

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université A. Mira de Bejaia
Faculté des Sciences Exactes
Département Informatique



Mémoire de Fin de Cycle

En vue de l'obtention du diplôme de Master Professionnel en Informatique

Option : Administration et sécurité des réseaux informatiques

Thème :

Gestion des déchets basée sur l'IoT et l'IA : Cas d'étude BMT

Réalisé par :

M. HIHAT Bilal

M. KHENNOUCHI Djamil Mahmoud

Devant le jury composé de :

<i>Présidente</i>	Mme. GASMI BADRINA	U. A/MIRA BÉJAÏA
<i>Examinatrice</i>	Mme. KHOULALENE NADJET	U. A/MIRA BÉJAÏA
<i>Examineur</i>	M. BEDJOU KHALED	U. A/MIRA BÉJAÏA
<i>Examineur</i>	M. SIDER ABDERRAHMANE	U. A/MIRA BÉJAÏA

Ce mémoire a été réalisé sous la direction de :

<i>Encadrant</i>	M. YAZID MOHAND	U. A/MIRA BÉJAÏA
------------------	-----------------	------------------

Remerciements

Nous tenons tout d'abord à exprimer notre profonde gratitude à Dieu, dont la grâce et la bénédiction nous ont accompagnés tout au long de ce travail.

Nous adressons nos remerciements les plus sincères à l'ensemble de notre encadrement. Nous remercions particulièrement **Monsieur Mohand YAZID** pour sa disponibilité, ses conseils avisés et son accompagnement rigoureux tout au long de l'élaboration de ce mémoire. Sa confiance et son expertise ont été essentielles à la bonne conduite de ce projet.

Nous remercions également tous les enseignants de la formation pour la qualité de leur enseignement et leur engagement à transmettre des connaissances. Leurs cours, commentaires et exigences nous ont formés, instruits, ont fait de nous des personnes plus exigeantes et nous ont aidés dans notre formation académique et professionnelle.

Nos remerciements vont également à l'ensemble du personnel de l'entreprise BMT pour leur accueil, leur disponibilité et leur collaboration tout au long de notre étude de terrain.

À nos familles et en particulier nos parents qui nous ont offert un soutien indéfectible tant moral qu'affectif. Leur patience, leurs encouragements et surtout leur constante présence ont été, une source infinie de motivation pour nous.

Enfin, nous remercions tous nos amis et camarades de promotion pour leur bienveillance, leurs échanges enrichissants, ainsi que les moments partagés durant ces années d'études.

À toutes celles et ceux qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce mémoire, nous adressons nos plus vifs remerciements.

Table des matières

Remerciements	2
Liste des abréviations	5
Liste des tableaux	6
Introduction générale	8
Chapitre 1 : Gestion des Déchets	12
1.1 Introduction	12
1.2 Généralités	13
1.2.1 Définition des déchets	13
1.2.2 Historique et évolution de la gestion des déchets	13
1.2.3 Classification des déchets selon la législation algérienne	14
1.2.4 Principales opérations de gestion des déchets	15
1.2.5 Contraintes	16
1.2.6 Approches et Solutions	17
1.2.7 Méthodes de traitement	17
1.3 Présentation de l'entreprise d'accueil (BMT)	18
1.3.1 Présentation de BMT et de son activité	18
1.3.2 Organisation et fonctionnement de BMT	18
1.3.3 Principes des activités de BMT	19
1.3.4 Objectifs de BMT	20
1.3.5 Norme ISO 14001 : Un gage de conformité environnementale pour BMT	20
1.4 La Gestion des Déchets au sein de BMT	22
1.4.1 Typologie des déchets produits à BMT	22
1.4.2 Intégration de la gestion des déchets dans l'activité de BMT	23
1.4.3 Processus de gestion des déchets à BMT : Classification et responsabilités	23
1.4.4 Problèmes et défis liés à la gestion des déchets à BMT	29
1.5 Conclusion	30
Chapitre 2 : L'IoT et l'IA dans la Gestion des Déchets	32
2.1 Introduction	32
2.2 L'Internet des Objets (IoT)	32
2.2.1 Origine et Définition de l'Internet des Objets	32
2.2.2 Architecture de l'IoT	33
2.2.3 Aspects Techniques et Communication	34
2.2.4 IoT appliqué à la Gestion des Déchets	36

2.3	L'Intelligence Artificielle (IA)	38
2.3.1	Origine et Définition de l'Intelligence Artificielle	38
2.3.2	Différence entre Machine Learning et Deep Learning	39
2.3.3	Importance et domaines d'application de l'IA	41
2.3.4	Algorithmes et Applications de l'IA pour la Gestion des Déchets	41
2.4	Conclusion	45
Chapitre 3 : Application de l'IA et de l'IoT à la gestion des déchets		47
3.1	Introduction	47
3.2	YOLO (You Only Look Once)	47
3.2.1	Introduction à la détection d'objets	47
3.2.2	Origine et évolution de YOLO	48
3.2.3	Architecture et algorithmes utilisés	49
3.2.4	Comparaison avec d'autres méthodes	52
3.2.5	Avantages et Inconvénients de YOLO	52
3.3	Les Datasets	54
3.3.1	Définition et rôle des datasets	54
3.3.2	Typologie des données	54
3.3.3	Collecte des données	55
3.3.4	Prétraitement et nettoyage des données	56
3.3.5	Annotation et étiquetage des données	57
3.3.6	Présentation des jeux de données exploités pour la détection de déchets	57
3.4	Implémentation, entraînement du modèle et résultats	59
3.4.1	Environnement de développement	59
3.4.2	Préparation et lancement de l'entraînement du modèle	61
3.4.3	Analyse qualitative des résultats	64
3.4.4	Limites et perspectives	75
3.5	Conclusion	77
Bibliographie		80
Résumé		84
Abstract		85

Liste des abréviations

API	Application Programming Interface
BMT	Bejaia Mediterranean Terminal
DE	Délégué à l'Environnement
DI	Déchets inertes
DL	Deep Learning
DMA	Déchets ménagers et assimilés
DS	Déchets spéciaux
DSD	Déchets spéciaux dangereux
EVP	Équivalent Vingt Pieds
GPU	Graphics Processing Unit
IA	Intelligence Artificielle
IoT	Internet of Things
ISO	International Organization for Standardization
ML	Machine Learning
mAP	Mean Average Precision
PR Curve	Precision-Recall Curve
STP	Service Travaux et Projet
TPU	Tensor Processing Unit
VRAM	Video Random Access Memory
YOLO	You Only Look Once

Liste des tableaux

1	Répartition des déchets issus des activités de bureaux au BMT . . .	27
2	Répartition des déchets issus des activités d'entretien et de maintenance au BMT	28
3	Quelques définitions de l'intelligence artificielle, organisées en quatre catégories [28].	39
4	Comparaison entre Machine Learning (ML) et Deep Learning (DL)	40
5	Domaines d'application de l'intelligence artificielle	42
6	Présentation des jeux de données exploités pour la détection de déchets	59
7	Évolution des performances après chaque phase d'entraînement (valeurs exprimées en pourcentage)	71
8	Performances de chaque modèle évalué uniquement sur le dataset 3 (pneus usagés) (valeurs exprimées en pourcentage)	72

Table des figures

1	Logo de BMT, infrastructure portuaire concernée par notre étude. . .	18
2	Logigramme du processus de gestion des déchets	26
3	Évolution du nombre d’objets connectés par rapport à la population mondiale. [21]	33
4	Flux de communication typique dans une architecture IoT	35
5	Exemple de comment marche le modèle YOLO [24]	43
6	Détection multi-classes : canettes et récipient alimentaire détectés dans un environnement urbain.	65
7	Exemple de détection réussie sur un pneu isolé, démontrant la sensibilité du modèle.	66
8	Faux positifs : bouche d’égout détectée à tort comme carton, et détection erronée d’une bouteille plastique absente.	67
9	Exemples visuels de détection par le modèle en cours d’entraînement.	68
10	PR Curve générée pour les 11 classes du dataset.	69
11	Matrice de confusion sur l’ensemble de validation.	70

Introduction générale

La question de la gestion des déchets est sans doute vieille comme le monde. Silguy (1996), par exemple, va même jusqu'à écrire que « l'histoire de l'homme est inséparable de celle de ses déchets » [29] (p. 13). Ce constat, à la fois historique et philosophique, illustre l'ampleur d'un enjeu qui touche toutes les civilisations à travers les âges, et qui prend aujourd'hui une tournure critique.

