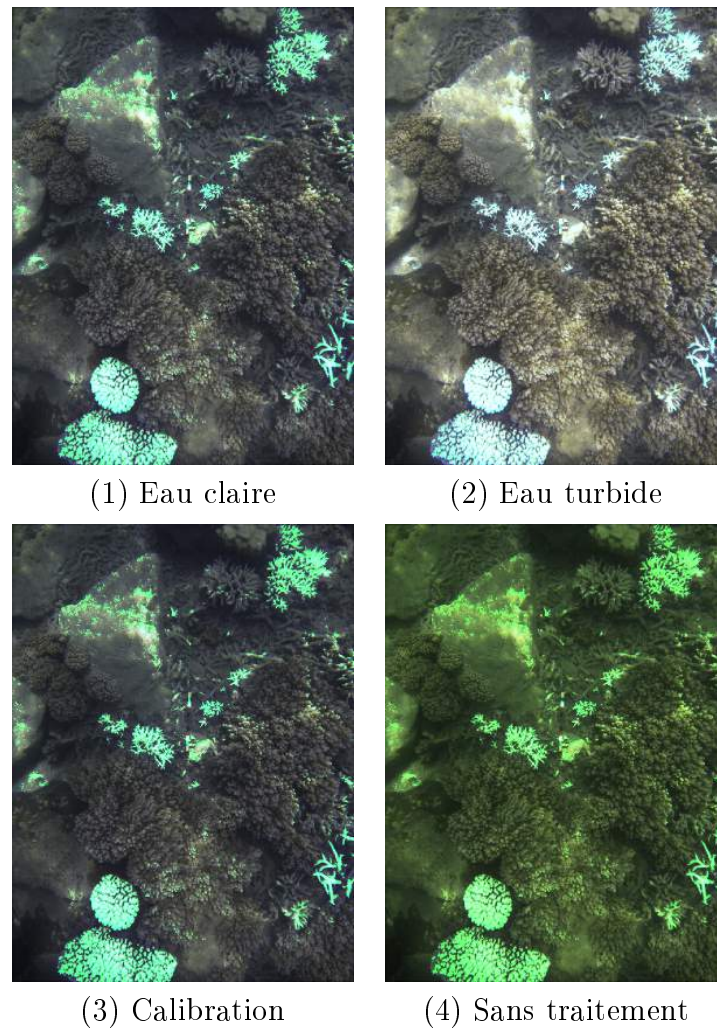


FIGURE B.24 – Images classifiées à partir du modèle radial dans un système XYZ

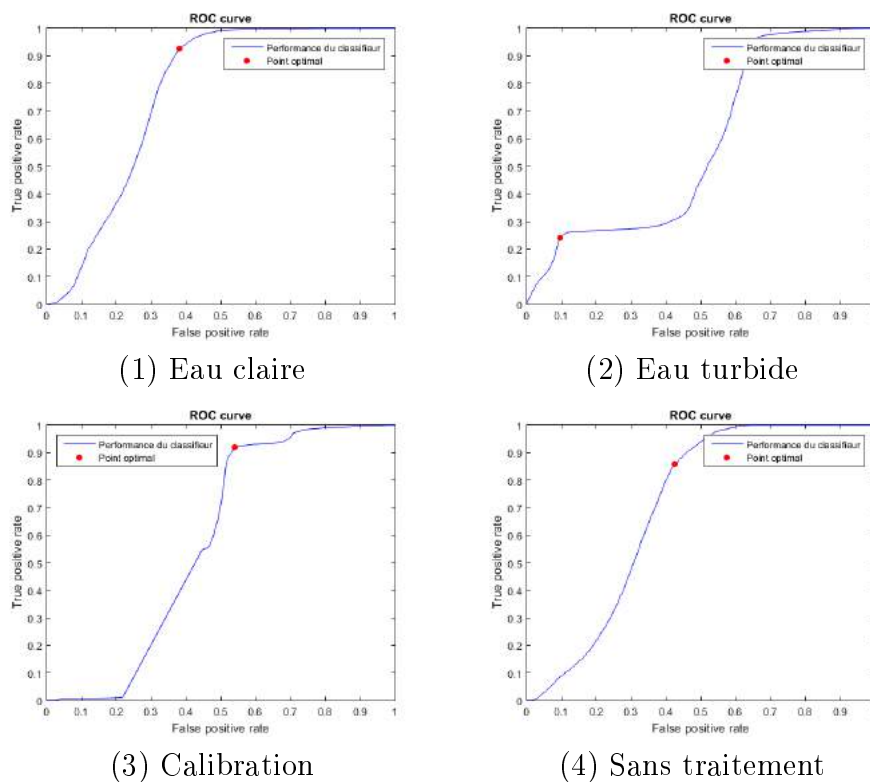


FIGURE B.25 – Modèle linéaire testé sur le système de couleur HSV sur l'image (b)

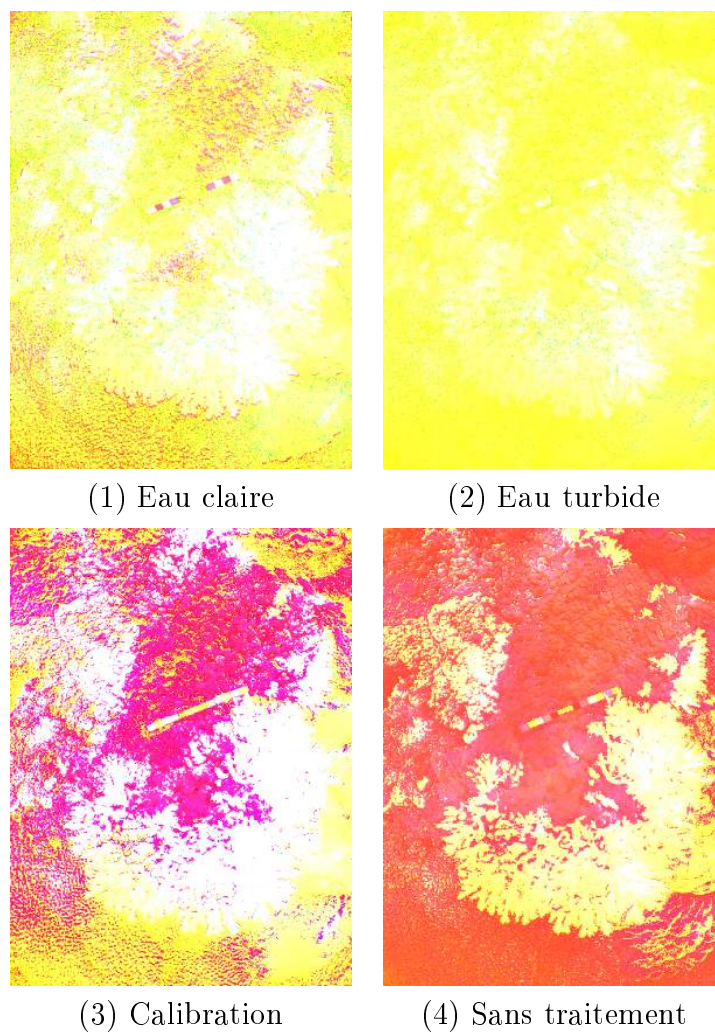


FIGURE B.26 – Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système HSV

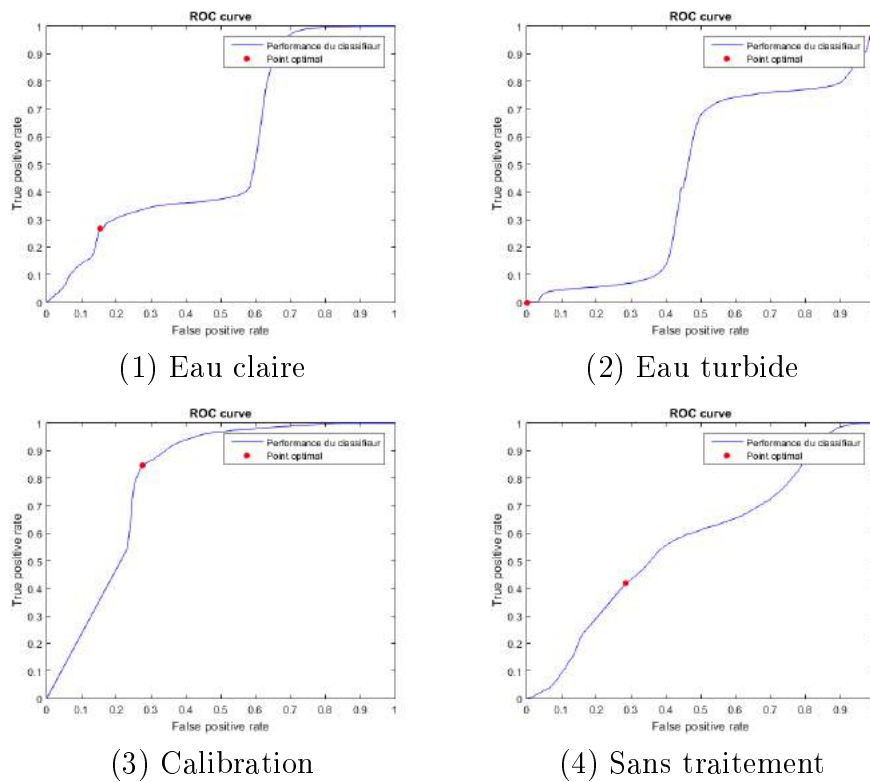


FIGURE B.27 – Modèle polynomial testé sur le système de couleur HSV sur l'image (b)

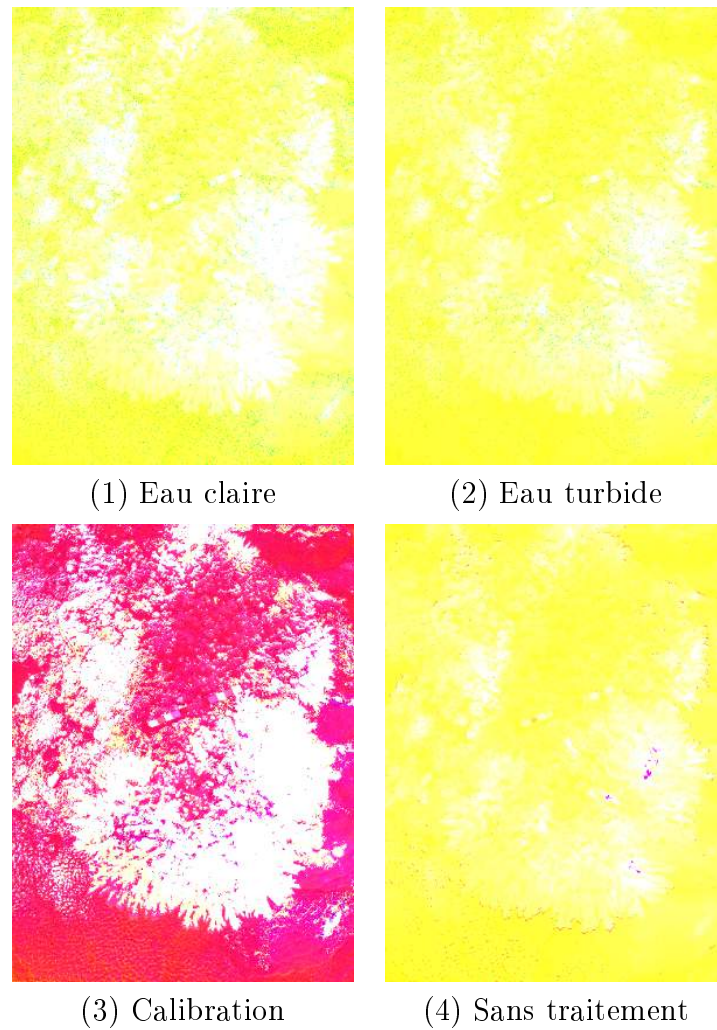


FIGURE B.28 – Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système HSV

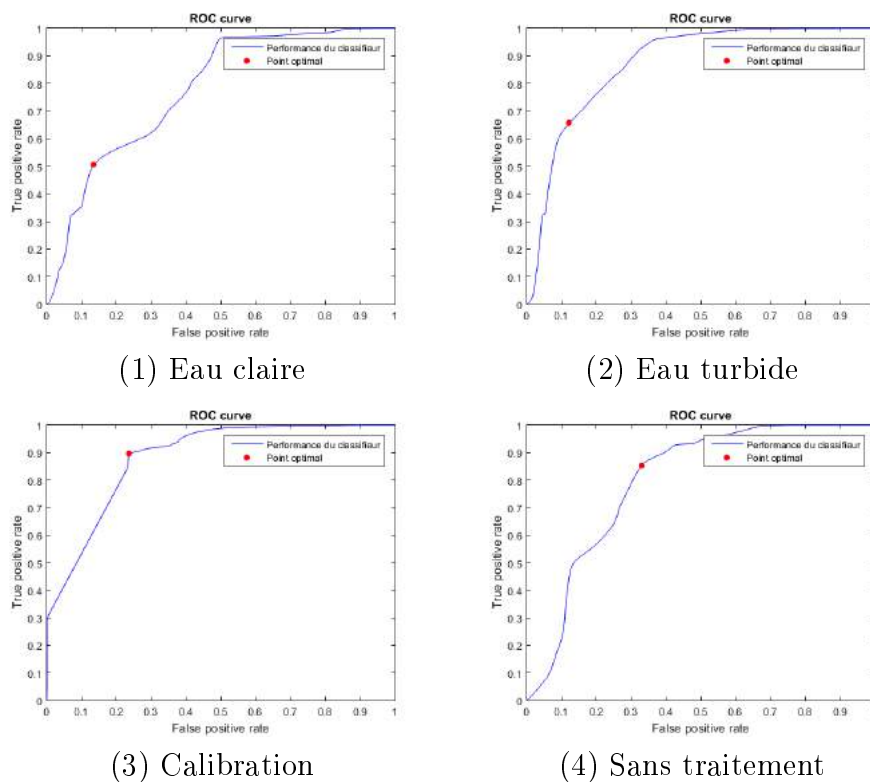


FIGURE B.29 – Modèle radial testé sur le système de couleur HSV sur l'image (b)

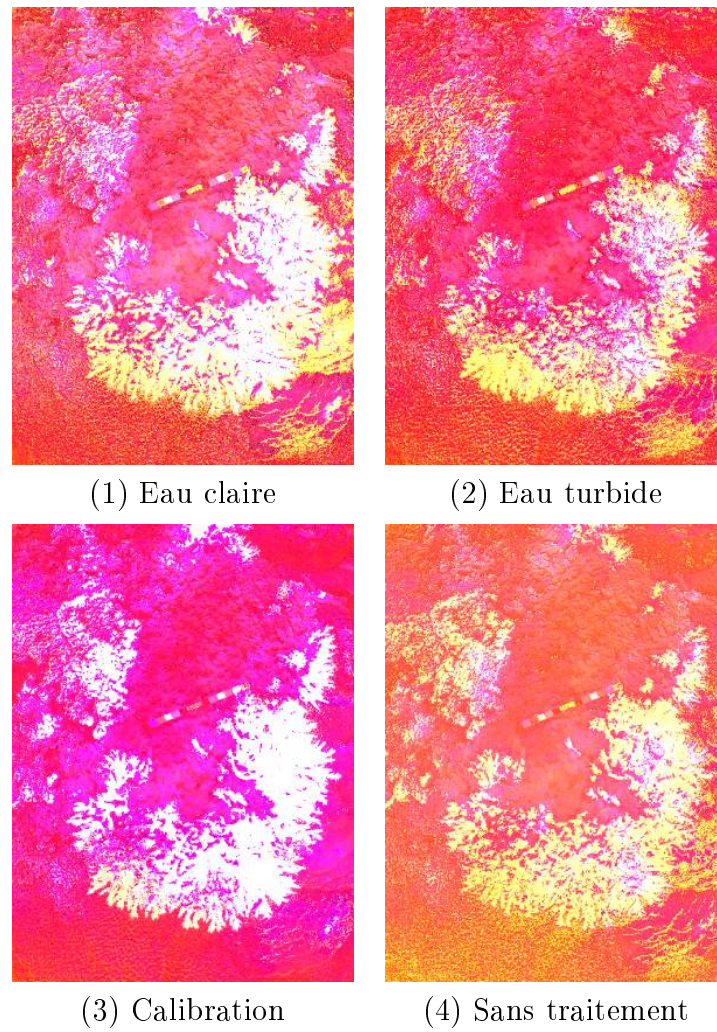


FIGURE B.30 – Images classifiées à partir du modèle radial dans un système HSV

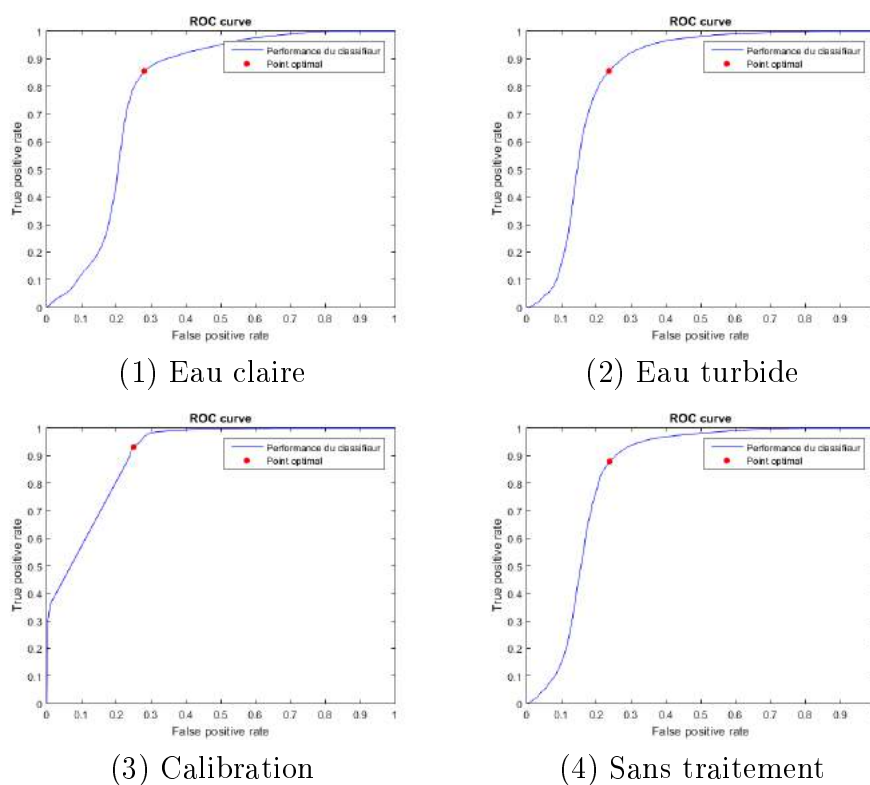


FIGURE B.31 – Modèle linéaire testé sur le système de couleur Lab sur l'image (b)

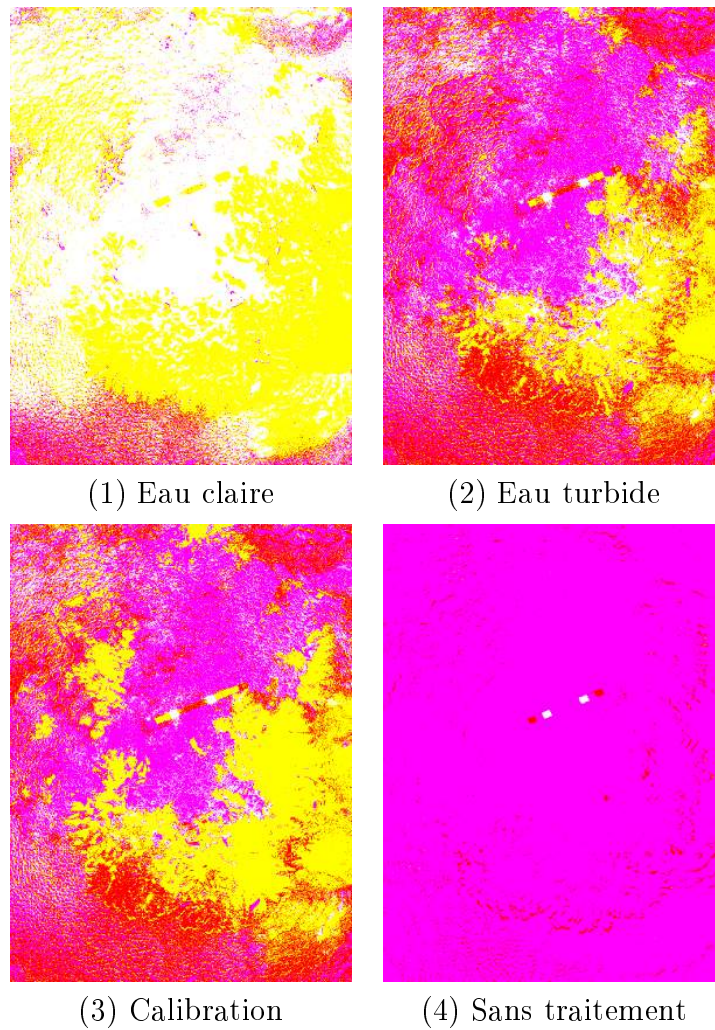


FIGURE B.32 – Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système Lab

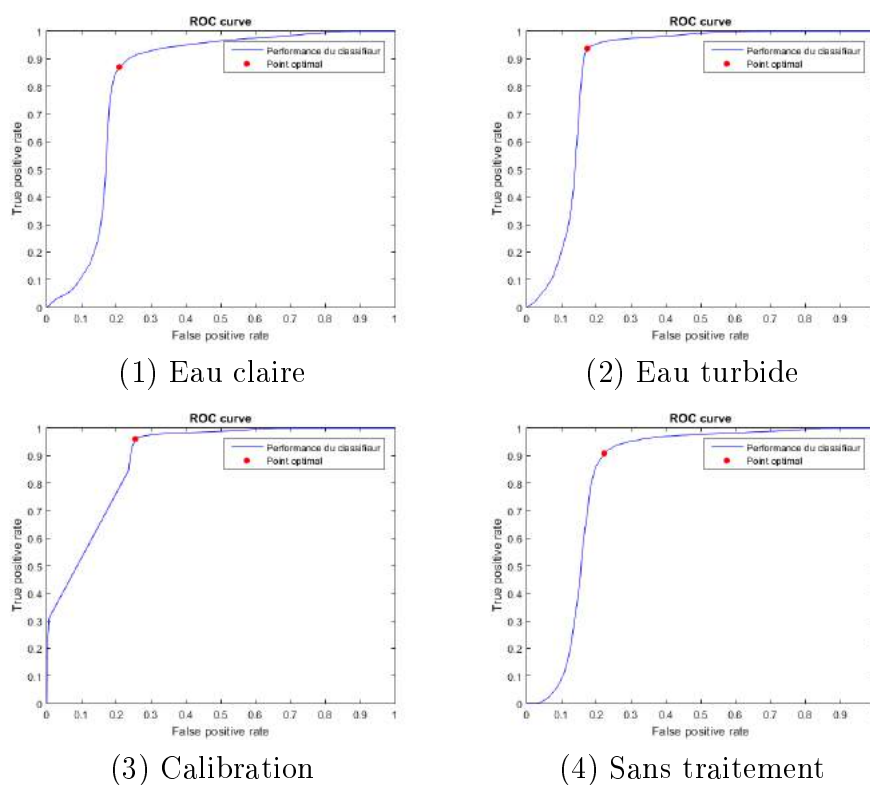


FIGURE B.33 – Modèle polynomial testé sur le système de couleur Lab sur l'image (b)

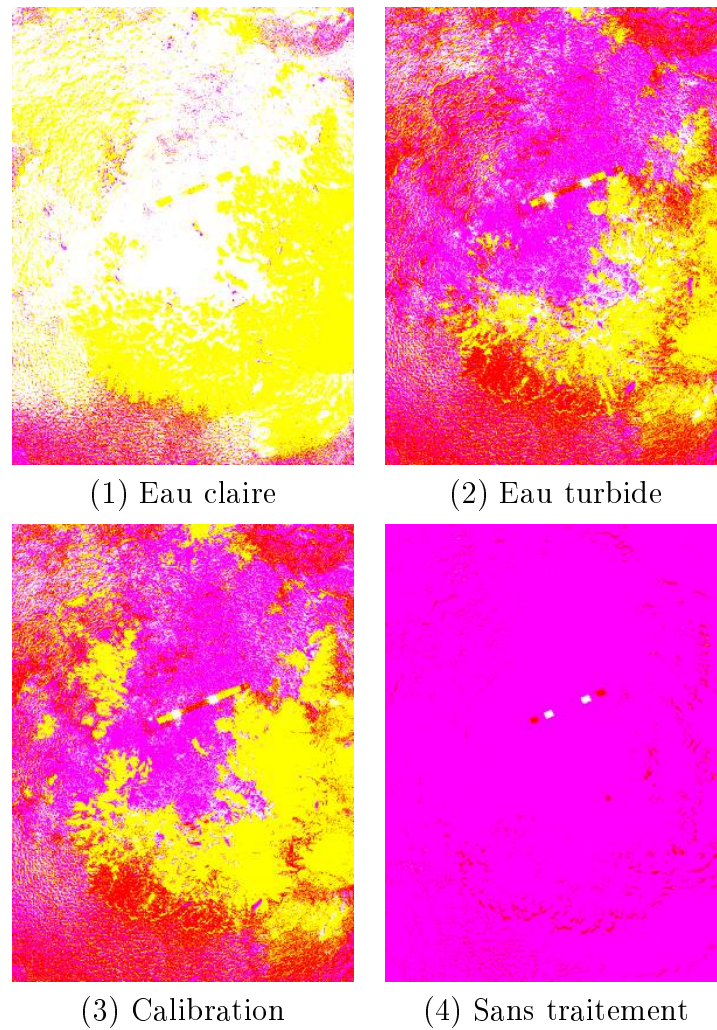


FIGURE B.34 – Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système Lab

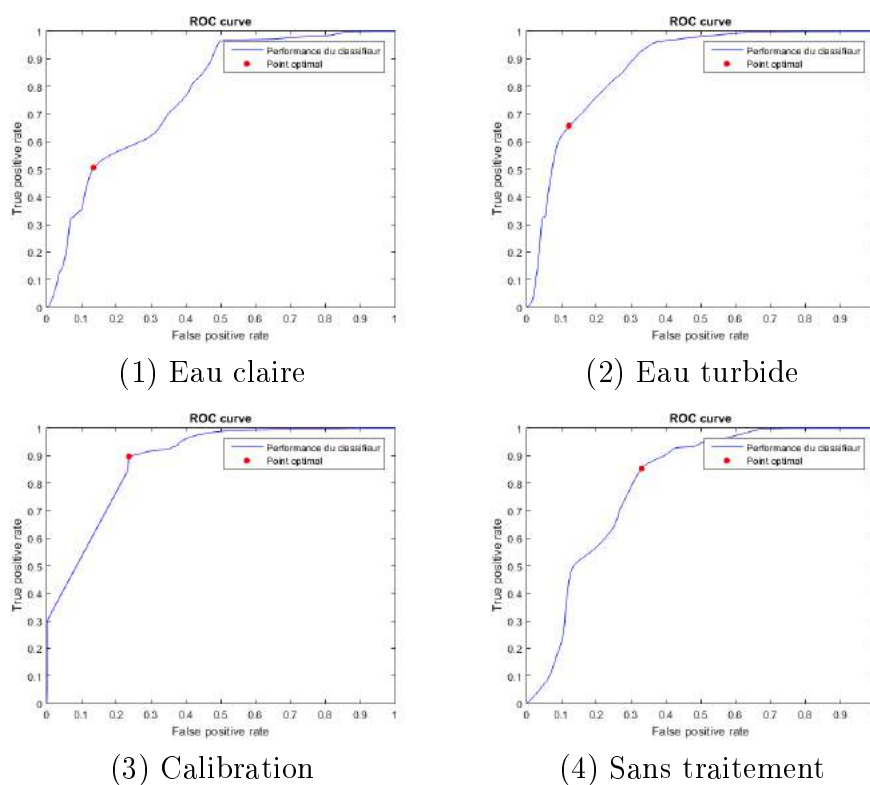


FIGURE B.35 – Modèle radial testé sur le système de couleur Lab sur l'image (b)

