



École Nationale Supérieure d'Électronique, Informatique,
Télécommunications, Mathématique et Mécanique de Bordeaux
Robotique Apprentissage

État de l'art

Travail réalisé par

Laaroussi Fatima Azzahrae
Nguyen van ho Yoan
Karboul Firas

État de l'art : Reconnaissance d'ingrédients pour
le projet KOBOTIK Cuisine

Année universitaire 2022 - 2023

Encadrement

Mr Vincent PADOIS

Enseignant Chercheur en Robotique

Résumé

Le projet Kobotik cuisine a pour objectif la conception d'un cobot permettant la réalisation d'une salade. Nous avons deux missions principales pour la réalisation de ce projet, la conception d'un système permettant de reconnaître les ingrédients sur les vidéos de la caméra (Intel RealSense) placé sur le cobot, et la conception d'un système permettant au cobot d'être capable de prévenir l'opérateur du manque d'ingrédients avant d'atteindre le niveau le plus bas. Pour cela, nous faisons une étude de l'existant sur les cobots déjà utilisés dans la gastronomie et sur les méthodes permettant la réalisation de nos deux missions.

Mots-clés : *Cobot, Apprentissage, Reconnaissance d'objet.*

Table des matières

Table des figures	vii
Introduction	1
1 Cobotique et cuisine	3
1.1 Les entreprises utilisant des robots dans le domaine culinaire	3
1.1.1 PAZZI	3
1.1.1.1 Description	3
1.1.1.2 Fonctionnement	3
1.1.1.3 Sécurité	4
1.1.2 Flippy	4
1.1.2.1 Description	4
1.1.2.2 Fonctionnement	4
1.1.2.3 Sécurité	4
1.1.3 Bratwurst bot	4
1.1.3.1 Description	4
1.1.3.2 Fonctionnement	4
1.1.3.3 Avantage	5
1.1.4 Alfred	5
1.1.4.1 Description	5
1.1.4.2 Fonctionnement	5
1.1.4.3 Sécurité	5
1.2 Sécurité	5
1.2.1 Norme	6
1.2.2 Les risques	7
1.2.3 Les solutions	7
1.2.3.1 Mesures de protection :	7
2 Reconnaissance d'ingrédients	9
2.1 Problématique	9
2.2 Apprentissage et classification	9
2.2.1 Les différents types d'apprentissage	10
2.2.2 L'apprentissage supervisé pour deux classes d'objets	10
2.3 Réseaux de neurones artificiels	11
Conclusion	13

Table des figures

Figure 1 : Exemple d'un espace de travail collaboratif

Figure 2 : Schéma illustrant le fonctionnement d'un réseau de neurones convolutifs

Introduction

Le besoin d'interaction entre les humains et les robots, dans différentes tâches et situations, se fait de plus en plus ressentir dans le domaine culinaire à cause de la surpopulation et des commandes des citoyens pour manger chez eux qui sont très nombreux.

La collaboration entre l'humain et le robot - d'où le terme "cobot" - donne accès à un domaine de recherche qui a émergé pour définir et structurer ces interactions collaboratives : le HRI (Human-Robot Interaction). Ce domaine englobe plusieurs axes d'études : la robotique (conception du fonctionnement du robot), l'ergonomie (l'étude de la relation entre l'humain et le cobot, notamment ce qu'il en est de la sécurité et de la psychologie de l'utilisateur) et le design (le modèle le plus esthétique et économiquement rentable pour le robot conceptualisé).

Le concept de Dark Kitchen - qui est un vocable anglais repris dans l'usage courant du français pour désigner des "restaurants virtuels" ou "cuisines fantômes", accessibles uniquement en ligne via des plateformes de livraison de nourriture sur Internet - est alors devenu très répandu. Cependant, les directeurs et entrepreneurs de ces restaurants virtuels rencontrent un problème majeur : des difficultés de recrutement, puisque ce type de restaurant est généralement situé dans les périphéries des cités et peu de gens sont motivés pour y travailler à cause de l'atmosphère jugée lugubre et en manque d'interaction sociale. C'est pour cela que les robots cuisiniers ont été sollicités par ces entreprises à la société KOBOTIK.