À l'heure où les défis environnementaux s'intensifient, la gestion efficace des déchets devient une priorité mondiale. Selon les données de la Banque mondiale[16], la production annuelle de déchets solides urbains devrait atteindre 3,4 milliards de tonnes d'ici 2050, en comparaison aux 2,01 milliards en 2016. Cette croissance exponentielle souligne la nécessité de transformer en profondeur les systèmes de gestion contemporaine des déchets qui sont par nature inefficaces, dépourvus de traçabilité et peu réactifs aux besoins dynamiques des sociétés.

Simultanément, le développement de l'Internet des Objets (IoT) et de l'Intelligence Artificielle (IA) propose de nouvelles possibilités de transformation pour le secteur. Grâce à des capteurs intelligents, l'IoT collecte des données en temps réel, ce qui simplifie le contrôle et l'optimisation des processus. L'analyse avancée par IA, en raison de ses capacités de reconnaissance d'objets et de prédiction, permet une gestion proactive et efficiente des déchets.

En Algérie et plus précisément au sein de l'entreprise BMT, la gestion des déchets représente un enjeu majeur, tant sur le plan environnemental qu'économique. BMT, spécialisée dans la gestion et l'exploitation du Terminal à conteneurs du port de Béjaïa, fait face à des défis spécifiques liés à la classification, au tri et au traitement des déchets générés par ses activités. L'intégration de solutions basées sur l'IoT et l'IA pourrait constituer une réponse innovante à ces problématiques, en améliorant la traçabilité, en optimisant les processus et en réduisant l'impact environnemental.

Problématique

Dans un contexte de transition écologique et de digitalisation des processus industriels, la gestion des déchets dans les environnements logistiques comme les ports devient un enjeu critique. L'entreprise BMT, acteur majeur du terminal à conteneurs de Béjaïa, fait face à des défis de tri, de suivi et de traitement efficaces de ses déchets, notamment spéciaux et dangereux. Ce mémoire s'interroge sur la manière dont les technologies de l'IoT et de l'IA, combinées, peuvent contribuer à une gestion plus intelligente, traçable et durable des déchets au sein de cette structure.

La motivation première de cette initiative est de concevoir une solution pragmatique et appropriée à une situation réelle, basée sur des technologies accessibles et ajustées au contexte algérien. Cet objectif est de contribuer à la transition numérique des pratiques environnementales locales, tout en répondant à des problématiques spécifiques identifiées sur le terrain.

Objectifs du mémoire

Ce mémoire vise à :

- Établir le constat actuel de la gestion des déchets au sein de BMT ;
- Repérer les points faibles et les contraintes rencontrées ;
- Explorer les technologies IoT et IA adaptées au secteur ;
- Mettre en place une démonstration de concept fondée sur un modèle de détection visuelle YOLO appliqué à des images de déchets ;
- Évaluer les performances du système et discuter de ses avantages, limites et perspectives.

Méthodologie

Afin de répondre à la problématique posée, nous avons opté pour une démarche méthodologique hybride, fusionnant une étude théorique et une mise en pratique expérimentale. Initialement, une étude documentaire a été effectuée pour examiner les concepts essentiels liés à la gestion des déchets, les obligations légales en Algérie, ainsi que les contributions technologiques de l'Internet des Objets (IoT) et de l'Intelligence Artificielle (IA) dans ce secteur. Par la suite, une analyse détaillée du cas de la société BMT a permis de repérer les pratiques en cours, les contraintes organisationnelles et les pistes d'amélioration possibles.

Sur la base de cette analyse, un prototype de détection automatique de déchets a été conçu en mobilisant le modèle d'apprentissage profond YOLO (You Only Look Once). Ce prototype a été entraîné et testé sur un jeu d'images annotées, permettant de simuler un système intelligent de reconnaissance de déchets. Enfin, les performances du modèle ont été évaluées dans le but d'apprécier la pertinence de la solution proposée et d'en dégager les perspectives d'évolution.

Structure du mémoire

Ce mémoire est structuré en trois chapitres principaux :

- **Chapitre 1** : Présentation des enjeux de la gestion des déchets, avec un focus sur le cas concret de BMT ;
- **Chapitre 2** : Exploration des concepts et technologies de l’IoT et de l’IA, ainsi que leur application à la gestion intelligente des déchets ;
- **Chapitre 3** : Description du processus d’implémentation de la solution proposée (collecte de données, annotation, entraînement d’un modèle YOLO), et analyse les résultats obtenus.

Chapitre 1

Gestion des Déchets

1.1 Introduction

La gestion des déchets est devenue une réalité collective et un sujet d'actualité de premier plan tant au niveau professionnel qu'au niveau familial. Dans le contexte présent, influencé par une sensibilisation tout de même croissante à la question écologique, la gestion des déchets – issus de nos modes de vie – constituent une opportunité et un défi.

En effet, les déchets sont des résidus de nos activités indésirables de production, de consommation et de transformation, nuisibles à la santé humaine et à la qualité de l'air, des sols, des plantes et des animaux. Mais si cette matière « morte » (ou indésirable) a une réalité négative, qu'en est-il d'une valeur économique et environnementale à lui reconnaître ? Ce qui requiert, justement, de les traiter de façon intégrale, de leur production à leur dernier terme, en passant par le tri, la revalorisation, le recyclage et l'élimination sécurisée.

De plus, la complexité du problème se manifeste par la diversité des types de déchets – ménagers, industriels, spéciaux, inertes – et par les multiples défis qu'ils posent, notamment dans les pays en voie de développement comme l'Algérie. L'histoire de leur gestion montre que, même si la question des déchets est ancienne, les approches traditionnelles peinent souvent à répondre efficacement à l'ampleur du problème actuel.

L'étude ne se limitera pas à l'examen des notions juridiques et théoriques mis en place pour réguler le traitement et la gestion des déchets. Prenant appui du cas de l'entreprise portuaire de Béjaïa – Bejaia Mediterranean Terminal (BMT), il s'agira aussi de cerner les particularités qu'engendre les flux de déchets présents en milieu logistique et industriel, pour faire apparaître les limites des approches utilisées actuellement. C'est alors tout à fait en ligne avec ces objectifs que sera justifiée la mobilisation de solutions technologiques, comme l'Internet des Objets (IoT) et l'Intelligence Artificielle (IA), considérées comme des solutions innovantes pour le recueil, le tri et le traitement des déchets, favorisant un plus grand portage des démarches vers le développement durable et l'économie circulaire.

1.2 Généralités

1.2.1 Définition des déchets

Les déchets d'après [17] et [14] représentent le plus souvent n'importe quelle substance ou objet dont le détenteur désire et a l'intention de se défaire. Ce qui est repris dans cette définition est résidu d'un processus de production, de traitement, de consommation, n'apportant plus aucune utilité au destinataire. Elle ne s'applique donc qu'à des déchets, aussi bien d'origine domestique, que des déchets de production, des déchets industriels ou de consommation. Ils représentent le concept de « résidu indésirable », et il est nécessaire de les gérer afin d'en minimiser l'impact sur l'environnement et la santé.

Passant d'approches traditionnelles à des méthodes modernes et innovantes en réponse aux enjeux environnementaux, économiques et réglementaires croissants. La gestion des déchets, englobant l'ensemble des opérations relatives à la collecte, au tri, au transport, au stockage, à la valorisation et à l'élimination y compris le contrôle de ces processus a évolué au fil des décennies.

1.2.2 Historique et évolution de la gestion des déchets

Historiquement, la gestion des déchets a été marquée par des méthodes simples et souvent rudimentaires à savoir :

- Le ramassage manuel, souvent organisé par des associations de bénévoles.
- Le dépôt dans des décharges sauvages.
- L'incinération sans contrôle.