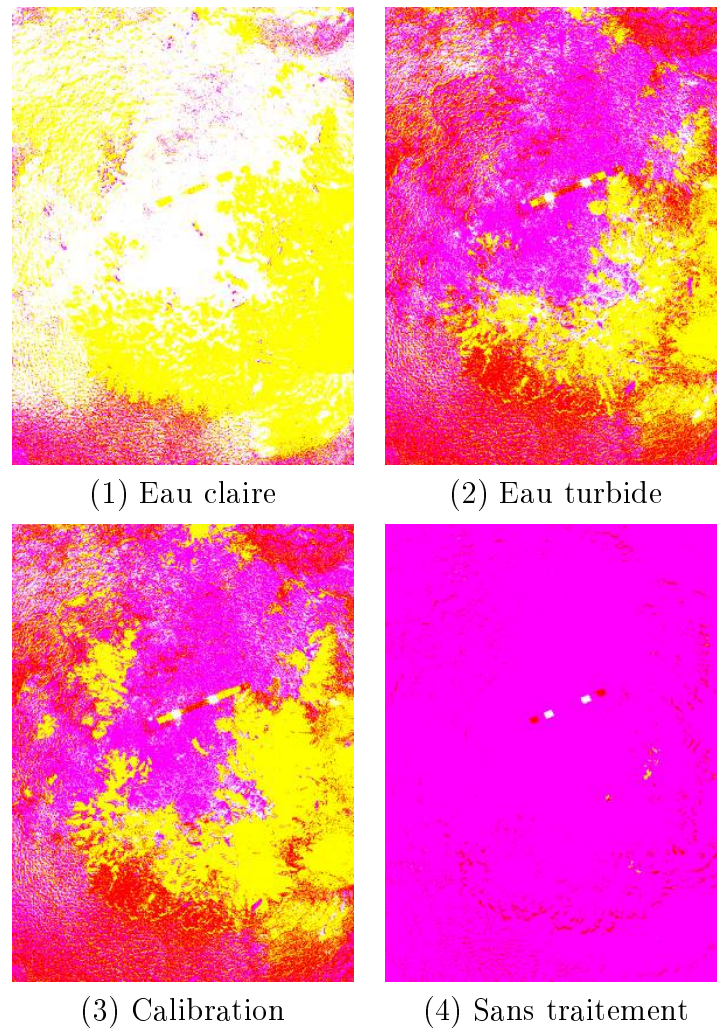


FIGURE B.36 – Images classifiées à partir du modèle radial dans un système Lab

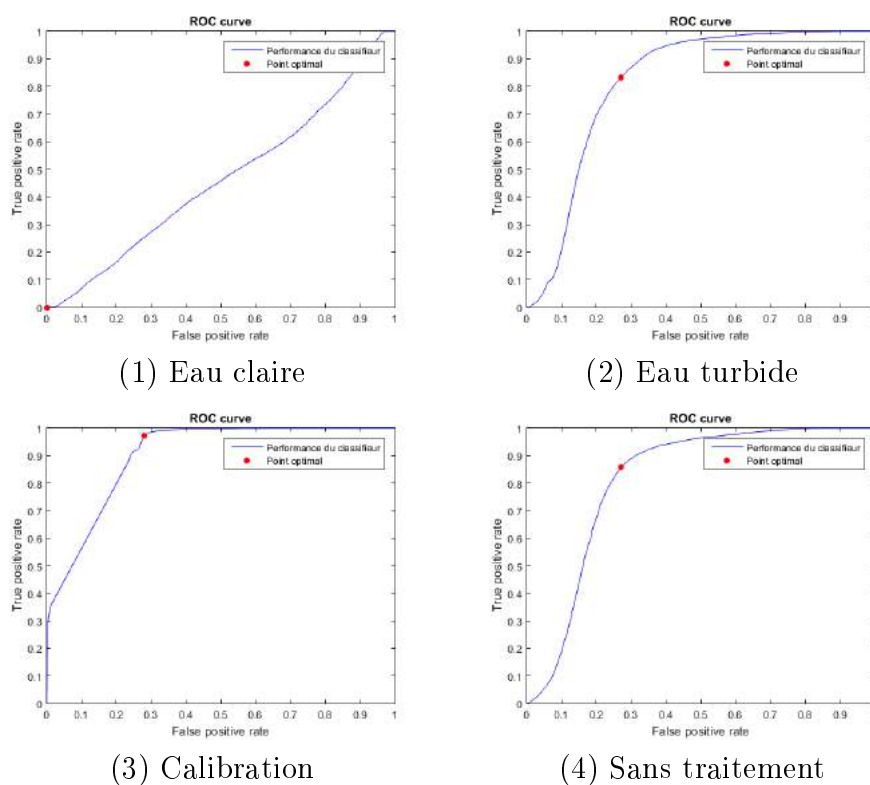


FIGURE B.37 – Modèle linéaire testé sur le système de couleur RGB sur l'image (b)

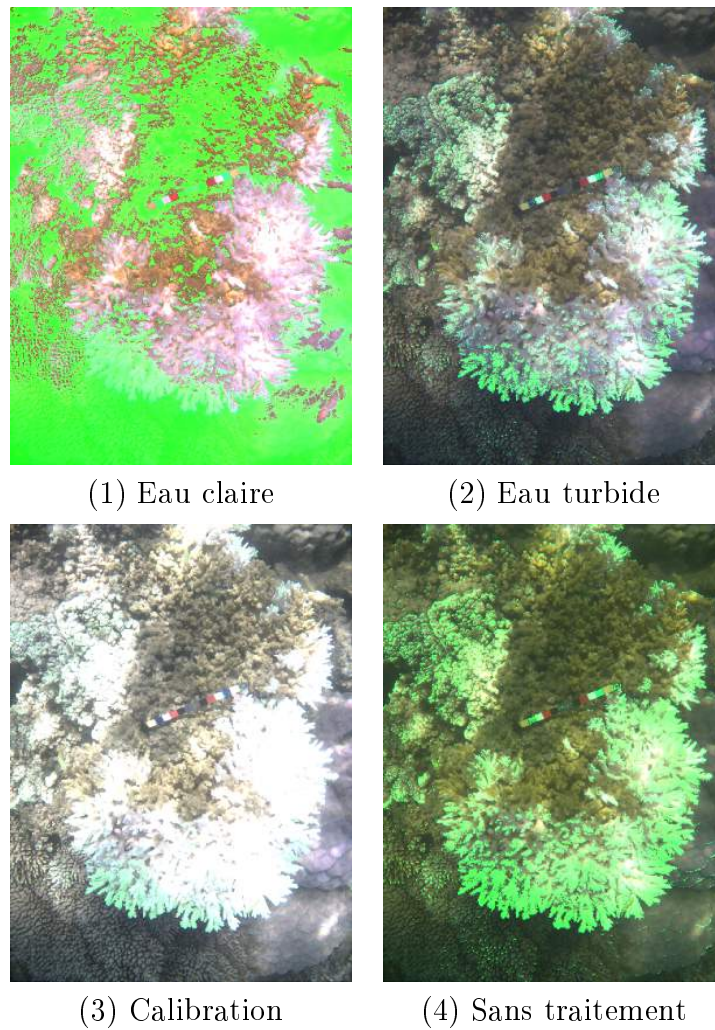


FIGURE B.38 – Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système RGB

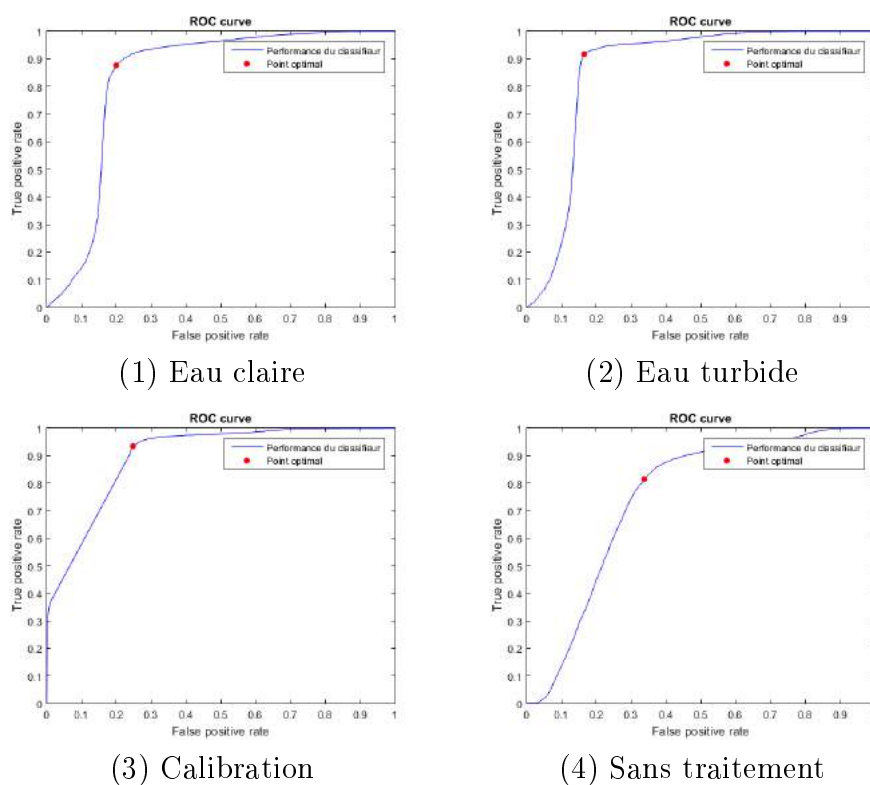


FIGURE B.39 – Modèle polynomial testé sur le système de couleur RGB sur l'image (b)

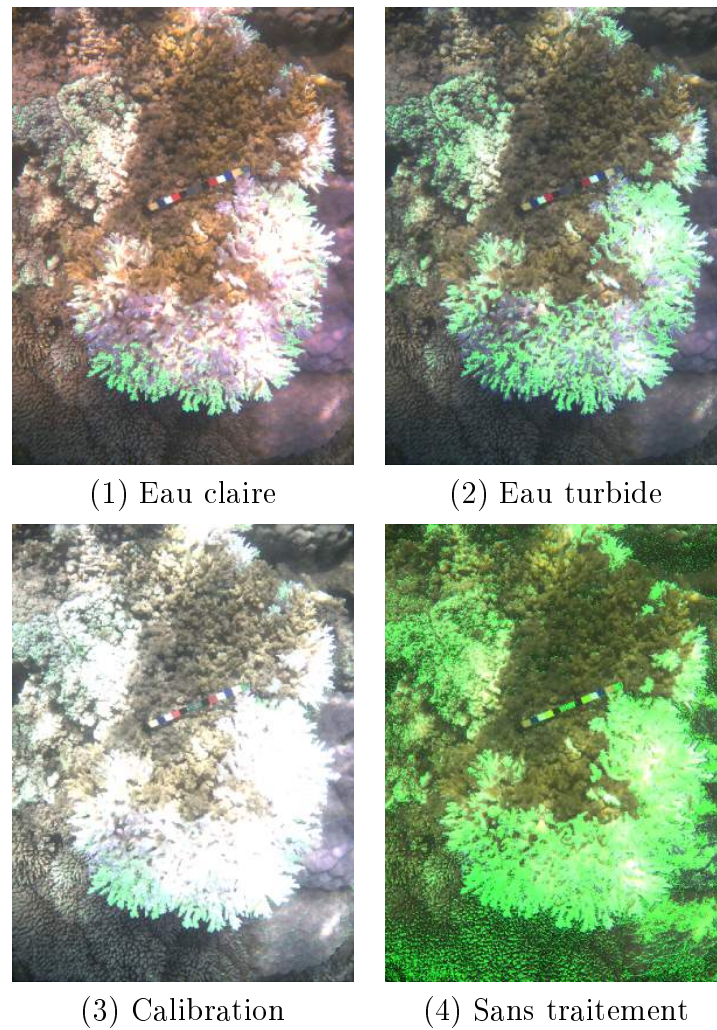
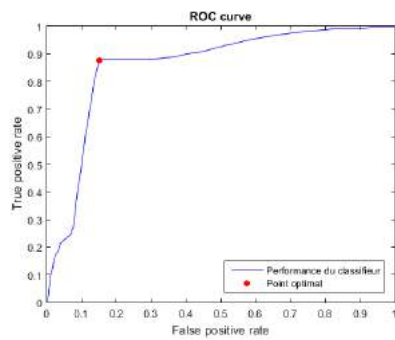
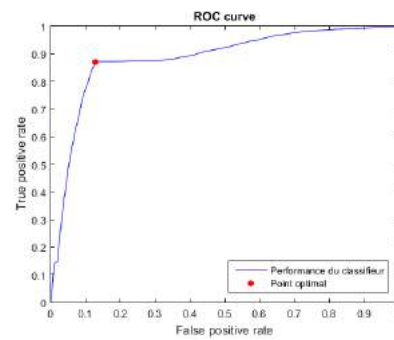


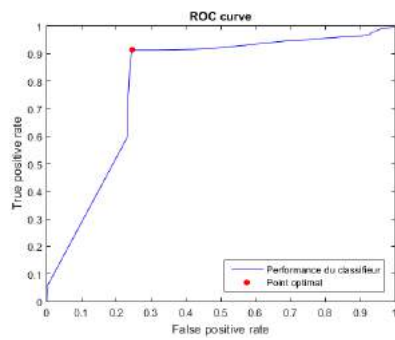
FIGURE B.40 – Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système RGB



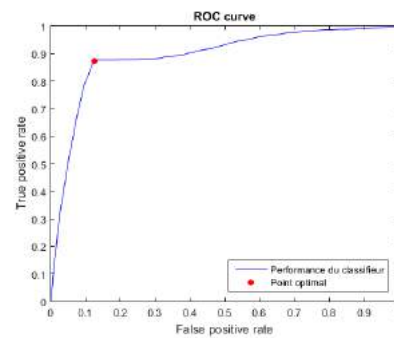
(1) Eau claire



(2) Eau turbide



(3) Calibration



(4) Sans traitement

FIGURE B.41 – Modèle radial testé sur le système de couleur RGB sur l'image (b)

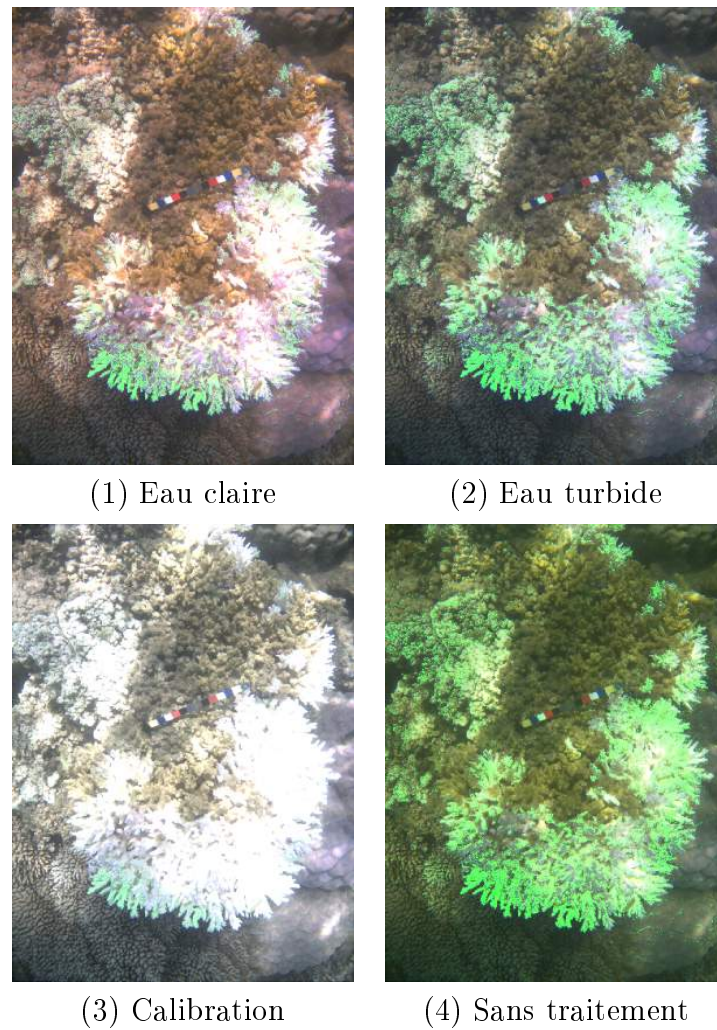


FIGURE B.42 – Images classifiées à partir du modèle radial dans un système RGB

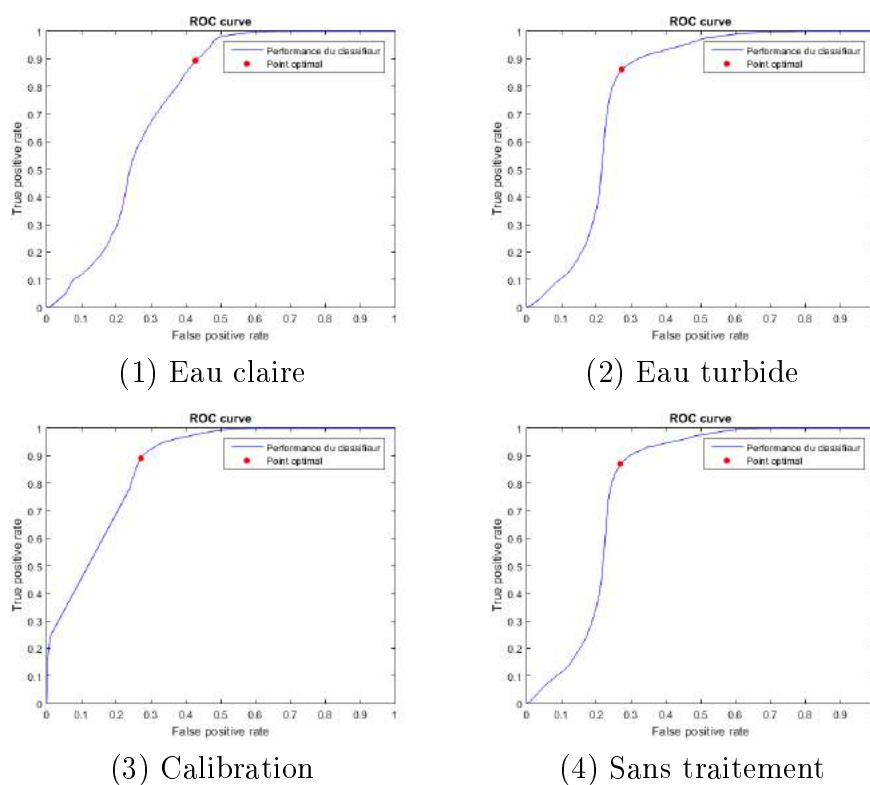


FIGURE B.43 – Modèle linéaire testé sur le système de couleur XYZ sur l'image (b)

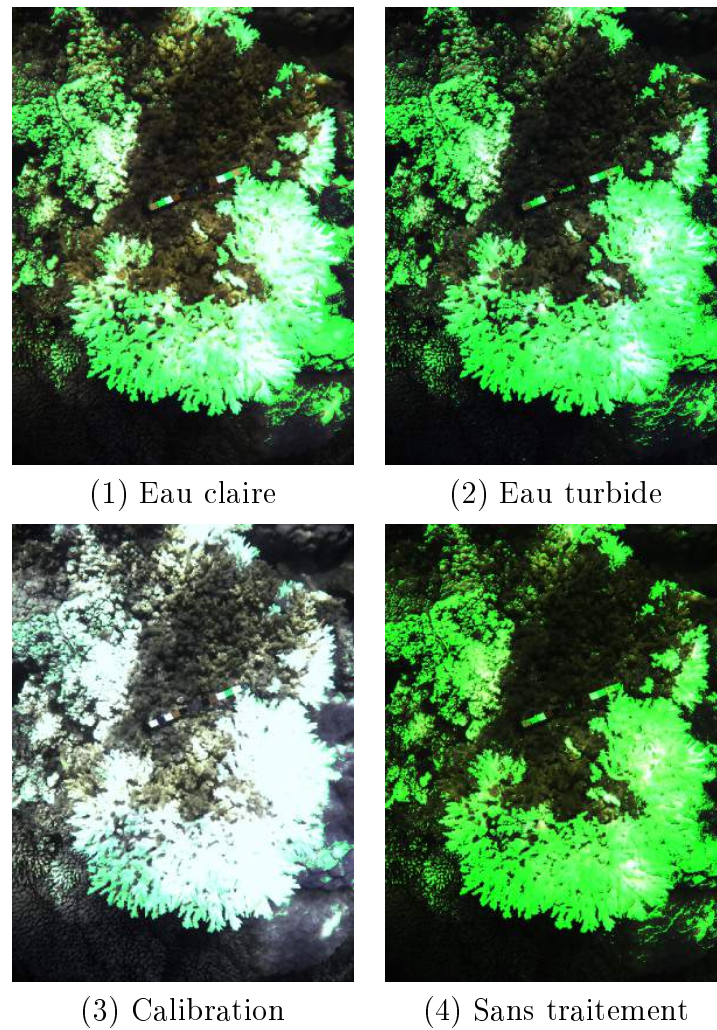
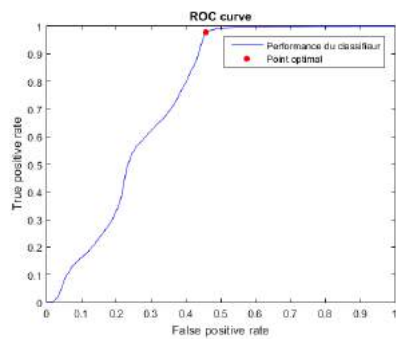
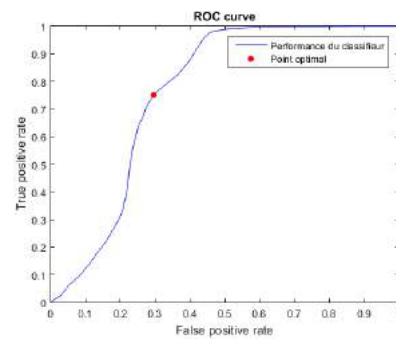


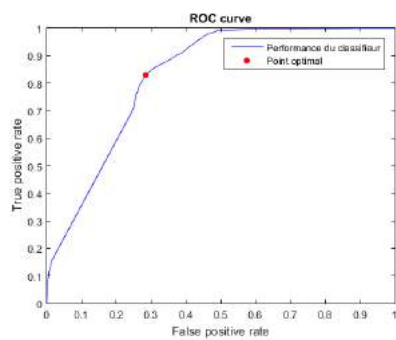
FIGURE B.44 – Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système XYZ



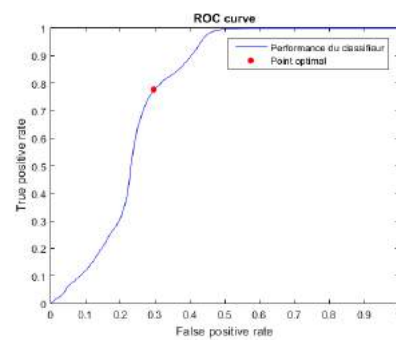
(1) Eau claire



(2) Eau turbide



(3) Calibration



(4) Sans traitement

FIGURE B.45 – Modèle polynomial testé sur le système de couleur XYZ sur l'image (b)

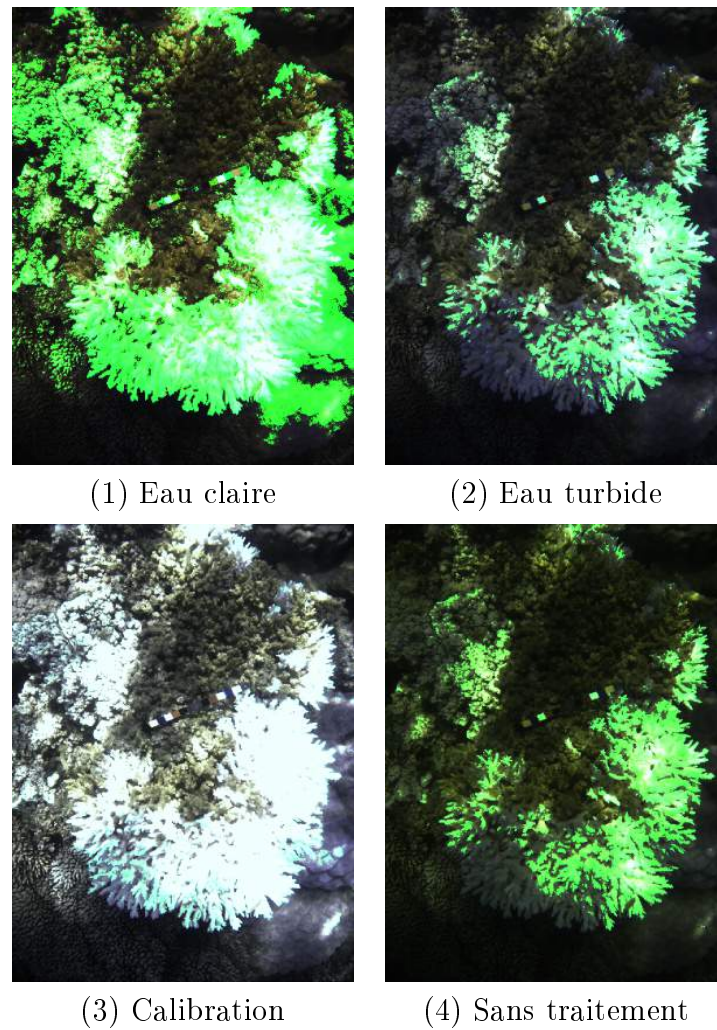


FIGURE B.46 – Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système XYZ

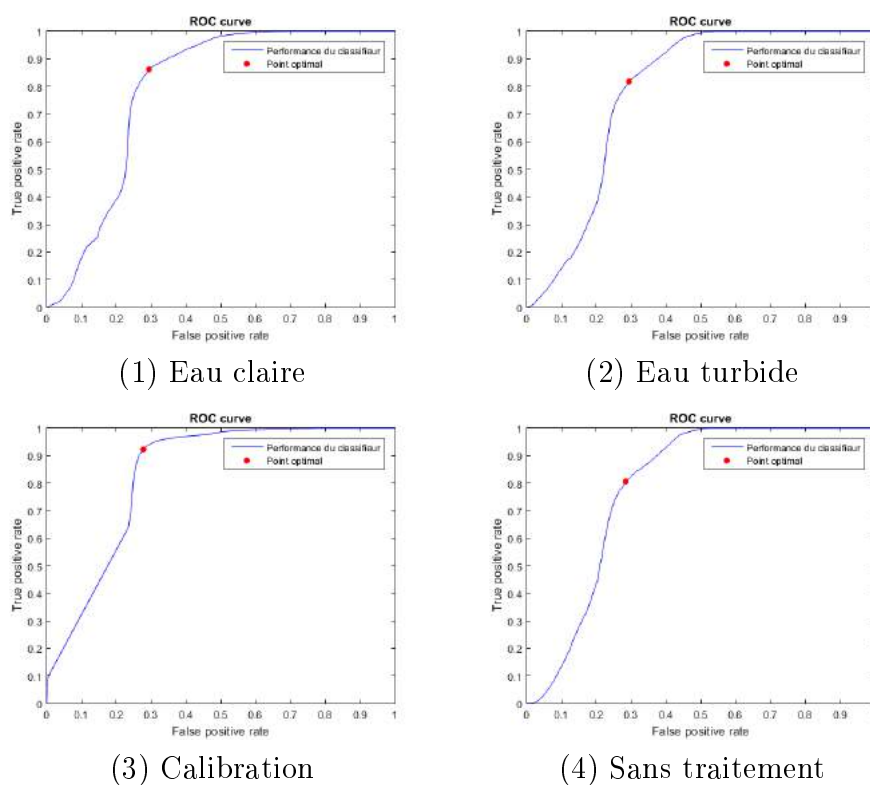


FIGURE B.47 – Modèle radial testé sur le système de couleur XYZ sur l'image (b)

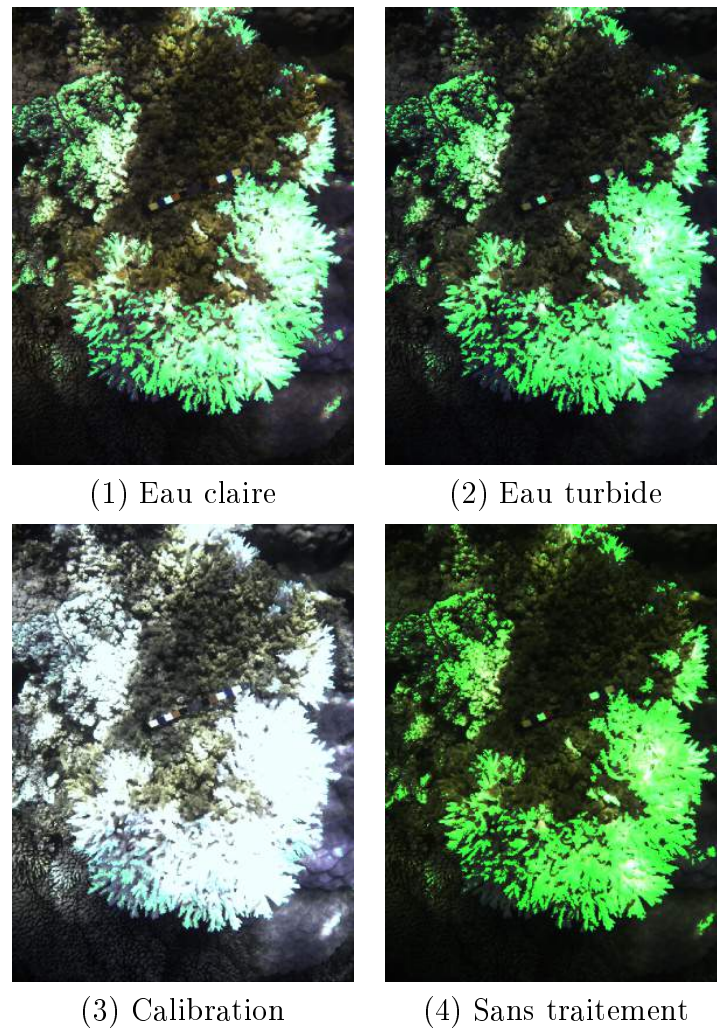
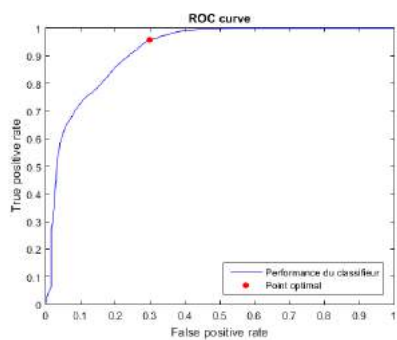
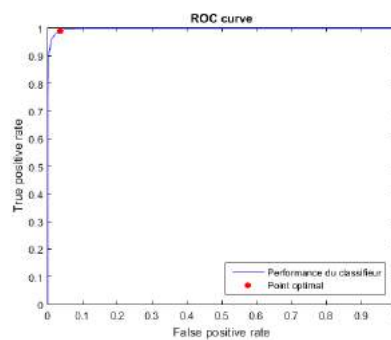


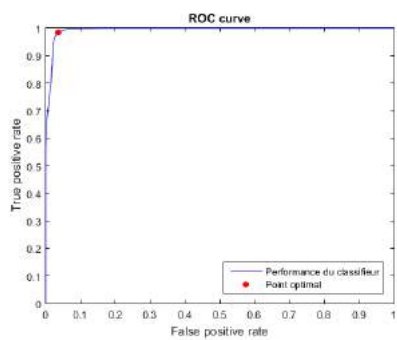
FIGURE B.48 – Images classifiées à partir du modèle radial dans un système XYZ



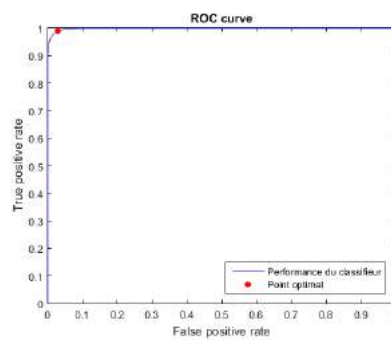
(1) Eau claire



(2) Eau turbide



(3) Calibration



(4) Sans traitement

FIGURE B.49 – Modèle linéaire testé sur le système de couleur HSV sur l'image (c)

