

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE.

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique.

Université Mouloud MAMMERRI de Tizi-Ouzou.

Faculté de Génie Électrique et Informatique.

Département Informatique.



Mémoire de fin d'études

En vue de l'obtention du Diplôme de MASTER 2 en Informatique.

Option : Réseaux, Mobilité et Systèmes Embarqués.

Thème :

Identification individuelle de bovins à base de réseaux de neurones.

Réalisé par :

❖ BENSLIMANE Ahmed Amine.

❖ KETTEB Hacene.

Jury :

❖ Mme AOUDJIT Rachida.

❖ Mr DAOUI Mehammed.

Encadré par :

❖ Mme BELKADI Malika.

❖ Mr ACHOUR Brahim.

Année universitaire: 2019/2020

Résumé:

Cette thèse porte sur la classification automatique d'images, appliquée aux images de bovins avec les réseaux de neurones convolutifs (CNN). L'objectif est de développer un système de classification automatique comme solution pour l'identification individuelle de bovins. Nous avons proposé en premier un système de classification basé sur une architecture CNN utilisée sur trois parties du corps de bovins (tête, dos, vache complète). Ensuite nous nous sommes orientés vers la classification avec une autre architecture dans le cas des images de tête. Nous avons alors proposé deux architectures CNN, une pour le dos et la vache complète et l'autre pour la tête. Les résultats obtenus montrent que notre méthode est performante dans tous les cas, elle s'est notamment avérée pertinente pour notre problématique.

Remerciements

A l'issue de ce travail ,on remercie ,en premier lieu le bon Dieu de nous avoir donné la force et le courage de le mener à terme.

Á nos très chers parents, notre fierté et bien sur la source de notre réussite pour leurs sacrifices et encouragement. Que dieux nous les garde et les protège.

Á notre promoteur le Pr BELKADI pour son professionnalisme et ses remarques pertinentes.

Á notre encadreur Mr ACHOUR pour son soutien et sa motivation.

Aux membres du jury qui ont accepté d'évaluer notre travail.

Á nos très chers frères, soeurs, ami (es) et à toutes les personnes qui ont contribué de loin ou de près à la réussite de ce travail.

Dédicaces

Je dédie ce travail

À mes très chers parents, pour tous leurs sacrifices, leur amour, leur tendresse, et leur soutien tout au long de mes études.

À mes chères frères, ma chère soeur, son marie et mes neveux (Dania, Amir, Wassim) pour leurs encouragements permanents, et leurs soutien moral.

À tous mes amis, CAMPRZ (Nadjib, Sinay21, Nassim) et mon binôme Hacene pour leur soutien et pour les bons moments et les divers aventures.

Que ce travail soit l'accomplissement de vos vœux tant allégués, et le fruit de votre soutien infailible. Merci d'être toujours là pour moi.

Amine.A.B

Dédicaces

A mes parents et mon frère,
pour tous leurs sacrifices et leur *soutien tout au long de
mes études.*

*A tous mes amis,
CAMPRZ(Nadjib,Sinay21) pour leurs soutien et mon binôme
Amine pour sa confiance.*

*A la mémoire de ma très chère grand-mère,
qui m'aimait beaucoup et qui aurait aimé voir ce
jour.*

Hacene.kt

Sommaire

Liste des abréviations	9
Liste des Figures	10
Introduction générale	13
Chapitre I : Élevage de précision .	
Introduction	16
I .1.Principaux défis pour le secteur de l'élevage	16
I .2.Définition	18
I .3.Principe de base de l'approche de l'élevage de précision	18
I .4.Histoire	19
I .5.Application de l'élevage de précision	20
I .5.1 Le tri automatisé des animaux	20
I .5.2 Interaction entre animaux (rapport de fécondité)	20
I .5.3 Gestion du pâturage	21
I .5.4 Le drogage ou les traitements antiparasitaires	21
I .5.5 La localisation	21
I .6.Les outils et les techniques de l'élevage	22
I .6.1 l'identification individuelle par RFID	22
I .6.2 la surveillance comportementale par colliers	22
I .6.3 la surveillance physiologique par des biocapteurs	23
I .6.4Détection d'événement par caméra	23
I .7. Les données dans l'élevage de précisions	24
I .7.1 Principes générales de circule de donnée	24

I .7.2 Le traitement des données	25
I .7.2.1 prétraitement des données	25
I .7.2.2 L'exploration de connaissance	26
I .8.l'impact de l'élevage de précision sur le travail de l'éleveur	26
I .8.1 Gains de temps	26
I .8.2 Pénibilité physique et mentale	27
I .8.3 Réorganisation du travail et nouvelles compétences	27
Conclusion	27

Chapitre II : Identification des animaux .

Introduction	30
II .1. Définition	30
II .2. Histoire	31
II .3. Utilisation possible de l'identification	31
II .3.1 La localisation	32
II .3.2 Traçabilité	32
II .3.3 Le suivi alimentaire	33
II .3.4 La gestion du troupeau	33
II .4. Intégration des systèmes d'identification	33
II .4.1 Système de suivi la santé	33
II .4.2 Système de suivi de la morphologie	34
II .4.3 Système de suivi de la reproduction	34
II .5. Les méthodes d'identification	34
II .5.1 Manuelles	35
II .5.1.1. Tatouage	35
II .5.2. Electronique	35

II .5.2.1. Tag d'oreille	35
II .5.2.2. Transpondeurs / puce d'identification électronique	36
II .5.2.3. Ruminal bolus	37
II .5.3. Biométrie	38
II .5.3.1. Empreinte de museau	38
II .5.3.2. Motif d'iris	39
II .5.3.3. la vue de haut du dos	40
II .6. Les normes d'identification	41
II .7. Quelques travaux sur l'identification des animaux	41
Conclusion	43

Chapitre III : Classification d'image avec le machine learning et le deep learning .

Introduction	45
III.1 Classification d'images par Machine Learning	46
III.1.1 L'extraction de caractéristiques	46
III.1.1.1 Analyse en Composantes Principales (ACP)	46
III.1.1.2 Analyse Discriminante Linéaire (ADL)	46
III.1.2 La classification	46
III.1.2.1 Algorithme des K-plus proches voisin(KNN)	46
III.1.2.2 Machine à Vecteurs de Support (SVM)	47
III.1.2.3. Classification Naive-Bayes	47
III.1.3 Avantages et limites	47
III.2. Classification d'images par Deep Learning	48
III.2.1 Les réseaux de Neurone Convolutif (CNN)	48
III.2.1.1 Définition	48

III.2.1.2 Architecture	49
III.2.1.2.1 La couche de convolution	49
III.2.1.2.2 Couche de mise en commun	51
III.2.1.2.3 Couche entièrement connectée	51
III.2.2 Les architectures ResNet, AlexNet, VGGNet, Inception	52
III.2.2.1 Un réseau neuronal résiduel ResNet	52
III.2.2.2 AlexNet	52
III.2.2.3 VGGNet	52
III.2.2.4 Inception	53
III.2.3 Avantages et limites	54
III.3.Segmentation d'image	54
III.3.1 Segmentation par techniques traditionnelles	54
III.3.1.1 Thresholding	54
III.3.1.2 K-means clustering	55
III.3.1.3 Edge detection	56
III.3.2 Segmentation par Deep Learning	56
III.3.2.1 Les Réseaux de Neurones Convolutifs (CNN)	56
III.3.2.2 Réseaux entièrement conventionnels (FCN)	56
III.3.2.3 Apprentissage d'ensemble	57
Conclusion	57
 Chapitre IV: Solution et résultats expérimentaux.	
Introduction	59
IV.1. Environnement de développement	59
IV.1.1 Python	59
IV.1.2 Visual Studio	60

IV.1.3 Opencv	60
IV.1.4 Le Framework Caffe (Convolutional Architecture for Fast Feature Embedding)	61
IV.2. Description du dataset	62
IV.3. Méthode suivi	62
IV.3.1 Prétraitement de données	62
IV.3.1.1 Rotation	63
IV.3.1.2 Zoom	63
IV.3.1.3 luminosité	63
IV.3.1.4 changement de canal	64
IV.3.2 Partitionnement de données	64
IV.3.3 La classification de données	65
IV.4. Résultats	67
IV.4.1 Prétraitement de données	67
IV.4.2 La classification de données	67
IV.5. Discussion	74
Conclusion	74
Conclusion générale	76
Bibliographie	78

Liste des abréviations

PLF:Precision Livestock Farming.

TIC:Technique D'information et de Communication.

RFID:Radio Frequency Identification.

EID:Electronic Identification.

GPS:Global Positioning System.

RVB:Rouge, Vert et Bleu.

IPG:L'identification pérenne généralisée.

ECB:L'encéphalopathie Spongiforme Bovine .

OIE:World Organisation for Animal Health.

ML:Machine learning.

DL:Deep Learning.

ACP:Analyse en Composant Principale.

ADL:Analyse discriminante linéaire.

KNN:K-Nearest Neighbors.

SVM:Support Vector Machine.

IA:Intelligence artificielle.

CNN:Convolutional neural networks.

RNA:Réseaux de Neurones Artificiels.

FCN:Fully Connected Layer.

IDE:Integrated Development Environment.

HSV:Hue, Saturation, Value.

LMDB:Lightning Memory-Mapped Database.

Liste des Figures

Figure I .1: Augmentation de la demande de viande et de lait	17
Figure I .2: Situation mondiale de la maladie du charbon en 2016.....	17
Figure I .3: Schéma général de suivi et de gestion des processus.....	19
Figure I .4: Développement de l'élevage de précision.....	20
Figure I .5: Schéma de Principe du système de surveillance par collier.	23
Figure I .6: Système de détection par caméra.....	24
Figure I .7: Principe général de l'élevage de precision.....	25
Figure II .1: Schéma de fonctionnement de la puce RFID.....	36
Figure II .2: Transpondeurs puce électronique.....	36
Figure II .3: Bolus de suivi.....	37
Figure II .4: Exemple d'empreinte de nez d'un bovin.....	39
Figure II .5: Exemple des images de haut du dos des vaches laitières..	40
Figure III.1: Architecture simple d'un CNN composé de 5 couches.....	49
Figure III.2: Activation prise de la couche de convolution.....	50
Figure III.3: Représentation visuelle d'une couche de convolution.....	50
Figure III.4: Architecture du ResNet.....	52
Figure III.5: Architecture du AlexNet.....	52
Figure III.6: Architecture du VGGNet.....	53
Figure III.7: Architecture du Inception.....	53
Figure III.8: Segmentation Thresholding.....	55
Figure III.9: Segmentation K-means clustering.....	55
Figure III.10: Segmentation Edge detection.....	56
Figure IV.1: Logo de Python.....	59
Figure IV.2: Logo de Visual Studio.....	60

Figure IV.3: Logo de OpenCV.....	60
Figure IV.4: Logo de Caffe.....	61
Figure IV.5: Exemple de rotation	63
Figure IV.6: Exemple de zoom sur une vache.....	63
Figure IV.7: Exemple d'augmentation par luminosité.....	64
Figure IV.8: Exemple d'augmentation par canal.....	64
Figure IV.9: Architecture de notre modèle.....	66
Figure IV.10: Graphe dataset dos de perte et d'exactitude.....	68
Figure IV.11: Matrice de confusion de dataset dos.....	69
Figure IV.12: Graphe dataset tête de perte et d'exactitude.....	70
Figure IV.13: Graphe dataset tête avec amélioration.....	71
Figure IV.14: Matrice de confusion de dataset tête.....	71
Figure IV.15: Graphe vache complète de perte et d'exactitude.....	72
Figure IV.16: Graphe dataset après amélioration.....	73
Figure IV.17: Matrice de confusion de dataset vache complète.....	73

Introduction générale

La production animale apporte une contribution significative à l'existence humaine. Pour satisfaire les demandes croissantes des consommateurs, des éleveurs augmentent sans cesse le nombre d'animaux au sein de leurs fermes. Des estimations récentes déclarent que la biomasse mondiale du bétail est deux fois plus importante que celle des populations humaines [1].

Cependant, ce grand nombre d'animaux dans les fermes rend le travail des éleveurs plus pénible et la surveillance de tous ces animaux quasiment impossible. Cela, réduit considérablement leur bien-être et favorise la propagation des maladies. Pour apporter des solutions qui permettent d'alléger la pénibilité des tâches quotidiennes des éleveurs et de les assister dans la surveillance continue de ces animaux, les Nouvelles Technologies de l'Information et de la Communication (NTIC) ont franchi le secteur d'élevage, ce qui a donné naissance à l'Elevage de Précision (EdP) dit Precision Livestock Farming (PLF) ou Smart Farming en anglais.

Le rôle du PLF est de plus en plus important dans le soutien du processus de prise de décision des éleveurs. Il a modifié le rôle des éleveurs dans l'exploitation et leur vision de la gestion en termes de la surveillance de la santé, du bien-être, de la reproduction des animaux, etc. Il a aussi rendu possible la traçabilité des animaux et le contrôle de la qualité des produits.

Pour pouvoir tracer les différents animaux, détecter ceux qui sont malades ou même ceux qui sont en chaleur, il est important de pouvoir les identifier de manière unique et individuelle. En effet, des études récentes sur les techniques de PLF ont montré l'importance de l'identification dans l'élevage et les systèmes de gestion. L'identification des animaux n'est pas récente et n'est pas connue que dans l'PLF; elle a été utilisée bien avant à l'aide de techniques traditionnelles qui sont encore utilisées à ce jour. Cependant l'informatique et l'automatisation ont amélioré ces méthodes et au même temps ont donné naissance à de nouvelles techniques plus récentes.

Notre travail s'inscrit dans le cadre de l'identification individuelle de bovins à l'aide de Deep Learning. L'objectif général est de proposer un mécanisme permettant de

distinguer de manière individuelle chaque animal. Pour cela, nous proposons un système de classification d'images d'un ensemble de vaches en utilisant un dataset existant.

Pour mener à bien notre travail, ce manuscrit est divisé de quatre chapitres :

❖ **Chapitre 1 : L'élevage de précision.**

Dans ce chapitre, nous définirons l'élevage de précision, son utilisation, quelques outils et techniques d'élevage, et les données dans les systèmes d'élevage, enfin nous verrons son impact sur le travail de l'éleveur.

❖ **Chapitre 2 : L'identification des animaux.**

Dans ce chapitre, nous présenterons l'identification des animaux, son utilisation et son intégration dans les systèmes.

Ensuite, nous mentionnerons les méthodes d'identification en citant quelques normes à respecter. Enfin, nous verrons quelques travaux existant.

❖ **Chapitre 3 : Classification d'image avec le machine learning et le deep learning .**

Dans ce chapitre, nous montrerons c'est quoi la classification, la classification avec le machine et deep learning et nous finirons avec les méthodes de segmentation des images.

❖ **Chapitre 4 : Implémentation et réalisation.**

Dans ce chapitre, nous détaillerons les différentes étapes de réalisation de notre algorithme d'identification ainsi que les résultats obtenus.

Chapitre I :

Élevage de précision

Introduction

L'émergence de nouvelles technologies et leurs utilisations en élevage, donnent naissance à l'élevage de précision (PLF : Precision Livestock Farming), qui apparaît comme un des leviers d'action possible pour répondre aux besoins du développement d'un élevage durable.

Une gestion efficace de l'information fait partie intégrante de la production animale rentable.

L'objectif principal de l'élevage de précision est d'améliorer l'efficacité de la production tout en améliorant le bien-être des animaux et des humains, grâce à l'application des technologies de l'information et de la communication (TIC) et aussi à l'utilisation ciblée des ressources et au contrôle précis du processus de production.

Dans ce chapitre nous allons définir l'élevage de précision (PLF), son utilisation dans différentes tâches, quelques outils et techniques utilisés, ensuite nous allons expliquer le traitement des données échangées dans ces systèmes, enfin ses avantages.

I.1 Principaux défis pour le secteur de l'élevage

Si l'augmentation de la consommation mondiale des produits animaux augmente de 70% d'ici 2050 (voir Figure 1), nous allons faire face à de graves problèmes. Ce qui affirme que la solution réside dans l'arrêt ou la réduction de cette dernière, du coup nous devons trouver des solutions pour anticiper les problèmes croissants.



Figure I .1: Augmentation de la demande de viande et de lait (en millions de tonnes)[2].

Le problème majeur pour les 10 prochaines années est la surveillance continue de la santé animale au sein des grands groupes d'animaux. En raison du nombre croissant d'animaux et du nombre décroissant d'éleveurs, À l'avenir, une seule ferme pourrait voir 25000 vaches laitières, 30000 ovins ou quelques millions de poulets [3]. Les infections dans ces grands groupes auront des conséquences désastreuses(Figure 2) alors que la réduction de l'utilisation des antibiotiques est un défi primaire. La mise au point de vaccins prendra du temps et l'efficacité de l'application de vaccins dans les grands troupeaux doit être surveillée afin de les améliorer.