Ces méthodes, fonctionnelles à petite échelle, accentuent cependant les nombreux inconvénients que sont, pollution, contamination des sols et des eaux et mise en danger de la santé des populations. En effet, il est bien connu que la hausse incontrôlée de la production de déchets de toutes natures et le non respect des enjeux environnementaux ont progressivement amenuisé l'intérêt porté à ces gestions traditionnelles, au profit de méthodes modernes. Qui sont la mise en œuvre du tri, le recyclage et la valorisation énergétique qui sont compatibles avec les nouvelles technologies que sont l'Internet des Objets et l'Intelligence Artificielle que nous utilisons aujourd'hui pour optimiser la collecte et faciliter le traitement des déchets.

1.2.3 Classification des déchets selon la législation algérienne

Les déchets peuvent être classés en plusieurs catégories en fonction de leur origine et de leur composition [9]. D'après [14], le Décret exécutif n°06-104 du 28 février, la réglementation algérienne prévoit une classification détaillée des déchets suivant leur origine, leur composition et leur potentiel de dangerosité. Cette classification permet d'adapter la collecte, le transport et le traitement aux caractéristiques de chaque catégorie de déchets concernée, ce qui permet une gestion plus sûre et respectueuse de l'environnement. On distingue notamment parmi celles-ci les catégories :

1. Déchets ménagers et assimilés (DMA) :

Les déchets ménagers regroupent l'ensemble des résidus générés par les activités domestiques quotidiennes.

- **Origine** : Ils proviennent directement des ménages (cuisine, nettoyage, jardinage, etc.) et des services associés à la vie urbaine.
- **Assimilation** : Cette catégorie inclut également les déchets issus d'activités commerciales, industrielles à petite échelle, artisanales et administratives, dont la nature et la composition sont analogues à celles des ordures domestiques.
- **Caractéristiques** : Ces déchets contiennent une part importante de matières organiques, des emballages et divers résidus recyclables ou compostables. Leur gestion repose souvent sur des systèmes de collecte, de tri et de valorisation adaptés pour favoriser le recyclage et le compostage.

2. Déchets spéciaux (DS) :

Les déchets spéciaux regroupent les résidus issus d'activités qui, par leur nature ou leur composition, nécessitent un traitement particulier.

- **Origine** : Ils proviennent notamment des secteurs industriels, agricoles, des soins (médicaux) et des services divers.
- **Spécificités** : Ces déchets contiennent souvent des substances qui, même si elles ne sont pas intrinsèquement dangereuses, requièrent des protocoles de gestion spécifiques. Ils ne peuvent pas être collectés ou traités selon les mêmes conditions que les déchets ménagers et assimilés, ou les déchets inertes.
- **Enjeux** : Leur traitement est soumis à des normes strictes afin de prévenir tout risque de contamination environnementale et de protéger la santé publique.

3. Déchets spéciaux dangereux (DSD) :

Cette sous-catégorie regroupe les déchets présentant des risques élevés en raison de la nature de leurs composants.

- **Origine** : Comme pour les déchets spéciaux, ils proviennent des secteurs industriels, agricoles, de soins et de services, mais se distinguent par la présence de substances toxiques, corrosives, inflammables, infectieuses ou cancérogènes.
- **Gestion** : Ces déchets dangereux requièrent des procédures de collecte, de transport et de traitement particulièrement rigoureuses. Ils ne peuvent être mélangés aux autres flux de déchets et font l'objet de contrôles stricts pour éviter tout impact sur l'environnement et la santé humaine.

4. Déchets inertes (DI) :

Les déchets inertes se caractérisent par leur stabilité et l'absence de réaction chimique ou biologique après leur mise en décharge.

- **Origine** : Ils proviennent principalement d'activités liées à l'exploitation des carrières et des mines, ainsi qu'aux travaux de démolition, de construction ou de rénovation.
- **Caractéristiques** : Ces matériaux ne subissent pas de modifications physiques, chimiques ou biologiques lors de leur élimination. Ils ne sont pas contaminés par des substances dangereuses, sauf dans des cas exceptionnels, et ne génèrent pas de nuisances immédiates pour la santé ou l'environnement.
- **Traitement** : Leur gestion s'effectue par la mise en décharge contrôlée, afin de minimiser toute éventuelle pollution des sols ou des eaux environnantes.

1.2.4 Principales opérations de gestion des déchets

La gestion des déchets repose sur plusieurs opérations clés, allant de la collecte à l'élimination finale :

- **La collecte des déchets** :
C'est l'opération consistant à ramasser et/ou à regrouper les déchets afin de les transférer vers un site de traitement.
- **Le tri des déchets** :
Il s'agit de séparer les déchets en fonction de leur nature (par exemple, papier, plastique, etc.) pour faciliter leur traitement ultérieur.

— **La valorisation des déchets :**

La valorisation des déchets comprend la réutilisation, le recyclage et le compostage. Le recyclage transforme des produits usagés en nouvelles matières premières, tandis que le compostage est un processus biologique dans lequel les déchets organiques sont décomposés par des micro organismes du sol pour produire un compost stable et hygiénique.

— **L'élimination des déchets :**

L'élimination des déchets comprend différents procédés de traitement (thermique, physico-chimique, biologique), ainsi que la mise en décharge, l'enfouissement, l'immersion ou le stockage des déchets. Par exemple, l'incinération réduit le volume des déchets en oxydant leur partie combustible dans l'installation adéquate, tandis que les résidus d'incinération (cendres, mâchefer) sont éliminés dans le centre d'enfouissement technique.

— **L'enfouissement technique :**

L'enfouissement technique s'agit du traitement final des déchets spéciaux ultimes, qui ne peuvent plus être traités économiquement ou techniquement par d'autres méthodes. Ces déchets, généralement solides et minéraux, présentent un potentiel polluant réduit en raison de leur faible réactivité, évolutivité et solubilité.

1.2.5 Contraintes

La gestion des déchets se confronte aujourd'hui à plusieurs contraintes majeures :

— **Contraintes environnementales :** les déchets mal gérés entraînent une pollution significative de l'air, de l'eau et des sols, affectant la biodiversité et la santé humaine.

— **Contraintes économiques :** le traitement, la collecte et l'élimination des déchets représentent des coûts élevés pour les collectivités et les entreprises. Le financement des infrastructures modernes, telles que les centres de tri, de recyclage ou d'enfouissement contrôlé, demeure un défi constant.

— **Contraintes réglementaires et normatifs :** la mise en œuvre de réglementations nationales et internationales impose des standards stricts pour la gestion des déchets. Ces normes visent à protéger l'environnement et la santé publique, mais nécessitent également une adaptation continue des pratiques de gestion pour rester en conformité avec les évolutions législatives.

De ce qui précède, il est à noter que la gestion des déchets est loin d'être une simple opération de collecte et d'élimination, elle s'inscrit dans une dynamique globale de

développement durable, requérant une approche intégrée et innovante pour relever les défis actuels et futurs.

1.2.6 Approches et Solutions

Face à l'augmentation constante des volumes de déchets et aux enjeux environnementaux, économiques et sociaux qui en découlent, de nouvelles approches et solutions ont émergé pour optimiser leur gestion. Ces solutions se déploient à différents niveaux, depuis le traitement physique des déchets jusqu'à l'intégration de technologies de pointe pour une gestion intelligente.

1.2.7 Méthodes de traitement

Traditionnellement, les déchets étaient principalement traités par l'incinération ou déposés en décharges, souvent dans des conditions peu contrôlées. Aujourd'hui, une variété de méthodes est utilisée en fonction de la nature des déchets et des objectifs visés :

- **Recyclage** : récupération des matériaux valorisables (papier, plastique, verre, métaux) pour être réintroduits dans la chaîne de production.
- **Valorisation énergétique** : transformation des déchets non recyclables en énergie par incinération avec récupération de chaleur ou production d'électricité.
- **Incinération contrôlée** : procédé permettant de réduire le volume des déchets tout en minimisant les émissions polluantes grâce à des systèmes de filtration et de traitement des fumées.
- **Mise en décharge sécurisée** : décharges aménagées et contrôlées qui intègrent des systèmes de collecte des lixiviats et de gestion des gaz pour limiter leur impact environnemental.