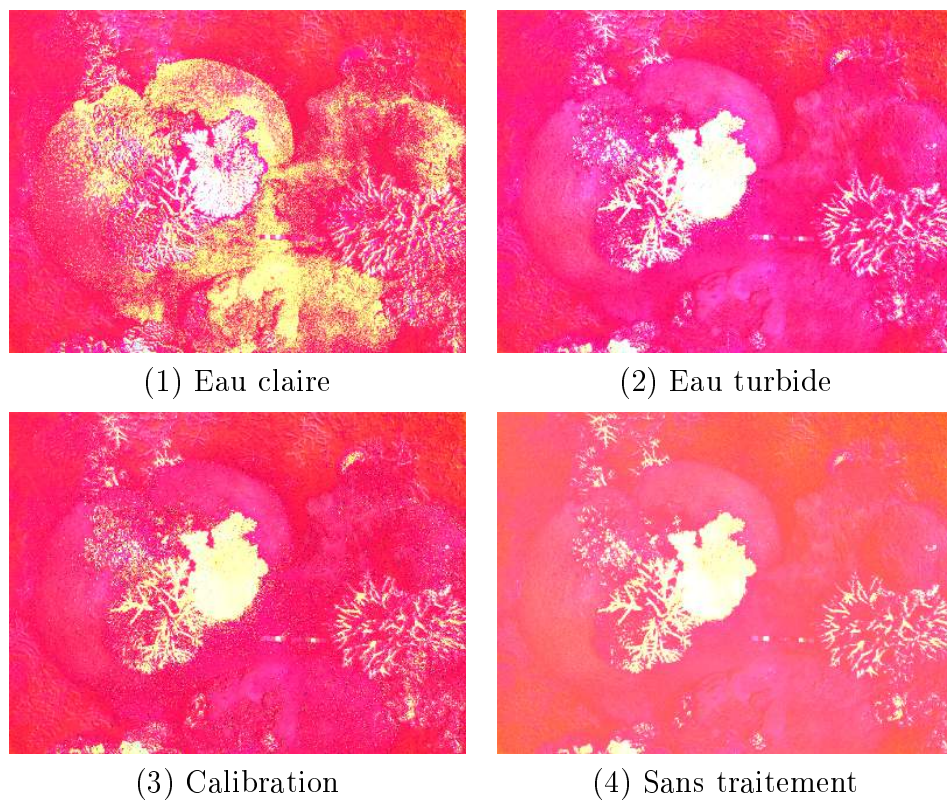


FIGURE B.50 – Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système HSV

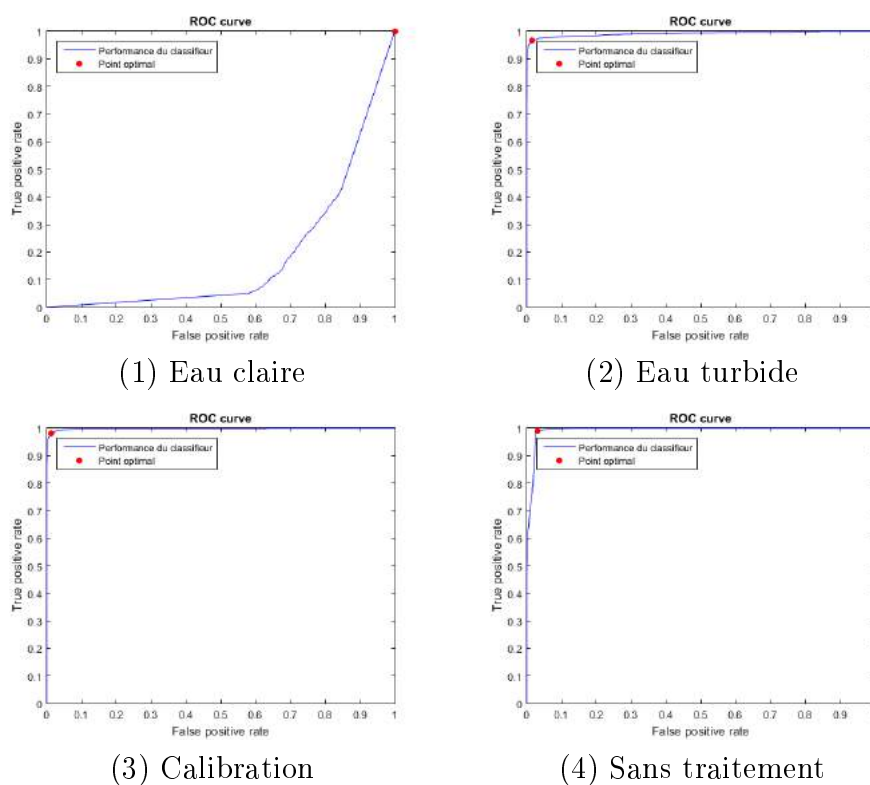


FIGURE B.51 – Modèle polynomial testé sur le système de couleur HSV sur l'image (c)

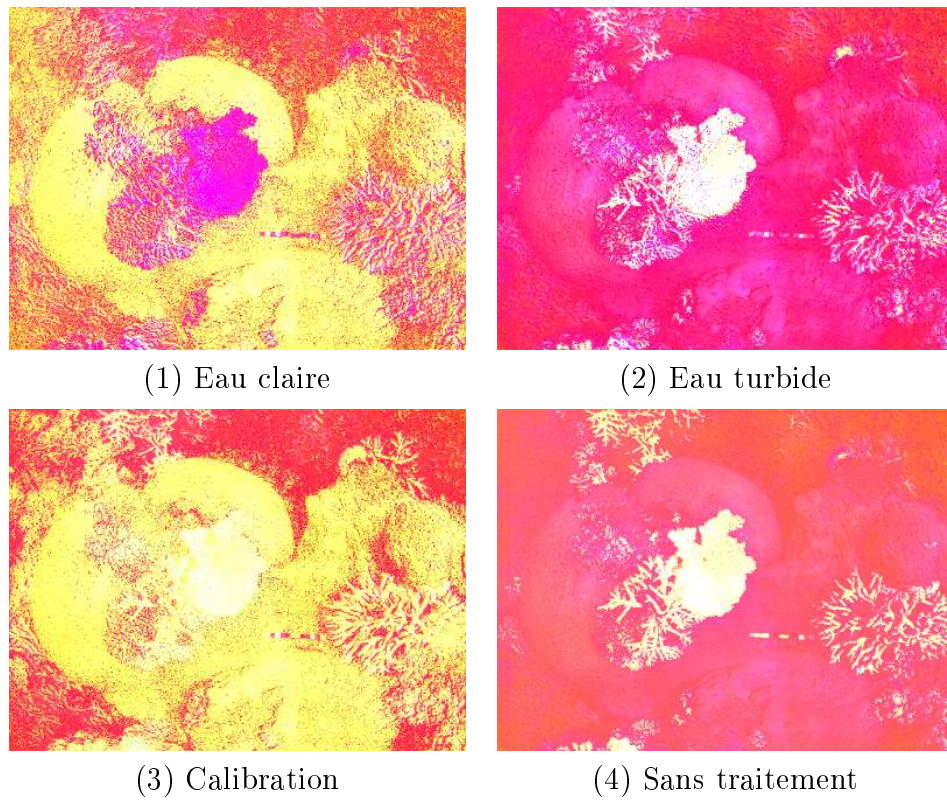
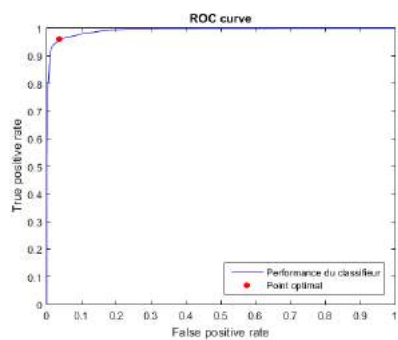
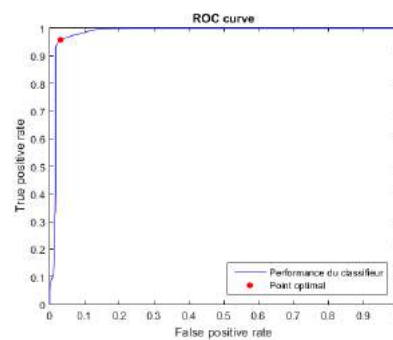


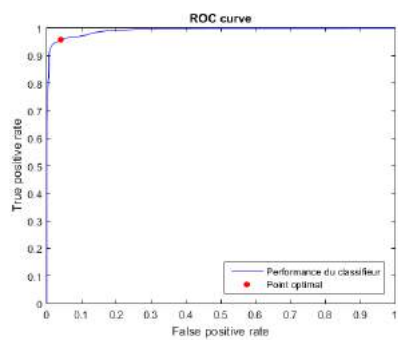
FIGURE B.52 – Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système HSV



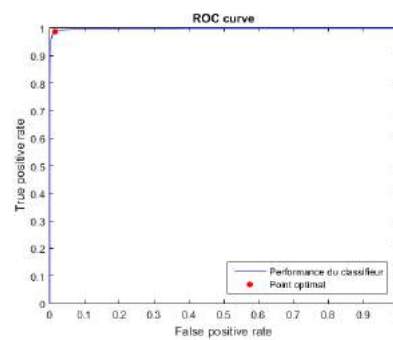
(1) Eau claire



(2) Eau turbide



(3) Calibration



(4) Sans traitement

FIGURE B.53 – Modèle radial testé sur le système de couleur HSV sur l'image (c)

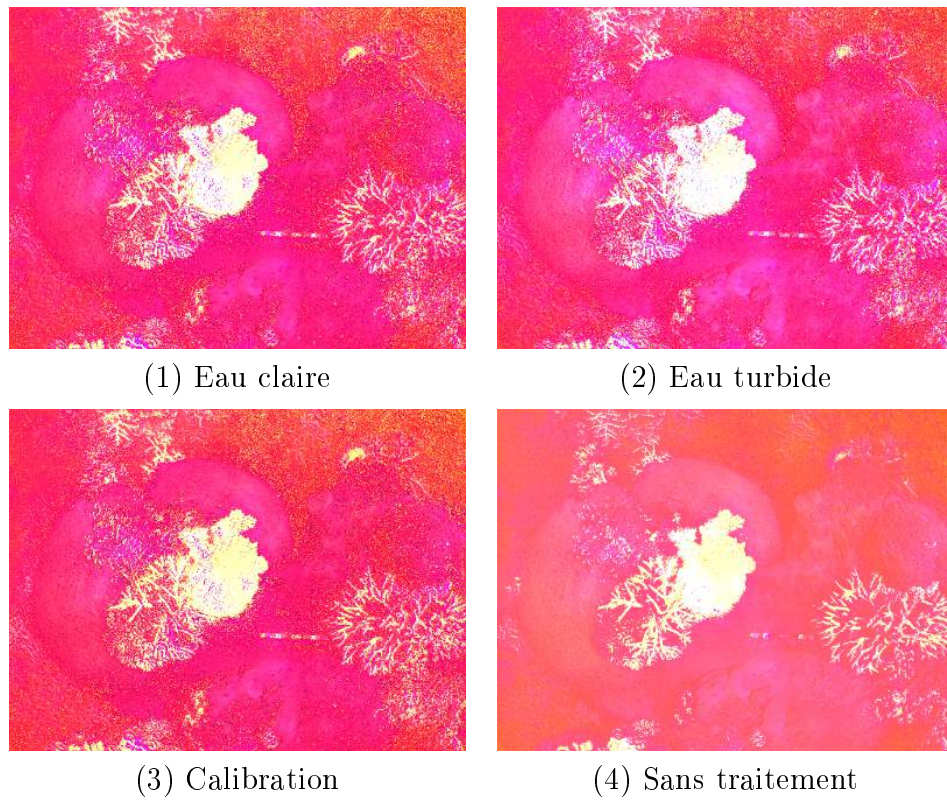
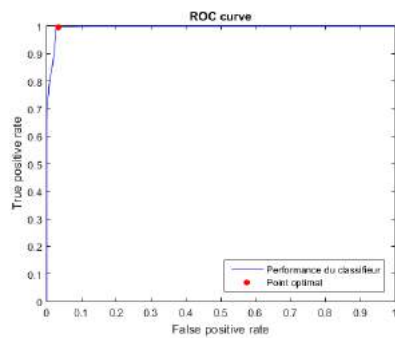
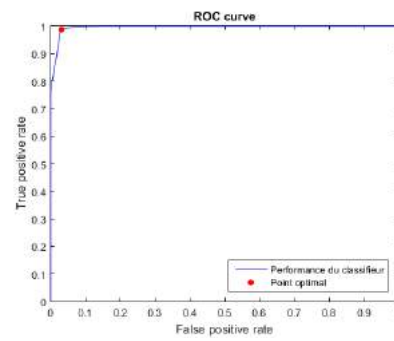


FIGURE B.54 – Images classifiées à partir du modèle radial dans un système HSV

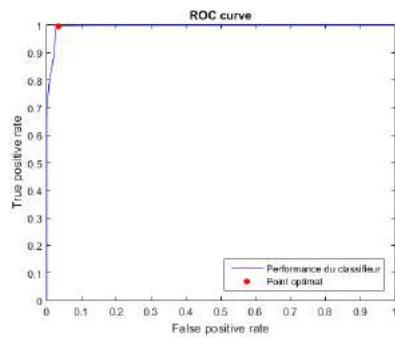
B.4 Image d



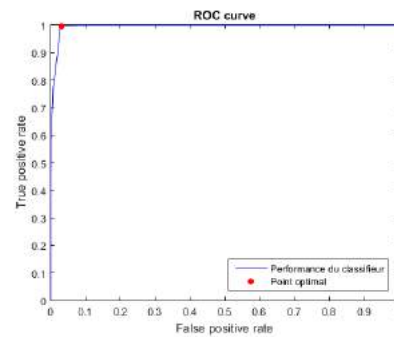
(1) Eau claire



(2) Eau turbide



(3) Calibration



(4) Sans traitement

FIGURE B.55 – Modèle linéaire testé sur le système de couleur Lab sur l'image (c)

B.5 Image e

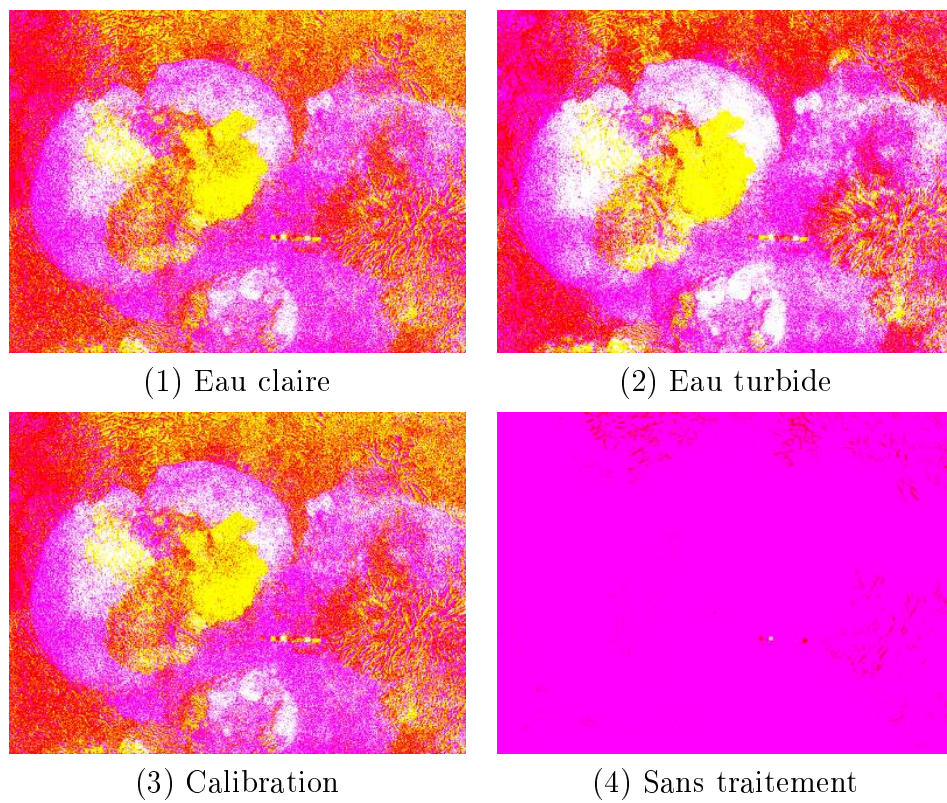
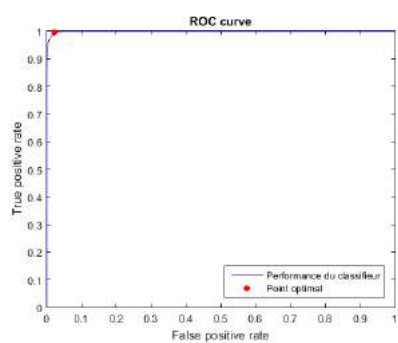
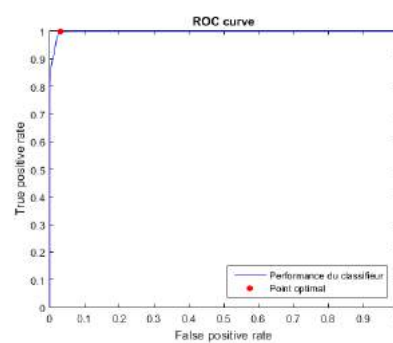


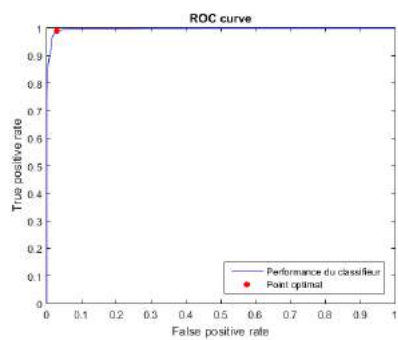
FIGURE B.56 – Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système Lab



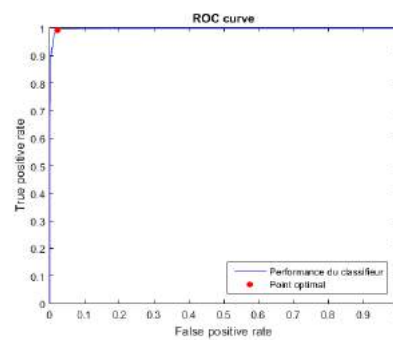
(1) Eau claire



(2) Eau turbide



(3) Calibration



(4) Sans traitement

FIGURE B.57 – Modèle polynomial testé sur le système de couleur Lab sur l'image (c)

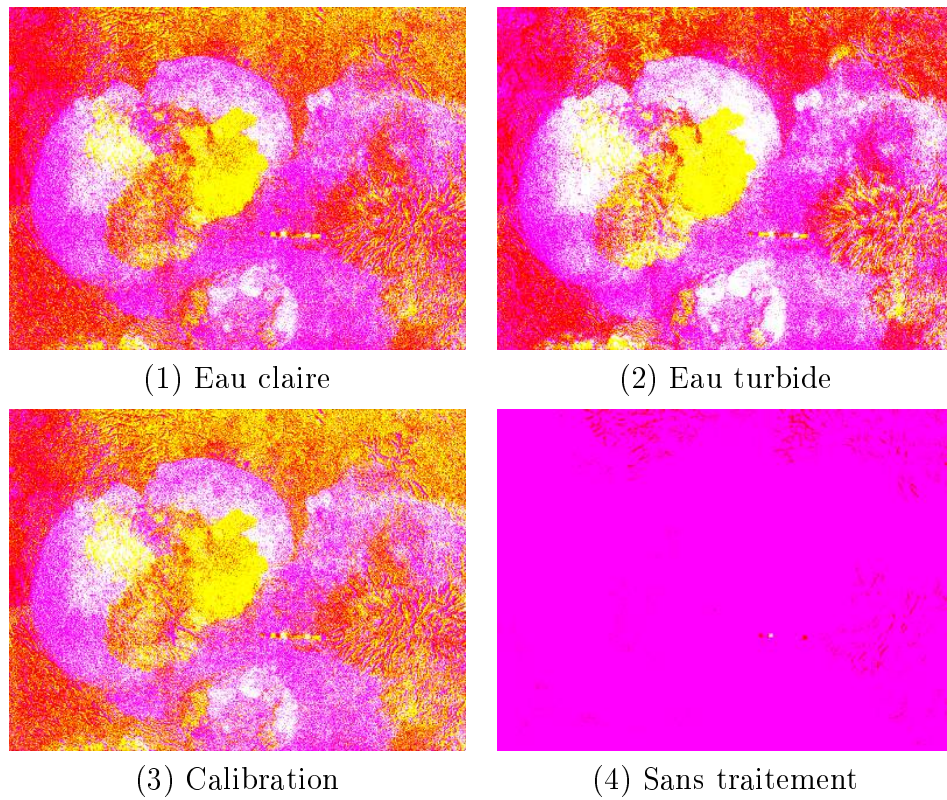
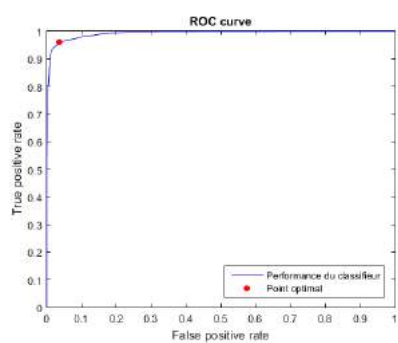
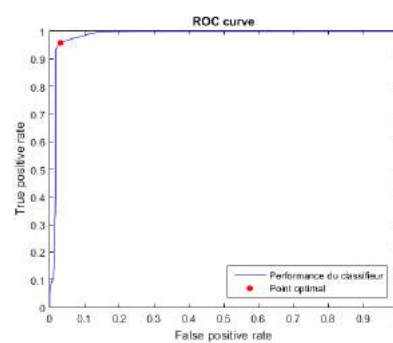


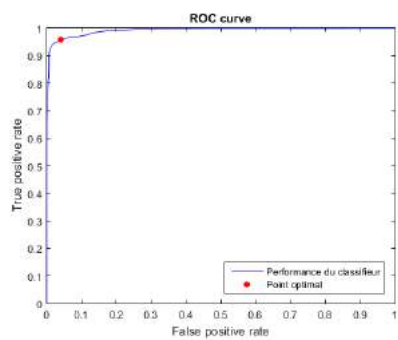
FIGURE B.58 – Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système Lab



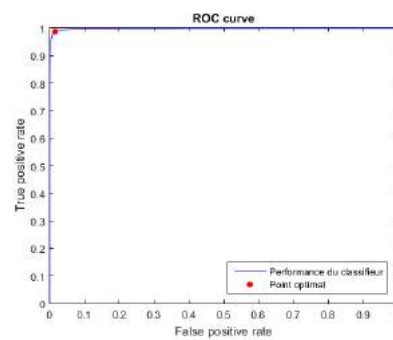
(1) Eau claire



(2) Eau turbide



(3) Calibration



(4) Sans traitement

FIGURE B.59 – Modèle radial testé sur le système de couleur Lab sur l'image (c)

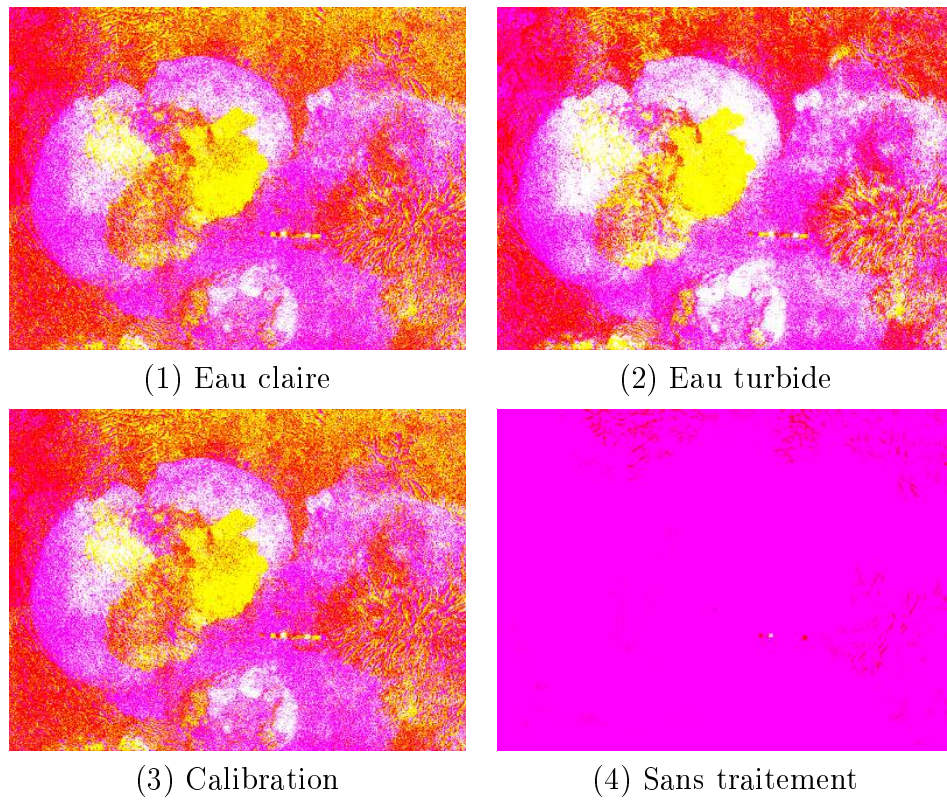
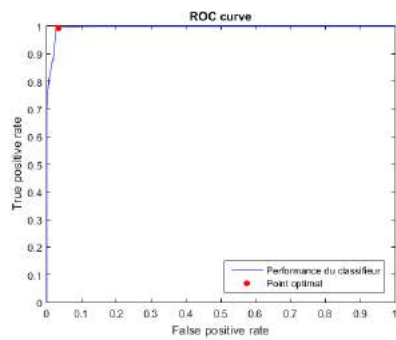
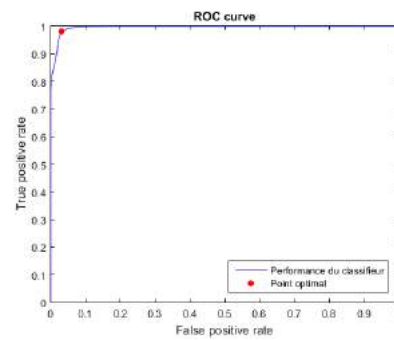


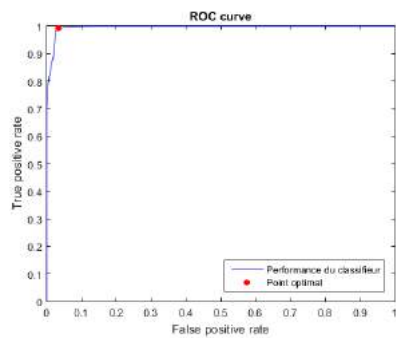
FIGURE B.60 – Images classifiées à partir du modèle radial dans un système Lab



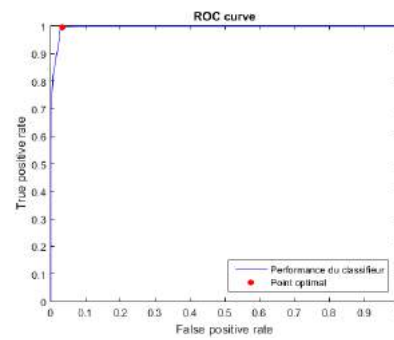
(1) Eau claire



(2) Eau turbide



(3) Calibration



(4) Sans traitement

FIGURE B.61 – Modèle linéaire testé sur le système de couleur RGB sur l'image (c)

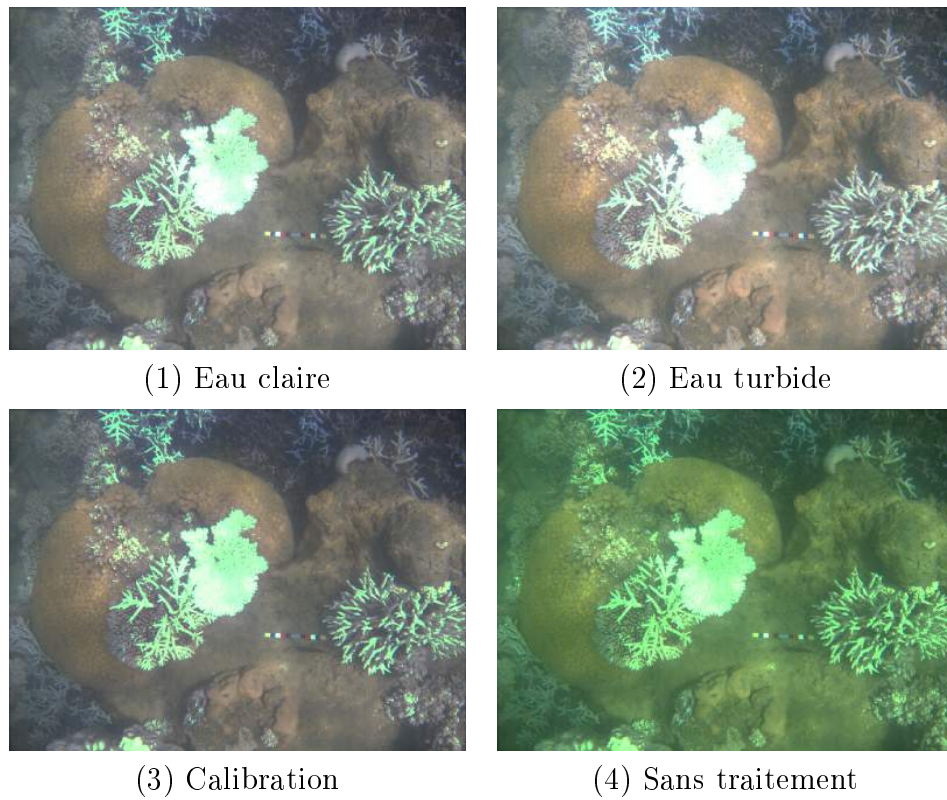


FIGURE B.62 – Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système RGB

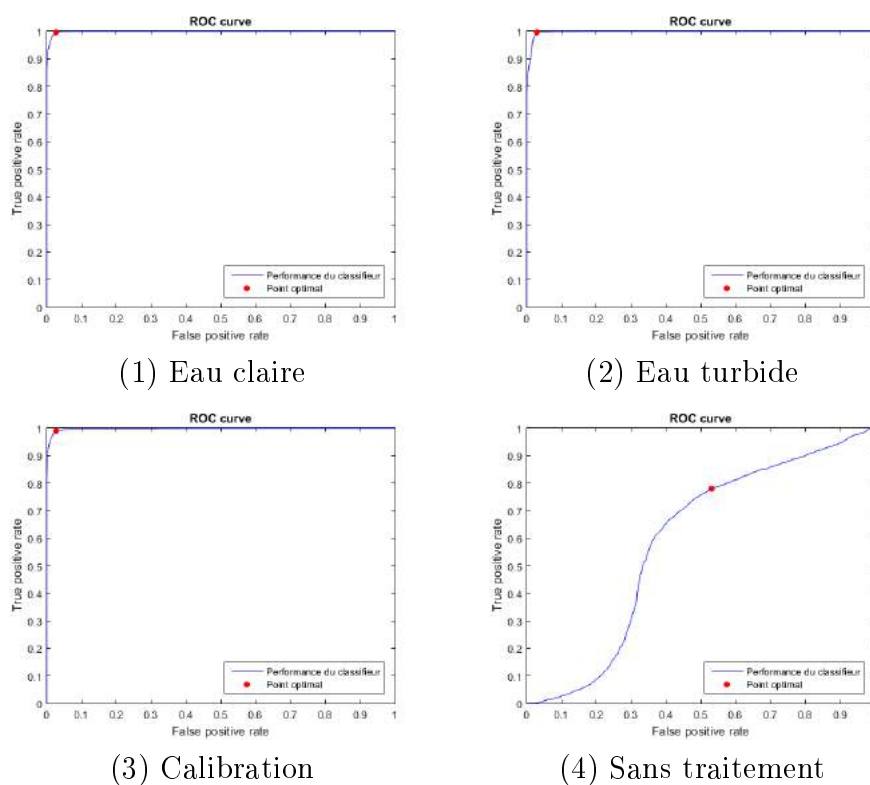


FIGURE B.63 – Modèle polynomial testé sur le système de couleur RGB sur l'image (c)