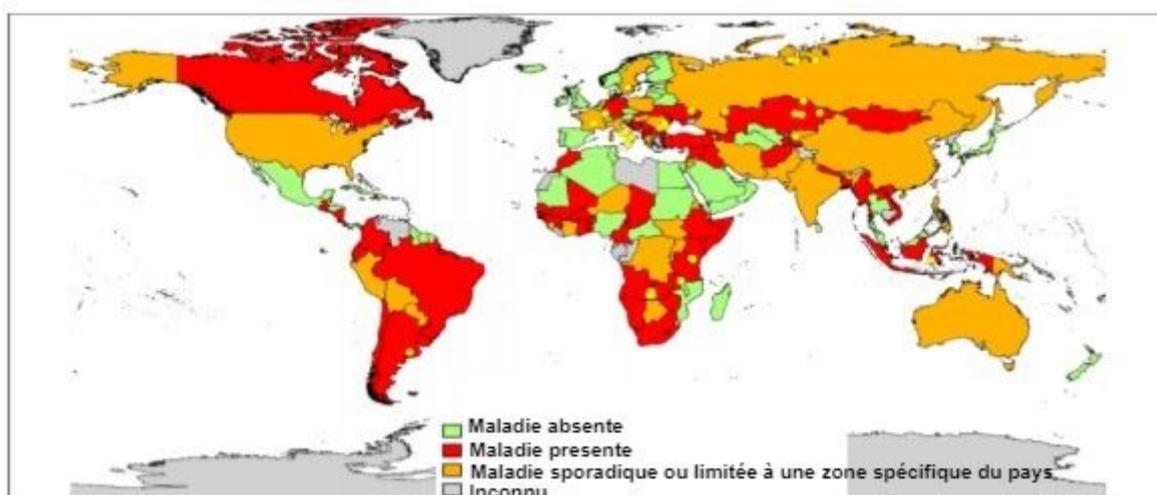


Figure I .2:situation mondiale de la maladie du charbon en 2016 [4].

Une contribution importante à l'impact environnemental serait de gérer le bétail de manière à ce que la productivité animale soit plus proche du potentiel génétique de l'animal moins d'utilisation d'engrais, moins de fumier et une productivité plus élevée. Dans le contexte de la concurrence internationale, il est difficile de maintenir la compétitivité des éleveurs et la productivité animale est un facteur clé.

I .2 Définition de l'élevage de précision

L'élevage de précision est un ensemble de techniques regroupant différents outils numériques innovants : capteurs (mouvements, température), détecteurs (caméras, microphones), technologies de gestion et automates visant un pilotage précis et continu des animaux et des systèmes de production [5].

L'élevage de précision est principalement utilisé en élevage bovin laitier pour le pilotage de l'alimentation, la détection des troubles infectieux et des troubles métabolique et/ou la surveillance des événements liés à la reproduction [6].

I .3 Principe de base de l'approche de l'élevage de précision

A la vue d'autres domaines de la gestion de processus en temps réel (applications spatiales, systèmes militaires, avions, processus industriels, etc.), il est clair que le concept de contrôle dit basé sur des modèles peut être appliqué à tous les problèmes de gestion de processus.

La clé de la gestion du processus est de prédire comment le résultat du processus (la variable à contrôler) répondra à une variation des intrants du processus que nous utilisons pour l'orienter. En effet, le vrai secret de tout système efficace de gestion de processus est la prédiction de la façon dont les extrants de processus réagiront à une variation des intrants de contrôle. Ce schéma général de la commande dite basée sur le modèle est l'épine dorsale de l'approche derrière les systèmes PLF.

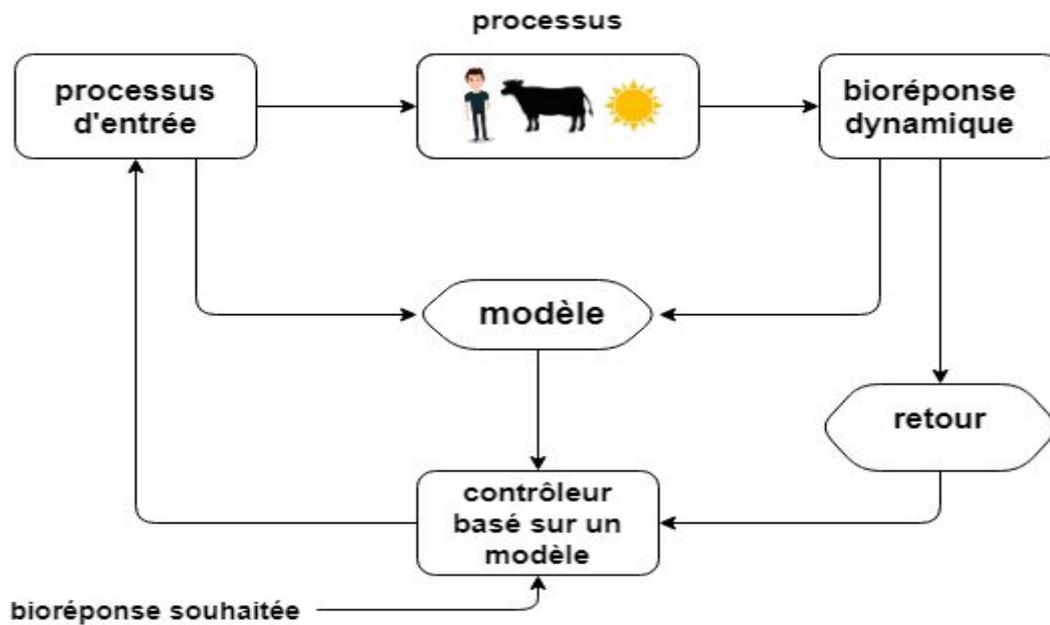


Figure I .3: Schéma général de suivi et de gestion des processus.

I.4 Histoire

Le concept d'élevage de précision est né en Belgique et en Grande-Bretagne dans l'année 1970 (Figure 4), en premier temps c'était l'utilisation de la RFID (**Radio-Frequency Identification**) qui est utilisée par l'armée pour l'identification des bovins.

Cependant même si ce concept était introduit bien avant, mais réellement, le vrai développement de l'élevage de précision est apparu bien plus tard dans les années 2000.

Avec l'avancement de la technologie (Smartphones, automates industriels...) de nouveaux outils de modernisation de l'élevage de précision ont été développés et cela pendant la modélisation de l'activité agricole.



Figure I .4: Développement de l'élevage de précision [7].

I .5 Applications de l'élevage de précision

L'élevage de précision se concentre sur l'amélioration de la santé, du bien-être des animaux et de leurs reproductions. Son utilisation, se manifeste sur plusieurs points :

I .5.1 Le tri automatisé des animaux

Généralement, le tri des animaux est fiabilisé par des identifications électroniques qui permettent d'isoler des animaux en fonction de critères tels que le numéro d'identification, le poids, le sexe prédéfini à l'avance par l'éleveur. Pour le tri, il existe plusieurs outils comme les antennes de lecture RFID.

I .5.2 Interaction entre animaux (rapport de fécondité)

Cette opération est basée sur l'observation des chevauchements. Pour cela, l'éleveur utilise des capteurs placés dans la croupe de l'animal qui calculent le nombre et les fréquences des chevauchements.

Une fois l'observation accomplie, l'éleveur peut utiliser toutes les informations de ces capteurs pour prendre la décision d'isoler les femelles ou pas (pour la reproduction). Dans d'autres cas il adapte l'insémination artificielle avec les solutions hormonales.

I .5.3 Gestion du pâturage

La gestion du pâturage consiste à gérer la façon dont les animaux de pâturage, les plantes fourragères et les sols interagissent pour atteindre des objectifs écologiques et économiques précis.

Un gestionnaire de pâturage efficace doit savoir comment les plantes poussent et se reproduisent s'il veut comprendre comment les animaux de pâturage affectent les plantes en raison de la quantité de matière végétale enlevée, de l'action des sabots et d'autres aspects du pâturage. En outre, les gestionnaires doivent comprendre l'animal de pâturage, en particulier ses besoins nutritionnels aux points critiques du cycle de production et son comportement, y compris la sélection du régime alimentaire [8].

Les gestionnaires doivent tenir compte des éléments suivants:

- Quand le pâturage doit-il avoir lieu? (Horaire).
- À quelle fréquence le pâturage doit-il avoir lieu? (la fréquence).
- Quelle quantité de fourrage doit être enlevée ou quelle quantité de matière végétale résiduelle doit rester après le pâturage? (intensité).

I .5.4 Le drogage ou les traitements antiparasitaires

En se fondant sur diverses caractéristiques il est possible d'estimer la probabilité d'œstrus ou de maladie, ceci dit, dans l'élevage de précision le drogage et les antiparasitaires doivent être appliqués uniquement sur les animaux parasités en respectant bien la dose recommandée.

Exemple : Une solution proposée en Australie consiste à ne traiter que les animaux qui accusent une perte de poids sur un intervalle de temps donné. Pour cela une bascule électronique est intégrée à un couloir de contention où l'animal est identifié et pesé. Selon la variation de poids, l'animal est, ou non, traité [9].

I .5.5 La localisation

L'utilisation de l'élevage de précision dans ce cas permet l'organisation du travail quotidien des éleveurs qui pourrait être optimisé au moyen d'outils capables de

localiser leurs animaux en temps réel sur de grandes surfaces. En fait, ce type d'applications offre à l'éleveur la capacité d'étudier à distance ses bovins en évitant les déplacements inutiles et, en outre, de définir des clôtures virtuelles afin de mieux gérer les ressources en pâturage.

I.6 Les outils et les techniques de l'élevage

Pour l'élevage continu à temps réel avec des processus automatisés, il existe plusieurs outils pour différents objectifs tels que le bien-être des animaux, leurs productions, leurs reproductions, etc.

Comme il existe plusieurs outils, nous allons citer les outils qui ont ajouté plus de valeur.

I.6.1 L'identification individuelle par RFID

La RFID est un dispositif électronique attaché aux animaux pour faciliter leurs identifications. Ces circuits passifs sont activés par un champ magnétique produit par un appareil de lecture placé à proximité et renvoie un signal contenant le numéro d'identité d'un animal.

Les lecteurs RFID/EID sont des capteurs intelligents. Ils comportent un système de stockage de données et des algorithmes de vérification de la cohérence de ces données et ils permettent d'acquérir très rapidement l'information des animaux avec une erreur <1% [10].

I.6.2 la surveillance comportementale par colliers

Les colliers d'activité permettent aux éleveurs de suivre le niveau d'activité des bovins, leurs états de santé et d'autres comportements clés comme l'activité de reproduction pour accroître la production et le bien-être général du troupeau.

Parmi les outils les plus utilisés pour le contrôle d'activité il y'a des colliers électroniques équipés d'un récepteur GPS et une station de base placée dans des différents endroits, de préférence dans des point d'eau, zone ombragée. Quand un

animal est proche de cette station il va récupérer automatiquement l'information, cette information est ensuite transférée vers un opérateur grâce à une liaison sans fil pour l'utiliser ou l'exploiter (voir la figure 5).

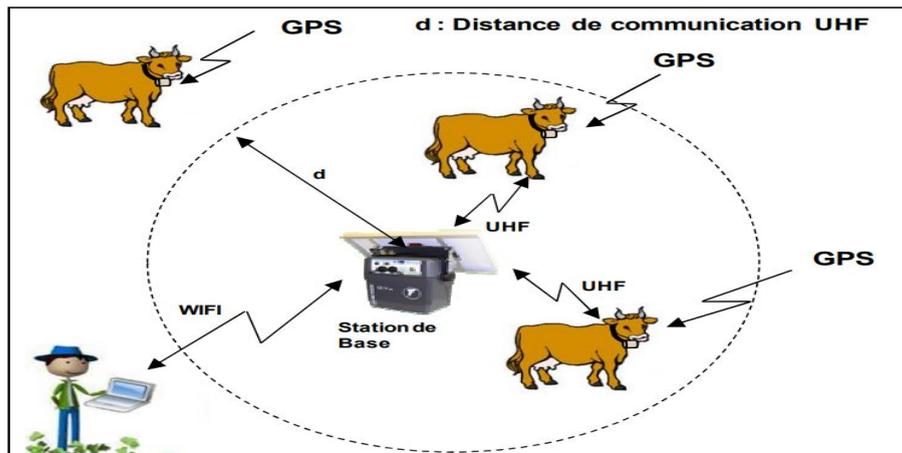


Figure I .5: Schéma de Principe du système de surveillance par collier [11].

I .6.3 la surveillance physiologique par des biocapteurs

Les biocapteurs sont basés sur des éléments de reconnaissance biologique sélectif (anticorps, enzymes, cellules, ADN, organites cellulaires, tissus...) appelés bio récepteurs. Ces derniers catalysent des réactions biochimiques ou interfèrent avec des structures complémentaires permettant d'avoir des changements de propriétés physiques ou chimiques transformés en signaux électriques mesurables par le transducteur. Ces signaux seront ensuite amplifiés et traités.

I .6.4 Détection d'événements par caméra

Il est désormais possible de surveiller les animaux à l'aide de caméras avec une vitesse de capture d'image allant jusqu'à 25 images par seconde. Par exemple, les caméras de détection de poids automatisées peuvent être utilisées pour calculer le poids sans passer par une balance de pesage. Ces caméras rendent plus rapide et moins stressant l'enregistrement du poids avec une précision inférieure à 1,5 kilogramme. En outre, il est possible de développer de nombreux algorithmes de surveillance différents qui sont faciles à mettre en œuvre en utilisant des caméras placées dans les élevages en exploitation.

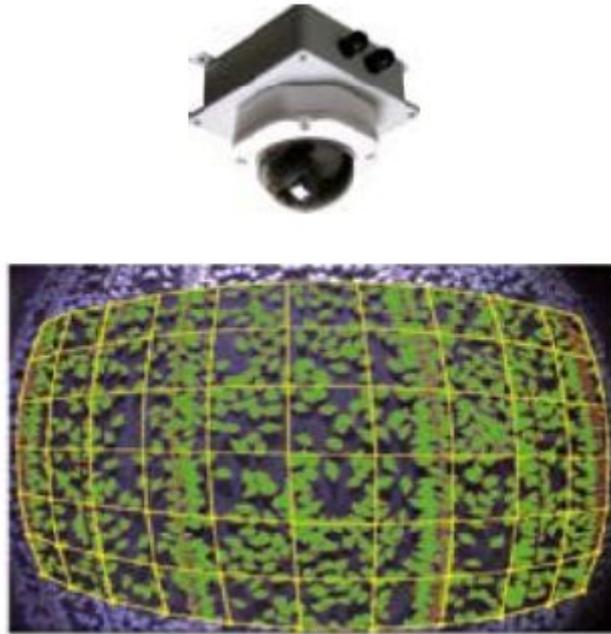


Figure I .6: Exemple de détection par caméra[12].

I .7 Les données dans l'élevage de précisions

Comme chaque système à temps-réel et automatique de contrôle, il faut avoir des informations spécifiques qui circulent dans notre système et qui facilitent ces tâches de contrôle et surtout le traitement de ces données qui passent par plusieurs étapes (filtrage, extraction, combinaison et intégration) et c'est le cas pour les systèmes de l'élevage de précision.

L'exploitation de ces données en les croisant avec les autres sources de données, offre d'importantes perspectives de valorisations à moyen terme dans les domaines de la sélection génétique, du conseil en élevage, etc.

I .7.1 Principe général de circulation de donnée

L'introduction d'outils de précision dans les élevages s'accompagne nécessairement de nouvelles données disponibles pour les éleveurs. Ainsi de nouvelles tâches en lien avec ces données vont apparaître. En effet, les éleveurs doivent apprendre à gérer des logiciels et à analyser les informations qu'ils leurs sont fournis [13]. Donc l'éleveur

doit principalement gérer ces systèmes mais avant il faut qu'il comprenne la circulation de ces données dans cet environnement.

D'abord, il faut mesurer et analyser les informations des capteurs. ces informations peuvent être les poids vif, le comportement alimentaire ou des paramètres physiologiques.

Ensuite, développer un modèle plus fiable possible pour l'animal. Une comparaison entre les résultats attendus (résultats du modèle) et les résultats des capteurs permettent de détecter les animaux qui nécessitent une attention par l'éleveur.

Enfin, il faut intégrer le modèle précédent et les mesures effectuées dans un algorithme pour automatiser le monitoring et le pilotage de l'élevage (Figure 7).

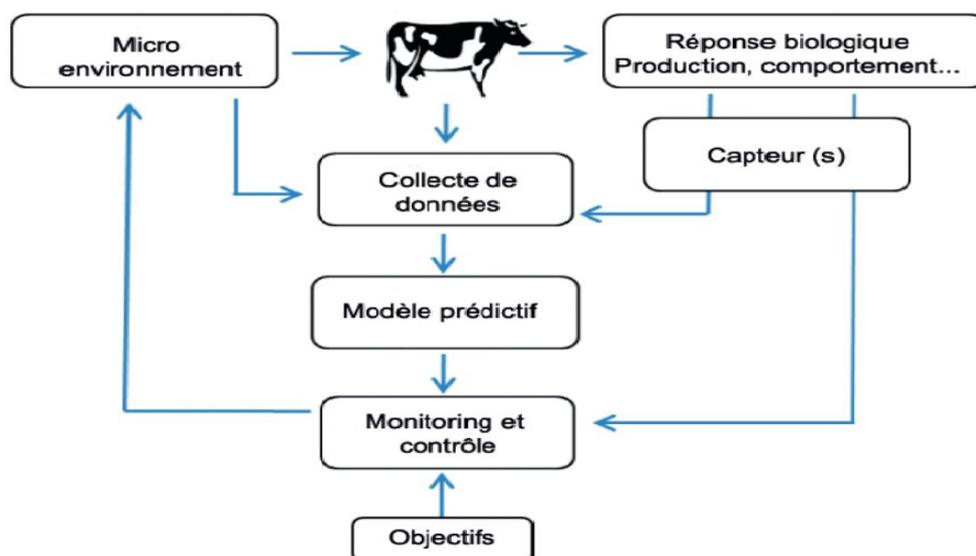


Figure I .7: Principe général de l'élevage de précision [14].