1.3 Présentation de l'entreprise d'accueil (BMT)

1.3.1 Présentation de BMT et de son activité

BMT Spa, ou Bejaia Mediterranean Terminal, est le produit d'un partenariat entre l'Entreprise Portuaire de Bejaia (EPB) et de PORTEK Systems & Equipment. L'alliance, initiée dès 2004, a permis de réaliser un terminal à conteneurs moderne capable de répondre aux exigences des marchés nationaux et internationaux. Reconnue sous la forme juridique de Société par Actions (SPA), BMT Spa se dote d'un capital social, partagé en 51% pour l'EPB et 49% pour PORTEK, qui lui permet de disposer d'une organisation complémentaire.

Édifiée à l'intérieur du port de Béjaia, BMT Spa dispose d'infrastructures technologiques et d'un réseau de communication en son sein, faisant du terminal l'un des plus performants dans la région.



FIGURE 1 – Logo de BMT, infrastructure portuaire concernée par notre étude.

1.3.2 Organisation et fonctionnement de BMT

Afin d'assurer une exploitation optimale du terminal, BMT Spa repose sur une organisation interne décomposée en plusieurs directions spécialisées. La Direction Générale, assistée des services des Ressources Humaines, des Finances, du Marketing, des Opérations et de la Technique, est garant de la mise en œuvre d'une stratégie de recherche opérationnelle. Chaque service intervient dans la planification des escales à la manipulation des conteneurs en passant par le suivi en temps réel du bon déroulement des opérations d'aconnage. Muni d'équipements modernes et de dispositifs informatiques intégrés, BMT Spa assure une très forte productivité et une sécurité sans faille sur tout le terminal.

1.3.3 Principes des activités de BMT

Le Bejaia Mediterranean Terminal (BMT) joue un rôle essentiel dans l'accueil et le traitement des navires à conteneurs. Annuellement, BMT reçoit un grand nombre de navires pour lesquels elle assure l'ensemble des opérations, allant de la planification à la manutention, puis à l'acconage, avec un suivi rigoureux et une traçabilité complète de chaque opération. Ces activités sont organisées en trois grandes catégories :

1. Opérations de Planification

- **Planification des escales** : Organisation et programmation des passages des navires.
- **Planification déchargement/chargement** : Coordination des opérations de chargement et déchargement des conteneurs.
- **Planification du parc à conteneurs** : Gestion des espaces de stockage disponibles pour les conteneurs.
- **Planification des ressources** : Allocation des équipes et des moyens matériels nécessaires à l'exécution des opérations.

2. Opérations de Manutention

- **Réception des navires porte-conteneurs** : Accueil et vérification des navires à leur arrivée.
- **Déchargement des conteneurs** : Retrait des conteneurs des navires.
Préparation des conteneurs à embarquer : Organisation et vérification des conteneurs destinés au chargement.
- **Chargement des conteneurs** : Mise en place des conteneurs sur les navires pour leur départ.

3. Opérations d'Acconage

- **Transfert vers les zones d'entreposage** : Acheminement des conteneurs vers les aires de stockage prévues.
- **Transfert des conteneurs frigorifiques** : Déplacement spécifique des conteneurs nécessitant une conservation à température contrôlée (zone « reefers »).
- **Mise à disposition pour le contrôle aux frontières** : Organisation pour faciliter les contrôles douaniers.

- **Mise à disposition des conteneurs vides pour empotage** : Gestion des conteneurs vides avant leur réutilisation.
- **Suivi des livraisons et des dépotages** : Surveillance et contrôle des flux de conteneurs entrants et sortants.
- **Suivi des restitutions et des mises à quai pour embarquement** : Coordination pour assurer que les conteneurs soient remis en circulation efficacement.
- **Gestion des zones de stockage** : Organisation et sécurisation des espaces de stockage.
- **Sécurité absolue sur le terminal** : Garantie d'un environnement sécurisé pour les opérations et la marchandise.

1.3.4 Objectifs de BMT

BMT Spa se fixe comme objectif stratégique de transformer son terminal à conteneurs en une infrastructure de pointe, capable de répondre aux exigences les plus sévères en termes de qualité et de performance. Pour ce faire, l'entreprise mise sur l'intégration de nouvelles technologies dans le traitement des conteneurs, ce qui se traduit par :

Une productivité sensiblement améliorée et un coût d'escale moindre, une fiabilité plus grande de l'information et un meilleur service client, une capacité à rivaliser à l'échelon national et international. BMT cherche notamment, en lançant en 2008 des travaux d'extension de son terminal afin d'y réaliser un trafic de 150 000 EVP, à se donner une part de marché de l'ordre de 5 % à 10 %. Elle vise également « à améliorer la productivité du travail, à développer un transport tout au long de la chaîne, à améliorer le rapport rendement/temps d'escale et à mettre en place des procédures et des méthodes conformes aux normes universelles ». Par son engagement, BMT veut participer aux besoins des artisans et créer des emplois, le tout dans un cadre de service de très haute qualité et dans de meilleurs délais.

1.3.5 Norme ISO 14001 : Un gage de conformité environnementale pour BMT

La norme **ISO 14001** [12], définit une série d'exigences que doit satisfaire le système de management environnemental, d'une organisation pour que celle-ci puisse être certifiée — par un organisme extérieur et pour une durée limitée — comme répondant à la norme.

• **Présentation de la norme ISO 14001**

Cette norme repose sur un ensemble de bonnes pratiques permettant aux entreprises de structurer leur approche environnementale autour du principe de l'amélioration continue. Elle s'articule autour de plusieurs exigences clés, notamment :

- L'identification et la maîtrise des aspects environnementaux liés aux activités de l'entreprise.
- La conformité avec la législation et la réglementation environnementale en vigueur.
- La mise en place d'objectifs et d'indicateurs environnementaux mesurables.
- L'amélioration continue des performances environnementales.
- L'implication et la sensibilisation des employés à la protection de l'environnement.

• **L'engagement de BMT dans la certification ISO 14001**

En obtenant la certification **ISO 14001**, Bejaia Mediterranean Terminal (BMT) démontre son engagement à réduire son empreinte écologique et à intégrer une gestion efficace des déchets dans son activité. Cela se traduit par plusieurs actions concrètes :

- L'établissement d'un système performant et conforme aux exigences de la norme en matière de gestion environnementale.
- La rigueur dans la gestion des déchets, la mise en œuvre de procédures strictes pour leur élimination et leur valorisation.
- La mobilisation de technologies et de méthodes favorisant la réduction des déchets et la valorisation des ressources.
- La sensibilisation du personnel aux écogestes et aux bonnes pratiques environnementales.

• **Bénéfices de la certification ISO 14001 pour le BMT**

L'adoption de la norme ISO 14001 offre plusieurs avantages stratégiques et opérationnels à BMT :

- **Conformité législative** : garantit le respect des obligations réglementaires et diminue le risque de sanctions .

- **Optimisation des processus** : améliore la gestion des déchets et diminue les coûts liés à leur gestion.
- **Amélioration de l'image de l'entreprise** : Renforce la crédibilité de BMT auprès de ses partenaires et clients.
- **Réduction des impacts environnementaux** : Contribue à la préservation des ressources naturelles et à la lutte contre la pollution.

Grâce à cette certification, BMT dispose d'un outil utile pour mettre en œuvre une approche proactive du développement durable et de la responsabilité environnementale garantissant ainsi une gestion optimisée et respectueuse de l'environnement.

1.4 La Gestion des Déchets au sein de BMT

1.4.1 Typologie des déchets produits à BMT

Pour BMT la typologie des déchets se définit par la classification des déchets selon leur nature, leur composition et leur traitement requis. Cette typologie distingue principalement :

- **Les Déchets Spéciaux (DS)**
Tous déchets issus des activités industrielles, agricoles, de soins, de services et toutes autres activités qui, en raison de leur nature et de la composition des matières qu'ils contiennent, ne peuvent être collectés, transportés et traités dans les mêmes conditions que les déchets ménagers et assimilés et les déchets inertes.
- **Les Déchets Spéciaux Dangereux (DSD)**
Tous déchets spéciaux qui, par leur constituants ou par les caractéristiques des matières nocives qu'ils contiennent, sont susceptibles de nuire à la santé publique et/ou à l'environnement.
- **Les Déchets Ménagers et Assimilés (DMA)**
Tous déchets issus des ménages ainsi que les déchets similaires provenant des activités industrielles, commerciales, artisanales et autres qui, par leur nature et leur composition, sont assimilables aux déchets ménagers.
- **Les Déchets Inertes (DI)**
Tous déchets provenant notamment de l'exploitation des carrières, des mines, des travaux de démolition, de construction ou de rénovation, qui ne subissent aucune modification physique, chimique ou biologique lors de leur mise en décharge et qui ne sont pas contaminés par des substances dangereuses ou

autres éléments générateurs de nuisances, susceptibles de nuire à la santé et/ou à l'environnement.