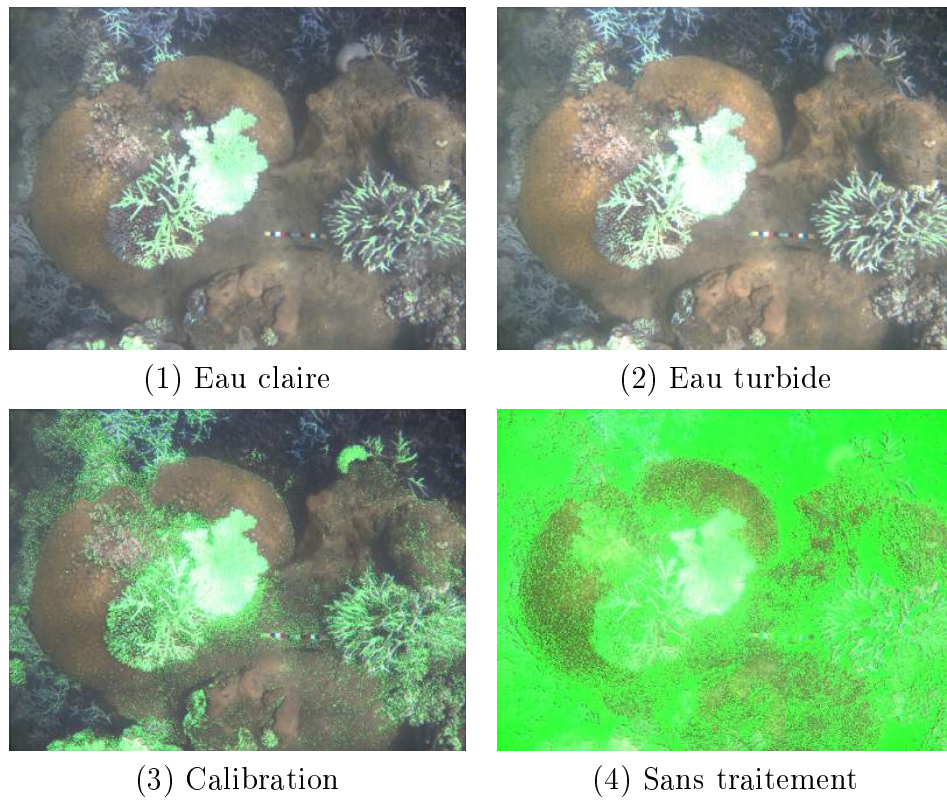
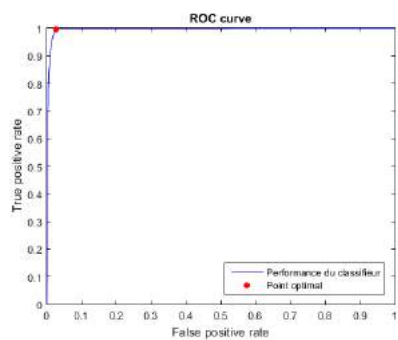
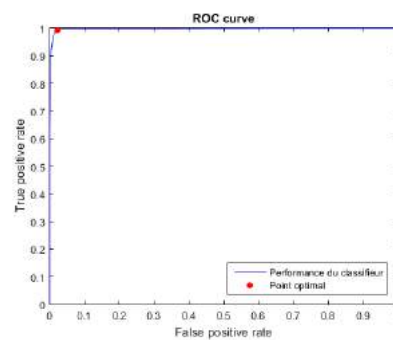


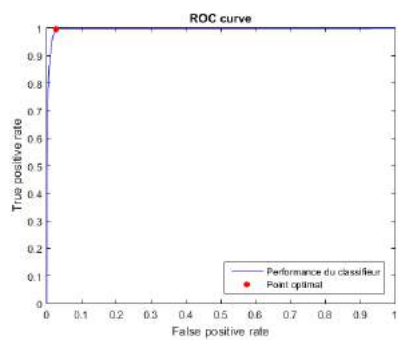
FIGURE B.64 – Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système RGB



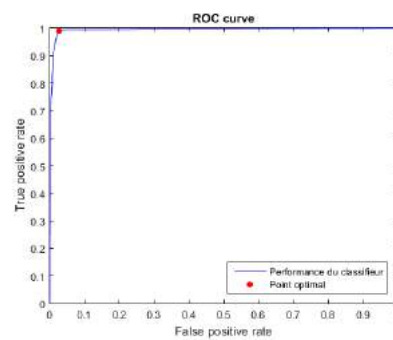
(1) Eau claire



(2) Eau turbide



(3) Calibration



(4) Sans traitement

FIGURE B.65 – Modèle radial testé sur le système de couleur RGB sur l'image (c)

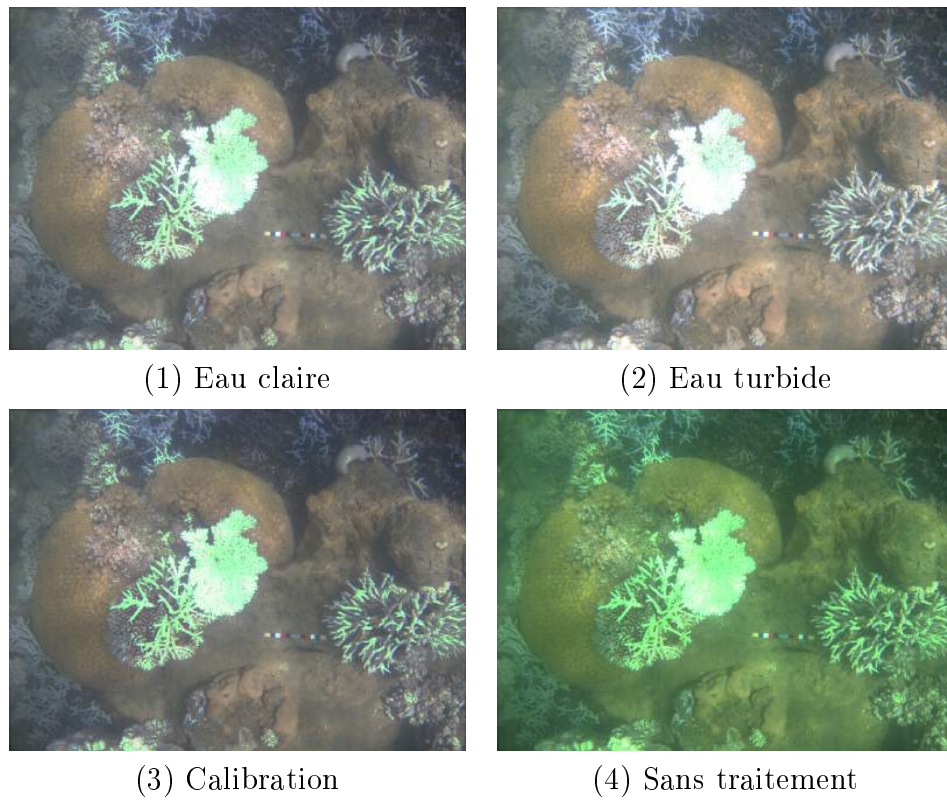
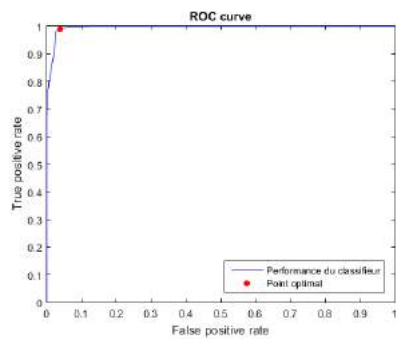
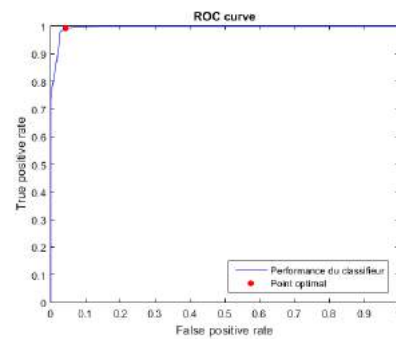


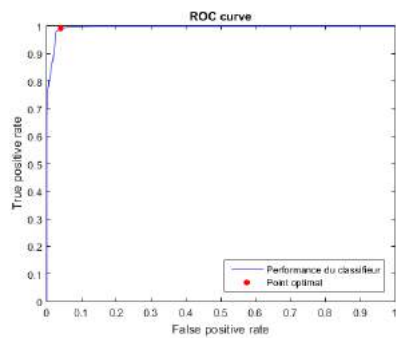
FIGURE B.66 – Images classifiées à partir du modèle radial dans un système RGB



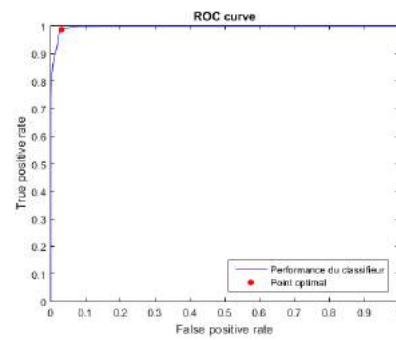
(1) Eau claire



(2) Eau turbide



(3) Calibration



(4) Sans traitement

FIGURE B.67 – Modèle linéaire testé sur le système de couleur XYZ sur l'image (c)

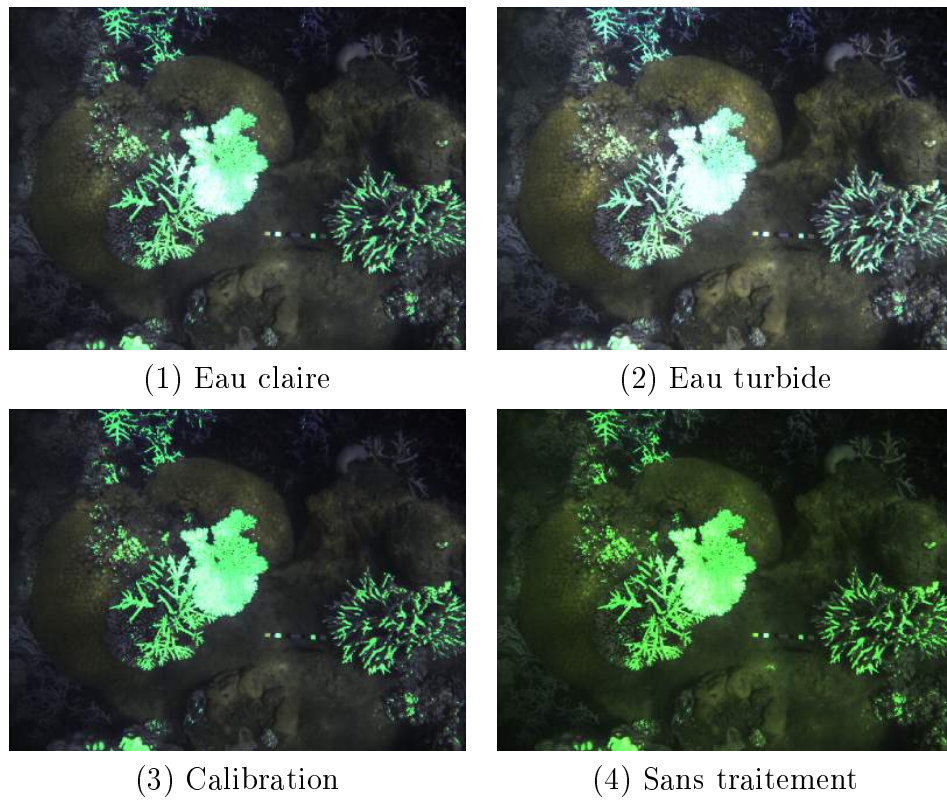


FIGURE B.68 – Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système XYZ

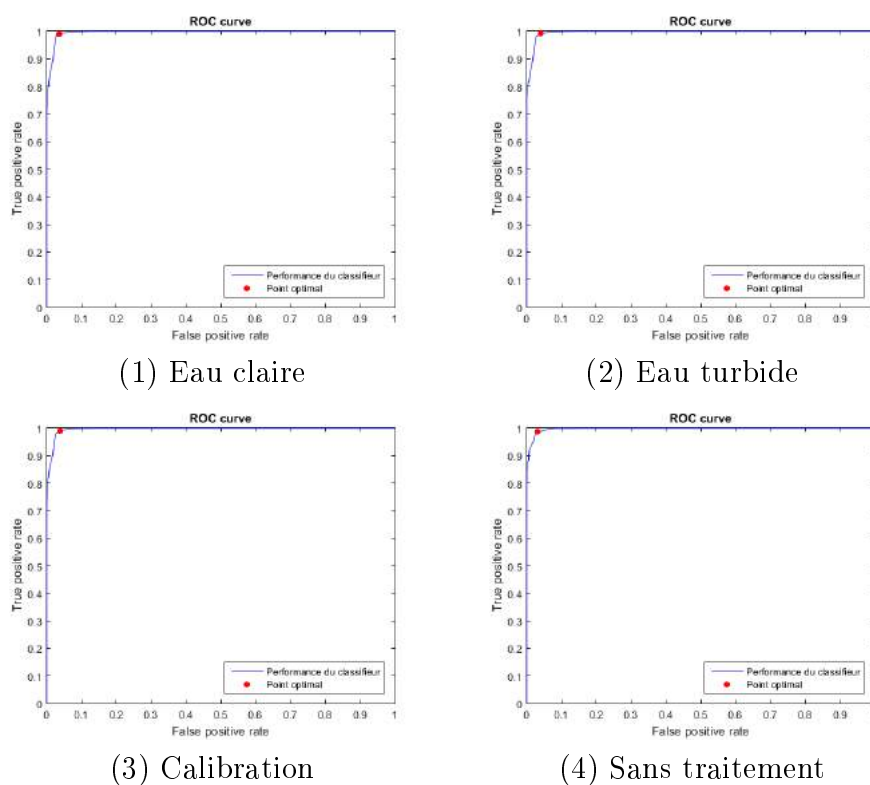


FIGURE B.69 – Modèle polynomial testé sur le système de couleur XYZ sur l'image (c)

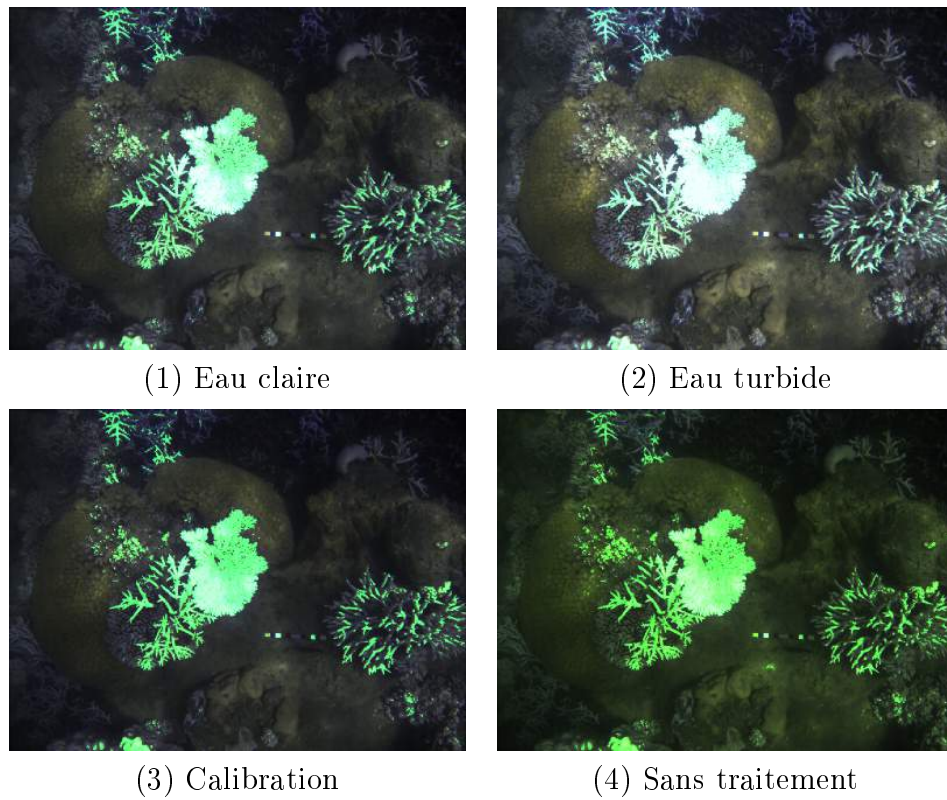
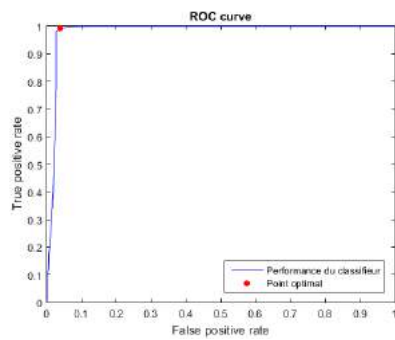
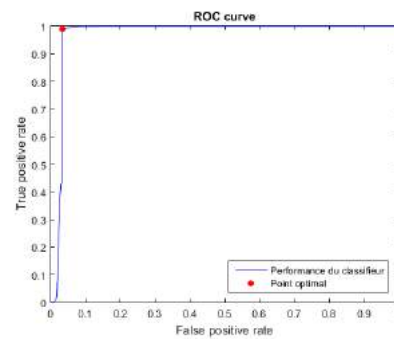


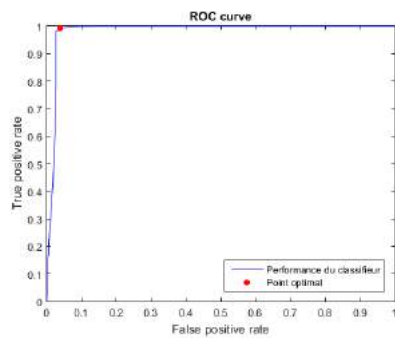
FIGURE B.70 – Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système XYZ



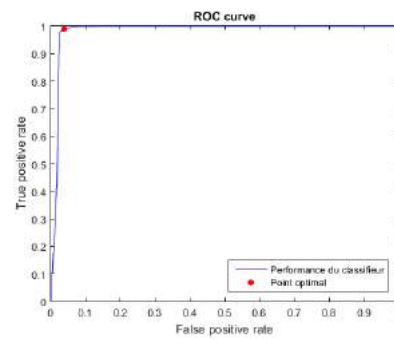
(1) Eau claire



(2) Eau turbide



(3) Calibration



(4) Sans traitement

FIGURE B.71 – Modèle radial testé sur le système de couleur XYZ sur l'image (c)

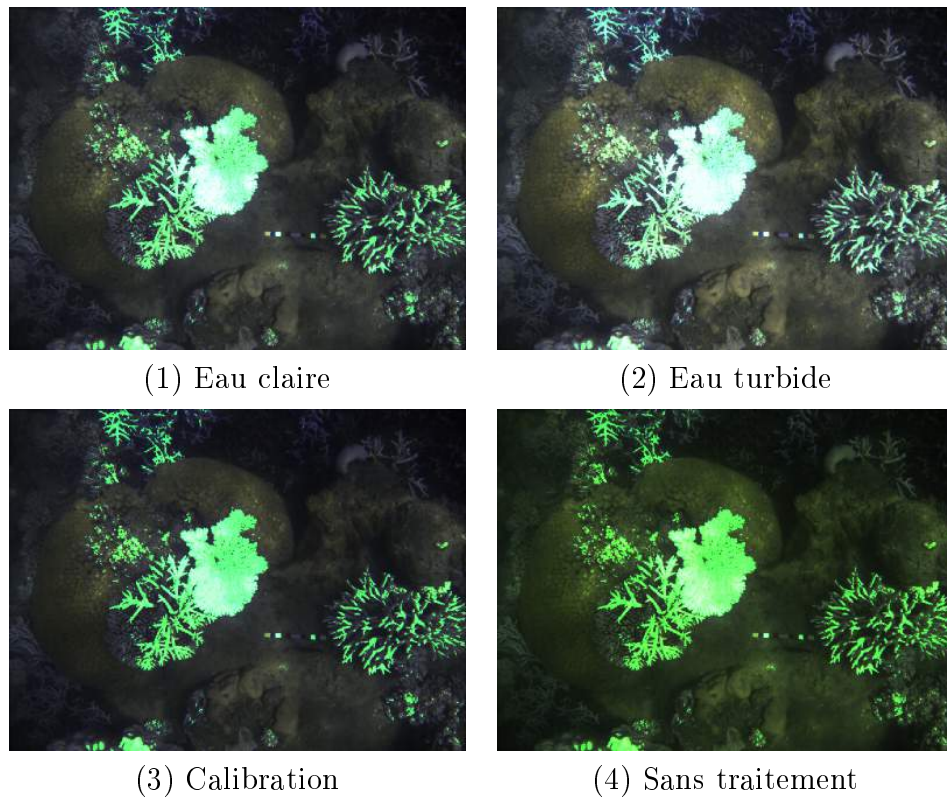


FIGURE B.72 – Images classifiées à partir du modèle radial dans un système XYZ

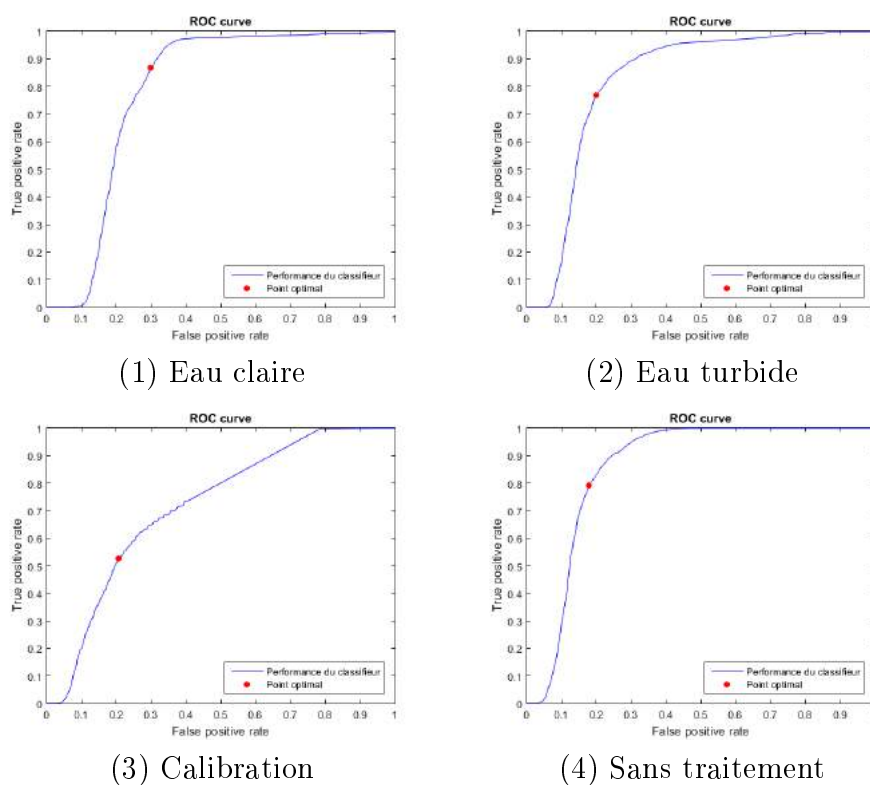


FIGURE B.73 – Modèle linéaire testé sur le système de couleur HSV sur l'image (d)

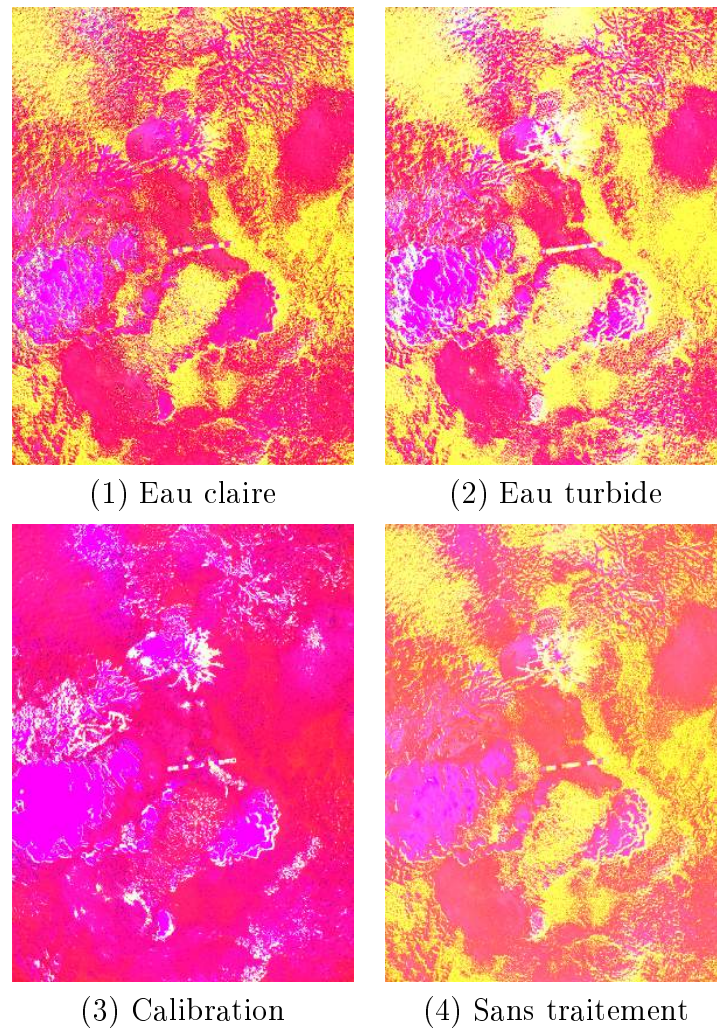


FIGURE B.74 – Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système HSV

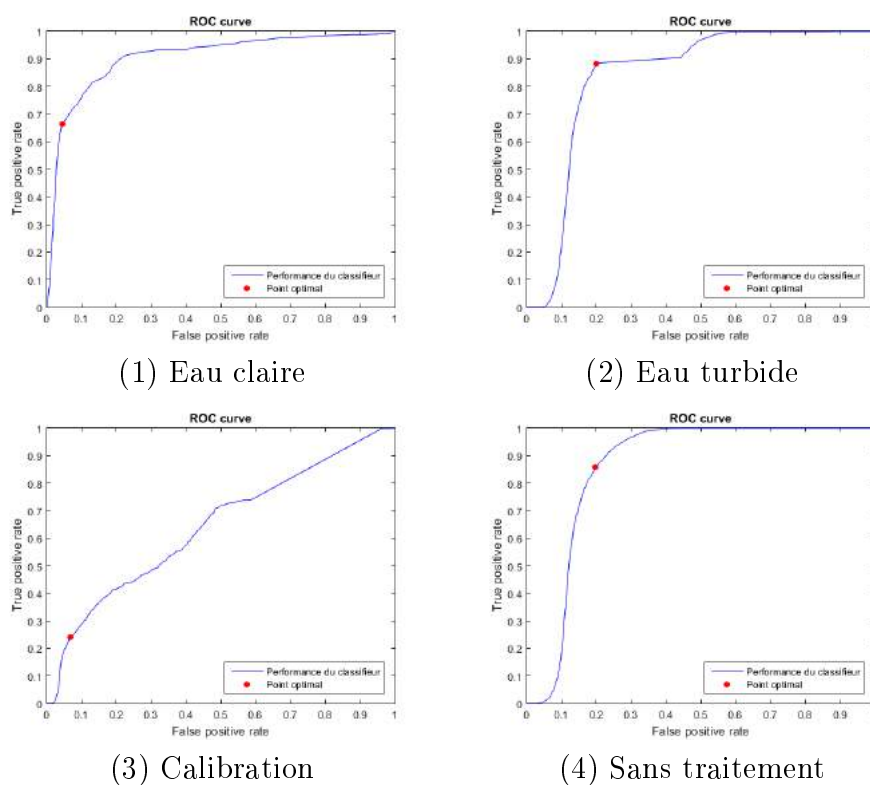


FIGURE B.75 – Modèle polynomial testé sur le système de couleur HSV sur l'image (d)