I .7.2 Le traitement des données

I .7.2.1 prétraitement des données

- Filtrage

Le nettoyage des données est le processus de détection, correction et de suppression des enregistrements corrompus ou inexacts.

- **Transformation des données**

Cette étape a pour but de transformer les données dans des formes appropriées adaptées au processus d'extraction.

- **Réduction des données**

La Réduction des Données est une interprétation qui appartient aux méthodes analytiques. Elle est utilisée pour réduire le nombre de dimensions de données.

- **Intégration de données**

L'intégration est une technique qui consiste à combiner des données provenant de plusieurs sources de données en un ensemble cohérent et à fournir une vue unifiée des données [15].

I .7.2.2 L'exploration de connaissance

Le but de l'exploration de données est de découvrir des modèles et des règles dans de grandes quantités de données - dépendances entre les données sous la forme de clusters, de formules, de corrélations, de régularités (modèles) et de tendances temporelles. Pour déterminer ces modèles et ces règles ou pour tester une hypothèse, il faut utiliser des méthodes statistiques et mathématiques, de l'intelligence artificielle (par exemple des réseaux de neurones) et des techniques de visualisation [16].

I .8 l'impact de l'élevage de précision sur le travail de l'éleveur

I .8.1 Gains de temps

Le temps de travail est un vrai problème pour les éleveurs, l'élevage de précision offre des techniques qui permettent d'économiser ce temps surtout dans les tâches physiques.

En particulier, la tâche qui consomme plus de temps est la traite et la distribution de l'alimentation. En effet, on peut avoir 20% de gain sur le temps de travail en utilisant des robots de traite [17]. Une étude wallonne dit que le temps de travail avec un robot plus quelques automates est très petit [18].

Enfin, les informations fournies par les différents capteurs sont considérées comme un moyen de gain de temps parce que l'éleveur peut se concentrer que sur les animaux qui ont besoin de traitement sans vérifier tout le troupeau.

I .8.2 Pénibilité physique et mentale

L'élevage de précision réduit la pénibilité physique du travail. Les techniques proposées par ce dernier permettent à l'éleveur de se décharger des tâches contraignantes. Mais c'est aussi un moyen d'alléger le stress car les capteurs peuvent garantir une surveillance totale de troupeau 24h/24 et capable de faire de la détection non visible par l'œil humain comme le changement de la température et de la fréquence cardiaque.

I .8.3 Réorganisation du travail et nouvelles compétences

Les techniques d'élevage de précision ont créé de nouvelles activités de surveillance, de gestion des automates et d'analyse des données avec des logiciels spéciaux.

Elles ont donné à l'éleveur une souplesse de travail par exemple les contrôles à distance à partir d'une tablette numérique et non plus depuis les bâtiments d'élevage. Mais pour mettre en œuvre ces technologies l'éleveur doit avoir de nouvelles compétences.

Conclusion

S'il est correctement appliqué, le PLF offrira de nouvelles possibilités d'accroître l'efficacité et la durabilité de l'agriculture et la production animale, aussi il permet d'améliorer la santé et le bien-être des animaux et de soutenir la traçabilité sur l'ensemble de l'approvisionnement de la chaîne, fournissant ainsi au consommateur une certaine assurance de sécurité alimentaire. Les systèmes d'élevage de précision visent à être des systèmes de gestion entièrement automatisés et continus.

Dans ce chapitre nous avons commencé par introduire l'élevage de précision et son utilisation. Ensuite, nous avons donné quelques outils en expliquant brièvement la

circulation de ces données et la façon de leur traitement. Enfin, nous avons cité les avantages de ce dernier.

Dans le prochain chapitre, nous discuterons de l'identification des animaux, en expliquant quelques méthodes et leurs utilisations, puis nous citerons quelques travaux dans ce domaine.

Chapitre II :

Identification des animaux.

Introduction

Comme présenté dans le chapitre précédent, l'élevage de précision est vital pour une production animale rentable. Au vu de la complexité de cette gestion l'identification et ses méthodes jouent un rôle essentiel pour la facilité.

Pour une gestion précise des fermes, les systèmes d'identification individuelle sont très importants dans la gestion du bétail et peuvent être intégrés dans des systèmes plus complexes permettant l'analyse automatique du comportement, la traite, la surveillance de la santé, la pesée, etc. Ainsi, il faut respecter certains facteurs tels que l'appréciation des risques, les caractéristiques des populations animales, les technologies disponibles et l'analyse coût/bénéfice pour que le système fonctionne correctement.

Ces technologies ont récemment attirées l'attention à des fins de surveillance de la santé et parmi les plus récentes se trouve la technologie de vision par ordinateur qui permet l'observation sans contacte en utilisant des caméras qui capturent des images couleurs RVB ou l'intensité au niveau de gris.

Dans ce chapitre nous allons définir l'identification en précisant les utilisations possibles, les méthodes utilisées et quelques travaux sur l'identification des animaux.

II.1 Définition de l'identification des animaux

L'identification est le processus de distinction d'une unité ou un individu basé sur des caractéristiques unique par exemple l'iris ou l'empreinte.

L'identification des animaux est connue comme la combinaison de l'identification et de l'enregistrement individuel de l'animal, avec un identificateur unique [19]. Elle est effectuée pour diverses raisons comme la vérification de la propriété, le contrôle de la biosécurité et le suivi à des fins de recherche.

II.2 Histoire

L'identification des animaux est apparue dans le 8^{ème} siècle où ils ont visé le marquage sanitaire; chaque animal est accompagné d'un document et l'amélioration génétique a obligé l'identification individuelle. Avec la propagation des maladies contagieuses (tuberculose, brucellose) dans le 20^{ème} siècle, le marquage de la quasi-totalité des bovins est devenue obligatoire.

Le premier programme national d'Identification Pérenne et Généralisée (IPG) a été instauré par le décret 78-415 du 25 mars 1978 [20] et il s'applique sur les bovins de plus de 6 mois qui a répondu au problème des animaux dans cette période comme la fièvre aphteuse.

En 1995, avec les nouvelles directives européennes 92-102 [21], les chercheurs ont développés de nouveaux dispositifs qui permettent de répondre à ces nouvelles normes par exemple l'identification de veaux dès la naissance. Dans ce dispositif la responsabilité d'identification est confiée aux éleveurs et non plus aux seuls agents identificateurs.

Avec la crise de l'ESB, l'Union Européenne a imposée un dispositif qui facilite ou permet une traçabilité totale et rapide des mouvements des bovins au sein de l'Union.

II.3 Utilisation possible de l'identification

Dans l'élevage des bovins, l'identification individuelle présente de nombreux avantages, du traçage des bovins à l'automatisation des système de suivi sanitaire et de l'alimentation au contrôle de qualité. De plus, une bonne décision et une gestion précise des animaux peuvent compléter l'utilisation des systèmes d'identification des bovins [22].

Par exemple, un système de traite et d'identification automatique a été développé pour faciliter la routine quotidienne des éleveurs en réduisant le travail et en améliorant le bien-être des bovins [23]. Un système de caméra en accélérer a été utilisé pour évaluer l'exactitude des dénombrements et des positions des bovins au moyen

d'une méthode d'analyse d'images [24]. Pour assurer cet objectif, il fallait que ces animaux soient correctement identifiés.

Même dans le suivi de la reproduction et le suivi de la morphologie, l'identification joue un rôle vital et doivent être intégrés avec des dispositifs d'identification pour de meilleurs résultats.

II.3.1 La localisation

La localisation par les technologies d'identification automatique joue actuellement un rôle important dans le suivi du bétail comme le suivi du comportement et des mouvements de l'individu.

II.3.2 Traçabilité

La traçabilité est le fait de suivre un animal marqué depuis sa naissance jusqu'au consommateur final, éventuellement des divers produits provenant de cet animal comme la viande.

Cette dernière aide à éviter les implications économiques en termes d'établissement d'une base de données nationale, de lutte contre le vol de stocks, de gestion du commerce local et international, aussi bien dans la gestion génétique et d'amélioration des races.

Un système de traçabilité se base sur trois clés essentielles qui sont [25] :

- Étendue – Quantité d'informations consignées, comme les vaccins et le régime alimentaire.
- Profondeur – La distance en arrière ou en avant parcourue par le système.
- Précision – Degré de confiance avec lequel le système de traçage peut repérer l'acheminement d'un produit animal, par rapport à un taux d'erreur acceptable ou aux conséquences d'une erreur de suivi.

II.3.3 Le suivi alimentaire

Les bovins ont des besoins nutritionnels très élevés par rapport à la plupart des autres animaux. C'est tout un défi de répondre aux exigences, en particulier pour l'énergie et les protéines. Les régimes alimentaires doivent contenir suffisamment de nutriments pour soutenir la production et la santé métabolique, tout en favorisant la santé du rumen et l'efficacité de la digestion fermentative.

La principale dépense dans l'exploitation laitière est l'alimentation. L'alimentation individuelle a permis de s'adapter à une nouvelle technologie qui a amélioré la capacité de raffiner une meilleure hygiène alimentaire pour chaque individu. Cependant ces technologies telle que l'alimentation dynamique doit mettre en compte les individus qui doivent être alimentés et c'est là où l'identification joue un rôle.

A titre d'exemple: Les vaches laitières doivent être identifiées car leurs alimentations diffèrent quand c'est la période d'élevage, production ou finition.

II.3.4 La gestion du troupeau

L'objectif principal de l'éleveur n'est pas simplement d'augmenter son troupeau, il veut aussi accroître la production de lait, maintenir une bonne composition du troupeau, et assurer la résistance du bétail aux maladies à l'aide de techniques d'amélioration du cheptel et c'est là où l'identification apporte sa contribution dans une meilleure organisation de ces différentes tâches et assurer une bonne gestion de troupeau.

II.4 Intégration des systèmes d'identification

II.4.1 Système de suivi de la santé

L'identification dans les systèmes de suivi sanitaire permet d'isoler les animaux malades pour prévenir la contamination des autres. Ainsi, elle aide le suivi des vaccinations et chimio prophylaxie de ces derniers tout ça pour une meilleure hygiène de vie.

Par exemple, l'identification des bovins a joué un rôle essentiel dans la santé du bétail au Canada. Entre les années 1950 et les années 1980, 95% du cheptel canadien a été identifié individuellement dans le cadre du programme "Santé des animaux", d'une campagne visant à éradiquer la brucellose. En 1985, le pays a été déclaré indemne de brucellose [26].

II.4.2 Système de suivi de la morphologie

Dans ces systèmes les individus sont identifiés séparément puis ils sont notés en fonction de leurs attributs morphologiques externes (c'est pourquoi elle est également appelée évaluation conformationnelle ou évaluation externe) et de la similarité de ses caractéristiques avec le standard de la race [27].

Il existe plusieurs méthodes pour réaliser le test morphologique, généralement ces méthodes sont faites selon l'évaluation visuelle ou selon des caractéristiques mesurables. Toutefois, dans la production de viande, l'évaluation morphologique est uniquement basée sur l'inspection visuelle des individus bien identifiées.

II.4.3 Système de suivi de la reproduction

Les systèmes de suivi de la reproduction doivent intégrer la notion de l'identification qui aide à spécifier les individus afin de faire le contrôle et la conservation de la pureté de certaines races de bovins dans le cadre de l'amélioration génétique des caractères pour les performances actuelles et le futur du troupeau. Ces systèmes ont pour objectif l'amélioration de la reproduction et la qualité du produit par un changement génétique planifié [28].

II.5 Les méthodes d'identification

Il existe beaucoup de méthodes d'identifications, qui dépendent de l'animal, la durée d'utilisation ou la technologie utilisée. Ces méthodes peuvent être classées comme étant manuelles, électroniques ou biométriques [29].

II.5.1 Manuelles

II.5.1.1 Tatouage

Le tatouage et marquage sont fait dans la partie la plus visible du corps comme l'oreille, la queue ou le dos. En général le marquage est un motif spécifique ou un identifiant composé de trois lettre suivis de trois chiffres.

Avantages et limites

- Technique permanente et durable.
- Demande beaucoup de main-d'œuvre.
- Manque de symboles pour l'identification individuelle.
- Pas cher et facile à appliquer (pas de technologie).
- Méthode dévalue les cuirs.
- Problème de confusion.

II.5.2 Electronique

II.5.2.1 Tag d'oreille

C'est un objet métallique ou plastique qui est placé verticalement à la base de l'oreille. Leur numérotation peut aller de centaines à des milliers selon les besoins de la recherche ou du laboratoire [30].

Cette numérotation permet d'identifier chaque animal de façon efficace et unique. Ces tags sont appelés tags d'oreilles électroniques. Ils utilisent les fréquences radios d'identification.

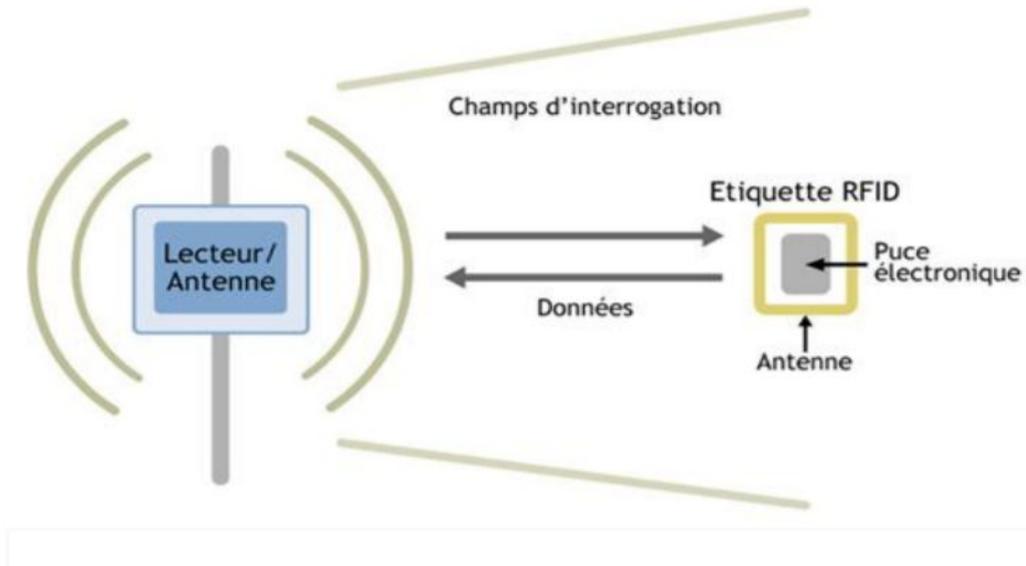


Figure II. 1:schéma de fonctionnement de la puce RFID [31].

Avantages et limites

- Procédure simple, peu coûteuse et permanente.
- Problème d'infection.
- Les étiquettes peuvent s'emmêler dans les cages.
- Les étiquettes peuvent tomber.

II .5.2.2 Transpondeurs / puce d'identification électronique

C'est des micros puce de 2 mm à 13 mm (figure II .2) injecté sous-cutanée. Ils n'ont pas besoin de batterie pour fonctionner mais c'est un signal radio généré par le lecteur qui l'alimente.

La puce génère des codes qui sont considérés comme numéros d'identification.

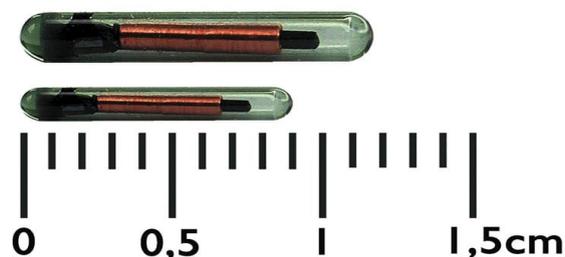


Figure II.2: Transpondeurs puce électronique.

Avantages et limites

- Technique simple et rapide mais assez chère.
- Tout le système est piloté par un ordinateur.
- Minimise le risque d'erreur ou de falsification.

II.5.2.3 Ruminant bolus

Un ruminant bolus est un récipient haute densité en forme de balle, généralement en céramique, contenant un identifiant électronique.

Il est conçu pour loger dans le rumen de l'animal et il peut aussi corriger la valeur pH dans le rumen [32].

Le bolus est un transpondeur passif qui fonctionne par ondes radios de basses fréquences (134,2 kHz) sans danger pour les animaux.



Figure II.3: Bolus de suivi.