1.4.2 Intégration de la gestion des déchets dans l'activité de BMT

La gestion des déchets au sein de BMT est un volet clé de son activité de gestion et d'exploitation des conteneurs. Étant une entreprise citoyenne, BMT est engagée dans la protection de l'environnement, confirmée par sa certification à la norme ISO 14001 et surtout par la mise en place d'un processus de gestion des déchets.

1.4.3 Processus de gestion des déchets à BMT : Classification et responsabilités

• Responsabilités

Le délégué à l'environnement est responsable de la vérification et de la mise à jour de la procédure afin d'assurer son application effective. [4]

Les responsables des structures ont la responsabilité d'appliquer strictement cette procédure dans leurs unités respectives.

• Procédure de gestion des déchets

Identification des déchets : L'identification des déchets générés par les activités du BMT est réalisée par le producteur de déchets à l'aide d'une méthode traditionnelle reposant sur l'observation visuelle et la classification manuelle. Cette identification comprend les éléments suivants :

- La désignation du déchet (intitulé précis)
- Le code du déchet[13]
- La source d'émission
- La quantité ou le volume (exprimé en poids, en capacité ou en unité)

Les données collectées sont consignées dans un **bordereau de suivi des déchets**, établi en trois (03) exemplaires par le responsable d'activité. Ce document permet d'assurer la traçabilité des déchets dès leur production. Il est impératif de regrouper les déchets similaires en un seul lot unique afin d'optimiser leur gestion.

Tri des déchets : Le tri consiste à séparer les déchets en fonction de leur nature afin de faciliter leur traitement. Pour garantir un tri efficace, il est essentiel :

- D'établir des règles claires et d'utiliser une signalétique visible et explicite pour guider le personnel.
- De sensibiliser les employés à l'importance du tri et à ses impacts sur l'environnement.
- D'effectuer régulièrement le tri à la source, directement par la structure ayant généré le déchet.

Les différents types de déchets sont déposés dans des conteneurs distincts selon leur nature (plastique, papier, verre, métal, déchets organiques, etc.), afin d'optimiser leur valorisation. Chaque opération de tri doit être enregistrée dans le **bordereau de suivi des déchets**, assurant ainsi une gestion efficace et conforme aux normes en vigueur.

Stockage des déchets : Les déchets sont entreposés temporairement dans des lieux sécurisés calés sur le type de déchets. Chaque espace est étiqueté afin d'éviter toute confusion. La gestion du stockage se fait sous le contrôle du bordereau de suivi des déchets, bordereau sur lequel sont mentionnées les informations relatives aux déchets dans l'espace de stockage, C'est à dire leur quantité et leur temps de stockage entre l'instant où ils y sont placés et l'instant où ils sont traités.

Traitement des déchets : Le traitement représente l'étape finale de gestion des déchets et peut inclure différentes méthodes selon la nature du déchet :

- **La cession :** transfert du déchet à un tiers spécialisé pour traitement.
- **Le recyclage :** réintégration du déchet dans un processus de fabrication pour une réutilisation.
- **L'incinération :** destruction des déchets par combustion dans une installation adaptée.
- **La récupération :** réutilisation partielle ou totale de certains éléments du déchet.
- **La mise en décharge :** enfouissement des déchets ne pouvant être valorisés.

Des précautions doivent être prises pour éviter toute dispersion des déchets, que ce soit à l'intérieur du terminal ou lors de leur acheminement vers leur site de traitement. Le traitement doit être consigné dans le **bordereau de suivi des déchets**, mentionnant la destination finale de chaque type de déchet.

Suivi des déchets : Le responsable du traitement doit veiller à la prise en charge du déchet jusqu'à son élimination. Lorsque la cession du déchet se fait hors de l'entreprise (dans notre cas BMT), il convient de s'assurer de sa traçabilité notamment par la conservation des documents ou justificatifs tels que :

- **Bordereau de suivi des déchets** (pour assurer le suivi à chaque étape).
- **Bons de livraison.**
- **Factures.**
- **Bons de cession.**

Les documents en question permettent de prouver la conformité des opérations de gestion des déchets et d'attester que chaque déchet a été traité dans le respect des normes réglementaires et environnementales en vigueur.

Ci-dessous le logigramme du processus de gestion des déchets de BMT :

Chapitre 1. Gestion des Déchets

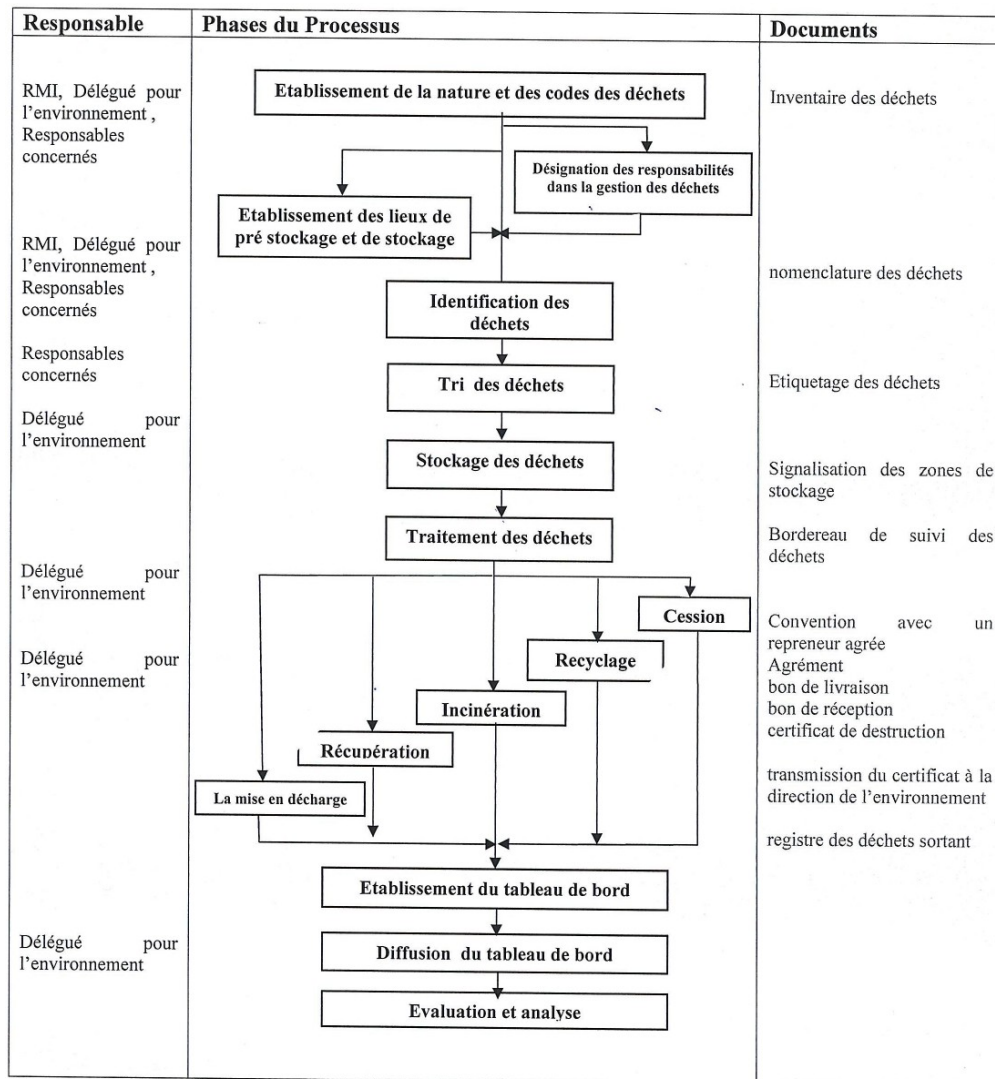


FIGURE 2 – Logigramme du processus de gestion des déchets

Chapitre 1. Gestion des Déchets

Dans les deux tableaux ci-après sont centralisés, la classification des déchets issus des activités bureaux ainsi que des activités entretien-maintenance au sein du BMT, leur code, leur nature et les chargés de leur identification, stockage, traitement.