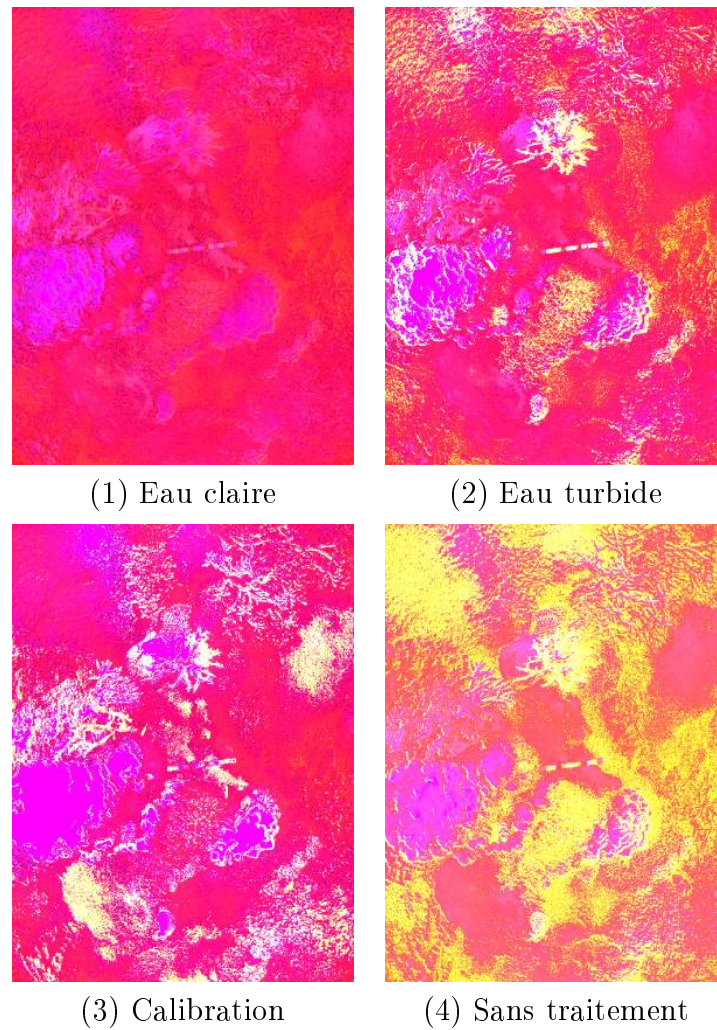
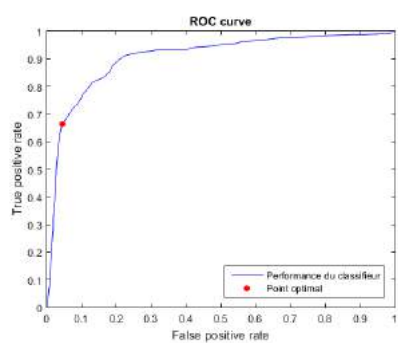
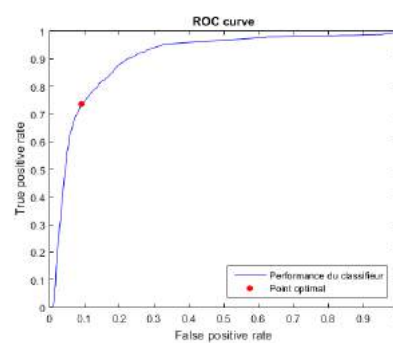


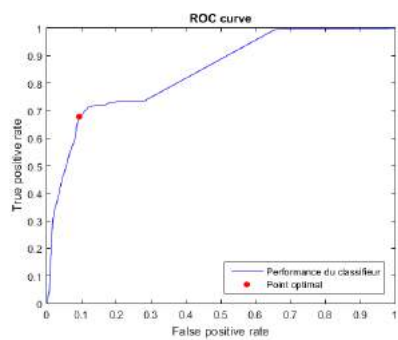
FIGURE B.76 – Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système HSV



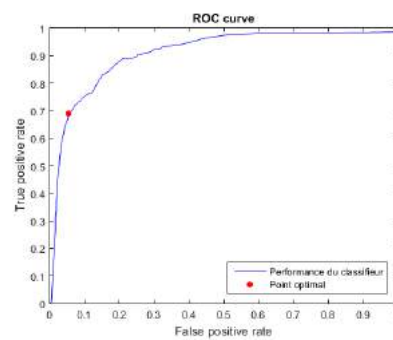
(1) Eau claire



(2) Eau turbide



(3) Calibration



(4) Sans traitement

FIGURE B.77 – Modèle radial testé sur le système de couleur HSV sur l'image (d)

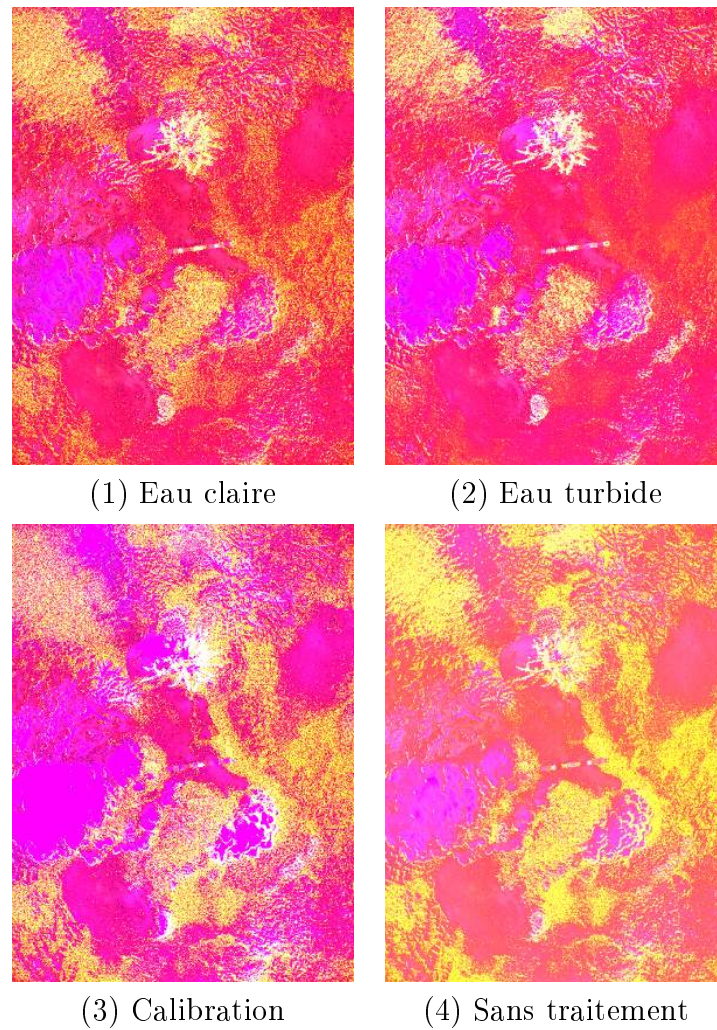


FIGURE B.78 – Images classifiées à partir du modèle radial dans un système HSV

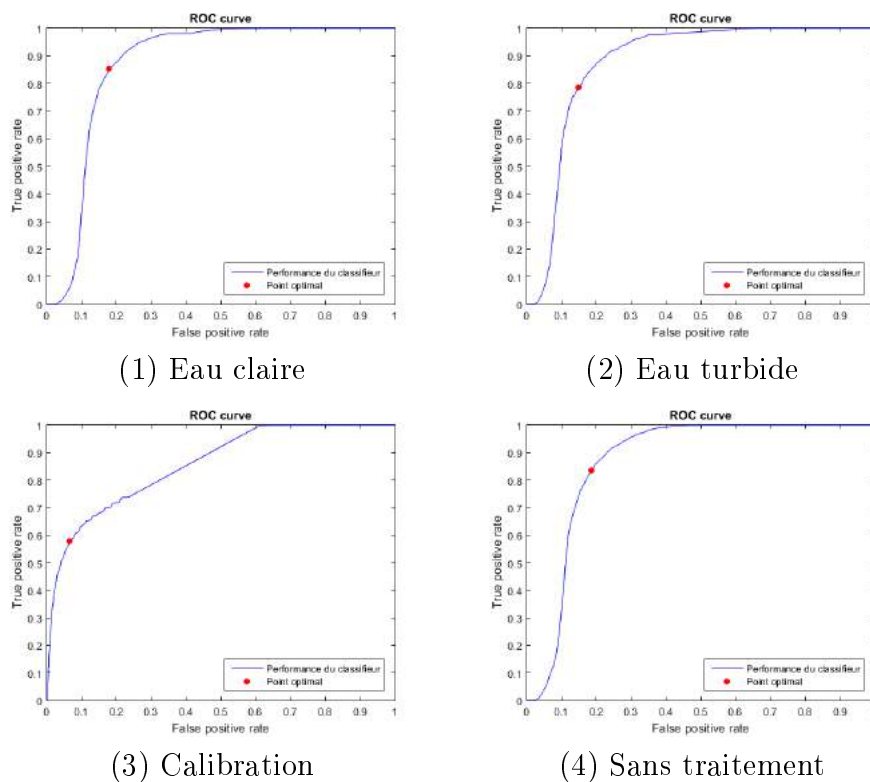


FIGURE B.79 – Modèle linéaire testé sur le système de couleur Lab sur l'image (d)

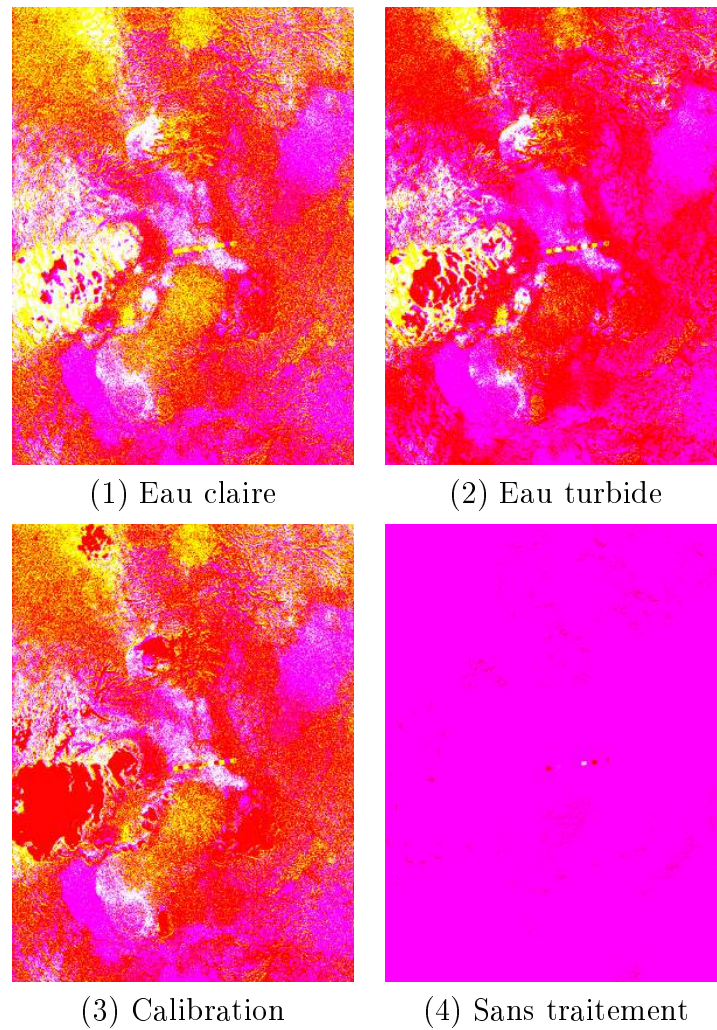
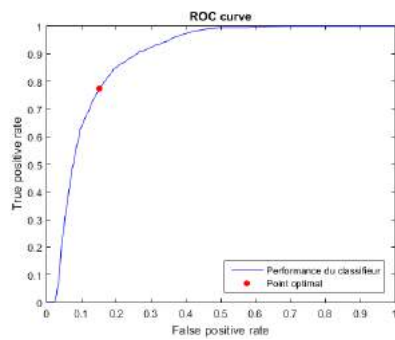
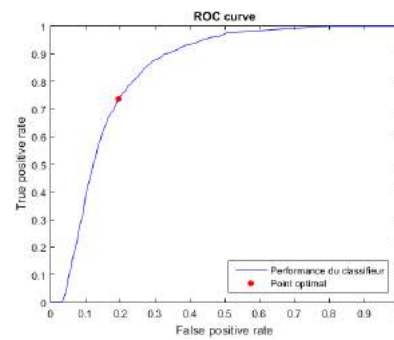


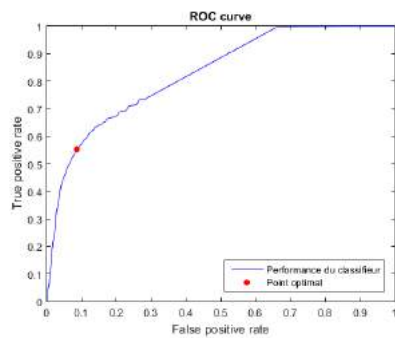
FIGURE B.80 – Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système Lab



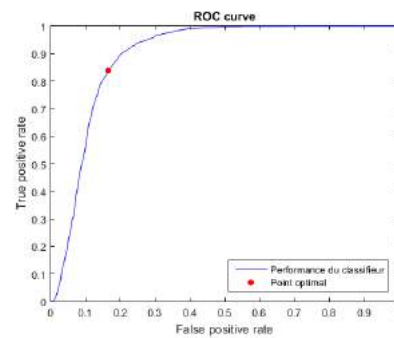
(1) Eau claire



(2) Eau turbide



(3) Calibration



(4) Sans traitement

FIGURE B.81 – Modèle polynomial testé sur le système de couleur Lab sur l'image (d)

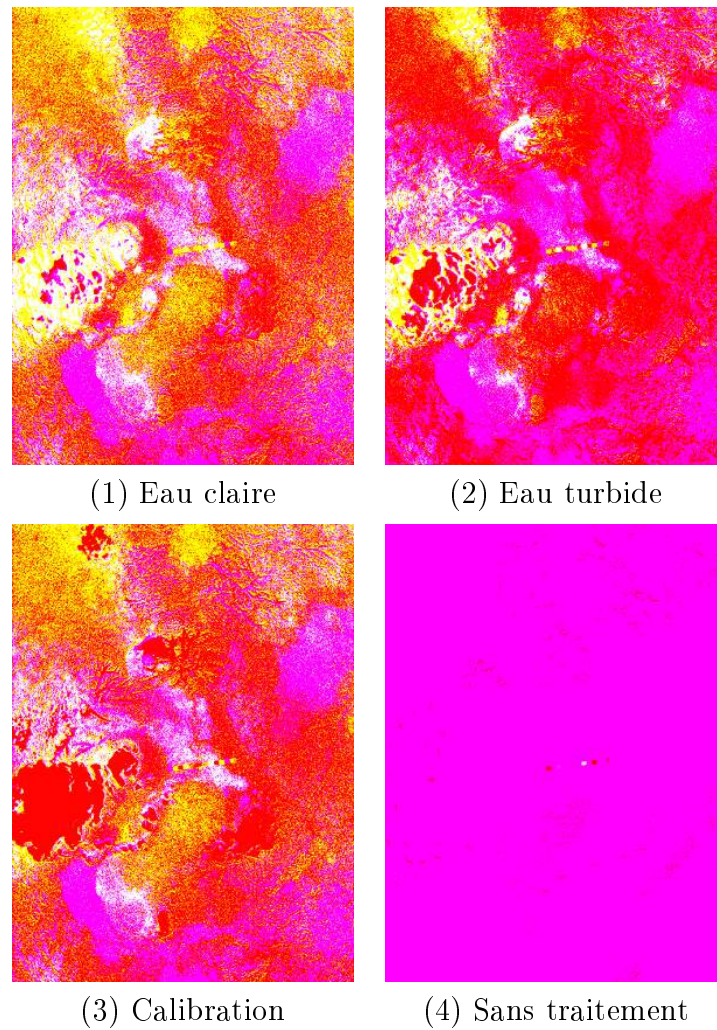
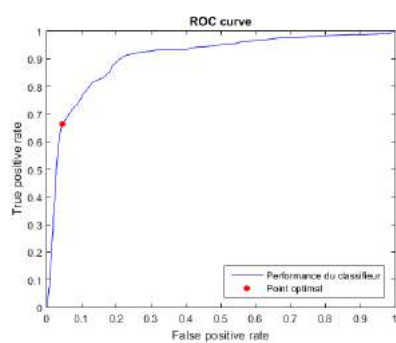
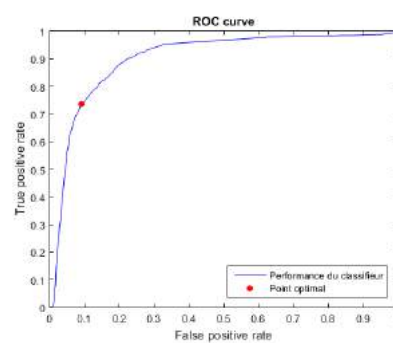


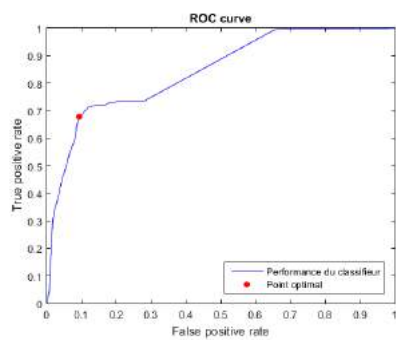
FIGURE B.82 – Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système Lab



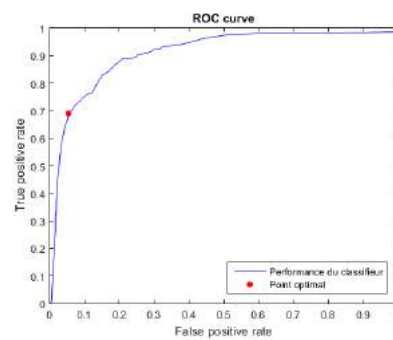
(1) Eau claire



(2) Eau turbide



(3) Calibration



(4) Sans traitement

FIGURE B.83 – Modèle radial testé sur le système de couleur Lab sur l'image (d)

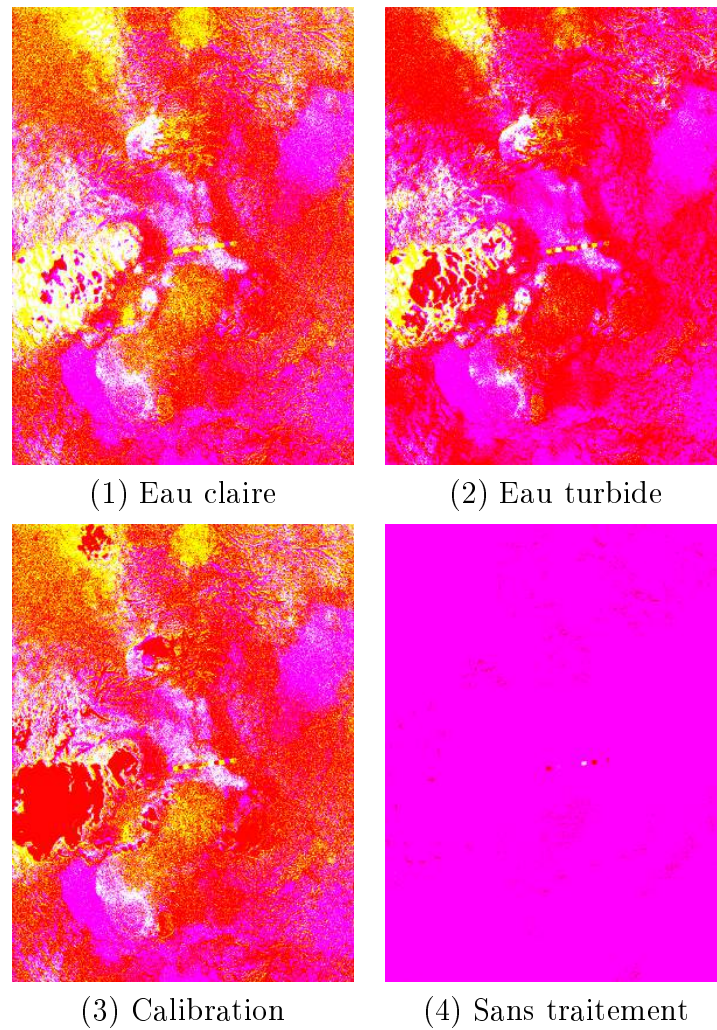
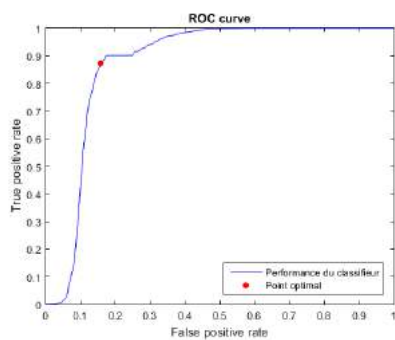
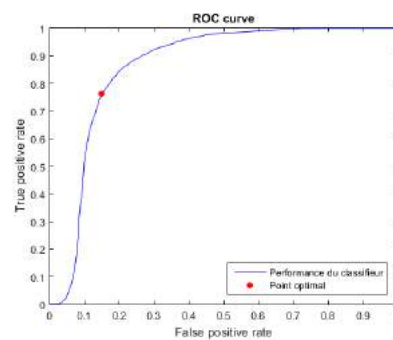


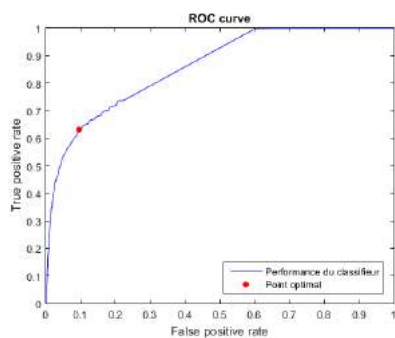
FIGURE B.84 – Images classifiées à partir du modèle radial dans un système Lab



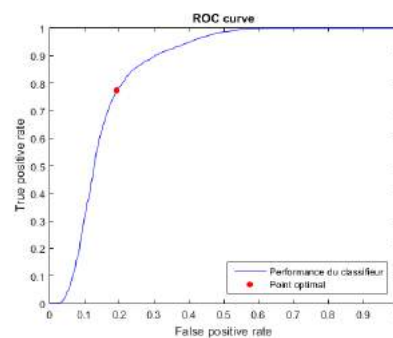
(1) Eau claire



(2) Eau turbide



(3) Calibration



(4) Sans traitement

FIGURE B.85 – Modèle linéaire testé sur le système de couleur RGB sur l'image (d)

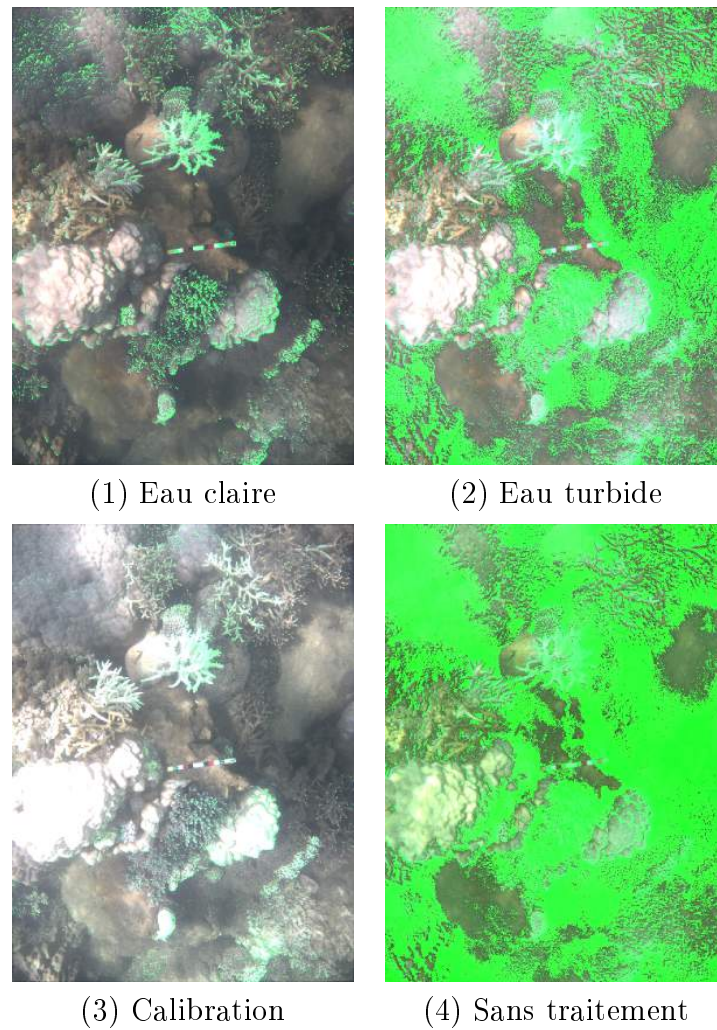
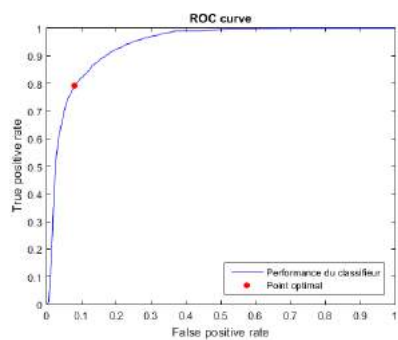
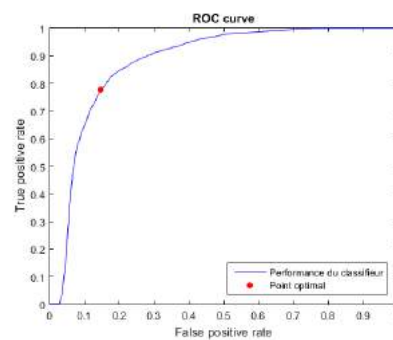


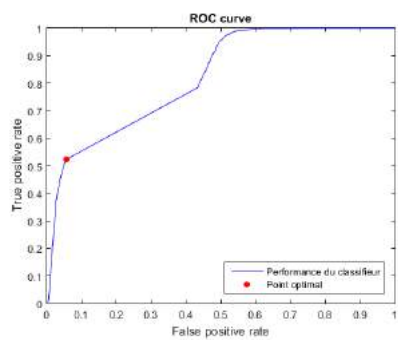
FIGURE B.86 – Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système RGB



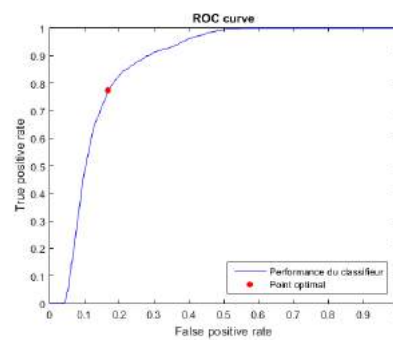
(1) Eau claire



(2) Eau turbide



(3) Calibration



(4) Sans traitement

FIGURE B.87 – Modèle polynomial testé sur le système de couleur RGB sur l'image (d)

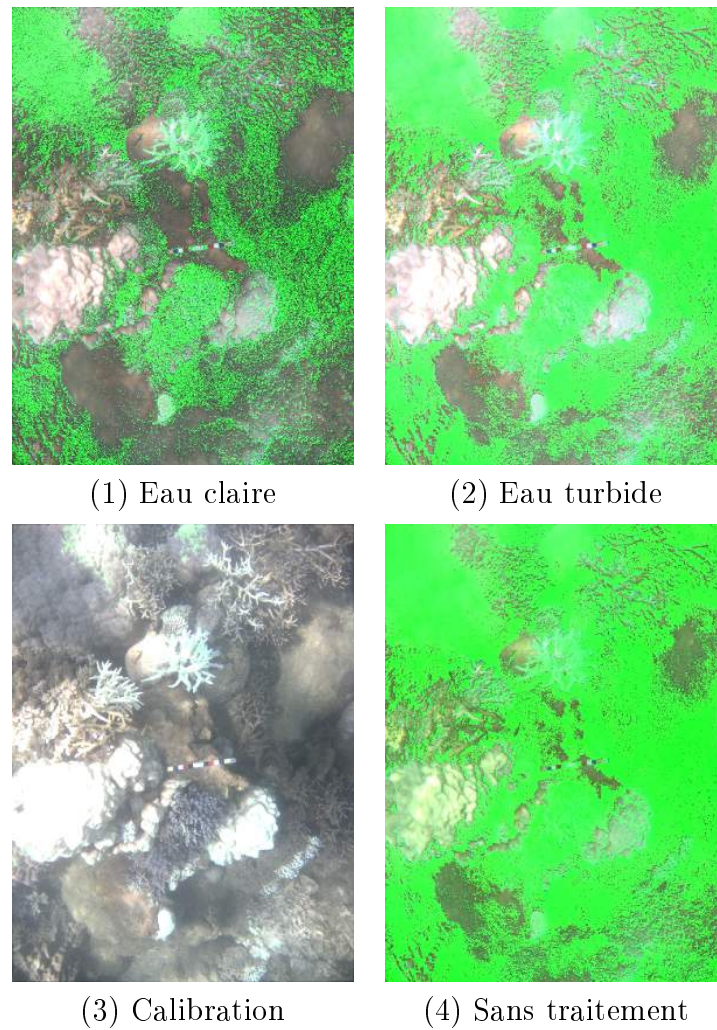
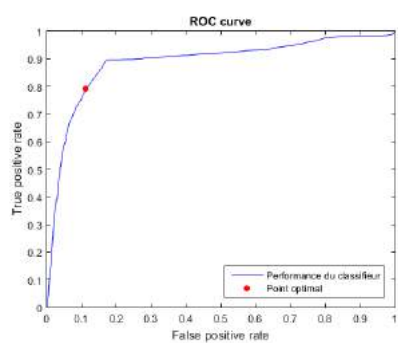
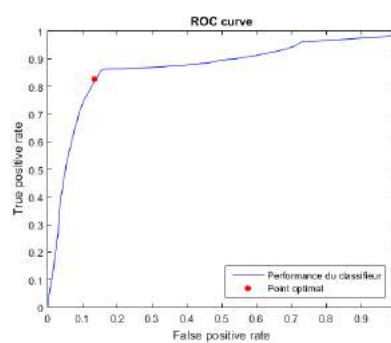


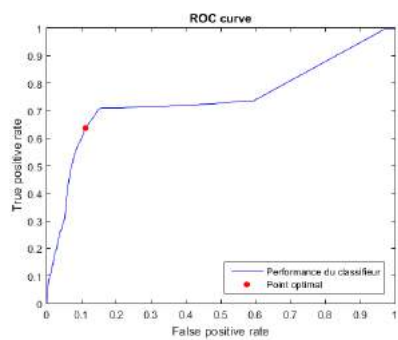
FIGURE B.88 – Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système RGB