Avantages et limites

- Les bolus sont une bonne méthode d'identification des animaux pour les bovins qui perdent régulièrement leurs tags d'oreille.
- Très bons taux de rétention des bovins.
- Les lecteurs ne peuvent pas détecter le bolus si il se trouve à une grande distance car le champ de lecture est généralement entre 20 cm et 35 cm.
- Ne peut pas être utilisé comme identificateur officiel.

II.5.3 Biométrie

Le problème de l'identification biométrique automatisée des bovins a été bien étudié au fil du temps. Les approches peuvent être divisées en trois catégories : celles qui utilisent des modèles de muselière des bovins, les systèmes plus rares qui utilisent des balayages rétiniens, faciaux ou corporels, et celles qui exploitent les caractéristiques des modèles de fourrure.

Ces modèles peuvent être photographiés ou filmés et utilisés pour la reconnaissance individuelle des animaux.

Par exemple l'identification biométrique pour les bovins est faite par des images d'empreinte de museau, motif d'iris et la vue du haut du dos.

II.5.3.1 Empreinte de museau

Cette méthode a été utilisée pour identifier les bovins et a été publiée pour la première fois par Petersen (1922) [33].

Les bovins peuvent être individuellement identifiés sur la base de la disposition et de la répartition des crêtes et des vallées sur le museau.

Traditionnellement la méthode est simple: l'encre est appliquée au nez et utilisée pour faire impression sur le papier (Figure II.4), sa précision dépend, cependant, de chaque impression étant prise de la même manière, avec la même pression, le même encre et le même type de papier pour éviter de confondre deux animaux. Ces papiers peuvent également être difficiles à lire à cause de la saleté. La méthode dépend des compétences de l'opérateur.

Les méthodes modernes différents mais leur fonctionnement général ce résume sur ces points [34]:

- Le système capture une image du bovin puis il identifie le museau.
- L'identification de la face du bovin avec un algorithme de classification puis l'extraction des caractéristiques du museau.

- Après l'extraction, un algorithme vérifie la similarité des caractéristiques extraites avec celles dans d'une base de données.

Les empreintes de nez se sont avérées stables avec le temps.

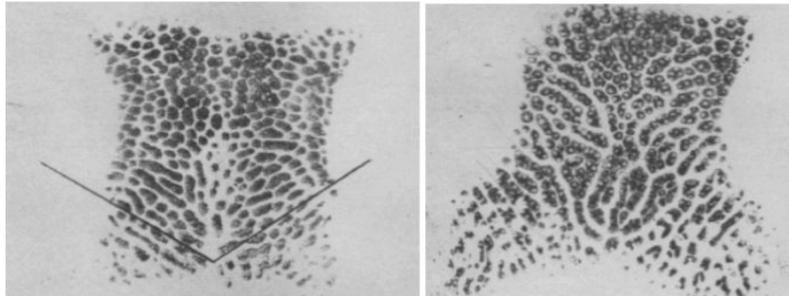


Figure II.4: Exemple d'empreinte de nez d'un bovin .

Avantages et limites

- Minimise le risque d'erreur ou de falsification.
- Peu coûteuse mais aussi compliqué si c'est manuel.
- Peut être automatisée par des systèmes de détection.
- Les papiers d'empreintes sont non permanents.

II .5.3.2 Motif d'iris

La reconnaissance de l'iris est l'une des technologies biométriques les plus fiables en termes de performance d'identification et de vérification. Il utilise principalement le motif de l'iris ligaments, sillons, crêtes, cryptes, anneaux, couronnes, taches de rousseur, et une collerette en zigzag [35].

L'acquisition de l'iris du bovin permet de capturer une séquence d'images de l'iris du bovin à l'aide d'un capteur. Étant donné que les bovins ne coopèrent généralement pas avec l'opérateur, capturer une image d'iris de haute qualité est l'un des principaux défis pour les applications pratiques.

Avantages et limites

- Difficulté de détection d'iris.
- Une bonnes précision d'identification.

- Automatisée par des systèmes de détection.
- Peu coûteuse en terme de matériel.

II.5.3.3 La vue de haut du dos

L'identification par catégorie fondée sur la forme est un élément central de l'identification par catégorie d'objets visuels, et c'est la base de l'identification par la vue de haut du dos.

La reconnaissance visuelle par ordinateur des bovins est proposée par imagerie du profil corporel des bovins qui sont captés par des caméras ainsi que l'application des architectures neuronales profondes(Figure II .5) .

L'identification individuelle des bovins comporte deux composantes principales. La première est la détection et le recadrage automatique de la région du corps du bovin à l'aide d'une approche inter-trame différenciée et horizontale fondée sur l'histogramme. La deuxième composante est la formation d'un réseau neuronal convolutif profond sur les images du modèle du bovin cultivé pour l'identification du modèle individuel.

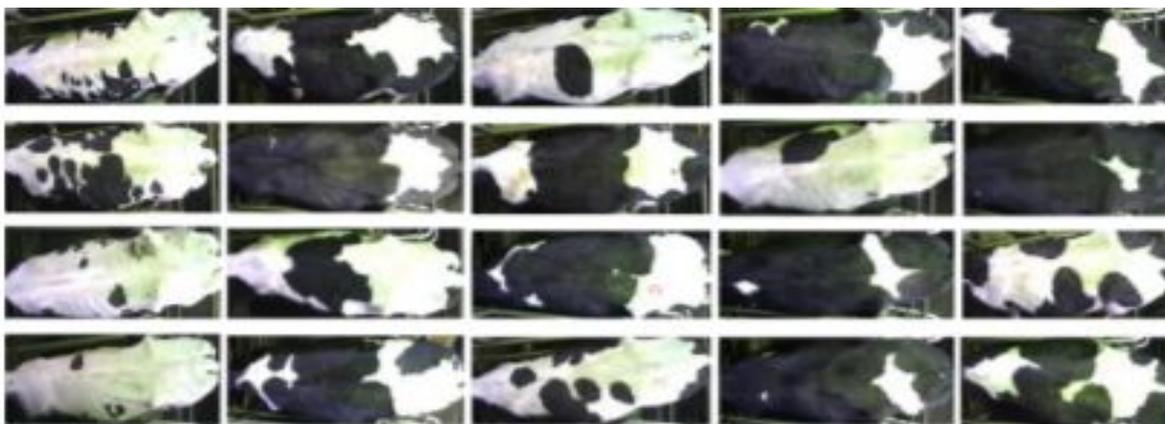


Figure II.5: Exemple des images de haut du dos des vaches laitières [36].

Avantages et limites

- Peu Coûteuse en terme de matériel.
- L'utilisation automatique et non intrusive de la vision par ordinateur.
- Offre une très bonne précision.

II.6 Les normes d’identification

l’identification est globalement utilisée dans le PLF et de nombreuses normes ont été introduites par l’OIE “Organisation mondiale de la santé animale”.

Parmi ces nombreuses normes nous pouvons citer [37]:

- Les moyens d’identification devraient pas détériorer ni la viande ni le cuir.
- Facile à déposer sur l’animal (moins de 30 secondes), ne provoque aucune douleur.
- Lisible et facile à identifier (quelque secondes suffit).
- L’utilisation doit être impossible à falsifier (impossible à enlever et inutilisable sur un autre animal).
- Résistants (au moins 7 ans).
- Les Codes sous forme alphanumérique pour faciliter l’enregistrement.
- Enregistre des données des animaux et leurs codes dans des bases de données.

II.7 Quelques travaux sur l’identification des animaux

Travail	Prétraitement	Classification	exactitude
William Andrew et al 2019, “Aerial Animal Biometrics: Individual Friesian Cattle Recovery and Visual Identification via an Autonomous UAV with Onboard Deep Inference”	extraction à base de l'architecture GoogLeNet	Inception V3, un réseau biométrique convolutionnel récurrent à long terme	91.9%

<p>William Andrew, 2016, "Automatic Individual Holstein Friesian Cattle Identification Via Selective Local Coat Pattern Matching In RGB-D Imagery"</p>	<p>extraction à base de Descripteur ASIFT</p>	<p>Un SVM est utilisé pour sélectionner et utiliser des caractéristiques pour la récupération de l'identité du bétail</p>	<p>97%.</p>
<p>Thi Thi Zin,2018, "Image Technology based Cow Identification System Using Deep Learning"</p>	<p>Différenciation entre les images et approche basée sur un histogramme horizontal. Ensuite, cultivation de la région du corps de la vache en utilisant une valeur distance défini</p>	<p>un réseau neuronal convolutif profond (DCNN) pour l'identification des vaches</p>	<p>97.01%</p>
<p>Patrick shen 2014, "A new cow identification system based on iris analysis and recognition"</p>	<p>Les limites intérieures et extérieures de l'iris des vaches sont ajustées comme deux ellipses basées sur les images des bords(Edges). Un ensemble de coefficients 2D-CWT à haute fréquence est sélectionné comme caractéristiques pour la reconnaissance</p>	<p>le codage des caractéristiques et la distance de Hamming sont adoptés pour la classification.</p>	<p>98.33%</p>

Conclusion

L'identification des animaux est capitale pour un élevage moderne. Pour cela il faut choisir la méthode nécessaire selon l'animal, conditions environnementales et les besoins de l'éleveur.

Dans ce chapitre nous avons vu la définition de l'identification, son champ d'utilisation (santé, traçabilité et alimentation) et puis les différentes méthodes d'identification en précisant leurs avantages et leurs limites, de plus nous avons cité les normes à respecter pour une meilleure identification.

Dans le prochain chapitre nous introduirons ce que c'est la classification, ensuite nous allons voir la classification avec les deux approches Machine Learning et Deep Learning, puis nous verrons la segmentation d'image traditionnel et moderne.

Chapitre III:
Classification d'image avec le machine
learning et le deep learning.

Introduction

Le traitement d'images est un domaine important qui est utilisé dans diverses applications, telles que médicales, détection d'erreurs et d'identifications. Le traitement d'images contient différentes techniques comme l'extraction et la sélection de fonctionnalités ainsi que la classification [38].

Ces applications tel que l'identification se basent sur des algorithmes de Machine Learning (ML) et de Deep Learning (DL). En termes pratiques, l'apprentissage profondi (DL) n'est qu'un sous-ensemble de l'apprentissage machine (ML). En effet, l'apprentissage profondi est techniquement un apprentissage machine qui fonctionne de manière similaire (d'où l'interchangeabilité des termes), cependant ses capacités sont différentes.

Dans d'apprentissage machine même si les modèles de base s'améliorent progressivement quelles que soient leurs fonctions, ils ont encore besoin d'être guidés. Si un algorithme renvoie une prédiction inexacte, un ingénieur doit intervenir et procéder à des ajustements. Avec un modèle d'apprentissage profondi, un algorithme peut déterminer seul si une prédiction est exacte ou non grâce à son propre réseau de neurones [39].

Dans ce chapitre nous allons voir la classification des images avec le Machine Learning, la classification avec le Deep Learning, ensuite, nous allons voir la segmentation d'images.

Avant d'expliquer la classification d'images par Machine Learning ou par Deep Learning, nous allons tout d'abord introduire la notion de la classification d'images.

- **Qu'est-ce que la classification des images?**

La classification des images, à sa base, est la tâche d'assigner un label à une image à partir d'un ensemble prédéfini de catégories [40].

III.1 Classification d'images par Machine Learning

III.1.1 L'extraction de caractéristiques

III.1.1.1 Analyse en Composantes Principales (ACP)

L'ACP est l'une des techniques de réduction de dimensionnalités linéaires les plus utilisées. Lors de son utilisation, nous prenons en entrée nos données d'origines et essayons de trouver une combinaison des caractéristiques d'entrée qui peuvent mieux résumer la distribution de ces données afin de réduire ses dimensions d'origines. L'ACP est capable de le faire en maximisant les écarts et en minimisant l'erreur de reconstruction en examinant les distances des paires. Les données sont ensuite projetées sur des axes orthogonaux classés par ordre d'importance [41].

III.1.1.2 Analyse Discriminante Linéaire (ADL)

L'ADL est le plus souvent utilisée comme une technique de réduction dimensionnelle à l'étape de pré-traitement pour les applications de classification de motifs et d'apprentissage automatique. Cette technique a la même approche que l'ACP mais son but principale est de projeter un espace de fonctionnalités (un ensemble de données n-échantillons dimensionnels) sur un sous-espace k plus petit (où $k \leq n-1$) tout en maintenant l'information de classe-discriminatoire [42].

III.1.2 La classification

La classification dans l'apprentissage automatique est souvent faites par des classifieurs générés par un algorithme d'apprentissage automatique. Un classifieur est une fonction à valeur discrète qui est utilisée pour attribuer des étiquettes de classe (catégorielles) à des points de données particuliers [43].

Il y a plusieurs approches de classification disponible pour des applications telles que: Naive- Bayes, Support Vector Machine, k-Nearest Neighbour algorithms et les réseaux de neurones.

III.1.2.1 Algorithme des K-plus proches voisins(KNN)

Le résultat appartient à une classe. Un objet est classé par un vote à la pluralité de ses voisins, l'objet étant assigné à la classe la plus commune parmi ses k plus proches

Chapitre 3 Classification d'image avec le machine learning et le deep learning.

voisins (k est un entier positif, généralement petit). Si $k = 1$, alors l'objet est simplement assigné à la classe de ce seul voisin le plus proche [44][45].

III.1.2.2 Machine à Vecteurs de Support (SVM)

La classification et l'analyse des ensembles de données sont fréquemment effectuées par le classificateur SVM. C'est aussi l'un des modèles d'apprentissage supervisés qui n'est pas probabiliste. Dans l'algorithme SVM, nous traçons chaque élément de données comme un point dans l'espace n -dimensionnel (où n est le nombre de caractéristiques) avec la valeur de chaque caractéristique étant la valeur d'une coordonnée particulière. Ensuite, nous effectuons la classification en trouvant l'hyper-plan qui différencie très bien les deux classes [46].

III.1.2.3 Classification Naive-Bayes

Le classificateur Naive-Bayes est une sorte de technique d'apprentissage par machine qui est basée sur le théorème de Bayes avec une forte interrelation entre les caractéristiques [47].

Naive-Bayes est un type de classificateur qui modélise les caractéristiques détaillées du problème.

Chaque caractéristique est indépendante des autres. Elle est formée par le nombre de règles de classification telles que le maximum a posteriori pour déterminer les statistiques bayésiennes [48].

Dans le naive bayes il faut d'abord choisir la structure du réseau qui possède les dépendances des variables, puis les caractéristiques sont distribuées.

III.1.3 Avantages et limites

- Les modèles d'apprentissage automatique s'améliorent progressivement quelle que soit leurs fonctions.
- Ils ont besoin d'assistance.
- Si un algorithme d'IA renvoie une prédiction inexacte, alors un ingénieur doit intervenir et faire des ajustements.

III.2 Classification d'images par Deep Learning

Comme le Deep Learning est une sous catégorie du Machine Learning qui s'intéresse particulièrement à la reconnaissance des modèles et à l'apprentissage à partir des données. Le Deep Learning, spécifiquement les réseaux de neurones convolutifs (CNN) adopte une approche différente. Au lieu de définir manuellement un ensemble de règles et d'algorithmes pour extraire des fonctionnalités d'une image, ces fonctionnalités sont automatiquement apprises du processus d'apprentissage.

III.2.1 Les réseaux de Neurones Convolutifs (CNN)

Ces réseaux sont utilisés pour résoudre des problèmes difficiles de classification d'images

III.2.1.1 Définition

Un CNN utilise un système semblable à une perception multicouche conçue pour réduire les besoins de traitement. Les CNN se concentrent principalement sur le fait que l'entrée sera composée d'images. Cela met l'accent sur l'architecture à mettre en place de manière à répondre au mieux aux besoins de traiter le type spécifique de données.

Le CNN apprend automatiquement les valeurs de ses filtres. Dans le contexte de la classification des images, le CNN peut apprendre à :

- Détecter les bords à partir de données brutes de pixels dans la première couche.
- Utiliser ces bords pour détecter des formes (c'est-à-dire des "blobs") dans la deuxième couche.
- Utiliser ces formes pour détecter des caractéristiques de plus haut niveau telles que les structures faciales dans les couches les plus élevées du réseau.

La dernière couche d'un CNN utilise ces caractéristiques de haut niveau pour faire des prévisions concernant le contenu de l'image.

III.2.1.2 Architecture

Les CNN sont composés de neurones organisés en trois dimensions, la dimensionnalité spatiale de l'entrée (hauteur et largeur) et la profondeur [49]. La profondeur ne fait pas référence au nombre total de couches dans l'RNA, mais à la troisième dimension d'un volume d'activation.

Ils sont composés de trois types de couches. Il s'agit de couche convolutif (Convolutional Layer), couche de mise en commun (Pooling Layer) et couches entièrement connectées (Fully-Connected Layers). Lorsque ces couches sont empilées, une architecture CNN se forme.