Ce projet consiste donc dans un premier lieu à valider s'il est possible de lier cobotique et gastronomie (norme, hygiène,...) et à conceptualiser une salade en mode apprentissage. Ensuite, l'étude se portera vers le développement d'un système de reconnaissance d'objet (via caméra Intel RealSense) servant deux objectifs principaux : Apprendre au cobot à reconnaître les ingrédients en effectuant un apprentissage par renforcement. Permettre au cobot d'être capable de prévenir l'opérateur du manque d'ingrédients avant d'atteindre le niveau le plus bas.

1 Cobotique et cuisine

Créer une expérience durable et offrir un bon rapport qualité-prix à chaque fois est le mantra de la réussite dans le secteur de l'alimentation et des boissons. Les restaurants ont reconnu le potentiel des robots ainsi que les nombreux avantages qui en découlent. Les robots peuvent être utilisés pour automatiser la majorité des procédures d'un restaurant. Voici quelques avantages de l'utilisation des robots dans les restaurants : Simplifier la procédure de cuisson Réduire les dépenses opérationnelles Offrir aux clients une meilleure expérience culinaire Dans l'industrie de la restauration et de la préparation, l'automatisation tente de se développer. Certains restaurants ont même commencé à utiliser des robots de service et déployé des bornes de commande automatique pour les clients.

1.1 Les entreprises utilisant des robots dans le domaine culinaire

Dans le secteur du service et de la restauration, l'automatisation tente d'étendre sa portée. Certains restaurants ont même commencé à utiliser des robots pour servir les aliments et ont déployé des kiosques de commande automatique pour les clients.[1]

1.1.1 PAZZI

1.1.1.1 Description

EKIM (France) a créé une installation autonome de fabrication de pizzas, appelée Pazzi, qui a fonctionné en France. Leur invention comprend trois cobots multi-axiaux et plusieurs postes de travail actionnés sur mesure : un pour ajouter les garnitures, un autre pour étirer la pâte, et un troisième pour cuire la pizza.

1.1.1.2 Fonctionnement

Deux des cobots sont montés sur la même base pour créer une structure à deux bras, chargée de prélever, placer et transporter la pizza en préparation d'une station à l'autre. La première station comprend plusieurs conteneurs qui stockent les ingrédients. Dans cette unité, un dispositif de dosage est déplacé sur deux axes (horizontalement et verticalement), par des actionneurs linéaires, pour atteindre les différents conteneurs et collecter la quantité d'ingrédients nécessaires à la confection d'une pizza, qui peut être sélectionnée par le client. Dans la troisième station, plusieurs pizzas sont cuites et tournées dans un four personnalisé. À la fin, le troisième robot collabore avec le double-bras pour placer la pizza dans une boîte, étaler l'huile, saupoudrer les assaisonnements et diviser la pizza en tranches.

1.1.1.3 Sécurité

Pour l'instant, les cobots travaillent de manière autonome et sont séparés des clients par une vitre.

1.1.2 Flippy

1.1.2.1 Description

Miso Robotics (Pasadena, USA) a développé une plateforme robotique mobile (Floppy) avec un cobot à 6 axes pour collaborer, occasionnellement, avec des humains dans des postes de travail avec des grilles et des friteuses.

1.1.2.2 Fonctionnement

Elle est conçue pour fonctionner avec des grilles ou des friteuses professionnelles standard et dispose d'un couvercle lavable, bien que la machine ne soit pas auto-nettoyante. La plateforme est équipée d'une vision artificielle (via des scanners 3D, couleur et thermique) pour :

- Reconnaître les aliments.
- Localisation des aliments et des outils, pour adapter la trajectoire du robot.
- Surveiller la température des aliments pour déterminer les temps de cuisson restants.

1.1.2.3 Sécurité

Des capteurs laser conformes à l'OSHA détectent la proximité d'une personne et le type de collaboration avec arrêt contrôlé est mis en œuvre : le robot interrompt son mouvement si un humain pénètre dans l'espace de travail et redémarre après le départ de la personne. Le système est certifié par NSF et Edison Testing Laboratories (ETL Intertek) pour sa conformité aux normes d'hygiène et de sécurité pour les équipements de SF.