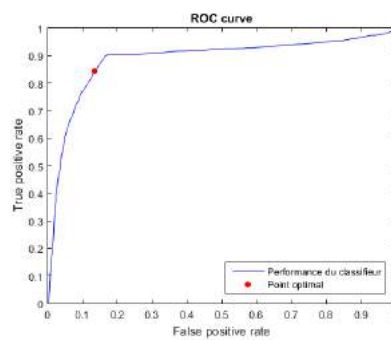
(1) Eau claire



(2) Eau turbide



(3) Calibration



(4) Sans traitement

FIGURE B.89 – Modèle radial testé sur le système de couleur RGB sur l'image (d)

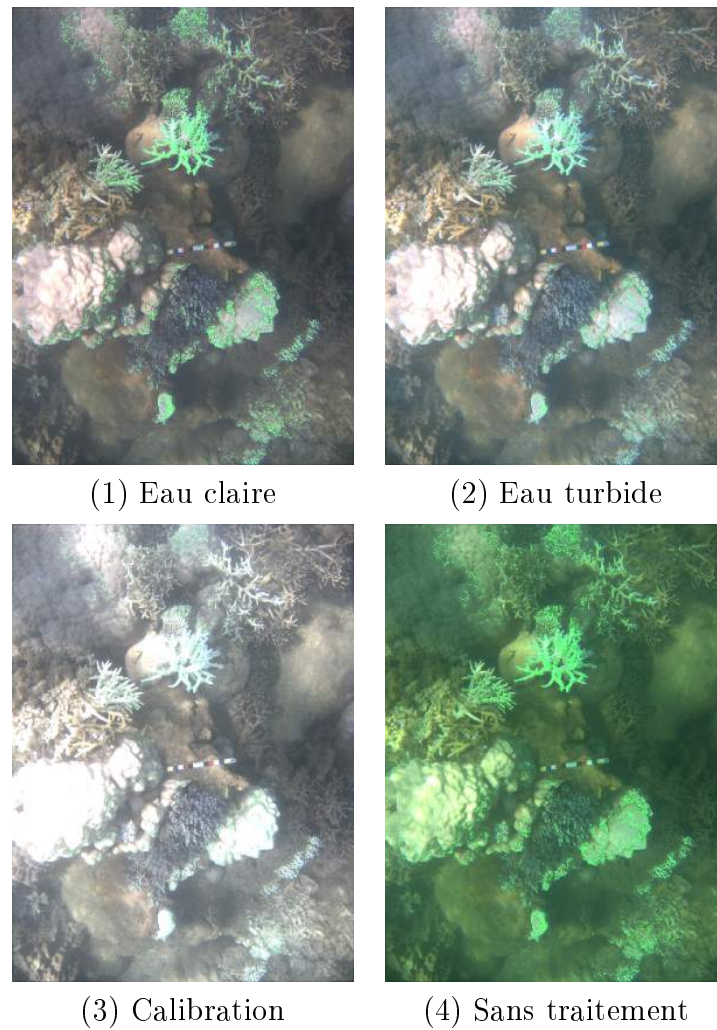
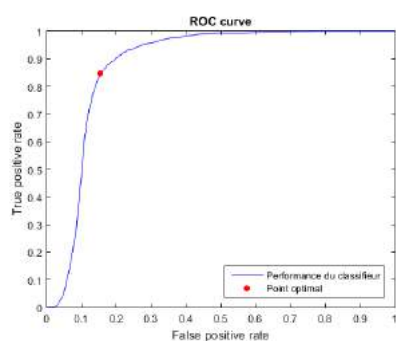
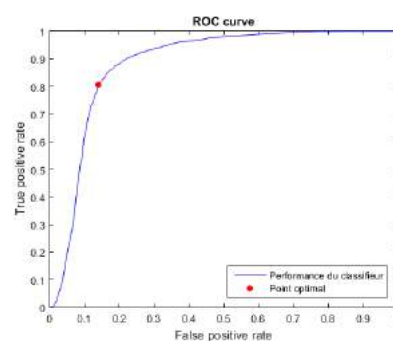


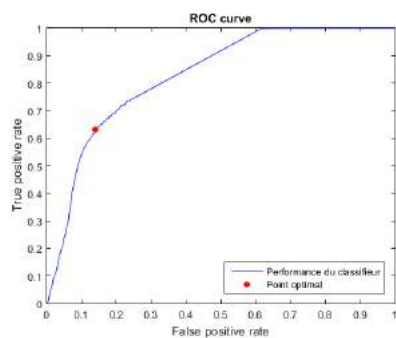
FIGURE B.90 – Images classifiées à partir du modèle radial dans un système RGB



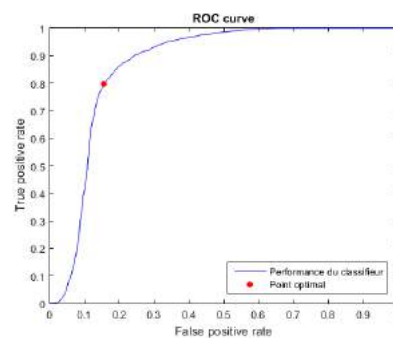
(1) Eau claire



(2) Eau turbide



(3) Calibration



(4) Sans traitement

FIGURE B.91 – Modèle linéaire testé sur le système de couleur XYZ sur l'image (d)

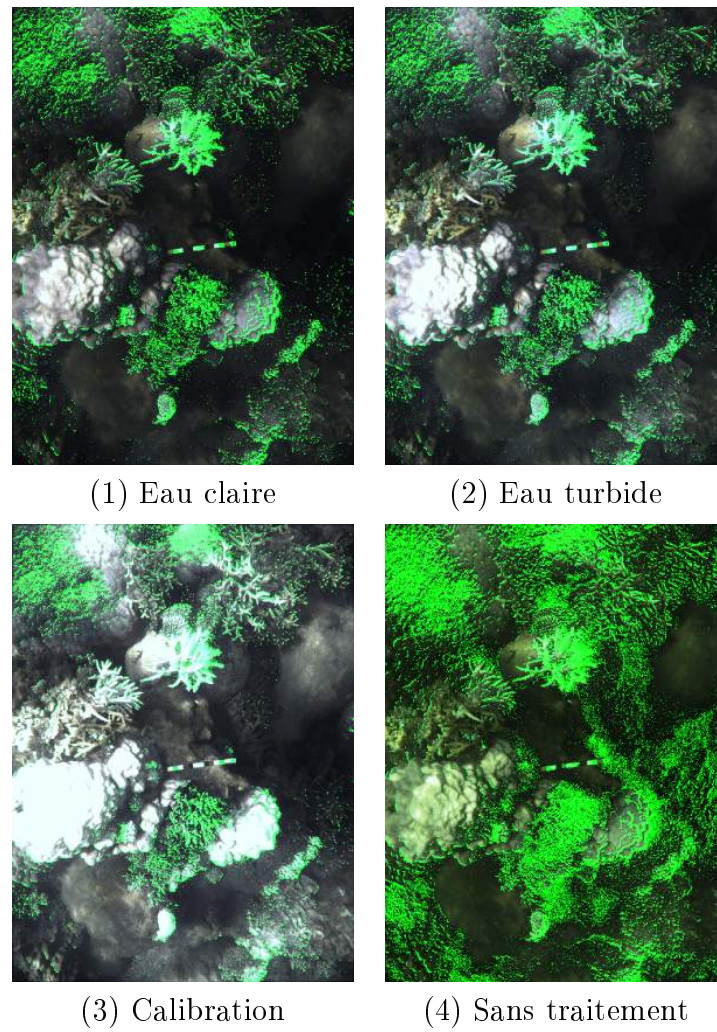


FIGURE B.92 – Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système XYZ

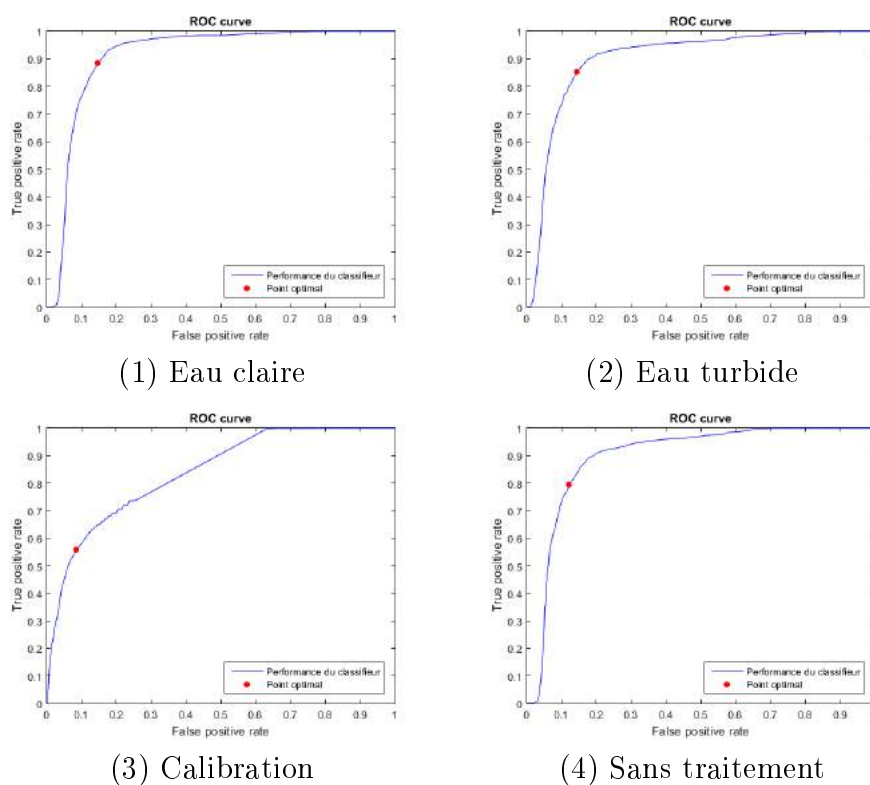


FIGURE B.93 – Modèle polynomial testé sur le système de couleur XYZ sur l'image (d)

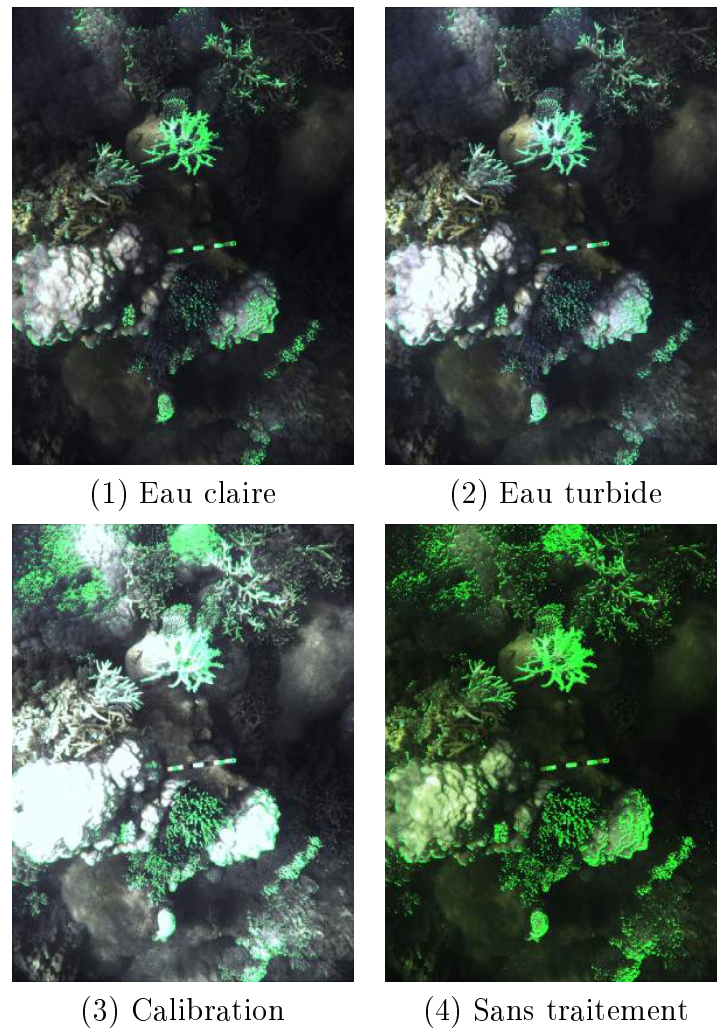
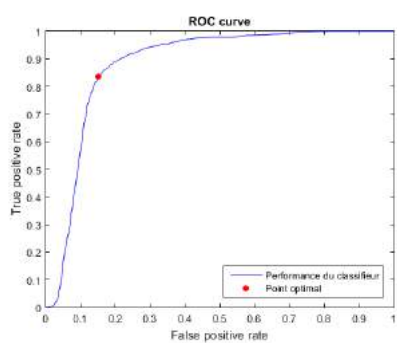
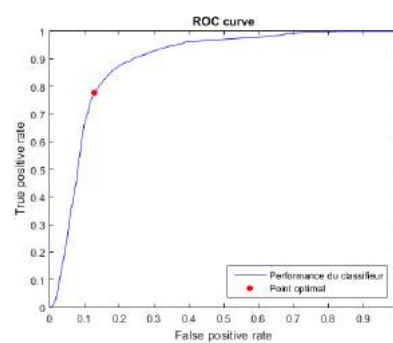


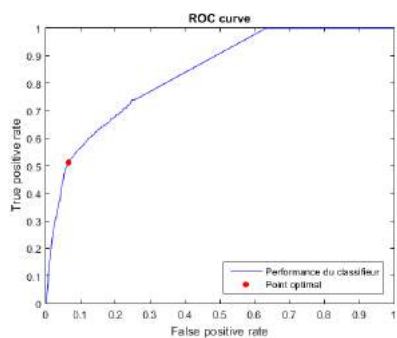
FIGURE B.94 – Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système XYZ



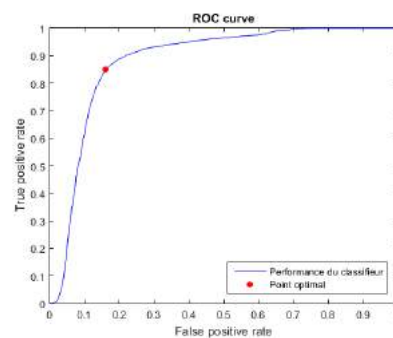
(1) Eau claire



(2) Eau turbide



(3) Calibration



(4) Sans traitement

FIGURE B.95 – Modèle radial testé sur le système de couleur XYZ sur l'image (d)

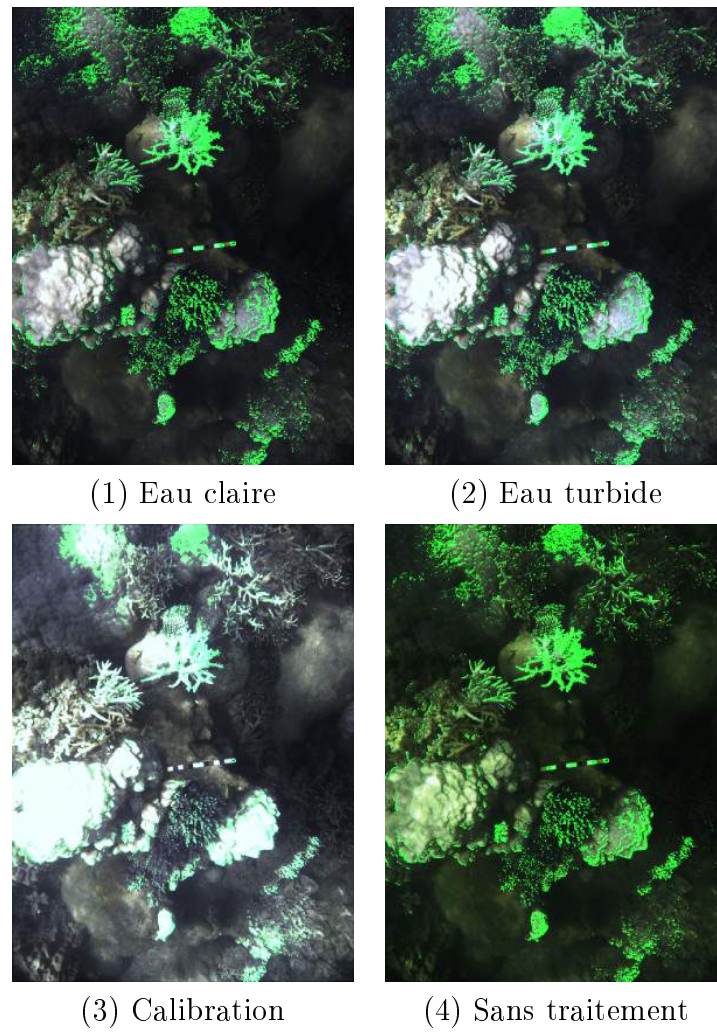
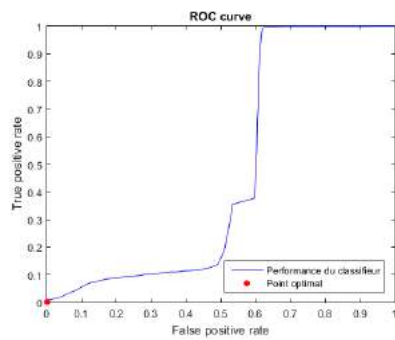
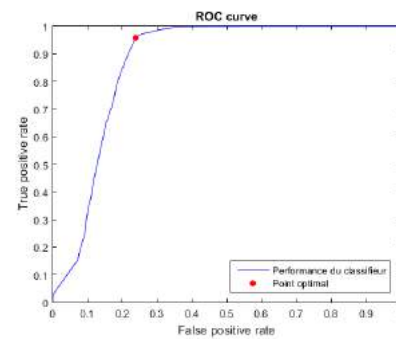


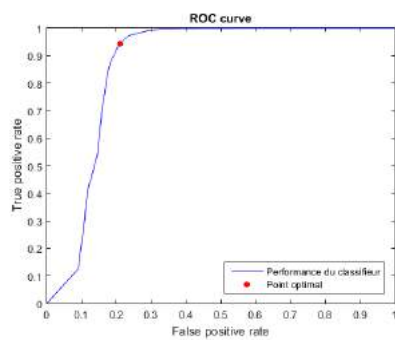
FIGURE B.96 – Images classifiées à partir du modèle radial dans un système XYZ



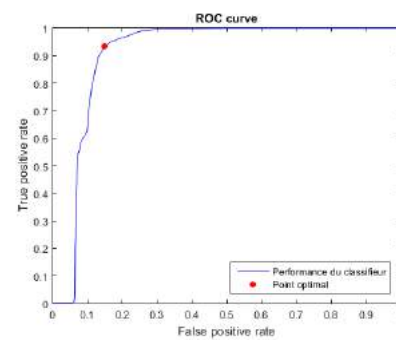
(1) Eau claire



(2) Eau turbide



(3) Calibration



(4) Sans traitement

FIGURE B.97 – Modèle linéaire testé sur le système de couleur HSV sur l'image (e)

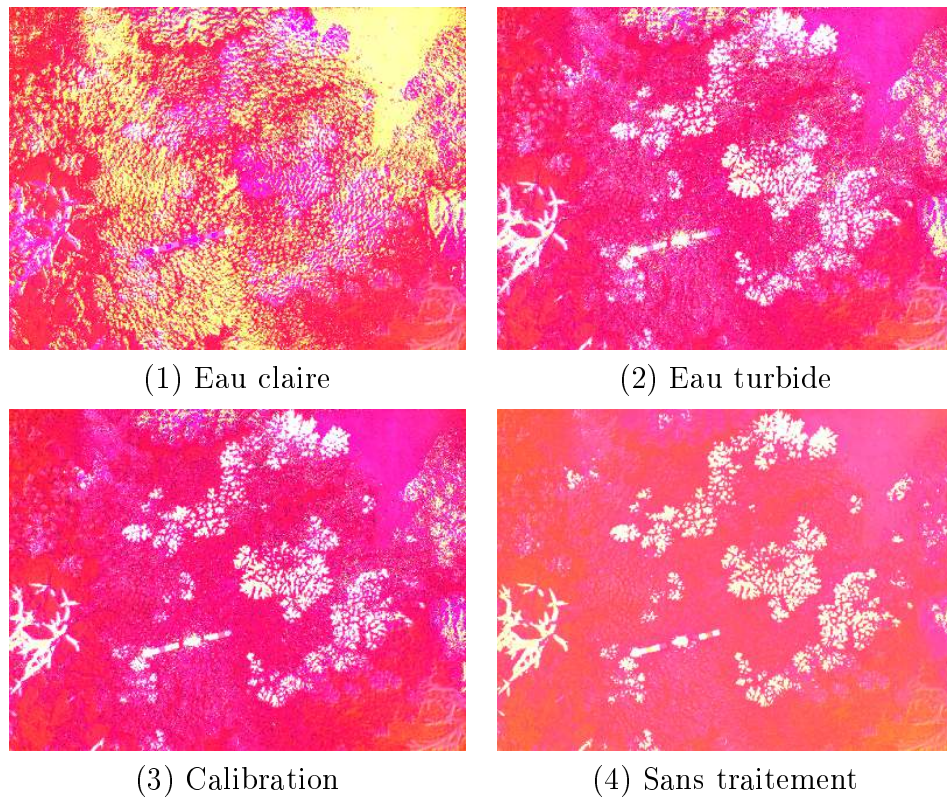
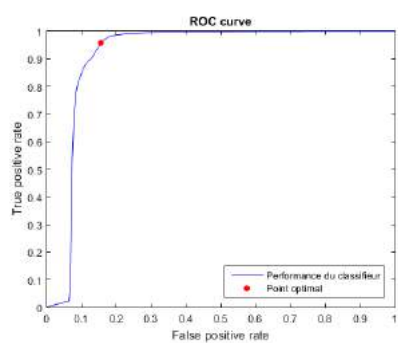
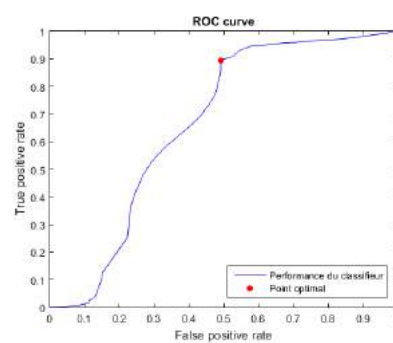


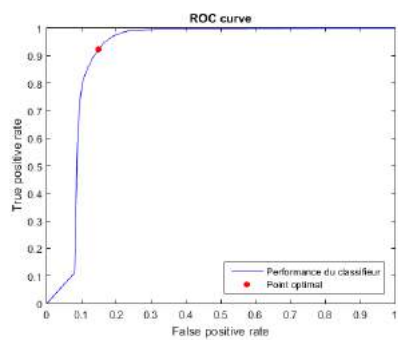
FIGURE B.98 – Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système HSV



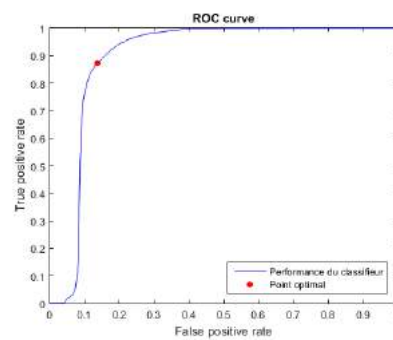
(1) Eau claire



(2) Eau turbide



(3) Calibration



(4) Sans traitement

FIGURE B.99 – Modèle polynomial testé sur le système de couleur HSV sur l'image (e)

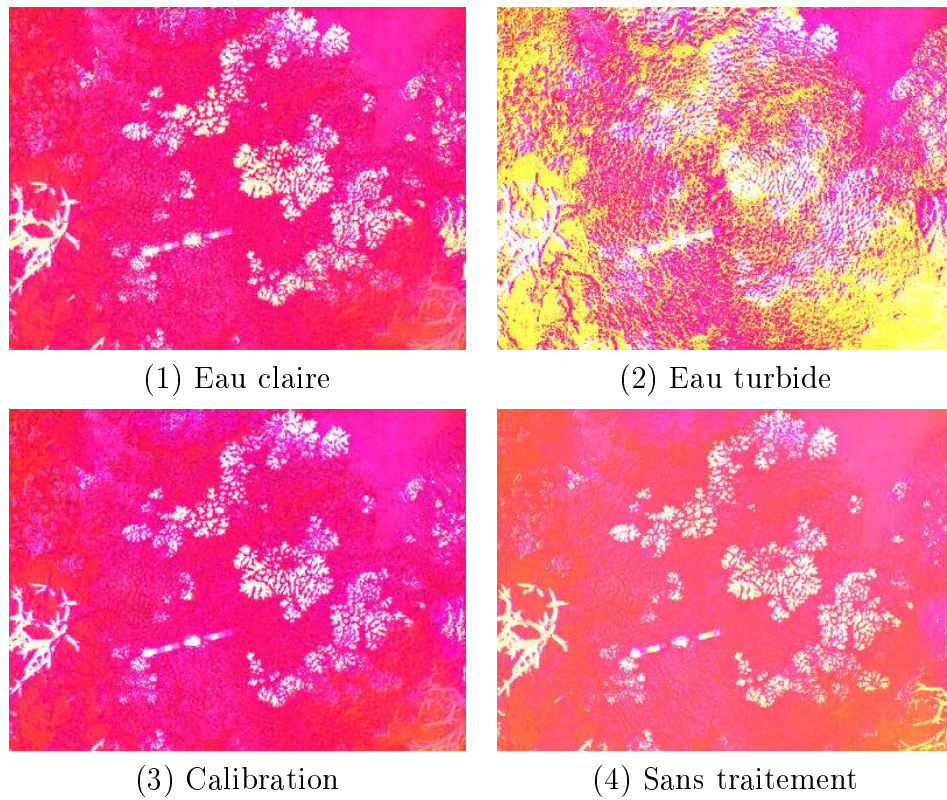
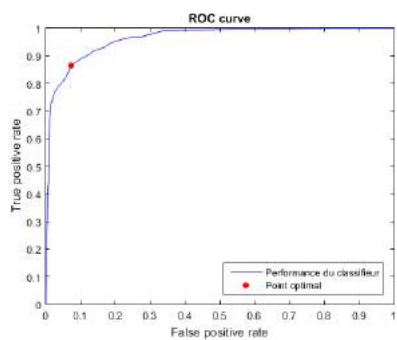
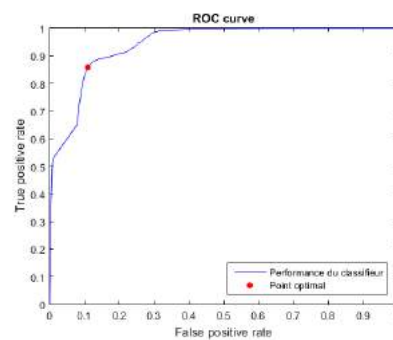


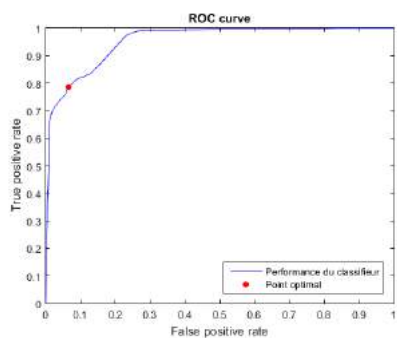
FIGURE B.100 – Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système HSV



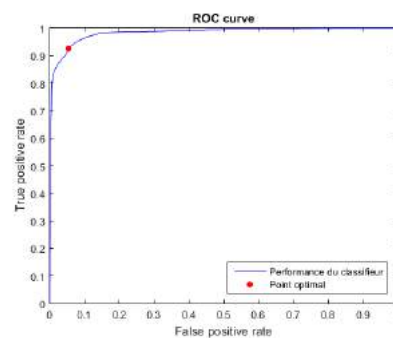
(1) Eau claire



(2) Eau turbide



(3) Calibration



(4) Sans traitement

FIGURE B.101 – Modèle radial testé sur le système de couleur HSV sur l'image (e)

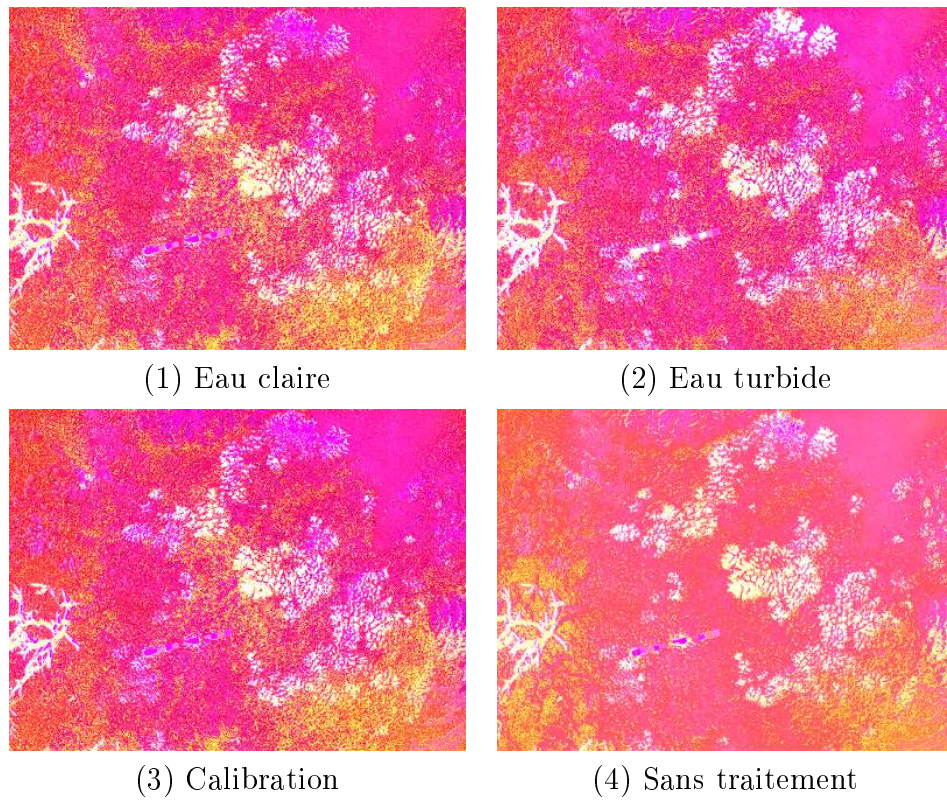
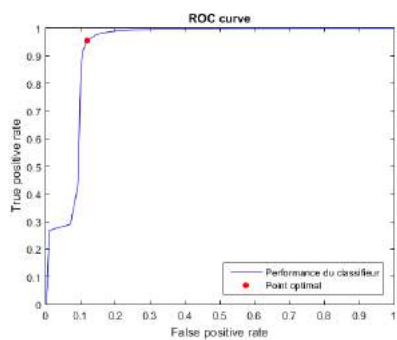
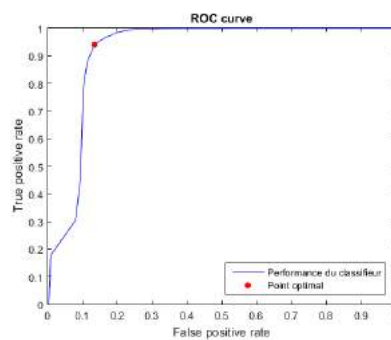