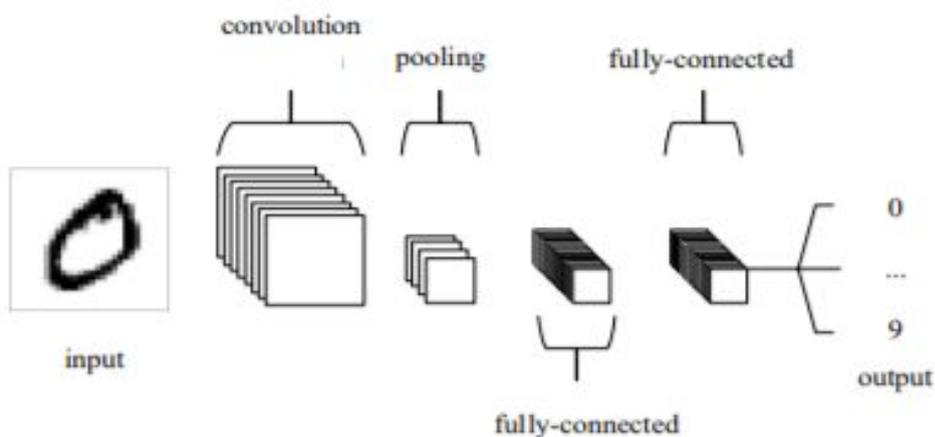


Figure III.1: Architecture simple d'un CNN compose de 5 couches.

III.2.1.2.1 La couche de convolution

Comme son nom l'indique, la couche de convolution joue un rôle vital dans le fonctionnement des CNN. Les paramètres des filtres se concentrent sur l'utilisation de noyaux (kernel) assimilables.

Ces noyaux (kernel) sont généralement petits en dimensionnalité spatiale, mais se propagent sur la totalité de la profondeur de l'entrée.

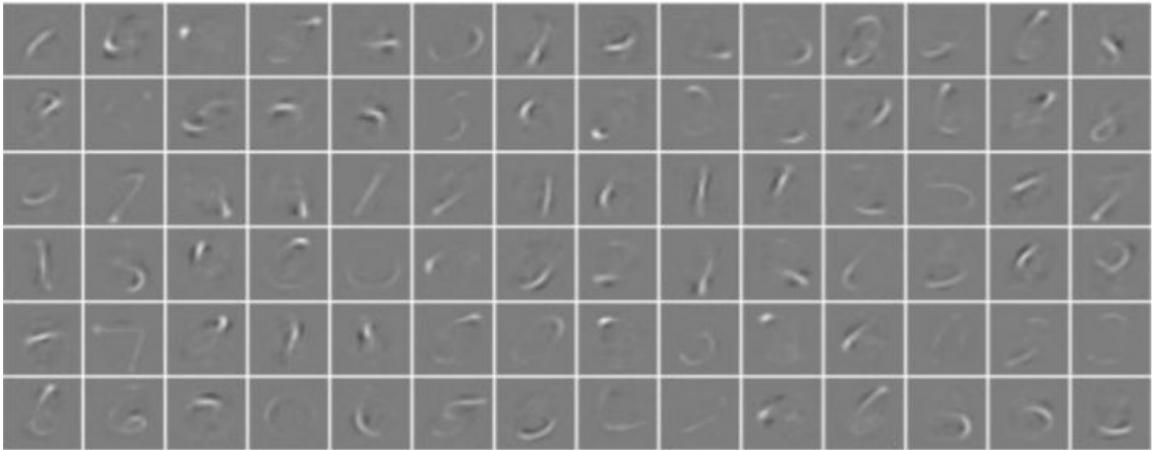


Figure III.2: Activation prise de la couche de convolution .

Le produit scalaire est calculé pour chaque valeur des noyaux (Figure III.3). À partir de là, le réseau apprendra les noyaux qui «s'active» lorsque ils voient une caractéristique spécifique à une position spatiale donnée de l'entrée. Ceci, est communément appelé activations.

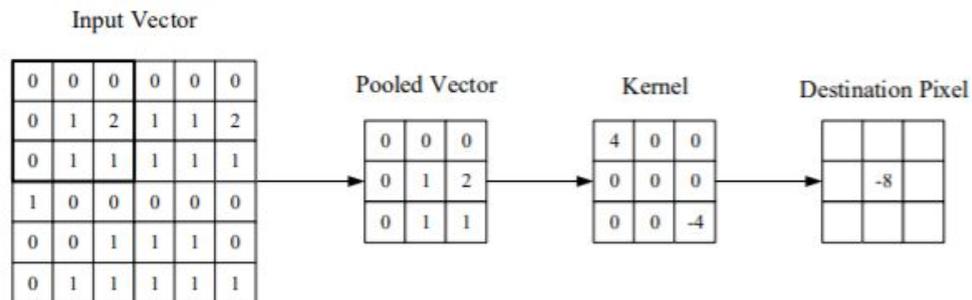


Figure III.3: Représentation visuelle d'une couche de convolution.

Chaque noyau aura une carte d'activation correspondante, qui sera empilée le long de la dimension de profondeur pour former le volume de sortie complet de la couche de convolution.

De plus, ces couches de convolution sont capables de réduire la complexité du modèle par une optimisation des sorties. L'optimisation est faite par les trois paramètres (depth, stride et zero-padding) .

1. Profondeur (Depth) : peut être manuellement réglé par le nombre de neurones dans la couche avec la même région d'entrée.

Chapitre 3 Classification d'image avec le machine learning et le deep learning.

La réduction de ce paramètre peut réduire considérablement le nombre total de neurones du réseau, mais il peut également réduire considérablement les capacités de reconnaissance du modèle.

2. Le pas (Stride) : peut être défini pour régler la profondeur au tour de la dimensionnalité spatiale de l'entrée afin de placer le champ réceptif.

3. Marge à Zéro (Zero Padding) : est le simple processus de remplissage de la bordure de l'entrée et c'est une méthode efficace pour donner un contrôle supplémentaire quant à la dimensionnalité des volumes de sorties.

Pour le calculer nous pouvons utiliser la formule suivante :

$$\frac{(V-R)+2Z}{S+1}$$

Avec:

V : Représente la taille du volume d'entrée (*hauteur X largeur X profondeur*).

R : Représente la taille du champ réceptif.

Z : Est la quantité de l'ensemble de remplissage zéro.

S : Représente le pas (stride).

III.2.1.2.2 Couche de mise en commun (Pooling layer)

Les couches de mise en commun visent à réduire progressivement la dimensionnalité de la représentation, et donc à réduire davantage le nombre de paramètres et la complexité de calcul du modèle. Elle opère sur chaque carte d'activation dans l'entrée et met à l'échelle sa dimensionnalité à l'aide de la fonction MAX, MIN ou AVERAGE.

III.2.1.2.3 Couche entièrement connectée

La couche entièrement connectée contient des neurones qui sont directement connectés aux neurones des deux couches adjacentes, sans être connectés à aucune couche en leur sein. Cela est analogue à la façon dont les neurones sont organisés dans les formes traditionnelles des réseaux de neurones artificiel.

III.2.2 Les architectures ResNet, AlexNet, VGGNet, Inception

III.2.2.1 Un réseau neuronal résiduel ResNet

ResNet a une idée simple : alimenter la sortie de deux couches convolutionnelles successives et contourner l'entrée aux couches suivantes. L'idée se base sur la connexion de raccourci d'identité, "identity shortcut connection" qui saute un ou deux couches comme dans la figure ci-dessous [50].

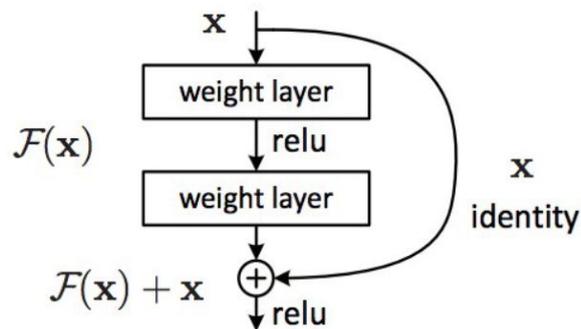


Figure III.4: Architecture de ResNet.

C'est également la toute première fois qu'un réseau de plus de cent mille couches a été formé.

III.2.2.2 AlexNet

Avec 60 millions de paramètres, AlexNet contient 8 couches — 5 convolutifs et 3 couches entièrement connectés [51].

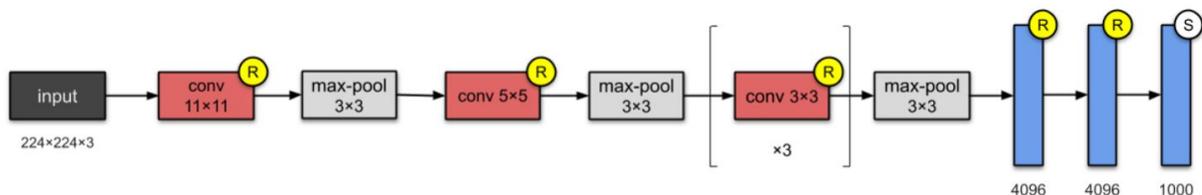


Figure III.5: Architecture de AlexNet.

III.2.2.3 VGGNet

Il utilise des filtres 3×3 beaucoup plus petits dans chaque couche convolutionnelle et les combine également en une séquence de convolutions. Parmi ses principales caractéristiques, citons l'utilisation de la fonction ReLU [52].

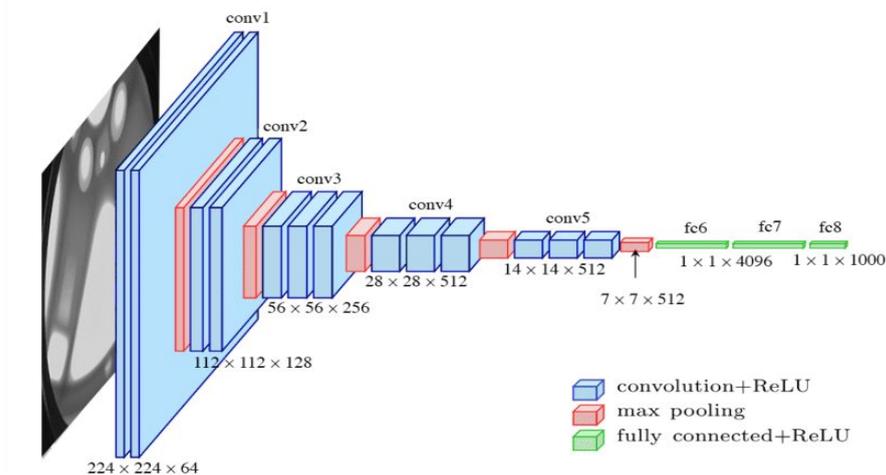


Figure III.6: Architecture de VGGNet.

III.2.2.4 Inception

L'architecture à 22 couches avec 5 millions de paramètres est appelée Inception-v1.

Elle est faite au moyen de "modules de démarrage". La conception de l'architecture d'un module d'accueil est le fruit de recherches sur l'approximation de structures éparses NIN(Networks In Networks) [53].

A première vue, cette architecture est essentiellement la combinaison parallèle de filtres convolutionnels 1×1 , 3×3 et 5×5 , mais la grande perspicacité du module initial a été l'utilisation de blocs convolutionnels 1×1 pour réduire le nombre de caractéristiques avant les blocs parallèles [54].

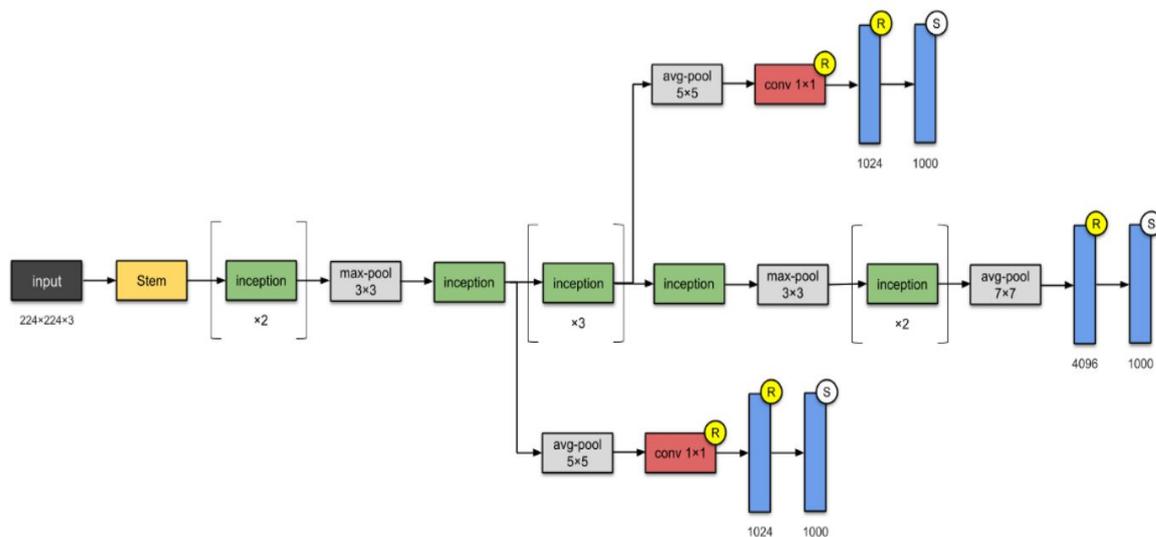


Figure III.7: Architecture de Inception.

III.2.3 Avantages et limites

- Deep learning a les meilleures performances dans sa catégorie pour les problèmes qui dépassent largement les autres solutions dans de nombreux domaines.
- Réduit le besoin d'ingénierie de fonctionnalités.
- L'architecture peut être adaptée assez facilement à de nouveaux problèmes.
- Nécessite une grande quantité de données.
- La formation coûte extrêmement cher sur le plan informatique.

III.3 Segmentation d'image

La segmentation d'image est un processus de traitement des images important et difficile. La technique de segmentation d'images est utilisée pour diviser une image en parties significatives ayant des caractéristiques et des propriétés similaires pour simplifier l'analyse des images. Les segments représentent des objets ou des parties d'objets et comprennent des ensembles de pixels ou de "super-pixels" [55].

Les techniques de segmentation sont différentes. Il existe plusieurs techniques les techniques traditionnelles et les techniques qui se basent sur le Deep Learning.

III.3.1 Segmentation par techniques traditionnelles

III.3.1.1 Thresholding

Les méthodes de seuil sont les plus simples pour la segmentation d'image. Ces méthodes divisent les pixels de l'image en fonction de leur niveau d'intensité.

Le thresholding divise une image en un premier plan et un arrière-plan. Une valeur seuil spécifiée sépare les pixels en un des deux niveaux pour isoler les objets (Figure III.7). Tout simplement si la valeur du pixel est inférieure au seuil, elle est fixée à 0, sinon, elle est fixée à une valeur maximale (généralement 255) [56].

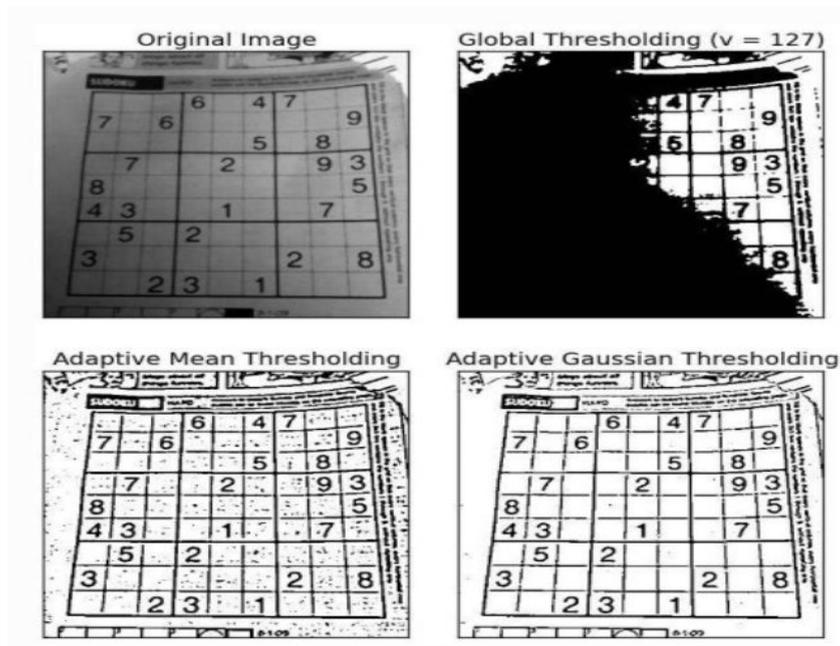


Figure III.8: Segmentation Thresholding .

III.3.1.2 K-means clustering

Un algorithme identifie les groupes dans les données, la variable K représente le nombre de groupes. L'algorithme attribue chaque point de données (ou pixel) à l'un des groupes en fonction de la similarité des caractéristiques. Plutôt que d'analyser des groupes prédéfinis, le regroupement fonctionne de manière itérative pour former des groupes de manière organique.