Code du déchet	Désignation du déchet	Type du déchet	Responsable de l'identification	Responsable du stockage	Responsable du traitement
20.1.1	Papier et carton (emballage et hors emballage de bureau)	DMA	Technicien de sol	DE+STP	Décharge publique
20.1.7	Emballage plastique non pollué	DMA	Technicien de sol	DE + STP	Décharge publique
8.3.8	Cartouche, ruban d'impression	DS	Département informatique	DE + Département informatique	Société de récupération

TABLE 1: Répartition des déchets issus des activités de bureaux au BMT

Code du déchet	Désignation du déchet	Type du déchet	Responsable de l'identification	Responsable du stockage	Responsable du traitement
16.6.1	Accumulateurs (Batteries)	DSD	Maintenance	DE + STP	Société de récupération
10.13.99	Equipements et organes mécaniques endommagés et/ou cassés	DMA	Maintenance	DE+STP	Société de récupération
20.1.6	Tubes fluorescents	DMA	STP+ Maintenance	DE+STP	Société de récupération
20.1.19	Cartes et composants électroniques	DS	Structure concernée	DE+STP	Société de récupération
16.1.1	Pneus usagés	DMA	Structure concernée	DE+STP	Société de récupération
16.1.1	Caoutchouc (bandes usagées, bavettes, autres)	DMA	Structure concernée	DE+STP	Société de récupération
13.2.3	Huiles usagées	DSD	Structure concernée	DE + STP	Décharge
13.2.3	Graisse usagée	DSD	Structure concernée	DE + STP	Société de récupération
20.1.99	Chiffons souillés	DSD	Structure concernée	DE +STP	Société de récupération
15.1.4	Sable souillé	DSD	Structure concernée	DE+STP	Société de récupération
10.13.99	Filtres à air non souillés	DMA	Structure concernée	DE+STP	Société de récupération
8.4.99	Filtres (gas-oil, à l'huile), filtre à air souillé	DSD	Structure concernée	DE+STP	Société de récupération

TABLE 2: Répartition des déchets issus des activités d'entretien et de maintenance au BMT

1.4.4 Problèmes et défis liés à la gestion des déchets à BMT

Une gestion défailante de l'encombrement des déchets au port maritime de Béjaïa peut avoir des effets secondaires très importants et nocifs sur l'environnement ainsi que sur la santé humaine.

- En ce qui concerne **l'environnement** :

Pollution des eaux marines : Les déchets, à l'issue d'un tri, d'un traitement et d'une évacuation non appropriés, peuvent être déversés en mer : débris solides, déchets plastiques (poubelles... , etc.), déchets dangereux tels que les produits chimiques (huiles usagées, solvants, etc.) et autres substances polluantes, dégradant ainsi la qualité de l'eau et déstabilisant les écosystèmes marins.

Contamination des sols : Les lixiviats des décharges mal gérées ou des opérations de stockage mal sécurisées peuvent être transportés dans le sol, dégradant la fertilité des terres et la biodiversité environnementale, impactant ainsi la santé humaine, l'environnement et l'agriculture.

Perturbation des écosystèmes : Les déchets retrouvés dans le milieu marin pourraient avoir un impact destructeur sur la biodiversité, entraver la régénération des espèces et altérer les chaînes alimentaires. Les animaux littoraux ingèrent des micro plastiques qui se retrouvent dans la chaîne alimentaire dégradant ainsi la qualité des produits de la mer.

Effets cumulatifs et durables : La concentration sur une longue période de déchets non traités peut provoquer un déséquilibre des écosystèmes et des espèces réduisant la qualité de vie, et rendant leur restauration un investissement financier colossal.

- En ce qui concerne **la santé publique** :

Risques sanitaires à court terme liés à l'exposition aux déchets : L'exposition aux toxiques présents dans les déchets (métaux lourds, produits chimiques dangereux), ainsi que l'exposition aux maladies infectieuses dans le cadre professionnel, peuvent entraîner des maladies respiratoires, des intoxications, voire des infections touchant les riverains et les travailleurs du port.

Propagation des maladies : Une gestion défailante des déchets favorise la prolifération de vecteurs de maladies tels que les insectes et rongeurs, qui contaminent ensuite l'eau et l'air.

Impact sur la qualité de vie des populations : La pollution de l'air, due en partie à l'incinération de certains déchets, et la diffusion de substances polluantes à forte échelle, nuisent à la santé de groupes sensibles de personnes (jeunes enfants, personnes très âgées, personnes porteuses de maladies, en particulier respiratoires...).

Les risques énoncés dans ce qui précède peuvent également provoquer des effets secondaires sur l'économie locale (pêche, tourisme, etc.), créant ainsi un cadre

défavorable à la qualité de vie des habitants. Il s'agit d'un enjeu à considérer car la gestion réglementée des déchets en conformité avec les normes édictées par la loi n°19.01/2002 du 12/12/2001, constitue à prime abord un impératif pour garantir des environnements marins et terrestres sains et une santé publique, que cette dernière soit située à l'intérieur comme en dehors du port de Béjaïa.[15]

1.5 Conclusion

Les enjeux environnementaux, sanitaires et économiques de la gestion des déchets sont particulièrement forts dans le cadre d'une activité industrielle telle que celle du Port de Béjaïa, tant au niveau de l'analyse des différents défis qui lui sont associés que dans la mise en lumière des impacts négatifs qu'une gestion déficiente sur l'état de l'environnement, et sur la santé publique. La certification ISO 14001 et la mise en place d'une procédure de gestion des déchets par BMT est une preuve indéniable de l'implication de cette dernière, cependant une approche novatrice quant à la gestion des déchets permettrait la traçabilité des déchets, l'optimisation du tri et la réduction des déchets dangereux.

Or, l'intégration des technologies IoT et de l'intelligence artificielle pourrait constituer une voie novatrice dans l'outil de la gestion des déchets à BMT. En effet, l'implémentation de capteurs intelligents pour mieux contrôler par exemple le mouvement des déchets (batteries usagées, substances dangereuses) permettrait un suivi en temps réel qui poserait les jalons d'un meilleur anticipatif quant aux risques de déclassement ; de même, l'approche du machine learning pour mieux trier et classifier pourrait réduire la survenue des erreurs humaines et mieux valoriser les ressources recyclables.

Dès lors, cette étude révélera un double besoin, d'une part une approche intégrée de la réglementation associée à la sensibilisation et à l'innovation technologique dans la gestion des déchets, et d'autre part une gestion des déchets plus ambitieuse, par le passage à un système plus durable, plus automatisé garantissant la réduction des impacts environnementaux et l'harmonisation avec les normes internationales.

Dans le prochain chapitre, nous adopterons une démarche similaire à celle du premier, en se consacrant à définir ces technologies et leurs composants de manière détaillée, afin de pouvoir ensuite se focaliser sur l'intégration de ces derniers sur la gestion des déchets.

Chapitre 2

L'IoT et l'IA dans la Gestion des Déchets

2.1 Introduction

Face à la montée exponentielle des déchets, il devient urgent d’apporter des solutions technologiques nouvelles permettant de faire fonctionner en synergie l’Internet des objets et l’Intelligence artificielle, l’IoT et l’IA étant sans doute les technologies les plus à même de transformer numériquement les systèmes intelligents de gestion/traitement des déchets.

Ce chapitre est consacré à l’analyse de l’IoT et l’IA en s’attardant sur leurs principes de base, leurs systèmes, leurs outils, leurs complémentarités et par quels moyens ils s’entraident. Il décrit les problèmes qu’ils tentent de résoudre dans leurs applications, les questions de l’intelligence artificielle environnementale et les modèles de gestion adaptative et intelligente de déchets.

Le degré d’automatisation autorisé par l’Internet des Objets au moyen de capteurs connectés est passé à un niveau supérieur. Cela inclut notamment le suivi en temps réel de nombreux paramètres tels que les niveaux de remplissage des contenants, les températures dans les espaces de stockage, la mesure de gaz toxiques et la collecte des données sur le remplissage des poubelles, s’effectuant désormais à l’aide des plateformes cloud qui, en même temps que l’intelligence artificielle, aident à la décision. L’automatisation de certaines tâches s’appuie aujourd’hui sur les techniques de machine learning, de deep learning ou de classification automatique appropriées.