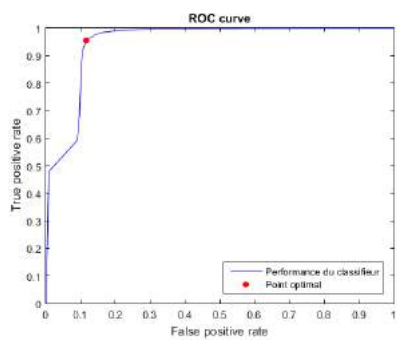
FIGURE B.102 – Images classifiées à partir du modèle radial dans un système HSV



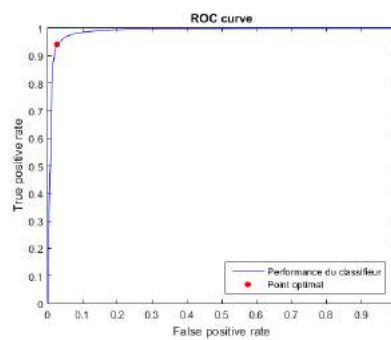
(1) Eau claire



(2) Eau turbide



(3) Calibration



(4) Sans traitement

FIGURE B.103 – Modèle linéaire testé sur le système de couleur Lab sur l'image (e)

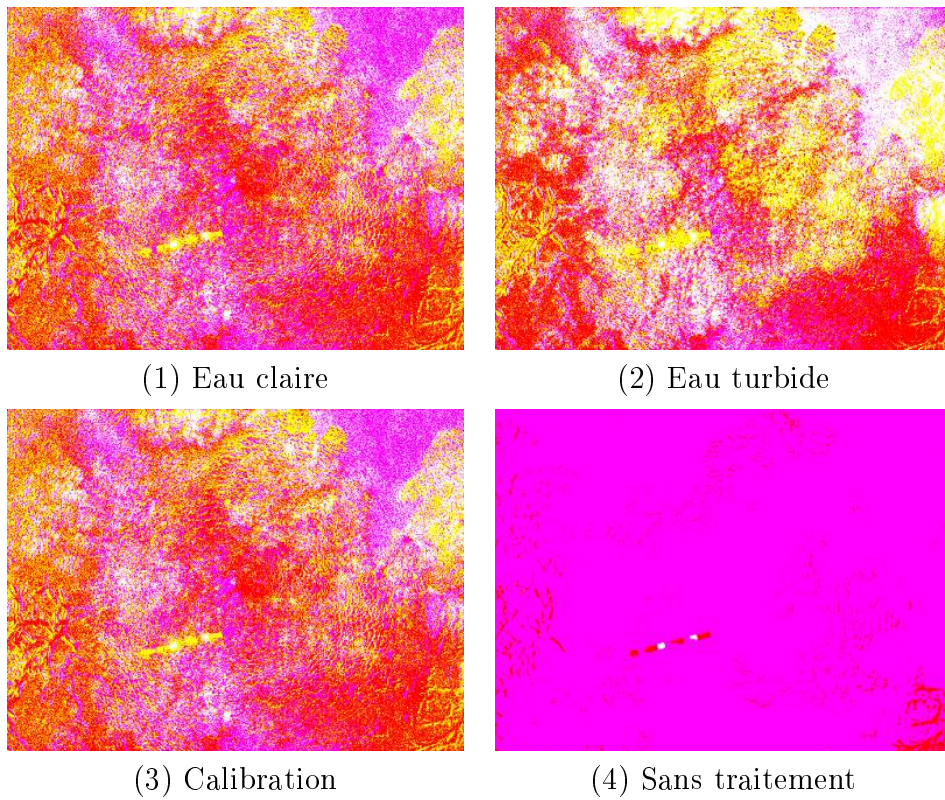


FIGURE B.104 – Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système Lab

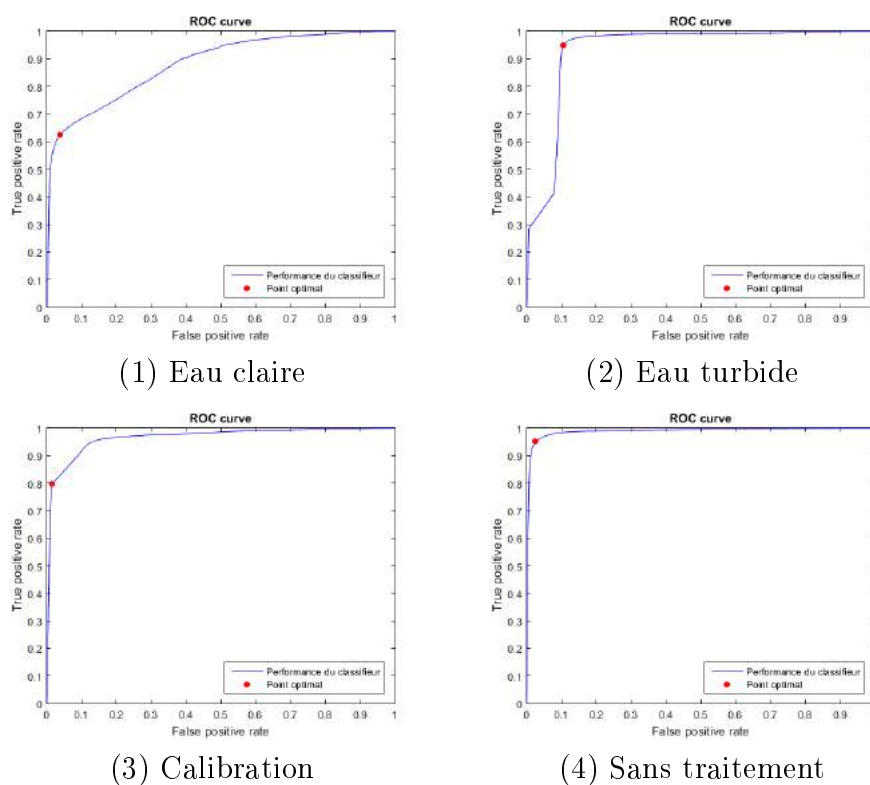


FIGURE B.105 – Modèle polynomial testé sur le système de couleur Lab sur l'image (e)

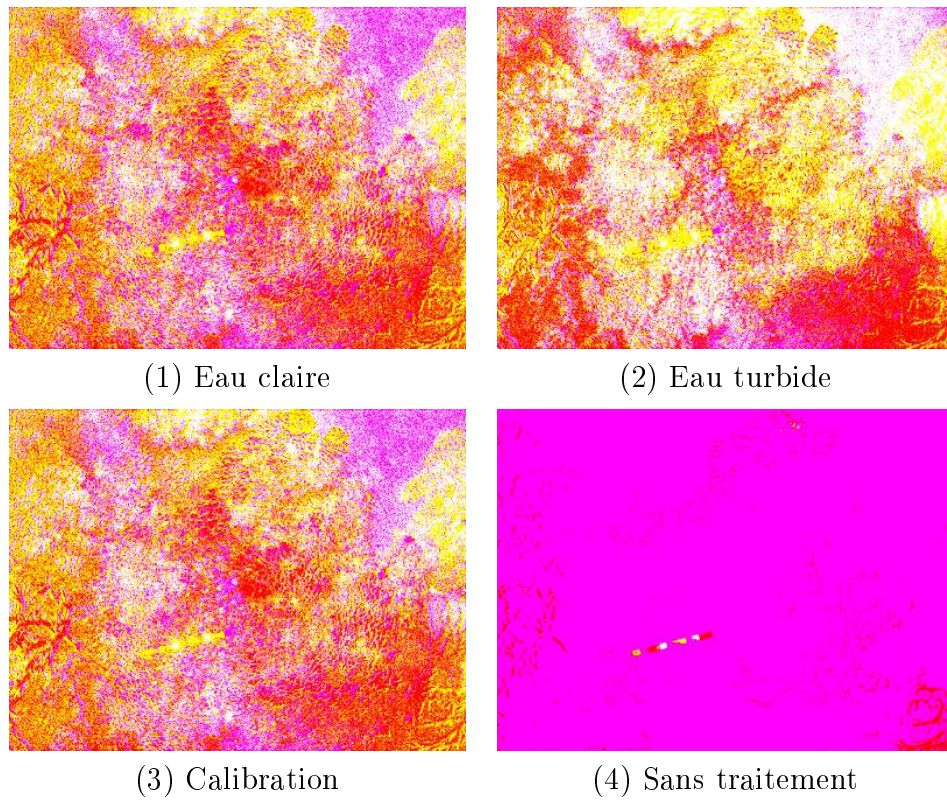


FIGURE B.106 – Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système Lab

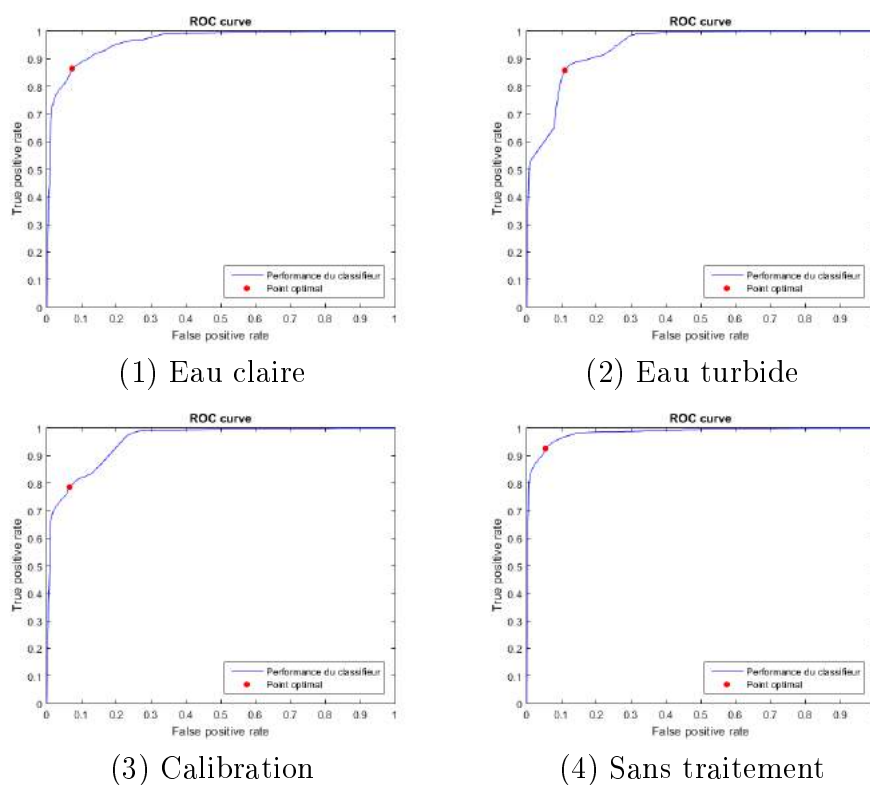


FIGURE B.107 – Modèle radial testé sur le système de couleur Lab sur l'image (e)

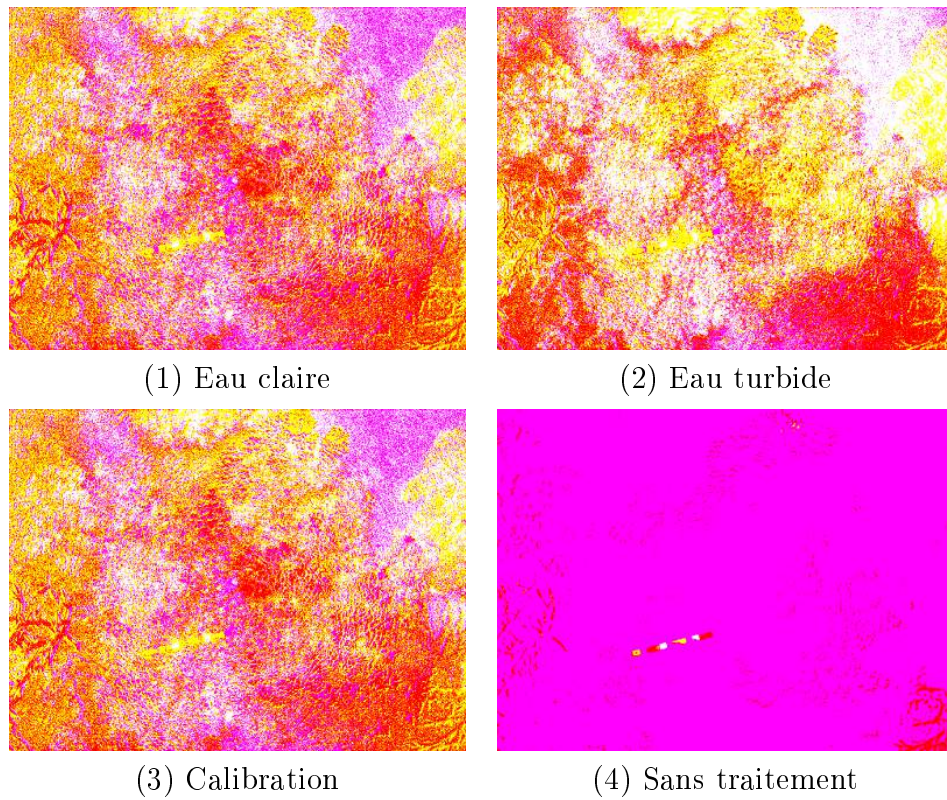


FIGURE B.108 – Images classifiées à partir du modèle radial dans un système Lab

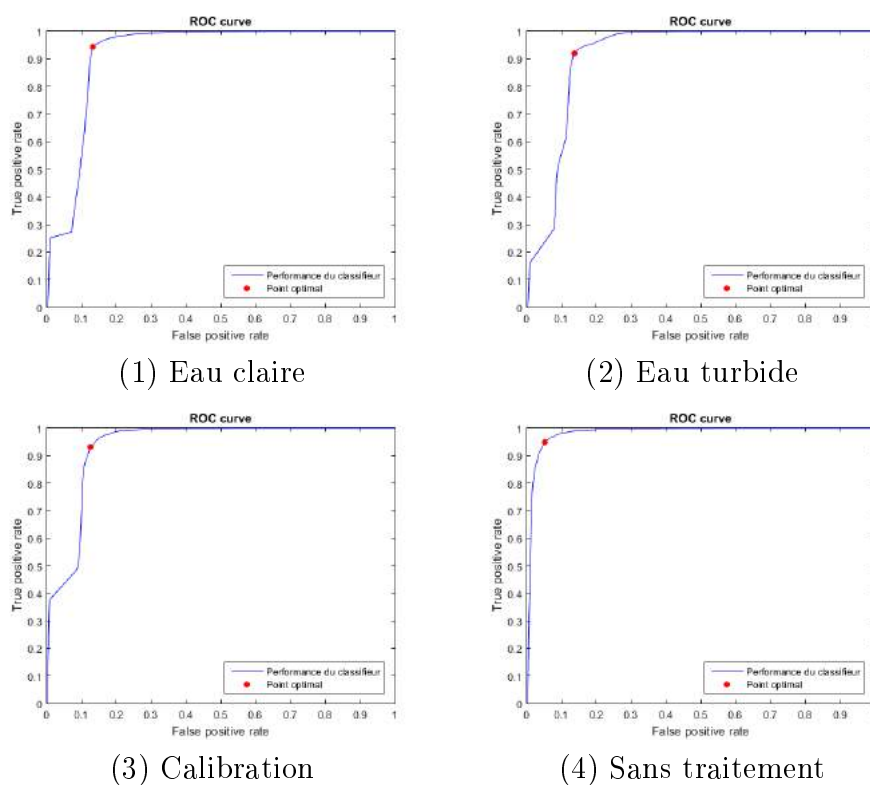


FIGURE B.109 – Modèle linéaire testé sur le système de couleur RGB sur l'image (e)

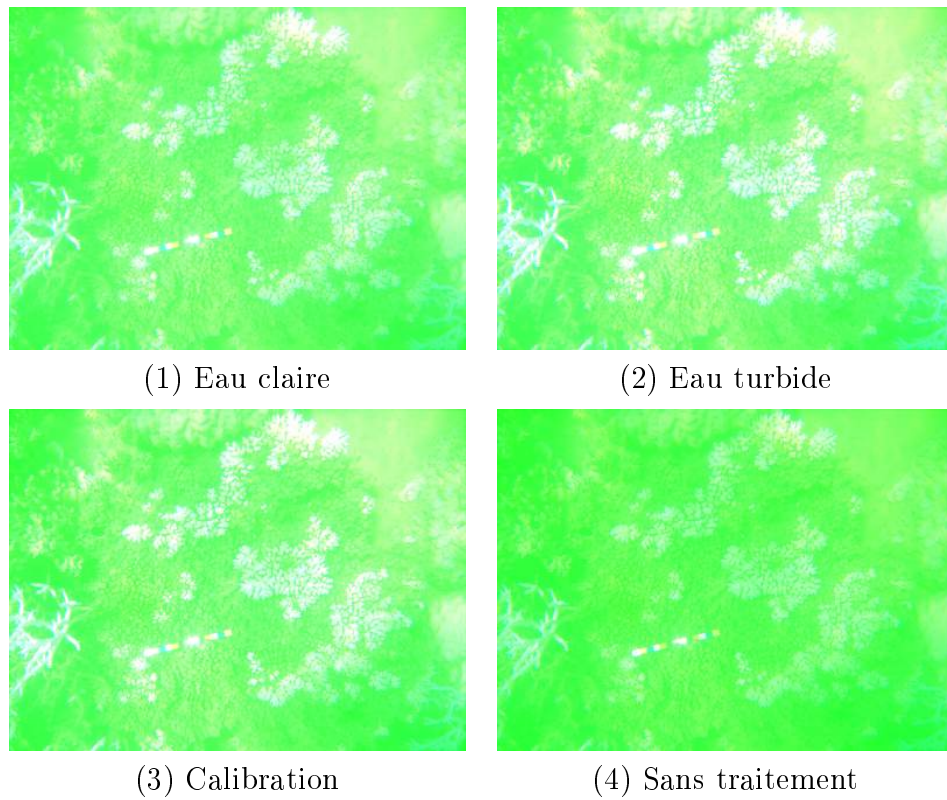
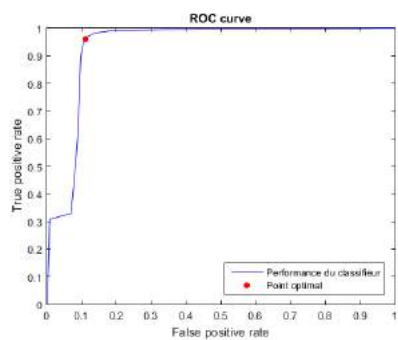
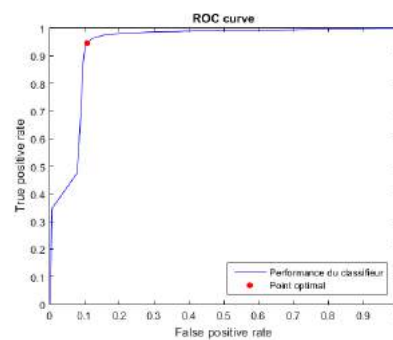


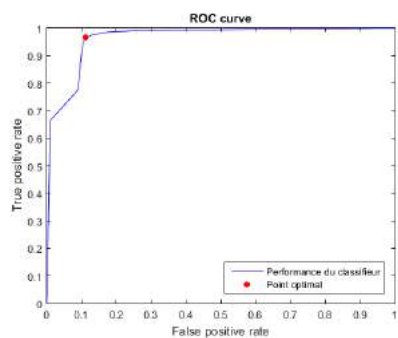
FIGURE B.110 – Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système RGB



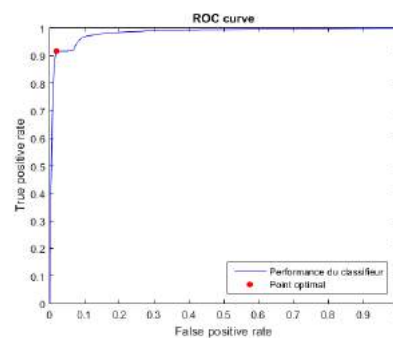
(1) Eau claire



(2) Eau turbide



(3) Calibration



(4) Sans traitement

FIGURE B.111 – Modèle polynomial testé sur le système de couleur RGB sur l'image (e)

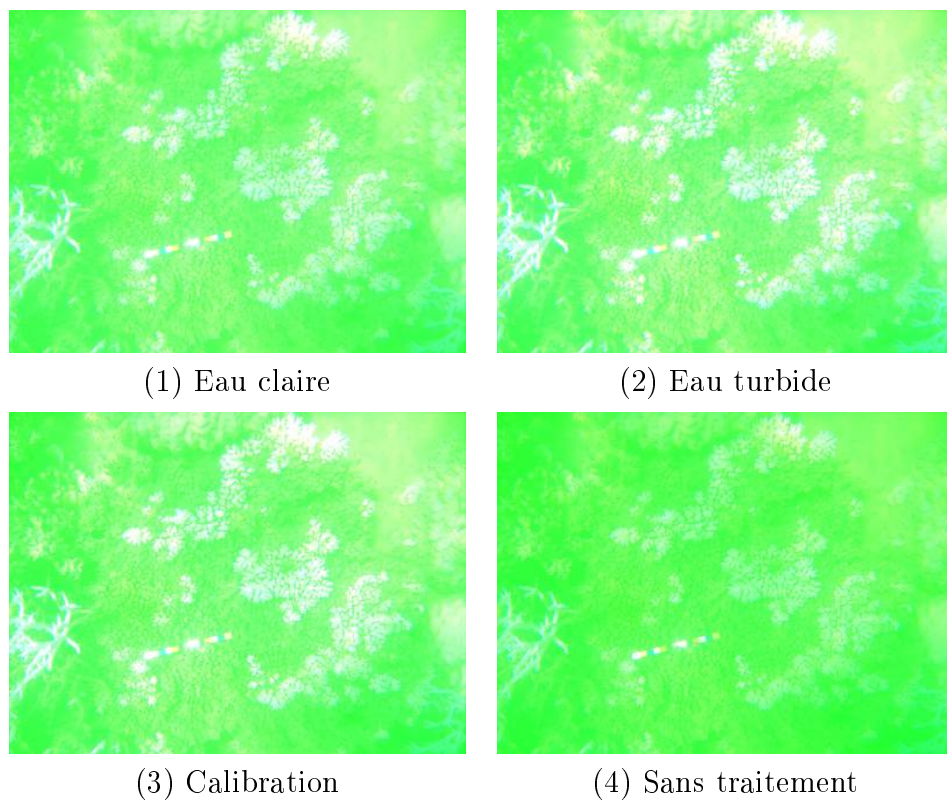
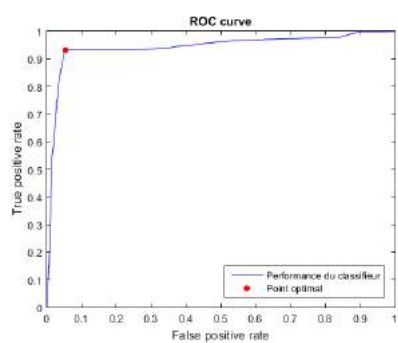
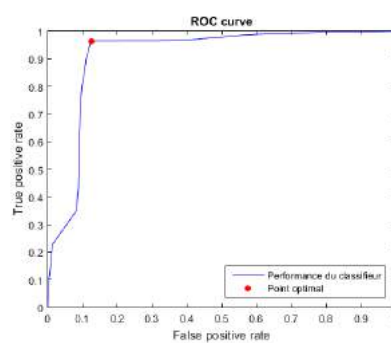


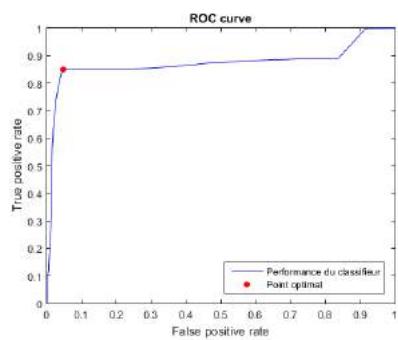
FIGURE B.112 – Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système RGB



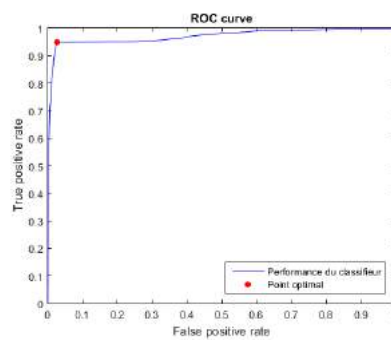
(1) Eau claire



(2) Eau turbide



(3) Calibration



(4) Sans traitement

FIGURE B.113 – Modèle radial testé sur le système de couleur RGB sur l'image (e)

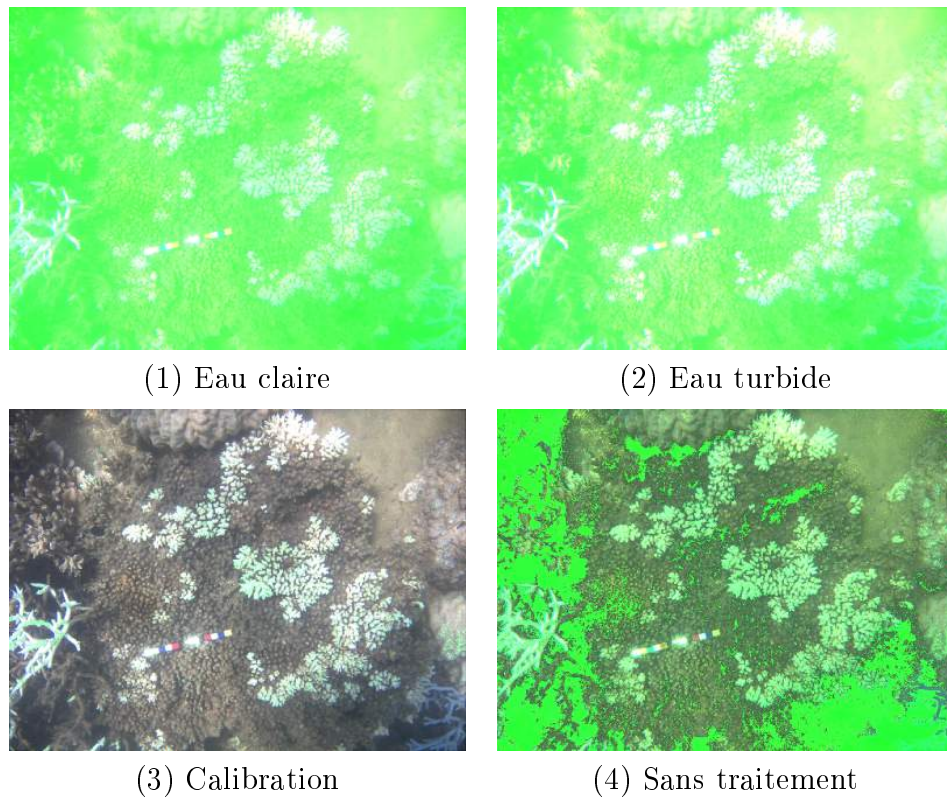


FIGURE B.114 – Images classifiées à partir du modèle radial dans un système RGB

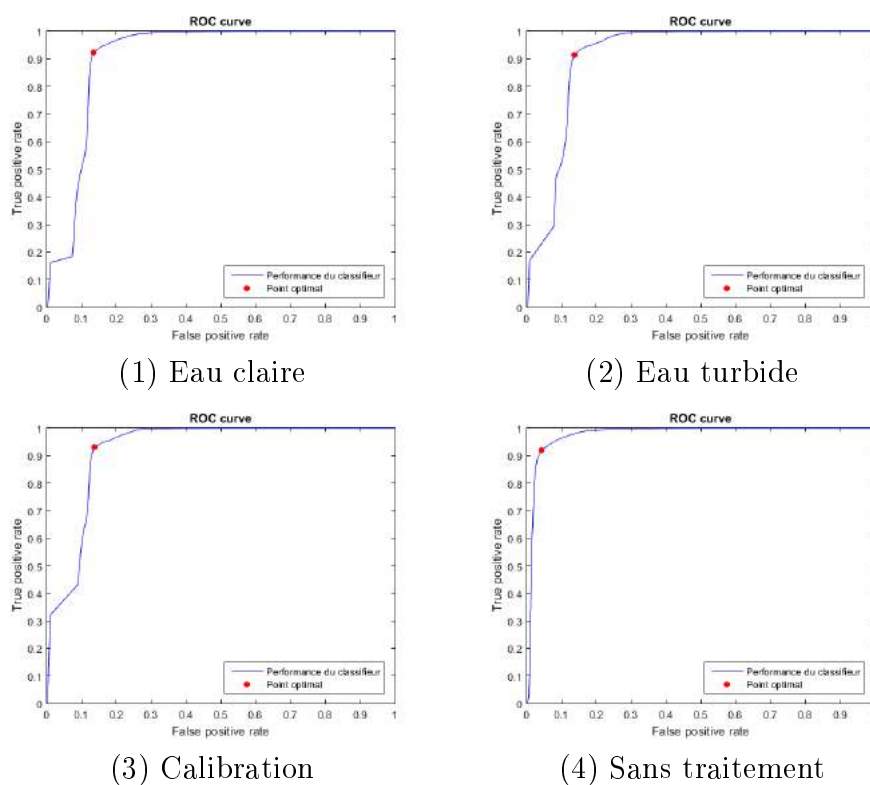


FIGURE B.115 – Modèle linéaire testé sur le système de couleur XYZ sur l'image (e)