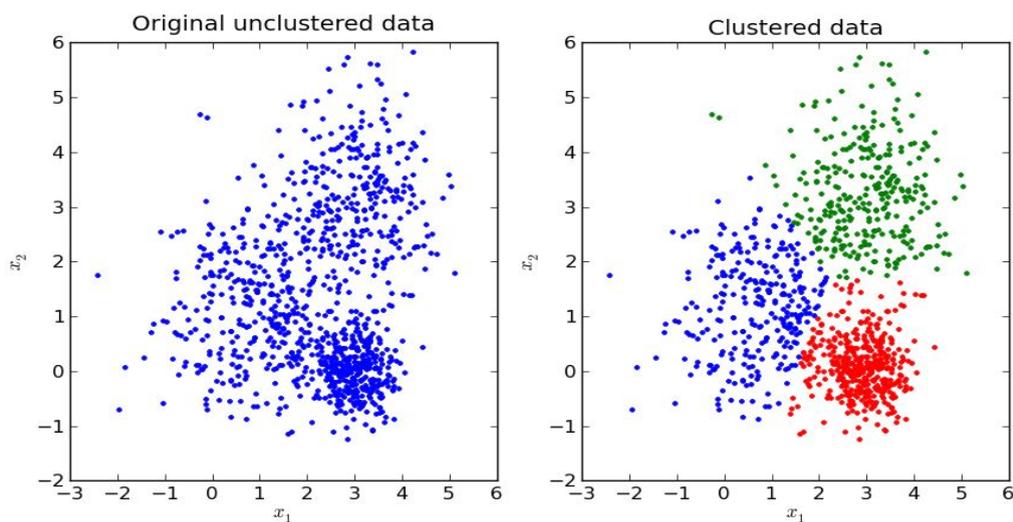


Figure Figure III.9: Segmentation K-means clustering K=3.

III.3.1.3 Détection de contours (Edge detection)

Les méthodes sont basées sur le changement rapide de la valeur de l'intensité dans une image parce qu'une seule valeur d'intensité ne fournit pas de bonnes informations sur les bords. Avec cette technique, les bords détectés dans une image sont supposés représenter les limites des objets et sont utilisés pour identifier ces objets [57].



Figure Figure III.10: Segmentation Edge detection .

III.3.2 Segmentation par Deep Learning

Les techniques modernes de segmentation d'image sont basées sur une technologie d'apprentissage approfondi, parmi elles:

III.3.2.1 Les Réseaux de Neurones Convolutifs (CNN)

La segmentation d'image avec CNN consiste à donner des segments d'une image comme entrée dans un réseau neuronal convolutif qui étiquette les pixels[58].

Les CNN ne peuvent pas traiter toute l'image en une seule fois. Il scanne l'image, en regardant un petit "filtre" de plusieurs pixels à chaque fois, jusqu'à ce qu'il ait cartographié l'image entière.

III.3.2.2 Réseaux entièrement conventionnels (FCN)

Les CNN traditionnels ont des couches entièrement connectées, qui ne peuvent pas gérer des tailles d'entrée différentes. Les FCN utilisent des couches convolutionnelles pour traiter des tailles d'entrées variables et peuvent travailler plus rapidement. La couche de sortie finale a un grand champ de réception et correspond à la hauteur et à la

Chapitre 3 Classification d'image avec le machine learning et le deep learning.

largeur de l'image, tandis que le nombre de canaux correspond au nombre de classes. Les couches convolutionnelles classifient chaque pixel pour déterminer le contexte de l'image, y compris l'emplacement des objets [59].

III.3.2.3 Apprentissage d'ensemble

L'approche synthétise les résultats de deux ou plusieurs modèles analytiques connexes en une seule diffusion. L'apprentissage d'ensemble peut améliorer la précision des prédictions et réduire l'erreur de généralisation. Cela permet une classification et une segmentation précises des images. La segmentation par apprentissage d'ensemble tente de générer un ensemble d'apprenants de base faibles qui classifient des parties de l'image et combinent leurs résultats, au lieu d'essayer de créer un seul apprenant optimal [60].

Conclusion

Le Machine Learning et le Deep Learning ont un vaste champ d'applications. Ils peuvent procéder à des classifications, à des regroupements, à la conception expérimentale, à la modélisation, à la cartographie, etc. Dans la classification chacune des approches a ses méthodes et architectures spécifiques qui dépendent des besoins d'utilisation.

Dans ce chapitre nous avons vu la définition de la classification, la classification des images à l'aide de Machine Learning ainsi à l'aide de Deep Learning, Ensuite, nous avons vu quelques techniques de segmentation par Deep Learning.

Dans le chapitre suivant nous présenterons notre solution qui consiste à identifier de manière individuelle des bovins en procédant par une classification d'images à l'aide de CNN.

Chapitre IV:
Solution et résultats expérimentaux.

Introduction

Comme vu dans les chapitres précédents l'identification individuelle est importante pour la bonne gestion des systèmes de PLF. Afin de réaliser cette identification nous avons proposé une solution fondée sur une architecture CNN qui prendra en charge la classification d'images des Bovines Holstein Friesian.

Dans ce chapitre, nous présentons la conception et la réalisation de notre solution, ainsi que les différents tests effectués tout en comparant les résultats obtenus.

Pour cela, nous avons réparti ce chapitre en trois sections. Dans la première section nous allons présenter l'environnement de développement (outils et langages utilisés). Ensuite, dans la deuxième section nous allons détailler nos datasets et les différentes étapes qui ont contribué à l'augmentation et à la classification de ces derniers. Enfin, nous allons voir et discuter les résultats obtenus sur différents aspects en les comparant.

IV.1 Environnement de développement

Dans cette section, nous présentons les différents outils, logiciels, langages de programmation et frameworks utilisés pour réaliser notre solution.

IV.1.1 Python

Python est un langage interprété de haut niveau, il prend en charge de multi-paradigme de programmation, y compris l'orientée objet et dispose d'une bibliothèque standard vaste et complète. Les interpréteurs de Python sont disponibles pour de nombreux systèmes d'exploitation.

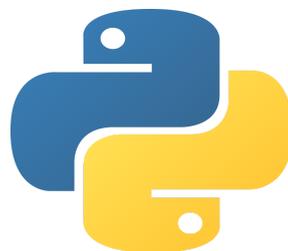


Figure IV.1: Logo de Python.

IV.1.2 Visual Studio

Visual Studio est un environnement de développement intégré(IDE) développé par Microsoft pour Windows et macOS. Il supporte un très grand nombre de langages grâce à des extensions. Il prend en charge 36 langages de programmation différents et permet à l'éditeur de code et au débogueur de prendre en charge (à divers degrés) presque tous les langages de programmation.

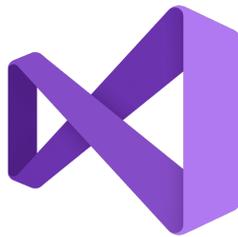


Figure IV.2: Logo de Visual Studio.

IV.1.3 OpenCV

Opencv est une bibliothèque graphique libre, initialement développée par Intel, spécialisée dans le traitement d'images en temps réel. Elle propose différentes opérations de traitement comme la lecture, écriture, calcul de l'histogramme, lissage, filtrage et la segmentation. Dans notre cas nous l'avons utilisé pour L'augmentation du dataset par traitement d'image.



Figure IV.3: Logo de OpenCV.

IV.1.4 Le Framework Caffe (Convolutional Architecture for Fast Feature Embedding)

C'est un Deep Learning framework open source développé par l'université de la californie écrit avec le langage C++ avec une interface python. Caffe supporte de nombreux types différents d'architectures d'apprentissage approfondi orientées vers la classification et la segmentation des images. Il est utilisé dans des projets de recherche universitaires, des prototypes d'initialisation et même des applications industrielles à grande échelle dans les domaines de la vision, de la parole et du multimédia. Il a été utilisé pour la création de l'architecture Deep Learning de classification.

The logo for Caffe, featuring the word "Caffe" in a large, red, serif font.

Figure IV.4: Logo de Caffe.

- **Bibliothèques utilisées:**

1.LMDB: est une bibliothèque python qui prend en charge les bases de données lightning. Elle assiste la création, modification et la lecture rapide et efficace des fichiers mappés en mémoire, tout en conservant la persistance des bases de données standards sur disque.

2.Numpy: est une bibliothèque python utilisée pour travailler avec des tableaux. Elle possède également des fonctions pour travailler dans le domaine de l'algèbre linéaire, de la transformée de Fourier et des matrices.

3.OpenCV-Python: est une bibliothèque de liaison Python conçue pour résoudre les problèmes de vision par ordinateur.

4.Matplotlib: C'est une bibliothèque de traçage pour le langage de programmation Python et son extension de mathématiques numériques NumPy.

IV.2 Description du dataset

Le dataset utilisé dans notre étude contient initialement 297 images segmentées réparties sur 40 classes de bovines frisonnes. Ces images ont été prises par FARSCOPE : Centre EPSRC pour la formation doctorale sur les futurs systèmes autonomes et robotiques. Le dataset a été le résultat d'étude de Will Andrew, Tilo Burghardt dans leur projet intitulé: "Automatic Individual Holstein Friesian Cattle Identification Via Selective Local Coat Pattern Matching In RGB-D Imagery", qui avait pour objectif la mise en place d'un système visuel entièrement automatisé pour l'identification individuelles de bovines frisonnes à partir d'images RGB-D dorsales prises dans des environnements agricoles réels. D'abord, ils ont fourni la base de données en proposant un système qui permet d'identifier les animaux à partir des images prises de haut. Ce système procède par la segmentation en profondeur des photos d'animaux puis il fait l'extraction d'un sous ensemble d'images ASIFT (Affine scale-invariant feature transform) local. Ensuite les prédictions sont faites par machine à vecteur de support à base de la fonction "Base Radial" (RBF) pour les productions faites sur les descripteurs basés sur l'ASIFT.

Dans notre cas, trois datasets ont été extraits chacun contenant 9 vaches avec le total de 78 images par dataset. Le premier contient les images de vaches complètes, le deuxième contient les images de dos des vaches, le troisième les têtes des vaches. Ces images ont été augmentées par des traitements d'image tel que : rotation, luminosité, zoom et changement de canal. A la fin nous avons obtenu un dataset avoisinant les 581 images pour chaque dataset.

IV.3 Méthode suivie

IV.3.1 Prétraitement de données

Comme vu dans le chapitre 3 sur la classification et l'extraction de données nous avons conclu que la qualité des données et les informations (caractéristiques extraites) utiles dérivées de la première phase du processus (prétraitement) affectent directement la capacité d'apprentissage de notre modèle.

Dans notre cas, ce prétraitement consiste à augmenter nos datasets avec les méthodes suivantes:

IV.3.1.1 Rotation

Elle consiste à faire une rotation d'image sur un axis avec un angle donné.

Nous avons fait des rotation de 5,10,15 degrés.

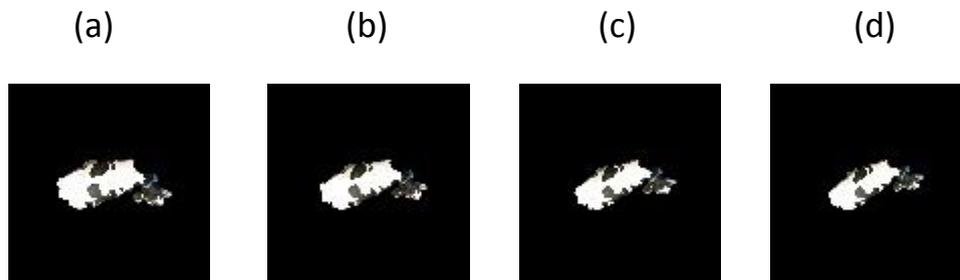


Figure IV.5: Exemple de rotation:(a)original (b)rotation 5° (c)rotation 10° (d)rotation 15°.

IV.3.1.2 Zoom

Zoomer signifie simplement agrandir une image dans un sens où les détails de l'image deviennent plus visibles et plus clairs. Nous avons effectué un zoom de 0.5 (agrandissement X2).



Figure IV.6: Exemple de zoom sur une vache.

IV.3.1.3 luminosité

La luminosité est une mesure de la clarté ou de l'obscurité d'une teinte. Nous avons utilisé l'espace couleur HSV(teinte, saturation, valeur) pour cette tâche.



Figure IV.7: Exemple de l'augmentation par luminosité.

IV.3.1.4 changement de canal

C'est le processus qui consiste à prendre les valeurs rouges, vertes ou bleues des pixels d'une image et à appliquer ces valeurs aux pixels situés à différentes positions sur l'image. Nous avons fixé les valeurs RVB à 60.

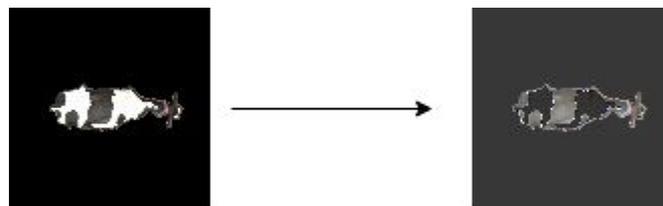


Figure IV.8: Exemple de l'augmentation par canal.

Durant le processus de l'augmentation nous avons redimensionné les images à une taille de 100x100 pixels pour estimer la taille de la base de données requise dans l'étape de sa création et au même temps réduire les calculs durant la phase d'apprentissage et les paramètres dans notre modèle.

IV.3.2 Partitionnement de données

Après avoir fait l'augmentation de notre dataset les données doivent être réparties en deux : l'entraînement et le test.

- Ensemble d'entraînement : C'est l'échantillon de données utilisé pour adapter le modèle. Il est constitué des données dont le modèle va apprendre.
- Ensemble de test: C'est l'échantillon de données utilisé pour fournir une évaluation impartiale d'un modèle final adapté à l'ensemble des données de

formation. L'ensemble de test est généralement utilisé pour évaluer les modèles concurrents.

Dans notre cas chacun des datasets a été divisé en deux parties : la première avec 70% des images pour l'ensemble d'entraînement et 30% pour l'ensemble de test. Ensuite nous avons créé deux bases pour chaque dataset de données LMDB pour contenir les deux ensembles (Trainingset_lmdb.lmdb) et (Testingset_lmdb.lmdb) pour faire appel dans le modèle d'entraînement.

IV.3.3 La classification de données

Pour notre tâche de classification, nous avons utilisé une architecture CNN qui est composée de deux couches majeurs : couche pour l'extraction de caractéristiques et couche de classification. La couche d'extraction est composée de deux couches convolutifs chacune suivie d'une couche de pooling (mise en commun). Entre autre la couche de classification est composée de deux couches internes, une couche dropout et une couche de correction.

Nous avons effectués plusieurs tests avec différentes architectures sur le même dataset comme suit:

1. La première architecture: la plus basique contenant une couche convolutif une couche de pooling , deux couches internes, une couche drop out et une couche de correction. Les résultats obtenus sont d'une exactitude de 0.84 et d'un loss de 1.05.
2. La deuxième architecture : elle est composée de trois couches convolutifs chacune suivi d'une couche pooling, deux couches internes, une couche dropout et une couche de correction. Les résultats obtenus sont d'une exactitude de 0.84 avec un loss de 1.31.
3. La dernière architecture: c'est l'architecture que nous avons choisi, ses résultats sont d'une exactitude de 0.852% et d'un loss de 1.2.

Couches Architecture	Couche convolutifs	Couche de pooling	couche interne	couche de drop	couche de correction
1	1	1	2	1	1
2	3	3	2	1	1
3(utilisé)	2	2	2	1	1

Dans ces architectures chaque couche convolutif est suivie d’une couche pooling et les tests sont faits sur un seul dataset “vache complète” .

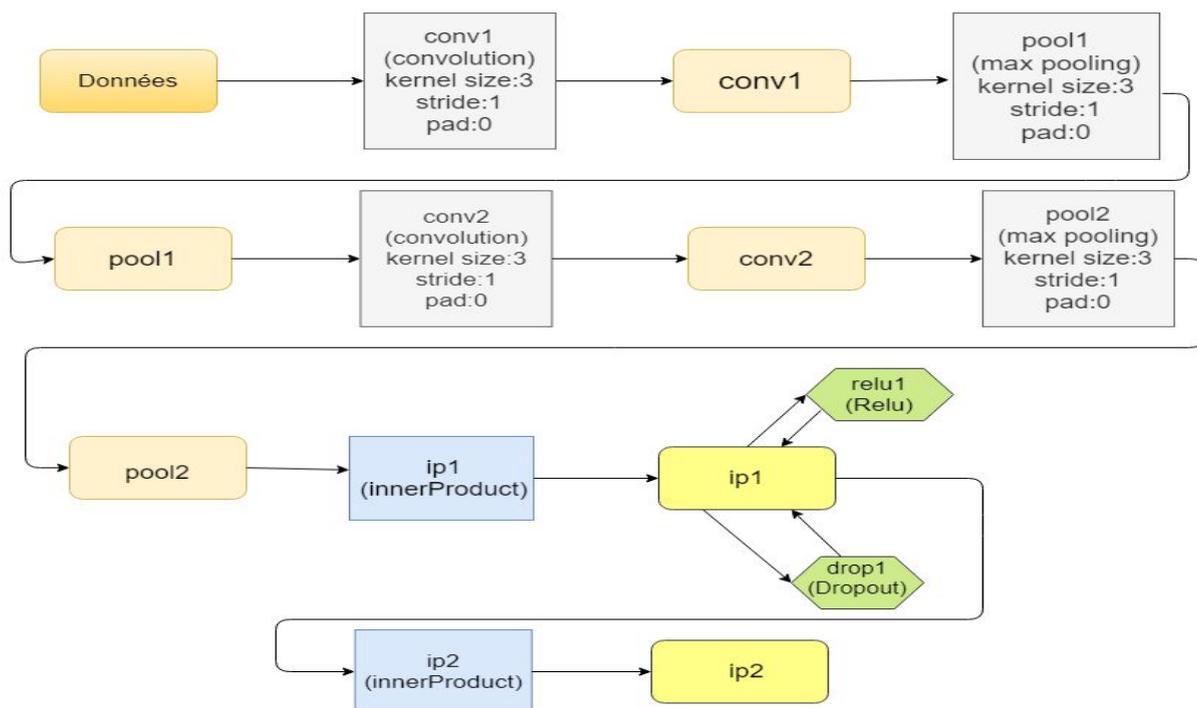


Figure IV.9: Architecture de notre modèle.