1.1.3 Bratwurst bot

1.1.3.1 Description

Des chercheurs du centre de recherche en technologies de l'information FZI ont construit un système robotique, BratWurst bot, pour griller des saucisses de manière autonome. Un cobot UR-10 a été utilisé avec des pinces à barbecue standard montées sur une pince Schunk PG-70.

1.1.3.2 Fonctionnement

Le contrôle a été mis en œuvre avec le framework ROS et la bibliothèque OpenCV (pour le traitement des images), intégré à une interface web affichée sur une tablette pour la commande. Le robot prélève des saucisses crues dans des plateaux, les fait tourner pendant la cuisson et dépose les saucisses cuites sur des assiettes. Deux caméras couleur sont utilisées en oblique par rapport au gril (pour éviter d'être aveuglé par la vapeur) :

- L'une pour localiser les saucisses et guider la tâche de prélèvement dans les plateaux

- L'autre pour guider le travail de grillage (localiser les saucisses et surveiller le degré de brunissement).

1.1.3.3 Avantage

Il s'agit d'un prototype de recherche qui, s'il est commercialisé, pourrait éviter aux humains de travailler au gril en respirant continuellement de la fumée, dans un environnement chaud et avec le risque de se brûler.

1.1.4 Alfred

1.1.4.1 Description

Dexai Robotics Inc. (Somerville, États-Unis) a intégré un manipulateur collaboratif à 7 axes avec un bras personnalisé à 2 axes, pour préparer et servir automatiquement des plats froids, comme des salades ou des glaces.

1.1.4.2 Fonctionnement

Le premier robot manipule et échange lui-même différents outils : louche, cuillère ou pince à salade, pour prendre et placer les ingrédients des salades, ou une cuillère, pour les glaces. Le bras le plus petit tient le bol à remplir. Alfred n'est pas fermé dans un espace préétabli, mais peut, au contraire, être installé à un comptoir de service standard et il reconnaîtra les pièces qui va travailler avec.

1.1.4.3 Sécurité

Le cobot interrompt son mouvement si quelqu'un s'approche à moins de 1,22m. La personne est détectée par vision par ordinateur. En outre, la puissance et la force du bras robotique sont limitées (comme dans la norme ISO/TS 15066), de sorte qu'il s'arrête de fonctionner si la pression est jugée trop forte (par exemple, à la suite d'une collision) . Cela est possible parce que le robot comprend des capteurs de force/couple dans chaque articulation, qui sont également utilisés pour contrôler la manipulation de l'outil (par exemple, pour s'adapter aux aliments mous/durs). Une caméra située à l'extrémité de l'effecteur est utilisée pour estimer la quantité de nourriture ramassée. Parmi une liste d'ingrédients, Alfred peut reconnaître chaque ingrédient dans les casseroles de la casserole, indépendamment de la position de la casserole sur le comptoir.

1.2 Sécurité

Les besoins de collaboration et de communication entre les humains et les cobots, dans différentes tâches et situations, ont conduit à la nécessité d'un contact entre l'humain et les robots. Un domaine de recherche HRI (Human-Robot Interaction, ou interaction humain-robot) a émergé pour définir et structurer ces interactions. L'HRI englobe plusieurs champs de recherche. C'est l'intersection entre la robotique, l'ergonomie, la psychologie et le design. On parle d'interaction dès qu'une communication est établie entre l'humain et le robot. Cela peut prendre plusieurs formes. La manière d'interagir dépend

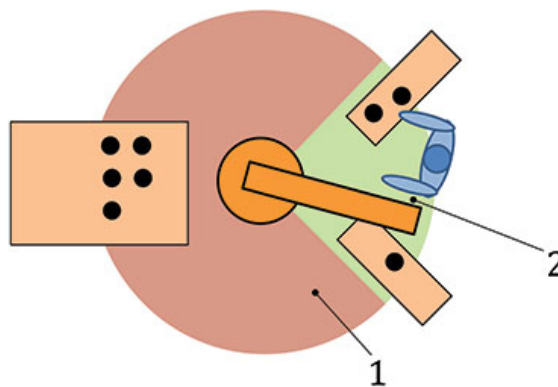
de la proximité ou pas entre l'humain et le robot. On distingue deux catégories générales :

- Interaction à distance : l'humain et le robot sont séparés spatialement ou temporairement (par exemple l'humain et le cobot se trouvent dans des planètes différentes).
- Interaction à proximité : l'humain et le robot ont la même localisation, par exemple, dans une même pièce ou dans un même environnement.