Ce chapitre propose aussi une étude détaillée et une explication des origines, de la composition et des éléments techniques de l’IoT, tout en considérant les principes de l’IA et ses champs d’application. Il porte son attention sur les méthodes d’intégration de ces deux points de vue dans l’application concrète d’instruments pour une gestion des déchets à la fois intelligente et efficace.

2.2 L’Internet des Objets (IoT)

2.2.1 Origine et Définition de l’Internet des Objets

Le principe sur lequel repose l’IoT est donc que des objets munis de capteurs, de logiciels et de technologies sont capables de produire des données et de les échanger via Internet, de manière croissante, systématisée et à grande échelle. Chaque objet est identifié individuellement au moyen d’un identifiant unique, souvent pris sous la forme d’une étiquetage que les dispositifs de communication sans fil peuvent lire. L’IoT sont des objets capables de communiquer entre eux mais aussi avec des systèmes d’information générale dans le but de construire des services automatisés et intelligents.

Le concept a fait son apparition en 1999 grâce à Kevin Ashton, directeur général d’Auto-ID Center au MIT, qui suggérait le recours à l’identification par radiofré-

quence (RFID) permettant d'adresser les objets physiques tels que des lieux, ou des choses au réseau Internet. Actuellement, l'IoT est en pleine ébullition à travers des applications qui s'étendent à de nombreux secteurs d'activité comme : la domotique, l'industrie, la santé, le transport, etc. Aujourd'hui, il fait partie intégrante de la transformation numérique en déclinant ses usages dans les différentes typologies de l'IoT, l'IoT industriel (IIoT), l'IoT médical (IoMT), l'IoT domestique, l'IoT environnemental, avec par exemple la gestion intelligente des déchets. [1], [11] et [6]

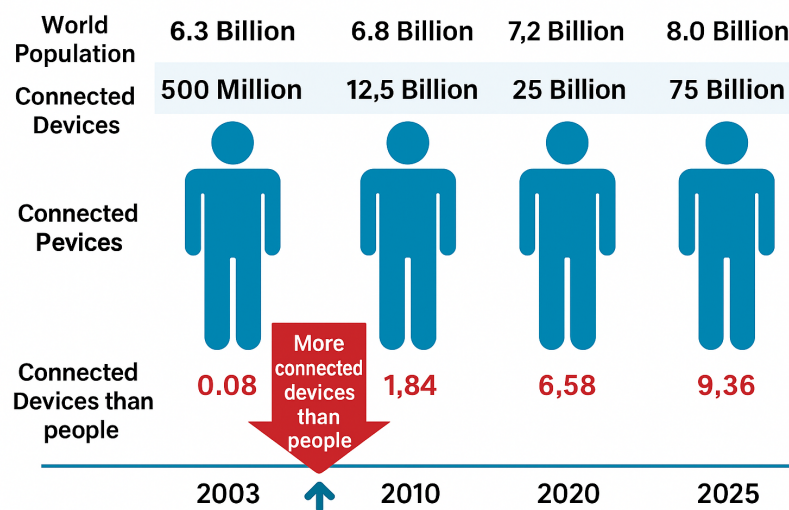


FIGURE 3 – Évolution du nombre d'objets connectés par rapport à la population mondiale. [21]

2.2.2 Architecture de l'IoT

L'architecture de l'Internet des Objets (IoT) définit la façon dont les dispositifs interconnectés des IoT interagissent, collecte, envoi et traite des données. Elle est fondée sur une hiérarchie en couches garantissant une bonne communication et un fonctionnement global et efficaces de tous les systèmes IoT. Deux types d'architecture sont le plus souvent employés il s'agit de : l'architecture à trois couches et celle à cinq couches [7] [33] [8].

➤ Architecture à trois couches

Ce modèle de base est largement utilisé pour illustrer la simplicité et l'efficacité de l'organisation des systèmes IoT :

- **Couche de perception (Perception Layer)** : Regroupe tous les capteurs

et dispositifs permettant la détection et la collecte des informations physiques (température, gaz, mouvement, etc.).

- **Couche réseau (Network Layer)** : Assure la transmission des données via différentes technologies de communication (Wi-Fi, LoRa, Zigbee, 4G/5G, etc.).
- **Couche application (Application Layer)** : Fournit des services spécifiques aux utilisateurs selon le domaine (gestion des déchets, domotique, santé, etc.).

➤ Architecture à cinq couches

Ce modèle affine davantage le fonctionnement du système avec deux couches supplémentaires, offrant plus de modularité et de contrôle :

- **Couche de perception** : Identique à celle du modèle à trois couches.
- **Couche réseau** : Même rôle de transmission des données.
- **Couche de traitement de données (Data Processing Layer)** : Réalise un prétraitement des données, parfois en périphérie (edge computing), pour éviter les surcharges réseau.
- **Couche de service (Service Layer)** : Gère la logique des services fournis, leur disponibilité et leur orchestration.
- **Couche application** : Fournit l’interface et les fonctionnalités finales à l’utilisateur.

• Cas d’usage : gestion intelligente des déchets

Dans le domaine de la gestion des déchets, cette architecture permet par exemple à des capteurs installés sur les bennes, de détecter leur niveau de remplissage (perception), d’envoyer les informations via un réseau basse consommation (commutateur), et de traiter les données localement (traitement), tout cela afin d’optimiser les tournées de collecte (service et application).

2.2.3 Aspects Techniques et Communication

Le bon fonctionnement des systèmes IoT repose sur l’interconnexion efficace des objets via des protocoles de communication adaptés, ainsi que sur des plateformes capables de centraliser, traiter et exploiter les données générées. Ces deux composantes sont fondamentales pour assurer une gestion intelligente et fiable des objets connectés.

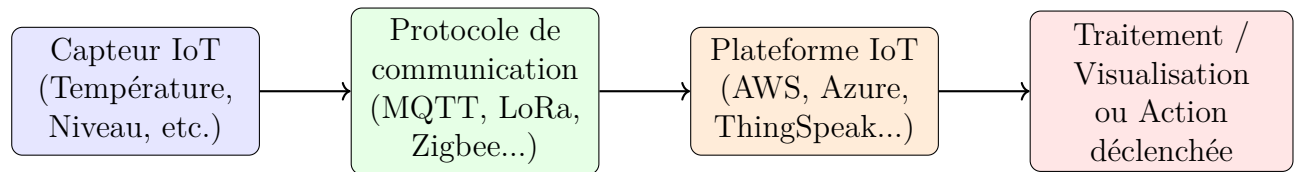


FIGURE 4 – Flux de communication typique dans une architecture IoT

2.2.3.1 Protocoles de communication en IoT

Les protocoles de communication [18] constituent les langages utilisés par les objets connectés pour communiquer entre eux et avec leurs serveurs. Ceux-ci doivent tenir compte : de la portée, de l’énergie qu’il consomme, de la bande passante, mais aussi du coût.

Les protocoles les plus déployés en milieu IoT sont les suivants :

- **MQTT (Message Queuing Telemetry Transport)** : léger, rapide, idéal pour les objets à faible puissance et les réseaux instables. Très utilisé dans les applications industrielles et domestiques.
- **LoRa (Long Range)** : réseau longue portée et de faible consommation, parfait pour les capteurs répartis dans de grandes zones (ex. : surveillance de bennes à ordures en ville).
- **Zigbee** : protocole sans fil, de faible consommation, adapté aux petits objets connectés dans des environnements restreints (domotique, capteurs environnementaux).
- **Bluetooth Low Energy (BLE)** : idéal pour les communications à très courte distance (bracelets connectés, capteurs personnels).

2.2.3.2 Plateformes IoT

La gestion des objets, la collecte de leurs données, le traitement intelligent (IA/ML), la visualisation des résultats ou encore le déclenchement d’actions sont les fonctionnalités que les plateformes IoT offrent. Les plateformes les plus connues sont les suivantes :

- **AWS IoT Core** : il s’agit du service cloud d’Amazon permettant la connexion et la gestion d’un nombre quasiment illimité d’objets.
- **Google Cloud IoT** : c’est la solution IoT de Google qui permet l’analyse des données en temps réel dans le cadre de projets de big data.
- **Microsoft Azure IoT Hub** : plateforme très complète de Microsoft intégrée à l’environnement Azure.