IV.4 Résultats

IV.4.1 Prétraitement de données

nbr d'image	image original	rotation	luminosité	zoom	channel shift
vache					
vache 1	10	40	50	60	70
vache 2	10	40	50	60	70
vache 3	4	16	20	24	28
vache 4	6	24	30	36	42
vache 5	10	40	50	60	70
vache 6	8	32	40	48	56
vache 7	10	40	50	60	70
vache 8	10	40	50	60	70
vache 9	10	40	50	60	70
Total	78	312	390	468	546

IV.4.2 La classification de données

Pour la classification nous avons mis en test les trois datasets avec la même architecture choisie dans l'étape précédente (architecture 3), les résultats sont comme suit:

1. Dataset de dos:

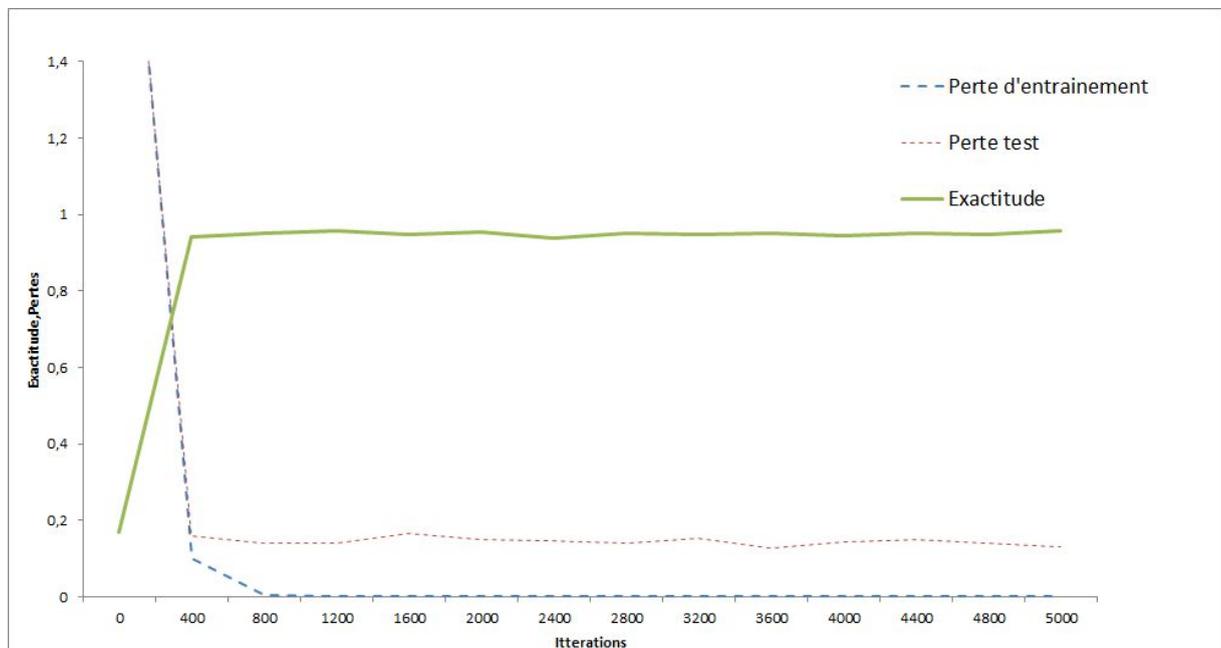


Figure IV.10: Graphe dataset dos de perte(test, entraînement)et l'exactitude.

On observons ce graphe nous pouvons voir que l'exactitude élevée est de 0.95 (95%) avec un loss de 0.15.

Pour visualiser les résultats encore mieux on affiche sa matrice de confusion.

- **Matrice de confusion:**

La matrice de confusion appelée matrice d'erreur est faite pour mesurer l'efficacité d'un modèle et visualisée sa performance dans les problèmes de classification.

Matrice de confusion dataset du dos:

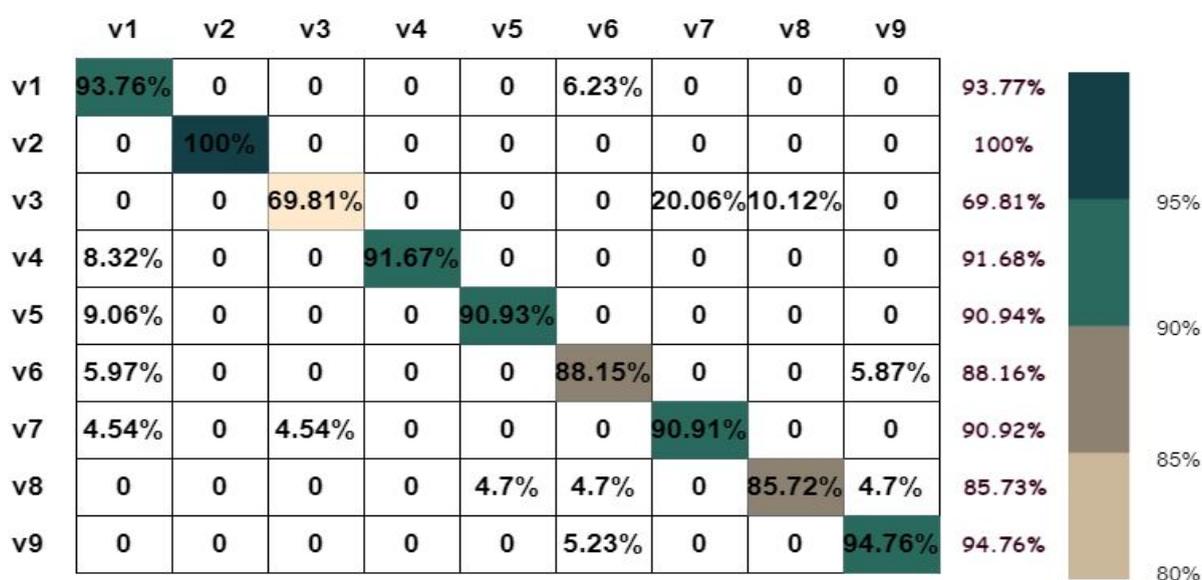


Figure IV.11: Matrice de confusion de dataset dos.

Après l'observation de cette matrice de confusion nous avons remarqué que notre classification est bien généralisée avec un minimum de 85% sauf quelques irrégularités.

En plus, nous pouvons confirmer que notre modèle ne souffre pas de problèmes d'overfitting ni d'underfitting vue l'exactitude moyenne (average accuracy) de 89.53%.

- Overfitting:

Il fait référence à un modèle qui modélise trop bien les données de d'apprentissage. Le overfitting se produit lorsqu'un modèle apprend les détails et le bruit dans les données d'entraînement au point d'avoir un impact négatif sur les performances du modèle sur les nouvelles données. Cela signifie que le bruit ou les irrégularités aléatoires dans les données d'entraînement sont captés et appris comme des concepts par le modèle. Le problème est que ces concepts ne s'appliquent pas aux nouvelles données et ont un impact négatif sur la capacité du modèle à généraliser.

- Underfitting:

Il fait référence à un modèle qui ne peut ni modéliser les données de formation ni généraliser à de nouvelles données. Le underfitting se produit quand un

modèle d'apprentissage est mal adapté ou n'est pas un modèle approprié en conséquence il aura des performances médiocres sur les données d'apprentissage.

2. Dataset de Tête:

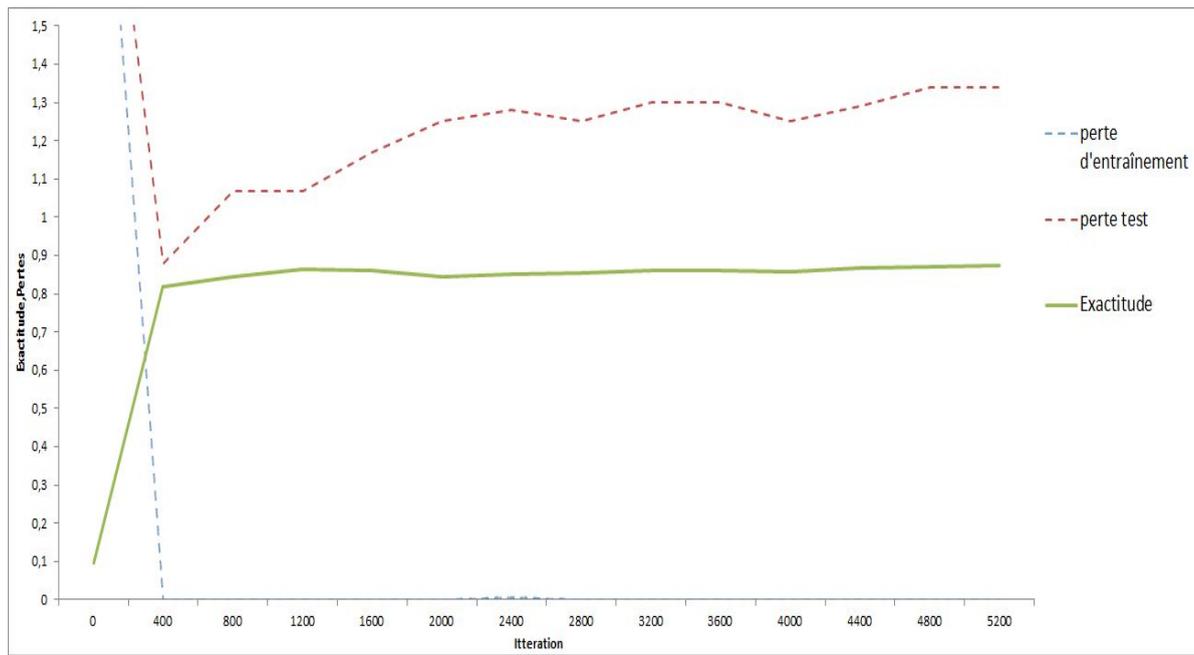


Figure IV.12: Graphe dataset tête de perte (test, entraînement) et d'exactitude .

En observant le graphe, nous avons constaté que la perte d'entraînement diminue au même temps

ce qui est considéré comme un overfitting du modèle avec une exactitude de 0.87.

Pour résoudre ce problème nous avons augmenté plus notre dataset (1952 images) et nous avons changé l'architecture du modèle comme suit:

Nous avons mis en place quatre couches de convolution avec quatre couches de pooling pour l'extraction de données et puis deux couches internes avec une couche drop et couche de correction. Les résultats obtenus sont présentés dans le graphe suivant:

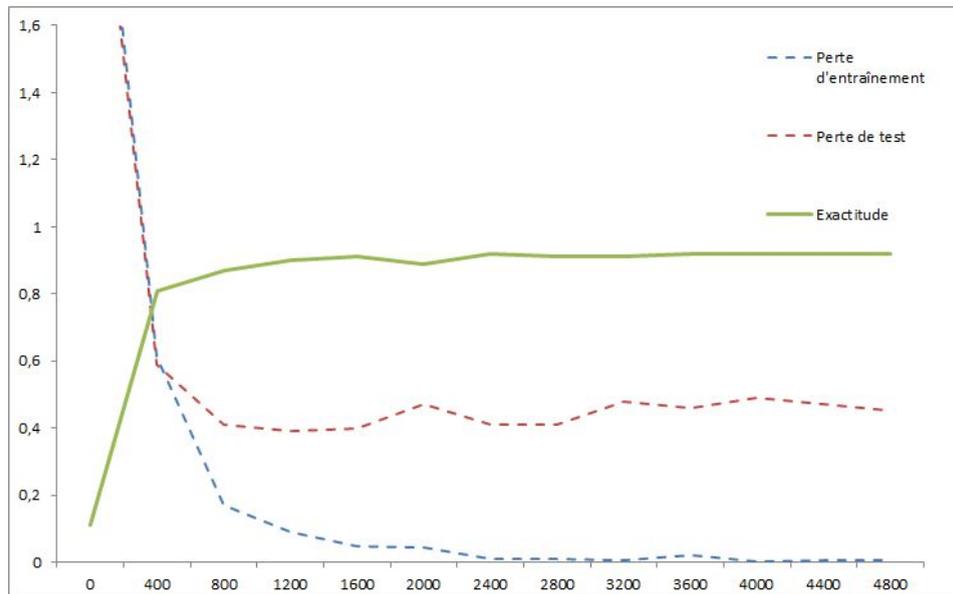


Figure IV.13: Graphe dataset tête avec amélioration.

Nous observons que les résultats avec la nouvelle architecture sont bien meilleurs, le problème de overfitting a été réglé et que l'exactitude de notre modèle est augmentée jusqu'à 0.92 avec un loss moyen de 0.4.

Matrice de confusion:

	v1	v2	v3	v4	v5	v6	v7	v8	v9	
v1	98.45%	0	0	0	1.54%	0	0	0	0	98.45%
v2	0	91.30%	0	0.94%	0	0	4.93%	2.82%	0	91.30%
v3	0	0	87%	0	11.23%	0	0	1.49%	0	87%
v4	0.68%	0	0	85.54%	0	5.44%	5.61%	2.72%	0	85.54%
v5	4.26%	0	0	0	88.78%	1.26%	0.52%	5.18%	0	88.78%
v6	3.97%	0	0	1.44%	1.92%	87.85%	4.33%	0.48%	0	87.85%
v7	3.53%	4.34%	0	0	0.75%	0	91.37%	0	0	91.37%
v8	4.13%	0	0	0	0	1.03%	0	94.83%	0	94.83%
v9	0	0	3.08%	0	0	0	3.43%	12.35%	81.08%	81.08%

Figure IV.14: Matrice de confusion de dataset tête.

Nous remarquons dans cette matrice que notre modèle ne souffre pas de overfitting ni de underfitting. Il généralise bien nos données sauf quelques exceptions. L'exactitude moyenne est de 89,57% .

3. Dataset vache complète:

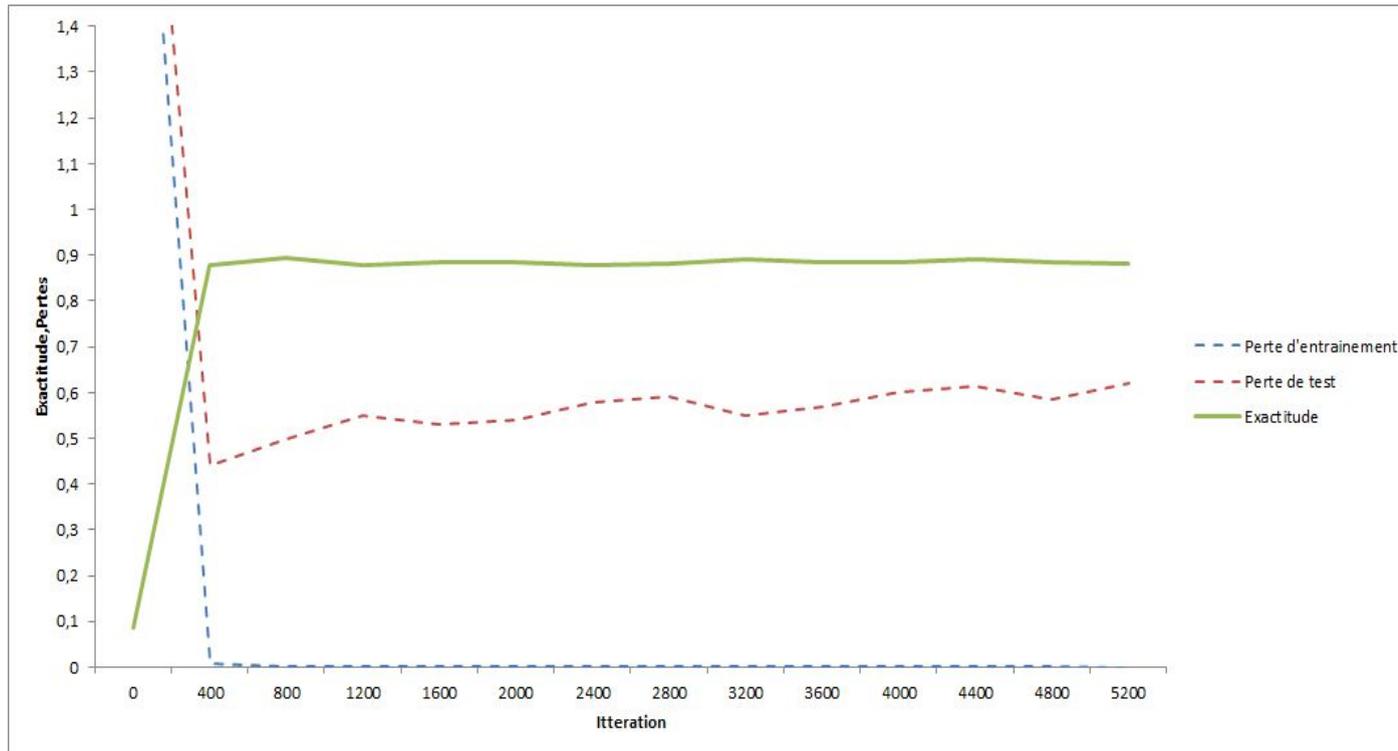


Figure IV.15: Graphe vache complète de perte (test, entraînement)et d'exactitude.