L'idéal est de s'approcher au maximum d'une interaction fluide entre l'humain et le robot pour accomplir une tâche en commun. Cela implique d'être vigilant quant à la sécurité (il ne faut pas qu'un geste du robot blesse l'humain). Alors nous nous positionnons au deuxième cas d'interaction (interaction à proximité). Le cobot et l'humain se trouvent dans la même localisation et sans vitre.

1.2.1 Norme

L'ISO 10218-2 :2011 décrit les exigences de sécurité pour l'intégration des robots industriels et des systèmes de robots, y compris les systèmes de robots collaboratifs. Les caractéristiques opérationnelles des systèmes de robots collaboratifs sont sensiblement différentes de celles des installations de systèmes de robots traditionnels et d'autres machines et équipements. Dans les opérations de robot collaboratif, les opérateurs peuvent travailler à proximité du système de robot tant que l'alimentation des actionneurs du robot est disponible, et le contact physique entre un opérateur et le système de robot peut se produire dans un espace de travail collaboratif, voir la figure 1.



Clé

1 : Espace opérationnel

2 : Espace de travail en collaboration

Figure 2 : Exemple d'un espace de travail collaboratif

1.2.2 Les risques

Plusieurs risques sur le collaborateur peuvent engendrer lors du travail en collaboration avec le cobot à cause de plusieurs facteurs qui peuvent être du cobot ou du collaborateur, par exemple :

- Mouvement soudain et inattendu du bras du cobot.
- L'humain entre dans l'espace opérationnel du cobot lors de son fonctionnement.
- Mouvement du bras du cobot avec une grande vitesse.
- Le cobot prend un objet dangereux laissé par un collaborateur.
- IA : Erreur de reconnaissance d'ingrédients.
- Hygiène.

1.2.3 Les solutions

Les exigences relatives à la conception du fonctionnement du robot collaboratif sont fournies dans l'ISO 10218-2 :2011, 5.11. Les modes opératoires du point 5.5 peuvent être utilisés seuls ou en combinaison lors de la conception d'une application collaborative. Toute défaillance détectée dans les parties du système de commande liées à la sécurité doit entraîner un arrêt de protection (ISO 10218-2 :2011, 5.3.8.3). Le fonctionnement ne doit pas reprendre avant d'être réinitialisé par une action de redémarrage délibérée avec l'opérateur en dehors de l'espace de travail collaboratif.

1.2.3.1 Mesures de protection :

Les opérations collaboratives peuvent inclure une ou plusieurs des méthodes suivantes : Arrêt surveillé en toute sécurité :[2]

- Dans cette méthode, la fonction d'arrêt contrôlé du robot en fonction de la sécurité est utilisée pour arrêter le mouvement du robot dans l'espace de travail collaboratif avant qu'un opérateur n'entre dans l'espace de travail collaboratif pour interagir avec le système du robot et effectuer une tâche (par exemple, ajouter les ingrédients). Si aucun opérateur ne se trouve dans l'espace de travail collaboratif, le robot peut fonctionner de manière non collaborative.
- Lorsque le système robotique se trouve dans l'espace de travail collaboratif, que la fonction de surveillance de la sécurité est activée et que le mouvement du robot est arrêté, l'opérateur est autorisé à entrer dans l'espace de travail collaboratif.
- Le mouvement du système robotique ne peut reprendre sans intervention supplémentaire que lorsque l'opérateur a quitté l'espace de travail collaboratif.

Guidage manuel :[2]

- Dans ce mode de fonctionnement, un opérateur utilise un dispositif manuel pour transmettre des commandes de mouvement au système robotique. Avant que l'opérateur ne soit autorisé à entrer dans l'espace de travail collaboratif et à effectuer la tâche de guidage manuel, le robot effectue un arrêt contrôlé de sécurité. La tâche est exécutée en actionnant manuellement des dispositifs de guidage situés sur ou à proximité de l'effecteur du robot.
- Les systèmes robotiques utilisés pour le guidage de la main peuvent être équipés de fonctionnalités supplémentaires, telles que l'amplification de la force, des zones de sécurité virtuelles ou des technologies de suivi.