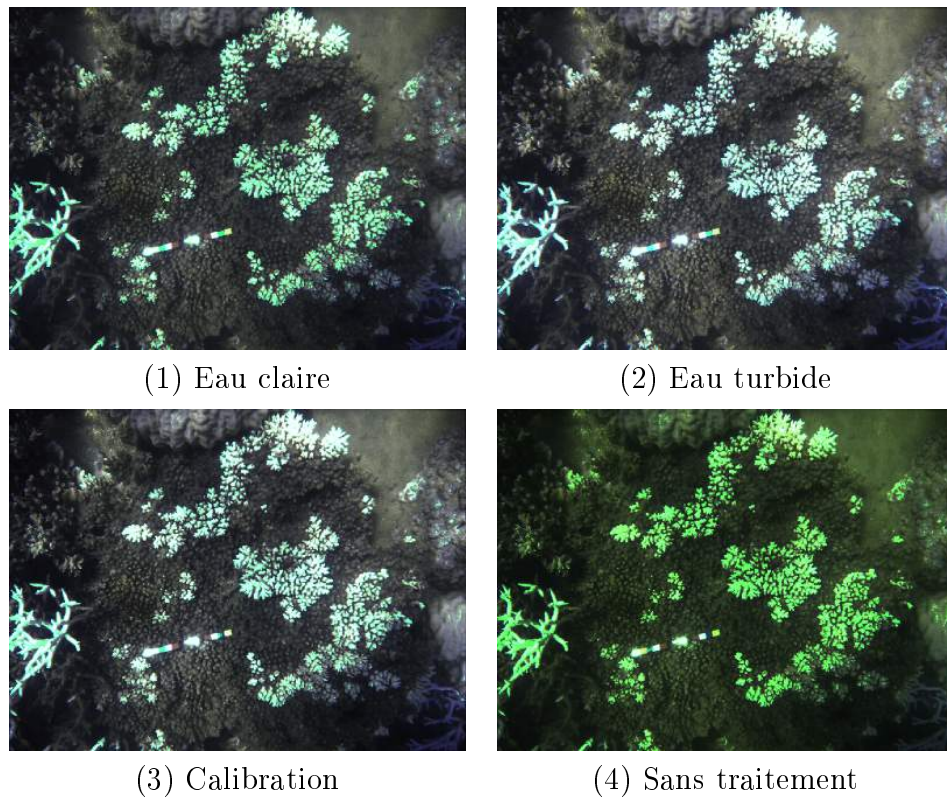


FIGURE B.116 – Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système XYZ

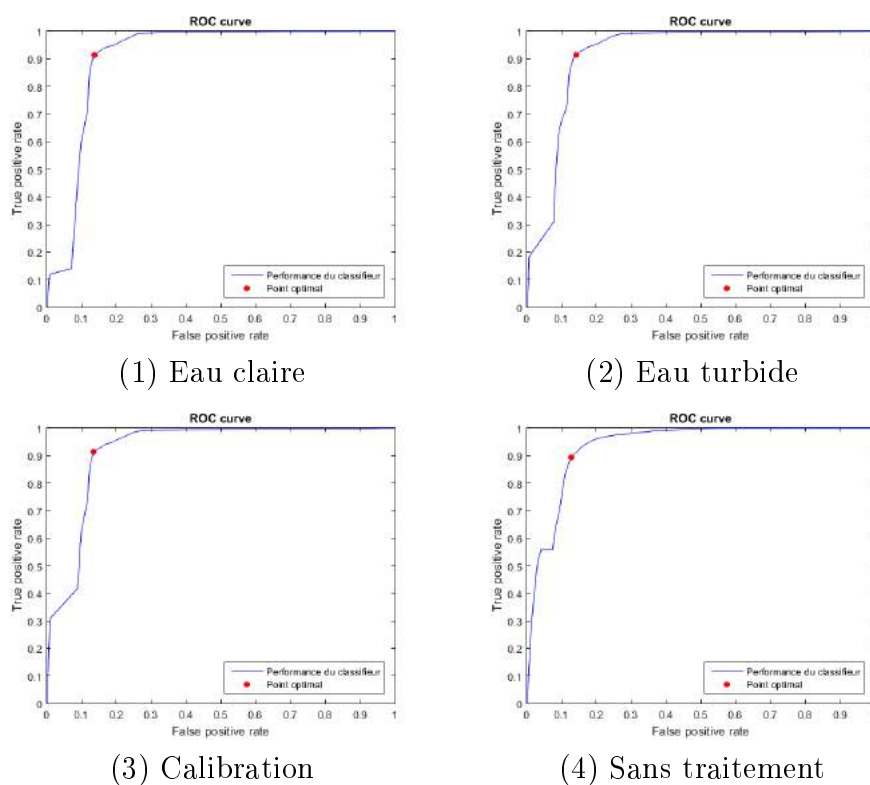


FIGURE B.117 – Modèle polynomial testé sur le système de couleur XYZ sur l'image (e)

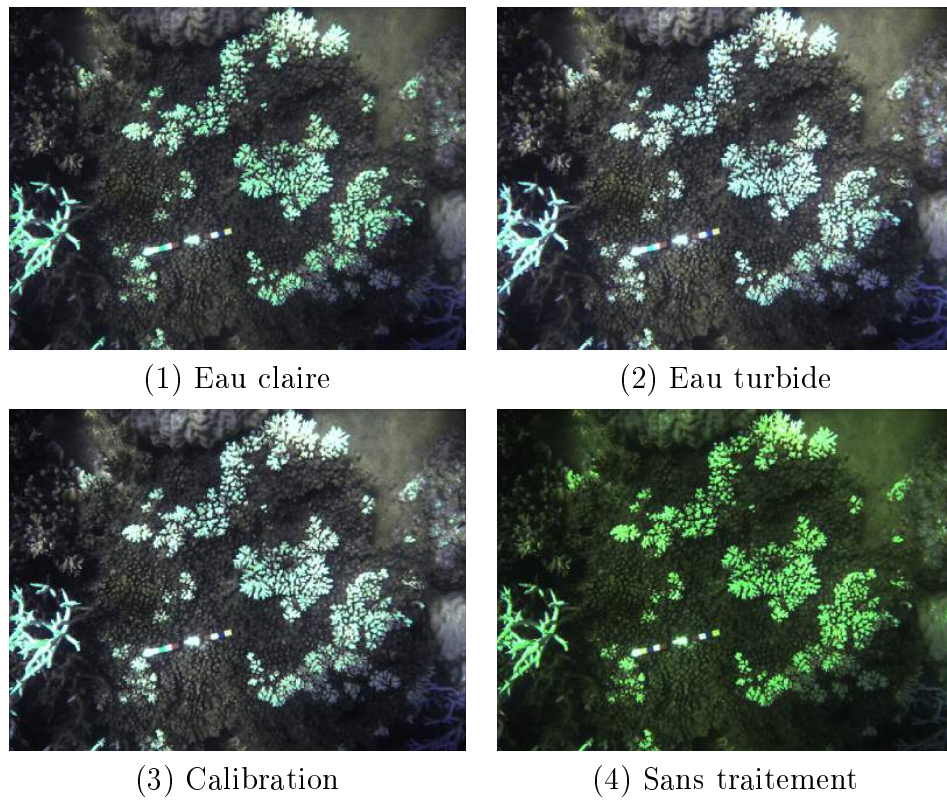
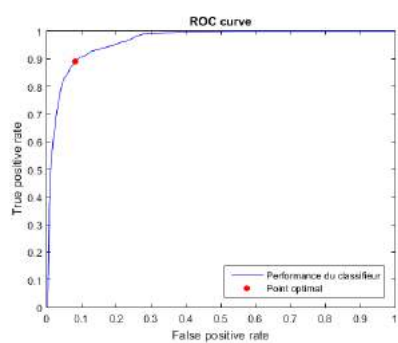
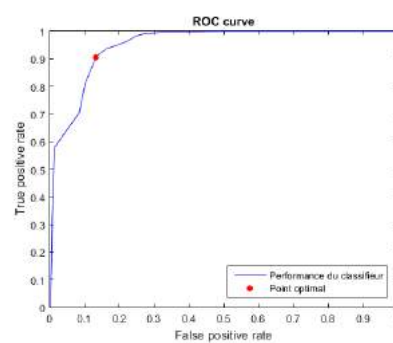


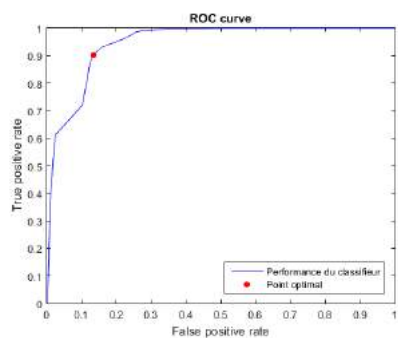
FIGURE B.118 – Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système XYZ



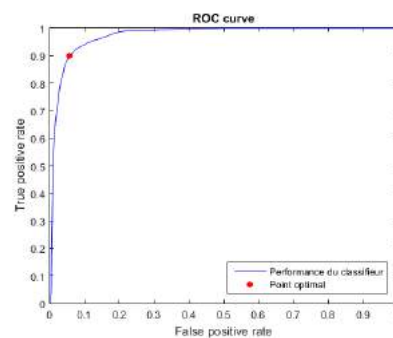
(1) Eau claire



(2) Eau turbide



(3) Calibration



(4) Sans traitement

FIGURE B.119 – Modèle radial testé sur le système de couleur XYZ sur l'image (e)

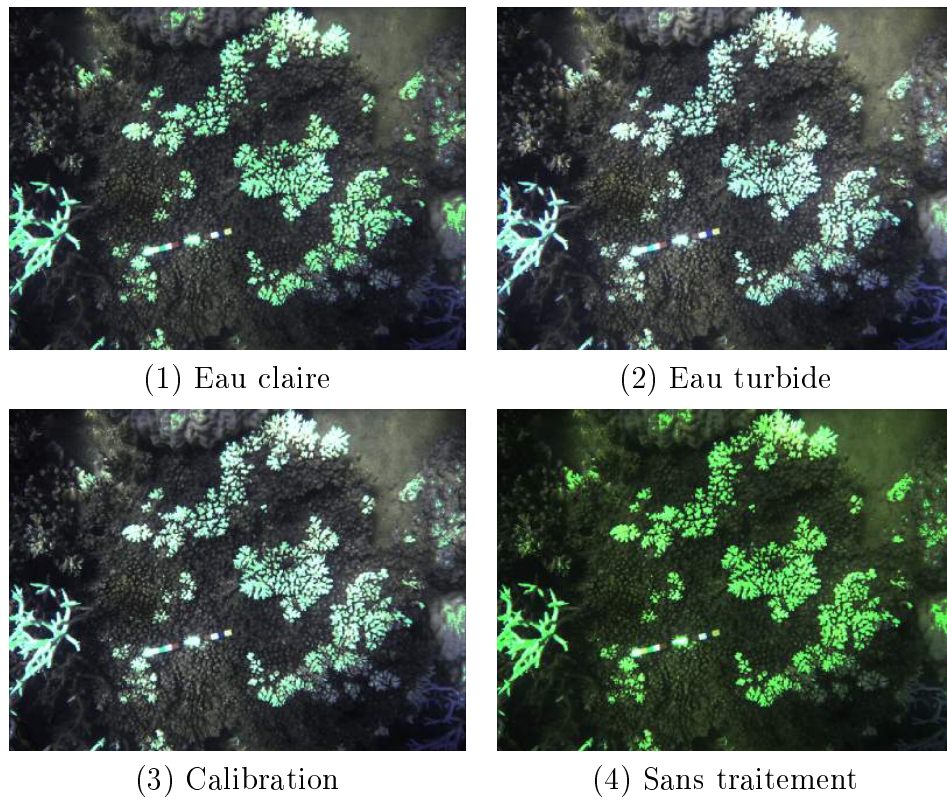


FIGURE B.120 – Images classifiées à partir du modèle radial dans un système XYZ

Table des figures

1.1	Processus de traitement d'une image sous-marine. Ces traitements doivent diminuer la variabilité des images avant d'être soumises à une classification qui aboutit à la détection de corail blanchi.	8
1.2	Blanchissement observé sur des coraux branchus (<i>Acropora</i>) à l'Îlot Maître, en Nouvelle-Calédonie. Crédit photo : F.Benzoni (IRD).	8
2.1	Polype corallien dans son squelette calcaire (image issue du DVD "Le récif corallien" de Pascale Chabanet (IRD), réalisation Valéry Baty (IRD)) . . .	10
2.2	<i>Acanthaster Planci</i> . Crédit photo : Pascal Dumas (IRD)	10
3.1	Sites d'acquisition des images sous-marines au Sud de la Nouvelle-Calédonie.	13
3.2	Schéma du support utilisé pour l'acquisition d'images sous-marines (protocole 1). La fabrication est en aluminium. Conception : Jean-Pierre Lefebvre (IRD)	14
3.3	Mire de calibration sous éclairage artificiel (protocole 2). Cette photo servira de base pour la calibration des images sous-marines. Photo : Pascal Dumas (IRD)	14
3.4	Extraits des images selon les différents sites. Les images présentent différentes intensités de bleu sur un même site mais également d'un site à l'autre. La profondeur, la lumière ambiante et la turbidité ne sont pas constantes sur un seul et même site.	15
4.1	Diminution progressive de l'intensité lumineuse avec la profondeur en fonction de la longueur d'onde, d'après Tom Morris, Fullerton College (http://www.seos-project.eu)	18
5.1	Traitements de balance des blancs sur des images brutes. Les bandes rouges et bleues sont accentuées tandis que la bande verte est atténuée.	21
5.2	Résultats de la calibration en bande L : différences en pourcentage entre une image traitée par balance des blancs et une image calibrée (gauche), et variation du gain (centre) et des résidus (droite) pour les prises de vues en Baie des Citrons.. . . .	24

5.3	Saturation moyenne des images avant et après calibration radiométrique. La saturation moyenne après calibration est telle que certaines images sont entachées d'un biais qui dégraderait la précision du blanchissement.	25
5.4	Images calibrées en bande L à partir de la méthode des Moindres Carrée de Monte Carlo. La saturation augmente, rendant difficile la détection de corail blanc.	27
5.5	Evolution du coefficient d'atténuation en fonction de la longueur d'onde. Ces coefficients sont plus élevés en eau trouble qu'en eau claire. URL : http://lecalve.univ-tln.fr/oceano/fiches/fiche3E.htm	28
5.6	De gauche à droite : Une image brute, la correction radiométrique en eau turbide, la correction radiométrique en eau claire. De haut en bas : une image d'intervention par site.	29
5.7	Comparaison entre les images traitées en eau turbide et les images traitées en eau claire.	31
6.1	La méthode SVM recherche l'équation de l'hyperplan de telle sorte que la marge soit maximale, dans le cas non linéaire (a) et dans le cas linéaire (b)	33
6.2	Indices de détection de pixels blancs, les images sont binarisées et seuillées.	37
6.3	Processus de classification d'image par méthode SVM	37
B.1	Modèle linéaire testé sur le système de couleur HSV sur l'image (a)	51
B.2	Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système HSV	52
B.3	Modèle polynomial testé sur le système de couleur HSV sur l'image (a)	53
B.4	Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système HSV	54
B.5	Modèle radial testé sur le système de couleur HSV sur l'image (a)	55
B.6	Images classifiées à partir du modèle radial dans un système HSV	56
B.7	Modèle linéaire testé sur le système de couleur Lab sur l'image (a)	57
B.8	Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système Lab	58
B.9	Modèle polynomial testé sur le système de couleur Lab sur l'image (a)	59
B.10	Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système Lab	60
B.11	Modèle radial testé sur le système de couleur Lab sur l'image (a)	61
B.12	Images classifiées à partir du modèle radial dans un système Lab	62
B.13	Modèle linéaire testé sur le système de couleur RGB sur l'image (a)	63
B.14	Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système RGB	64
B.15	Modèle polynomial testé sur le système de couleur RGB sur l'image (a)	65
B.16	Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système RGB	66
B.17	Modèle radial testé sur le système de couleur RGB sur l'image (a)	67
B.18	Images classifiées à partir du modèle radial dans un système RGB	68
B.19	Modèle linéaire testé sur le système de couleur XYZ sur l'image (a)	69
B.20	Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système XYZ	70
B.21	Modèle polynomial testé sur le système de couleur XYZ sur l'image (a)	71
B.22	Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système XYZ	72
B.23	Modèle radial testé sur le système de couleur XYZ sur l'image (a)	73

B.24	Images classifiées à partir du modèle radial dans un système XYZ	74
B.25	Modèle linéaire testé sur le système de couleur HSV sur l'image (b)	75
B.26	Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système HSV	76
B.27	Modèle polynomial testé sur le système de couleur HSV sur l'image (b)	77
B.28	Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système HSV	78
B.29	Modèle radial testé sur le système de couleur HSV sur l'image (b)	79
B.30	Images classifiées à partir du modèle radial dans un système HSV	80
B.31	Modèle linéaire testé sur le système de couleur Lab sur l'image (b)	81
B.32	Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système Lab	82
B.33	Modèle polynomial testé sur le système de couleur Lab sur l'image (b)	83
B.34	Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système Lab	84
B.35	Modèle radial testé sur le système de couleur Lab sur l'image (b)	85
B.36	Images classifiées à partir du modèle radial dans un système Lab	86
B.37	Modèle linéaire testé sur le système de couleur RGB sur l'image (b)	87
B.38	Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système RGB	88
B.39	Modèle polynomial testé sur le système de couleur RGB sur l'image (b)	89
B.40	Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système RGB	90
B.41	Modèle radial testé sur le système de couleur RGB sur l'image (b)	91
B.42	Images classifiées à partir du modèle radial dans un système RGB	92
B.43	Modèle linéaire testé sur le système de couleur XYZ sur l'image (b)	93
B.44	Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système XYZ	94
B.45	Modèle polynomial testé sur le système de couleur XYZ sur l'image (b)	95
B.46	Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système XYZ	96
B.47	Modèle radial testé sur le système de couleur XYZ sur l'image (b)	97
B.48	Images classifiées à partir du modèle radial dans un système XYZ	98
B.49	Modèle linéaire testé sur le système de couleur HSV sur l'image (c)	99
B.50	Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système HSV	100
B.51	Modèle polynomial testé sur le système de couleur HSV sur l'image (c)	101
B.52	Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système HSV	102
B.53	Modèle radial testé sur le système de couleur HSV sur l'image (c)	103
B.54	Images classifiées à partir du modèle radial dans un système HSV	104
B.55	Modèle linéaire testé sur le système de couleur Lab sur l'image (c)	105
B.56	Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système Lab	106
B.57	Modèle polynomial testé sur le système de couleur Lab sur l'image (c)	107
B.58	Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système Lab	108
B.59	Modèle radial testé sur le système de couleur Lab sur l'image (c)	109
B.60	Images classifiées à partir du modèle radial dans un système Lab	110
B.61	Modèle linéaire testé sur le système de couleur RGB sur l'image (c)	111
B.62	Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système RGB	112
B.63	Modèle polynomial testé sur le système de couleur RGB sur l'image (c)	113
B.64	Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système RGB	114
B.65	Modèle radial testé sur le système de couleur RGB sur l'image (c)	115
B.66	Images classifiées à partir du modèle radial dans un système RGB	116

B.67	Modèle linéaire testé sur le système de couleur XYZ sur l'image (c)	117
B.68	Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système XYZ	118
B.69	Modèle polynomial testé sur le système de couleur XYZ sur l'image (c)	119
B.70	Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système XYZ	120
B.71	Modèle radial testé sur le système de couleur XYZ sur l'image (c)	121
B.72	Images classifiées à partir du modèle radial dans un système XYZ	122
B.73	Modèle linéaire testé sur le système de couleur HSV sur l'image (d)	123
B.74	Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système HSV	124
B.75	Modèle polynomial testé sur le système de couleur HSV sur l'image (d)	125
B.76	Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système HSV	126
B.77	Modèle radial testé sur le système de couleur HSV sur l'image (d)	127
B.78	Images classifiées à partir du modèle radial dans un système HSV	128
B.79	Modèle linéaire testé sur le système de couleur Lab sur l'image (d)	129
B.80	Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système Lab	130
B.81	Modèle polynomial testé sur le système de couleur Lab sur l'image (d)	131
B.82	Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système Lab	132
B.83	Modèle radial testé sur le système de couleur Lab sur l'image (d)	133
B.84	Images classifiées à partir du modèle radial dans un système Lab	134
B.85	Modèle linéaire testé sur le système de couleur RGB sur l'image (d)	135
B.86	Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système RGB	136
B.87	Modèle polynomial testé sur le système de couleur RGB sur l'image (d)	137
B.88	Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système RGB	138
B.89	Modèle radial testé sur le système de couleur RGB sur l'image (d)	139
B.90	Images classifiées à partir du modèle radial dans un système RGB	140
B.91	Modèle linéaire testé sur le système de couleur XYZ sur l'image (d)	141
B.92	Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système XYZ	142
B.93	Modèle polynomial testé sur le système de couleur XYZ sur l'image (d)	143
B.94	Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système XYZ	144
B.95	Modèle radial testé sur le système de couleur XYZ sur l'image (d)	145
B.96	Images classifiées à partir du modèle radial dans un système XYZ	146
B.97	Modèle linéaire testé sur le système de couleur HSV sur l'image (e)	147
B.98	Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système HSV	148
B.99	Modèle polynomial testé sur le système de couleur HSV sur l'image (e)	149
B.100	Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système HSV	150
B.101	Modèle radial testé sur le système de couleur HSV sur l'image (e)	151
B.102	Images classifiées à partir du modèle radial dans un système HSV	152
B.103	Modèle linéaire testé sur le système de couleur Lab sur l'image (e)	153
B.104	Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système Lab	154
B.105	Modèle polynomial testé sur le système de couleur Lab sur l'image (e)	155
B.106	Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système Lab	156
B.107	Modèle radial testé sur le système de couleur Lab sur l'image (e)	157
B.108	Images classifiées à partir du modèle radial dans un système Lab	158
B.109	Modèle linéaire testé sur le système de couleur RGB sur l'image (e)	159

B.110	Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système RGB	160
B.111	Modèle polynomial testé sur le système de couleur RGB sur l'image (e) . .	161
B.112	Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système RGB . .	162
B.113	Modèle radial testé sur le système de couleur RGB sur l'image (e)	163
B.114	Images classifiées à partir du modèle radial dans un système RGB	164
B.115	Modèle linéaire testé sur le système de couleur XYZ sur l'image (e)	165
B.116	Images classifiées à partir du modèle linéaire dans un système XYZ	166
B.117	Modèle polynomial testé sur le système de couleur XYZ sur l'image (e) . .	167
B.118	Images classifiées à partir du modèle polynomial dans un système XYZ . .	168
B.119	Modèle radial testé sur le système de couleur XYZ sur l'image (e)	169
B.120	Images classifiées à partir du modèle radial dans un système XYZ	170

Liste des tableaux

3.1	Nombre de prises de vues par site d'étude	13
3.2	Caractéristiques du Canon Powershot S90 utilisées dans l'acquisition d'images sous-marines	13
5.1	Gains et résidus obtenus par moyennes, par moindres carrés et par moindres carrés de Monte Carlo en bande L^* , pour les images prises sur le site de la Baie des Citrons.	24
6.1	Valeurs d'Overall Accuracy (OA) pour les 4 types d'images testées (eau claire, eau turbide, calibration et sans traitement radiométrique (image brute)) selon 3 kernels sur 4 systèmes de représentation colorimétrique. Les entrées 1, 2, 3 et 4 du tableau correspondent aux types d'images utilisées. Il s'agit respectivement de la l'image corrigée en eau claire, de l'image corrigée en eau turbide, de l'image calibrée et de l'image brute n'ayant subit aucun traitement.	39

Blanchissement des coraux de Nouvelle-Calédonie: une méthode d'évaluation à partir d'images sous-marines

Les coraux de Nouvelle-Calédonie sont exposés au phénomène de blanchissement provoqué par des variations de température des eaux marines. Dans un contexte où le réchauffement global est une des préoccupations essentielles de l'IRD, le projet OREHNET TOceania Regional Hcanthaster Network (étude étendue du blanchissement corallien avec une base photo constituée de S:V prises de vues sous-marines) Du fait de l'atténuation du spectre dans l'eau les images apparaissent avec un voile bleuté. Pour ne pas entraver l'interprétation du blanchissement et dans le but de rendre les images intercomparables des algorithmes de traitement des images sont développés. Ensuite ces images sont soumises à un processus automatique de classification SVM (Support Vector Machines) qui identifie les pixels de coraux blanchis.

Correction de l'effet de la colonne d'eau dans une image sous marine:

Pour s'affranchir de l'effet de l'atténuation causé par la colonne d'eau les images sont soumises à un algorithme de traitement basé sur la loi de Beer-Lambert. Cet algorithme prend en entrée les images sous-marines et estime à partir de celles-ci la hauteur d'eau et ses constituants dans une eau considérée turbide puis claire. L'algorithme en eau claire donne une meilleure estimation des couleurs des coraux. Les pics bleus du graphique montrent que l'image n'est pas entièrement corrigée du voile caractéristique des images sous-marines.

$$Bande_{corrigée} = Bande_i \cdot e^{K \cdot z}$$

i: Bande Rouge/Vert/Bleu
K: Coefficients d'atténuation
z: hauteur d'eau



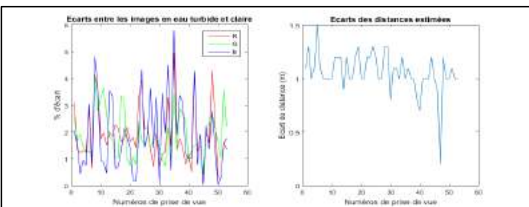
Ta (Image sous-marine non traitée) Un voile bleuté dû à l'atténuation du spectre recouvre l'image.



Tb (Image traitée à partir des coefficients d'atténuation estimés en eau claire)



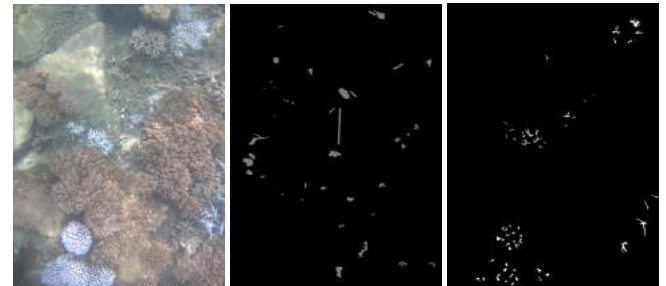
Tc (Image traitée à partir des coefficients d'atténuation estimés en eau turbide)



Td (Comparaison entre les deux méthodes) écarts entre deux images traitées en pourcentage sur les canaux rouge, vert et bleu et comparaison des méthodes d'estimation de la hauteur d'eau.

Classification avec les Support Vector Machines

L'image est annotée en deux labels: corail blanchi et corail non blanchi. L'image est par annotation.

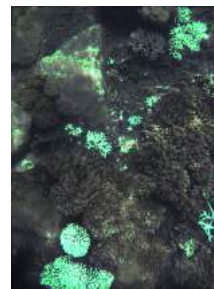


Te (Image corrigée)

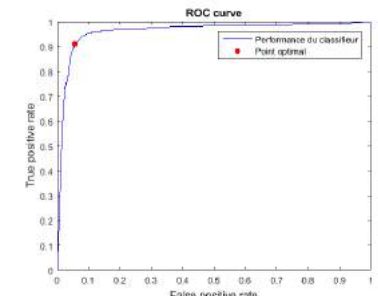
Tf (Classe à non blanchissement)

Tg (Classe à blanchissement)

Les échantillons Tf et Tg sont ensuite utilisés dans une phase d'apprentissage dans la création d'un modèle de classification. À partir du modèle la probabilité de chaque pixel appartenant à la classe blanchissement/non blanchissement est calculée qui permet de construire une nouvelle image Th. Les précisions et les performances de la classification sont généralement supérieures UPO mais elles se dégradent lorsque l'intensité lumineuse n'est pas homogène sur une photo. Certains éléments clairs comme le sable peuvent alors être confondus avec du corail blanchi.



Th (Image classifiée en eau claire)



Ti (Courbe de performance)

Discussion

Les traitements effectués sur les images corrigées en eau claire sont plus proches de la réalité que les autres traitements. Si cette méthode fonctionne bien elle est cependant peu robuste car les paramètres utilisés sont peu précis et estimés empiriquement. Si ces paramètres peuvent être mesurés in situ alors on peut estimer la précision des méthodes de traitement utilisées.

La classification est quant à elle peu précise sur des images où l'intensité lumineuse est forte mais donne globalement de bons résultats. Elle peut être améliorée en introduisant des caractéristiques de textures (Haralick) ou des indices de couleurs. L'approche par SVM peut être substituée aux réseaux neuronaux profonds, une méthode de classification inspirée des neurosciences utilisée dans des systèmes de prédiction de reconnaissance d'images et de reconnaissance de la parole qui permet la généralisation d'un jeu de données à partir d'un autre jeu de données.

PROJET OREANET : Mise en place d'une méthode d'évaluation du blanchissement corallien en Nouvelle-Calédonie
Mémoire d'Ingénieur ESGT-Cnam, Le Mans 2016

Résumé

Dans un contexte où le réchauffement global est l'une des principales préoccupations du centre IRD de Nouvelle-Calédonie, le projet OREANET a pour objectif d'évaluer l'étendue du blanchissement récent des récifs coralliens. La mise en place d'une méthode d'évaluation a nécessité l'acquisition de données photos sur plusieurs sites. Ces photos ont subi des traitements radiométriques afin de faciliter l'interprétation du blanchissement et de les rendre comparables entre elles. Les différents traitements proposés reposent sur deux approches : une fonction de transfert qui exprime la luminance réelle et la luminance d'une photo sous marine et l'atténuation du spectre lumineux dans l'eau. Les nouvelles images corrigées sont ensuite classifiées grâce aux Support Vector Machines qui permettent d'identifier les pixels appartenant au corail blanchi. Les différents tests de classification vont permettre de conclure sur les différents modèles utilisés pour tendre vers une méthode d'évaluation robuste du phénomène de blanchissement.

Mots-clés : blanchissement corallien, calibration radiométrique, classification, colonne d'eau, image sous-marine, Support Vector Machines, traitement d'images.

Abstract

While the global warming is one of the main worries at the IRD institute of New-Caledonia, the OREANET project aims to evaluate the extent of the recent coral bleaching events. Setting up an evaluation method needs to acquire a photo database on different sites. In order to bring a better interpretation and the possibility to compare the images to each other, these images have been corrected by a using two approaches. A radiometric calibration based on a transfert function using the radiance of an underwater photo and the spectrum attenuation in the water. These new images are classified thanks to the Support Vector Machines, a classification method that can indentify the pixels corresponding to bleached corals. The different classification schemes will allow us to conclude with the various models used, to finally move towards a robust evaluation method.

Keywords : coral bleaching, radiometric calibration, classification, water column, underwater photos, Support Vector Machines, image processing.