En observant ce graphe, nous constatons que la perte d'entraînement diminue au même temps que la perte du test augmente légèrement ce qui est aussi considéré comme un overfitting.

Pour résoudre le problème du overfitting nous avons augmenté le dataset ensuite, nous avons testé sur la même architecture du départ.

Les résultats sont comme suit:

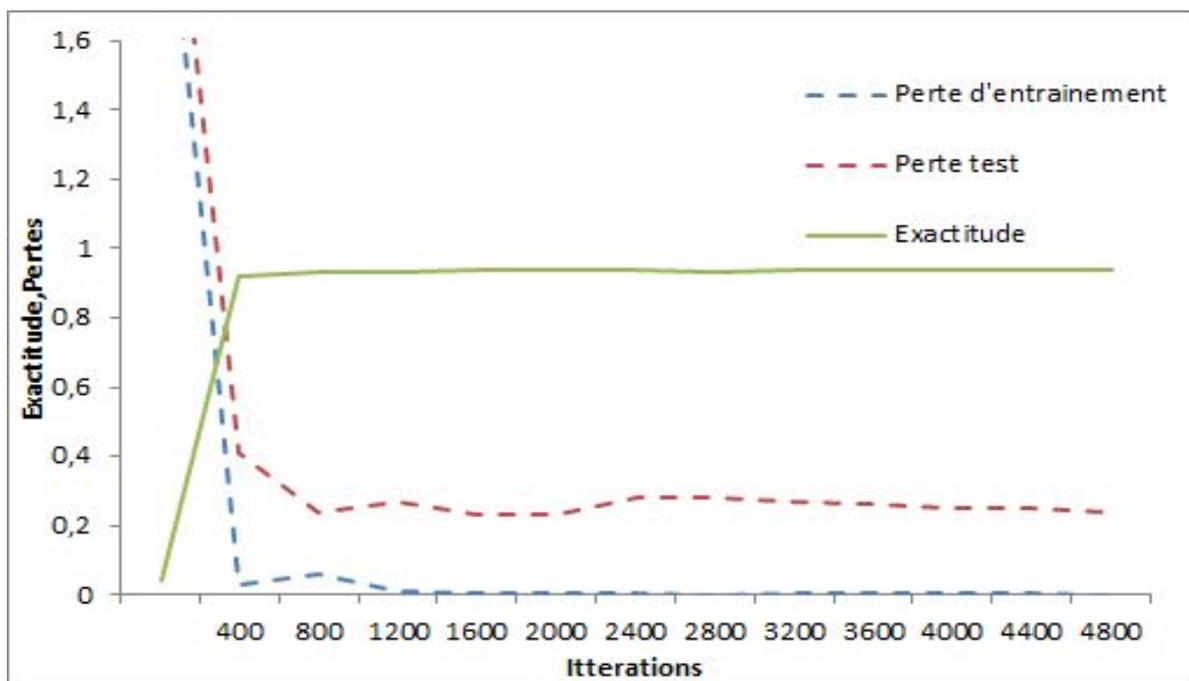


Figure IV.16: Graphe dataset après amélioration .

Nous remarquons que avec le nouveau dataset augmenté la perte d'entraînement et de test sont en même régime donc aucun problème de overfitting. L'exactitude est de 0.94 (94%) et le loss est de 0.24.

Pour mieux confirmer nous donnons la matrice de confusion suivante.

Matrice de confusion:

	v1	v2	v3	v4	v5	v6	v7	v8	v9	
v1	98.45%	0	0	0	0	0	1.55%	0	0	98.45%
v2	1.64%	96.71%	0	0	1.64%	0	0	0	0	96.71%
v3	0	4.67%	91.07%	0	0	0	0	0	4.67%	91.07%
v4	0	0	0	91.22%	0	6.75	2.02	0	0	91.22%
v5	0	0	0	0	92.28%	2.70%	0	5.01%	0	92.28%
v6	2.48%	1.99%	3.98%	2.95%	0	85.07%	0	0	4.47	85.07%
v7	0	1.48%	1.85%	0.37%	2.23%	0	93.85%	0	0	93.85%
v8	0	0	1.48%	0	2.96%	0	0	95.56%	0	95.56%
v9	0	0	0	0	0	0	0	0	100%	100%

Figure IV.17: Matrice de confusion de dataset vache complète.

Après avoir analysé la matrice de confusion nous pouvons confirmer le fait que le problème d'overfitting soit réglé et qu'il ne souffre pas du problème d'underfitting. L'exactitude moyenne est de 0.93 (93%) avec quelques exceptions qui sont bien meilleurs qu'avant.

IV.5 Discussion

Après différents tests, nous avons réglé le problème d'overfitting soit avec l'augmentation de notre dataset ou par changement d'architecture.

Nous remarquons que les trois modèles offrent de bons résultats malgré la différence entre leurs architectures (le cas du dataset de tête) et que le modèle avec le dataset du vache complète fournit la meilleure exactitude (0.95) avec une perte très réduite (0.24). Donc on peut le considérer comme le meilleur approches de classification pour les vaches.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons fait la réalisation d'un modèle d'identification basée sur une architecture convolutif. Ce modèle a été entraîné et testé avec un dataset qu'on a augmenté. Enfin nous avons présenté les différents résultats obtenus.

Conclusion générale

Conclusion générale

Les nouvelles technologies sont aujourd'hui présentes dans tous les domaines tels que la médecine, l'industrie, l'agriculture, l'élevage, etc. L'introduction de ces technologies en élevage a pour but d'aider les éleveurs, de leur faire gagner du temps, de leur simplifier le travail et de leur augmenter leurs revenus. En élevage de précision la surveillance de l'état sanitaire et le bien être des animaux est faite de manière continue et en temps réel à l'aide des différents capteurs utilisés. Au cours de notre travail, nous nous sommes intéressés à l'identification automatique et individuelle de vaches. Cette identification aidera l'éleveur à suivre de manière individuelle chaque animal. Pour cela, nous avons fixé comme objectif le développement d'un système de classification automatique comme solution pour l'identification individuelle de bovins. Pour réaliser notre travail nous avons utilisé une base de données (images de vaches) existante que nous avons augmentée en utilisant des techniques de traitement d'images. Nous avons également créé un modèle Deep Learning basé sur les réseaux de neurones convolutifs (CNN) pour faire la classification. Les images utilisées ont été séparées en trois classes : celles où il ya tout le corps d'une vache, celles où figure juste la tête et celles où figure le dos d'une vache. Cette séparation est faite dans le but d'effectuer différents tests sur différentes parties du corps des vaches afin d'étudier l'impact de ces parties sur l'identification et ainsi choisir la partie qui retourne de meilleurs résultats.

Les résultats obtenus dans les trois cas étaient intéressants. Nous avons une exactitude de 95% pour les images de dos, 92% pour la tête et 95% pour le corps au complet. Ces résultats affirment la bonne performance des architectures conçues pour la classification. Enfin, nous avons constaté deux limites, la première est que dans notre modèle les entrées ont besoin d'être contrôlées (faire une détection des vaches), la deuxième est que dans le cas de la classification par image de bovins complète il faut utiliser une base de données bien plus grande avec une architecture plus complexe.

Comme perspectives pour notre système de classification nous envisageons d'une part, avoir notre propre base de données et faire la segmentation avec la création d'une architecture qui combine les deux principes segmentation et classification au même

Conclusion générale

temps. D'une autre part, contrôler les entrées d'une manière automatique en ajoutant une manière de détection d'objet à notre architecture et intégrer le système dans un environnement réel.

Bibliographie:

- [1]G.R.Salmon 2020,Exploring the landscape of livestock ‘Facts
- [2]MarieFrankinet,2018”Manger moins de viande pour sauver la planète
”<https://www.moustique.be/22585/manger-moins-de-viande-pour-sauver-la-planete>
- [3]”General introduction to precision livestock farming”.
<https://academic.oup.com/af/article/7/1/6/4638786#198778029>.
- [4]”Global Animal Disease Intelligence Report ”.
<http://www.fao.org/3/a-i7687e.pdf>.
- [5]Tristan Viala,2019, ”ELEVAGE DE PRÉCISION”
<https://dicoagroecologie.fr/encyclopedie/elevage-de-precision>
- [6]ALLAIN.C,2014, ”Elevage de précision : périmètre, applications et perspectives en élevage bovin”
- [7]Camille DÉSIRE ,2015, ”L’Élevage de Précision : changements dans l’organisation du travail et la gestion de données des éleveurs dans des exploitations laitières, porcines et avicoles “
- [8]D. Berckmans,2017, ”General introduction to precision livestock farming”.
Animal Frontiers, Volume 7, Issue 1, January 2017, Pages 6–11,
- [9]Meuret, M., Tichit, M. and Hostiou, N. 2013. Élevage et pâturage « de précision » : l’animal sous surveillance électronique. Courrier de l’environnement de l’INRA. 2013, 63, pp. 13-24.
- [10]F. BOCQUIER,2014, ”Elevage de précision en systèmes d’élevage peu intensifiés”,INRA Prod. Anim.,2014, 27 (2), 101-112
- [11]L. Moiroux Arvis et al,2011, ”Dispositif de suivi et de traçabilité pour animaux d’élevage “
- [12]D. Berckmans,2014, ”Precision livestock farming technologie for welfare management in intensive livestock systems”,Rev. sci. tech. Off. int. Epiz., 2014, 33 (1), 189-196
- [13]De Koning C.J.A.M., 2010. Automatic milking– common practice on dairy farms. In : Proc. First North American Conf. Precis. Dairy Management and The Second North American Conf. Robotic Milking, Toronto, Canada, 52- 67.

- [14] N. HOSTIOU,2014, "L'élevage de précision : quelles conséquences pour le travail des éleveurs ? "
- [15] "Data Integration in Data Mining"
<https://www.geeksforgeeks.org/data-integration-in-data-mining/?ref=lbp>
- [16] "Méthodes d'exploration de données"
<https://www.cestad.com/index.php/getting-started/data-mining/methodes-d-exploratio-n-de-donnees>
- [17] N. HOSTIOU,2014, "L'élevage de précision : quelles conséquences pour le travail des éleveurs ? "
- [18] Nathalie Hostiou et al,2017, "Impact of precision livestock farming on work and human animal interactions on dairy farms", *Biotechnol. Agron. Soc. Environ.* 2017 21(4), 268-275
- [19] Richard W. Small (n.d), "Review of Livestock Identification and Traceability in the UK" ; Livestock Diversity Ltd. www.livestockdiversity.com.
- [20] Jean-Oaude MOCQUOT, "L'identification des animaux" .*Bull. Acad. Vét. de France*, 2001, 154, 63-76.
- [21]Gaber, T., Tharwat, A., Hassanien, A.E., Snasel, V., 2016. Biometric cattle identification approach based on Weber's Local Descriptor and AdaBoost classifier. *Comput. Electron. Agric.* 122, 55–66.
- [22] Awad, A.I., 2016. "From classical methods to animal biometrics: a review on cattle identification and tracking". *Comput. Electron. Agric.* 123, 423–435.
- [23] Drach, U., Halachmi, I., Pnini, T., Izhaki, I., Degani, A., 2017. "Automatic herding reduces labour and increases milking frequency in robotic milking". *Biosys. Eng.* 155, 134–141.
- [24]Benvenuti, M.A., Coates, T.W., Imaz, A., Flesch, T.K., Hill, J., Charmley, E., Hepworth, G., Chen, D., 2015. "The use of image analysis to determine the number and position of cattle at a water point". *Comput. Electron. Agric.* 118, 24–27.
- [25] "Review of biometric and electronic systems of livestock identification Ursula Gonzales Barron and Professor Shane Ward."
<https://www.farmersweekly.co.za/animals/cattle/why-identify-animals/>
- [26] "Review of biometric and electronic systems of livestock identification Ursula Gonzales Barron and Professor Shane Ward".

<https://www.farmersweekly.co.za/animals/cattle/why-identify-animals/>

- [27][Horacio M. González-Velasco,2011, "A morphological assessment system for 'show quality' bovine livestock based on image analysis"]
- [28] [<https://www.sesric.org/imgs/news/image/909-p1.pdf>]
- [29]Gaber, T., Tharwat, A., Hassanien, A.E., Snasel, V., 2016. Biometric cattle identification approach based on Weber's Local Descriptor and AdaBoost classifier. Comput. Electron. Agric. 122, 55–66.
- [30] Wim J. Eradus , "Animal identification and monitoring".
- [31] POMPA Mathieu, "La radio-identification (RFID) en odontologie", Thèse de doctorat, THESE N° 2015 LYO 1D 053, 2015
- [32] T.T.F. Mottram, "Dairy farm evaluation of rumen pH bolus data: identifying the benefits".
- [33]Cecilie E. Bugge et al, 2011, "Biometric methods of animal identification"
- [34]Santosh Kumar, 2017, "Muzzle point pattern recognition system using image pre-processing techniques".
- [35] Patrick Shen-Pei Wang, 2014 "A new cow identification system based on iris analysis and recognition "
- [36] Thi Thi Zin et al, 2018, "Image Technology based Cow Identification System Using Deep Learning"
- [37] [FAO/OMS, 2004., "Pratiques d'identification des animaux"].
- [38]Manjula Kamalahasan, 2017, "review on algorithms in image processing"
https://www.researchgate.net/publication/331319583_REVIEW_ON_CLASSIFICATION_ALGORITHMS_IN_IMAGE_PROCESSING
- [39]<https://parsers.me/deep-learning-machine-learning-whats-the-difference/>.
- [40]Adrian Rosebrock - Deep Learning for Computer Vision with Python 1
- [41]Feature Extraction Techniques
<https://towardsdatascience.com/feature-extraction-techniques-d619b56e31be>
- [42]Linear Discriminant Analysis
https://sebastianraschka.com/Articles/2014_python_lda.html
- [43]Machine Learning FAQ
<https://shorturl.at/fxAT2>

- [44]Guo Yiqiang, Wu Yanbin, Ju Zhengshan, Wang Jun, Zhao Luyan. “Remote sensing image classification by the Chaos Genetic Algorithm in monitoring land use changes” Elsevier Mathematical and Computer Modelling 51, pp 1408- 1416, 2010.
- [45]Y. Venkaswarlu, Aneel Kumar Chintla. “Handwritten Digit Recognition Using K-Nearest Neighbour Classifier” IEEE World Congress on Computing and Communication Technologies ISBN: 978-1-4799-2876- 7 pp 60-65, 2014
- [46]Understanding Support Vector Machine(SVM) algorithm from examples (along with code)
<https://shorturl.at/cyAEQ>
- [47] [An Improved Naive Bayes Classification to Enhance Image Registration, International Journal of Computer Trends and Technology (IJCTT) – Volume 6 number 3– Dec 2013.].
- [48] Begum Demir, S. Erturk. “Improving SVM classification accuracy using a hierarchical approach for hyperspectral images” 16th IEEE International Conference on Image Processing ISSN: 1522-4880 pp 2849-2852, 2009.
- [49]Saad Albawi,2018,”Understanding of a Convolutional Neural Network”.
- [50]Kaiming He et al ,2015,”Deep Residual Learning for Image Recognition”.
- [51]Alex Krizhevsky ,ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks.
- [52]Karen Simonyan,2015,”VERY DEEP CONVOLUTIONAL NETWORKS FOR LARGE-SCALE IMAGE RECOGNITION ”
- [53]Christian Szegedy et al,2014,”Going deeper with convolutions
- [54]Neural Network Architectures
<https://towardsdatascience.com/neural-network-architectures-156e5bad51ba>
- [55]Dilpreet Kaur et al ,2014,”Various Image Segmentation Techniques: A Review”,IJCSMC, Vol. 3, Issue. 5, May 2014, pg.809 – 814
- [56]Image Segmentation Techniques using Digital Image Processing, Machine Learning and Deep Learning Methods.
<https://medium.com/analytics-vidhya/image-segmentation-techniques-using-digital-image-processing-machine-learning-and-deep-learning-342773fcfef5>
- [57] Dilpreet Kaur et al ,2014,”Various Image Segmentation Techniques: A Review”,IJCSMC, Vol. 3, Issue. 5, May 2014, pg.809 – 814
- [58] Image Segmentation in Deep Learning: Methods and Applications
<https://shorturl.at/nsxE1>

- [59] Computer Vision Tutorial: A Step-by-Step Introduction to Image Segmentation Techniques (Part 1)

<https://www.analyticsvidhya.com/blog/2019/04/introduction-image-segmentation-techniques-python/>

- [60] Image Segmentation in Deep Learning: Methods and Applications

<https://shorturl.at/svIPR>