Contrôle de la vitesse et de la séparation :[2]

- Dans ce mode de fonctionnement, le système de robot et l'opérateur peuvent se déplacer simultanément dans l'espace de travail collaboratif. La réduction des risques est obtenue en maintenant à tout moment au moins la distance de séparation protectrice entre l'opérateur et le robot.
- Pendant le déplacement du robot, le système robotique ne se rapproche jamais de l'opérateur au-delà de la distance de séparation protectrice. Lorsque la distance de séparation diminue jusqu'à une valeur en dessous de la distance de séparation protectrice, le système robotique diminue la vitesse ou s'arrête.
- Lorsque l'opérateur s'éloigne du système robotique, le système robotique peut reprendre son mouvement automatiquement conformément aux exigences de la présente clause tout en maintenant au moins la distance de séparation protectrice.
- Lorsque le système robotique réduit sa vitesse, la distance de séparation protectrice diminue en conséquence.

Limitation de la puissance et de la force[2]

- Dans ce mode de fonctionnement, le contact physique entre le système robotique et un opérateur peut se produire de manière intentionnelle ou non. Le fonctionnement collaboratif limité en puissance et en force nécessite des systèmes robotisés spécialement conçus pour ce type particulier d'opération. La réduction des risques est obtenue, soit par des moyens intrinsèquement sûrs dans le robot, soit par un système de commande de sécurité, en maintenant les dangers associés au système robotique en dessous des valeurs limites déterminées lors de l'évaluation des risques.

2 Reconnaissance d'ingrédients

2.1 Problématique

La reconnaissance d'objets est un domaine dans lequel les méthodes manuelles sont très difficiles à appliquer. En effet, les données que reçoit une machine est une image qu'il traite en tableau de nombres indiquant la valeur de chaque pixel composant l'image.

Nous utilisons donc l'apprentissage machine qui a déjà fait ses preuves dans ce domaine (reconnaissance d'objet). La machine s'entraîne à reconnaître les objets demandés grâce à une base de données. L'objet qui est sur l'image est indiqué à la machine pour qu'elle sache si elle a fait une bonne ou une mauvaise prédiction, et s'ajuste en fonction de la réponse. Cependant les objets qu'elle doit reconnaître sont pris en photo dans le monde réel plusieurs perturbations peuvent s'ajouter à l'image. Par exemple, la luminosité qui s'exerce sur l'objet, l'angle avec lequel l'image a été prise, la distance entre l'objet et la caméra au moment de la prise de la photo. C'est pour cela que les images de la base d'entraînement doivent être différentes avec tous ces paramètres qui sont différents. De plus, les ingrédients que le cobot aura pour tâche de reconnaître seront tous différents, les ingrédients produits par la nature et non dans les usines. Il faut donc que les ingrédients de la base de données d'entraînement soient aussi tous différents. La seule chose qui ne variera pas sera le fond des ingrédients, ceux-ci étant placés dans des bacs en inox classique pour les restaurants.[6] De plus, la seconde mission qui nous a été confiée, c'est-à-dire de prévenir l'opérateur lorsque les ingrédients dans les bacs sont en faible quantité peut aussi se réaliser avec un apprentissage machine. Et nous allons donc voir comment et pourquoi.

2.2 Apprentissage et classification

Nous disposons d'un ensemble de données ; dont chacune est formée d'une observation (vecteur de descripteurs) associée à une étiquette de classe. Le but d'un classifieur est d'établir une relation entre ces observations et les étiquettes pendant une phase d'apprentissage. Cette étape doit permettre au classifieur de généraliser, c'est-à-dire d'attribuer une étiquette adéquate à un nouvel exemple dont seul le vecteur d'observation est connu. De nombreuses méthodes de classification existent, chacune répondant à des problématiques bien spécifiques. Nous avons exploré les méthodes qui vont éventuellement nous servir dans le cadre de ce projet. Il s'agira de méthodes de classification par apprentissage supervisé, ceci afin de réaliser l'application finale qui est de créer un outil de reconnaissance d'ingrédients.

2.2.1 Les différents types d'apprentissage

Les méthodes d'apprentissage peuvent être classées en plusieurs catégories : apprentissage supervisé, apprentissage semi-supervisé, apprentissage non supervisé et apprentissage par renforcement. Nous allons nous positionner dans le cas d'une tâche de classification. C'est ce dont nous avons besoin dans le cadre du projet pour réaliser la reconnaissance d'ingrédients. Le but est d'associer à un objet donné une étiquette correspondant à sa classe.

- Apprentissage supervisé : L'apprentissage supervisé a pour but d'apprendre par l'exemple. Il faut fournir au préalable une liste d'objets avec leurs étiquettes de classe - appelée ensemble d'apprentissage - afin que le système soit capable d'expliquer et ensuite de prédire l'appartenance d'un nouvel objet à une classe connue a priori.

- Apprentissage semi-supervisé : Ce terme regroupe des méthodes qui se situent entre l'apprentissage non supervisé et l'apprentissage supervisé. Ce type de méthodes est utilisé quand un grand nombre de données est disponible mais sans qu'elles soient toutes étiquetées. L'initialisation de la méthode est faite à partir d'un petit jeu de données correctement étiquetées. Puis l'algorithme doit lui-même étiqueter les exemples suivants et construire son propre modèle. Les algorithmes d'apprentissage non supervisé et semi-supervisé sont beaucoup utilisés pour la recherche d'informations sur internet notamment. Ils permettent de traiter ainsi une grande quantité de données.

- Apprentissage non supervisé : Pour l'apprentissage non supervisé, l'ensemble d'apprentissage est seulement composé d'exemples, sans aucune étiquette de classe. C'est à l'algorithme de trouver des dépendances, des structures entre les différents exemples. Le « clustering » ou partitionnement de données regroupe un ensemble de méthodes d'apprentissage non supervisé, comme l'algorithme des K-means ou l'Isodata [4].

- Apprentissage par renforcement : Ce type de méthode est un apprentissage interactif. L'apprentissage par renforcement (reinforcement learning RL) est une méthode d'apprentissage qui se focalise sur la prise de décision. A chaque décision que l'algorithme prend, il reçoit en retour des réponses de l'environnement appelées signaux de renforcement. C'est un processus adaptatif qui améliore la solution en fonction des réponses qu'il reçoit. [3]

2.2.2 L'apprentissage supervisé pour deux classes d'objets

- La base d'apprentissage : Au cours de l'apprentissage, le but recherché est d'entraîner notre robot à distinguer des ingrédients appartenant à différentes classes. Dans le cas de la classification entre deux classes, il s'agit de différencier un type d'objet(ingrédient) particulier par rapport à tout ce qui n'est pas cet objet ; les exemples positifs correspondent à la classe d'objets recherchés, tandis que les exemples négatifs correspondent à tout ce que n'est pas cet objet.

Pour réaliser un apprentissage, une base de données, appelée base d'apprentissage, est indispensable ; elle contient un grand nombre d'exemples positifs et négatifs (plusieurs milliers). Le choix de la base d'apprentissage n'est pas trivial. Il faut tout d'abord choisir des images en rapport avec l'application visée. Par exemple, pour reconnaître des ingrédients dans des bols en inox, les exemples positifs doivent également être sélectionnés dans le même contexte et les exemples négatifs doivent représenter ce que le système est susceptible de trouver dans celui-ci (d'autres ingrédients qui n'appartiennent pas à

la classe étudiée...). En effet, si le classifieur est entraîné sur des images d'ingrédients pris dans des bols spécifiques(dans notre projet des bols en inox), avec des exemples négatifs ne correspondant pas à différents bols, le classifieur ne sera pas préparé à ce cas de figure, et ses performances seront moindres par rapport à un apprentissage sur des données qui prennent en considération les bols utilisés également. Un autre point important est le nombre d'images prises dans la base d'apprentissage. Pour les applications où les deux classes d'objets regroupent des objets de grande diversité (par exemple, pour la classe salade, la taille de découpage des morceaux, les variations de couleur, la luminosité... changent d'une image à l'autre), il faut souvent prendre des centaines(voire milliers) d'exemples.

- Le classifieur : Chaque exemple de cette base d'apprentissage est caractérisé par un descripteur. Puis le classifieur est entraîné sur ces données. Son rôle est de déterminer les caractéristiques communes aux exemples d'une même classe afin de pouvoir ultérieurement reconnaître à quelle classe appartient un nouvel exemple inconnu. Le nombre de caractéristiques représentant un objet est aussi un point important pour assurer un apprentissage valide. Effectivement, si un objet n'est pas suffisamment décrit, le risque d'erreur de classification est important. A l'inverse, un classifieur peut aussi avoir dû mal à gérer un trop grand nombre d'informations. Ce phénomène s'appelle le « surapprentissage ». Ce cas survient lorsque le classifieur se focalise sur des exemples « difficiles » qui sont restés mal classés jusque-là. Le classifieur, cherchant à coller au mieux aux données d'apprentissage, va perdre sa capacité à généraliser.

2.3 Réseaux de neurones artificiels

Tout d'abord nous devons définir ce qu'est un réseau de neurones. Un réseau de neurones s'inspire du fonctionnement du cerveau humain[7]. Plusieurs caractéristiques sont mises en entrées qui, en fonction de celles-ci, le réseau de neurones émet une sortie. Dans notre cas, les caractéristiques seront les caractéristiques de l'image, et la sortie, la réponse du réseau sur l'identité de l'ingrédient observé. Des poids sont associés à chaque entrée, les poids synaptiques, qui sont ajustés à chaque entraînement. La phase d'apprentissage du réseau de neurones fait donc varier ces poids synaptiques afin de maximiser son taux de réussite sur les prédictions qu'elle réalise.

Perceptron :

Un perceptron est un neurone artificiel composant un réseau de neurones. Il est souvent utilisé pour classer les données, il effectue des calculs pour détecter des caractéristiques ou des tendances dans les données d'entrées. Les caractéristiques qui sont rentrées sont multipliées par ce qu'on appelle des poids qui sont calculés par le perceptron lors de l'apprentissage. Le résultat donné par le perceptron est une valeur qui peut être positive ou négative. Le neurone ne s'active donc seulement que lorsque le poids des données d'entrées dépasse un certain seuil.

Réseaux de neurones multicouche :

Un réseau de neurones multicouche est un ensemble de neurones interconnectés, un réseau de neurones à couche unique ne peut apprendre uniquement des fonctions linéaires séparables. Alors qu'un réseau de neurones multicouches offre une puissance de calcul supérieure[8].

Réseaux de neurones convolutifs :

Les réseaux de neurones convolutifs appartiennent à une sous-catégorie de réseaux de neurones. Ils sont souvent utilisés dans la reconnaissance d'image et vidéo, de systèmes de recommandation et le traitement du langage naturel. Leur architecture est composée de deux blocs, le premier bloc permet d'extraire les features, les caractéristiques, en traitant les images avec des fonctions dites de convolution. Ainsi les neurones sont divisés en plusieurs groupes selon les caractéristiques, ce qu'on appelle les noyaux de convolution, ce premier bloc renvoie ce qu'on appelle des features maps (figure 2) qui peuvent aussi être filtrés avec des nouveaux noyaux de convolution, et ainsi de suite. Le deuxième bloc est utilisé pour la classification. Il renvoie un vecteur représentant les probabilités qu'à l'objet d'appartenir à chaque classe. Elle s'appelle la couche fully-connected. [8]

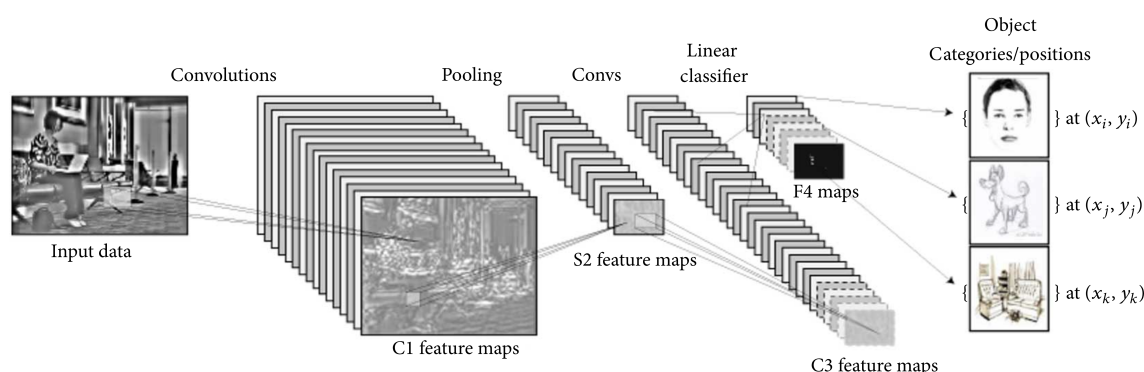


Figure 2 : Schéma illustrant le fonctionnement d'un réseau de neurones convolutifs

Deep Learning for Computer Vision : A Brief Review de Diego Andina [9]

La fonction ReLu est une fonction qui doit être appliquée après chaque convolution, elle permet de mettre les valeurs négatives des features maps à 0.

Le pooling s'applique généralement entre deux couches de convolution, elle permet de réduire l'image tout en gardant ses caractéristiques.

L'architecture R-CNN ("Region-based Convolutional Neural Networks") permet de rechercher sur une image plusieurs occurrences d'un objet. L'image est segmentée en plusieurs zones et le réseau de neurones à convolution s'applique sur chaque segment de l'image. Cette méthode rend l'apprentissage très long car le réseau de neurones s'applique plusieurs par image. De plus cette méthode ne nous est pas utile car nous ne cherchons pas plusieurs occurrences d'un objet sur notre image, une occurrence suffit car les ingrédients seront tous placés au même endroit, c'est-à-dire dans les bacs en inox. De plus, le réseau de neurones doit pouvoir s'appliquer en temps réel sur chaque image que la caméra capte, ce qui n'est pas possible avec une telle architecture, car le temps d'application est trop grand. [9]

Conclusion

L'objectif du projet est la reconnaissance des ingrédients pour leur future préhension par le bras du cobot cuisinier développé par l'entreprise KOBOTIK. Dans un premier temps, il nous faudra déjà créer une base de données avec toutes les images prises au préalable des ingrédients sous différents angles et dans différentes luminosités en vue d'être la base d'entraînement des données. Ensuite dans un deuxième temps, il faudra choisir un classifieur adapté à notre système. De nombreuses méthodes de classification existent, chacune répondant à des problématiques bien spécifiques. Nous avons exploré les méthodes qui vont éventuellement nous servir dans le cadre de ce projet. Il s'agira de méthodes de classification par apprentissage supervisé, ceci afin de réaliser l'application finale qui est de créer un outil de reconnaissance d'ingrédients. Dans un troisième temps, nous avons exploré différents types de réseaux de neurones, allant du plus simple (perceptron) jusqu'à l'un des plus complexes (R-CNN, qui est un réseau de neurones convolutifs optimisé). Cependant, au vu de sa complexité et de la lenteur de l'exécution du programme R-CNN, le réseau de neurones convolutifs CNN- qui est le plus adapté à notre objectif dans le cadre du projet et étant supporté par la littérature-, sera probablement la solution choisie pour le projet.

Bibliographie

[1] Pereira, Débora, Arianna Bozzato, Paolo Dario, et Gastone Ciuti. « Towards Food-service Robotics : A Taxonomy of Actions of Foodservice Workers and a Critical Review of Supportive Technology ». IEEE Transactions on Automation Science and Engineering 19, no 3 (juillet 2022) : 1820-58.

[2] « ISO/TS 15066 :2016(en), Robots and robotic devices — Collaborative robots ». Consulté le 5 décembre 2022.

[3] Matthieu Zimmer. Apprentissage par renforcement développemental. Intelligence artificielle [cs.AI]. Université de Lorraine, 2018. Français. ffNNT : 2018LORR0008ff. fftel-01735202

[4] Laetitia Leyrit. Reconnaissance d'objets en vision artificielle : application à la reconnaissance de piétons. Autre. Université Blaise Pascal - Clermont-Ferrand II, 2010. Français. ffNNT : 2010CLF22071ff. fftel-00626492

[5] Yann Besson. Yoann Menanteau. Jérémy Quintin. , Etat de l'art : Reconnaissance d'objet pour préhension robotique, 2019.

[6] Paolanti et Frontoni, « Multidisciplinary Pattern Recognition Applications »

[7] Liu, Sun, et Wang, « Pattern Recognition : An Overview »

[8]April et al., « Use of Artificial Neural Network in Pattern Recognition » ;

[9] Voulodimos et al., « Deep Learning for Computer Vision ».