- **ThingSpeak** : plateforme open-source écrite en Ruby ,très populaire dans les projets académiques et de prototypage rapide, elle facilite l’accès aux données en fournissant une interface de programmation aux appareils.

Dans le contexte de l’exécution de projets IoT, ces outils sont d’une importance capitale, en particulier dans le domaine de la gestion des déchets où les systèmes intelligents requièrent de la connectivité et de l’analyse de données en temps réel.

2.2.4 IoT appliqué à la Gestion des Déchets

L’intégration de l’Internet des Objets (IoT) dans la gestion des déchets permet de transformer un système traditionnel en une approche intelligente, réactive et optimisée. Grâce à l’installation de capteurs, à la connectivité sans fil et à la collecte de données en temps réel, les collectivités et les entreprises peuvent mieux surveiller, prévoir et automatiser leurs processus liés aux déchets.

Un précédent mémoire [17] réalisé à l’Université de Béjaïa par Keddad et Khe-lifa (2022) a d’ailleurs exploré cette thématique, en présentant les apports de l’IoT dans la modernisation de la gestion des déchets au sein de BMT, à travers une approche conceptuelle. Notre travail s’inscrit dans cette continuité, en y ajoutant une dimension pratique fondée sur l’entraînement réel d’un modèle de détection basé sur l’IA.

• Capteurs et Technologies Clés

De nombreux capteurs sont usuellement employés pour suivre le niveau de remplissage du contenant dans lequel les déchets sont stockés. Voici les principaux types :

- **Capteurs de niveau (ultrasoniques)** : détectent le taux de remplissage d’une benne ou d’un conteneur.
- **Capteurs de température** : surveillent les températures dans les lieux de stockage afin de prévenir les risques d’incendie ou de fermentation.
- **Capteurs de gaz (CO₂, méthane, etc.)** : détectent les émanations toxiques ou inflammables, notamment dans les zones contenant des déchets spéciaux ou dangereux.
- **Capteurs de mouvement ou d’ouverture** : signalent toute tentative d’accès ou de manipulation non autorisée d’un conteneur.
- **Caméras intelligentes** : couplées à des algorithmes d’IA, elles permettent de reconnaître les types de déchets pour le tri automatisé.
- **RFID (Radio Frequency Identification)** : Il s’agit de puces permettant le suivi des bacs ou des sacs de collecte en assurant leur traçabilité.

Ces technologies jouent un rôle essentiel dans la collecte de données, lesquelles servent ensuite à optimiser la planification et aide à la prise de décision.

- **Applications spécifiques des capteurs à la gestion des déchets**

L'intégration de ces capteurs avec une plateforme IoT permet de développer des cas d'utilisation très efficaces dans la gestion des déchets, tels que :

- **La collecte intelligente** : Des notifications automatiques sont envoyées aux prestataires de services lorsque les conteneurs atteignent un certain niveau de remplissage.
- **Le tri automatisé des déchets** : les caméras et capteurs couplés à des modèles d'IA permettent de trier les déchets par type avant le traitement ou le recyclage.
- **La surveillance de la sécurité environnementale** : détection des gaz nocifs ou de températures anormales dans les zones de stockage.
- **L'analyse de données et reporting** : les données collectées sont utilisées pour générer des rapports, identifier les zones à risque ou anticiper les pics d'activité.

Ainsi, l'IoT offre des solutions de gestion des déchets plus durables, économiques et sécurisées notamment dans des environnements complexes tels que les ports maritimes et les hubs industriels.

2.3 L'Intelligence Artificielle (IA)

2.3.1 Origine et Définition de l'Intelligence Artificielle

Depuis la nuit des temps, les hommes ont imaginé et raconté des histoires mettant en scène des êtres ou des machines possédants une intelligence ou des capacités cognitives semblables à celles des humains. Cette quête se concrétise scientifiquement avec l'ère informatique, ou en 1950, Alan Turing pose la fameuse question « Les machines peuvent-elles penser ? » et proposera par la suite son test visant à déterminer si une machine peut imiter, par des réponses écrites, un interlocuteur humain de manière indiscernable. Puis, lors de la célèbre conférence de Dartmouth en 1956, John McCarthy et ses collaborateurs officialisent le terme « intelligence artificielle » en posant les bases de ce dernier, et en orientant les chercheurs vers la programmation de règles logiques pour permettre aux machines d'exécuter des tâches complexes auparavant impossible à réaliser.

Un demi siècle après, l'Intelligence Artificielle va bien au-delà de la simple automatisation de tâches. Selon la définition proposée dans [28], l'intelligence artificielle se définit comme l'étude des agents capables de percevoir leur environnement et d'agir de manière autonome à maximiser une fonction de performance. C'est grâce aux évolutions dans le domaine de l'apprentissage automatique (Machine Learning) et l'apprentissage profond (Deep Learning), que les systèmes d'IA apprennent grâce à de grandes quantités de données, s'adaptent, et voient leur performance et leurs résultats continuellement s'améliorer. Cette évolution ouvre la voie à des applications innovantes dans de nombreux domaines parce qu'elle permet une imitation sans cesse plus précise du comportement humain, et cela, dans le domaine du traitement intelligent des déchets par exemple, en faisant appel à l'IoT .

Thinking Humanly	Thinking Rationally
<p>“The exciting new effort to make computers think . . . ‘machines with minds,’ in the full and literal sense.” (Haugeland, 1985)</p> <p>“The [automation of] activities that we associate with human thinking, activities such as decision-making, problem solving, learning . . .” (Bellman, 1978)</p>	<p>“The ‘mental faculties’ through the use of [computational] models.” (Charniak & McDermott, 1985)</p> <p>“The study of the computations that make it possible to perceive, reason, and act.” (Winston, 1992)</p>
Acting Humanly	Acting Rationally
<p>“The art of creating machines that perform functions that require intelligence when performed by people.” (Kurzweil, 1990)</p> <p>“The study of how to make computers do things at which, at the moment, people are better.” (Rich & Knight, 1991)</p>	<p>“Computational Intelligence is the study of the design of intelligent agents.” (Poole et al., 1998)</p> <p>“AI . . . is concerned with building [intelligent] artifacts.” (Nilsson, 1998)</p>

TABLE 3 – Quelques définitions de l’intelligence artificielle, organisées en quatre catégories [28].

2.3.2 Différence entre Machine Learning et Deep Learning

- **Le Machine Learning :**

Le machine learning [10], qui pourrait se traduire par apprentissage automatique, se présente comme une branche de l’intelligence artificielle, un domaine si vaste que l’on pourrait le considérer initialement comme un océan. Dédié à la fois à la recherche de l’efficacité et la réduction des coûts, il repose sur une séquence d’algorithmes, se définissant comme des processus capables de traiter et de composer n’importe quel ensemble de données pour en dégager des modèles permettant de prédire des événements futurs, ou d’atteindre des objectifs fixés. Cette opération passe par un apprentissage dit « par l’exemple » et experientiel (au moins dans les modèles récents). Ces systèmes algorithmiques gagnent en complexité et en dextérité à accomplir des tâches jugées naguère irréalisables : la reconnaissance de la voix ou le langage naturel, la classification des images, le décryptage de la météo, la reconnaissance faciale, tout cela sans passer par la programmation classique. Il

s'agit d'une méthode à l'opposé de la précédente qui consistait à généraliser des résultats obtenus avec un modèle ,

- **Le Deep Learning :**

Le Deep Learning, également connu sous l'appellation d'apprentissage profond, ressort comme une discipline du Machine Learning. Axée sur un ensemble particulier de réseaux de neurones artificiels multicouches, dans lesquels des couches de transformations se chargent d'assurer la conversion de données brutes (ou données d'entrées) en représentations abstraites plus complexes. L'architecture de cette discipline permet de modéliser des spécificités non linéaires complexes, difficiles à apprendre par les modèles traditionnels, ouvrant la voie à des applications efficaces dans de nombreux domaines tel que : la reconnaissance d'images, le traitement du langage naturel, la reconnaissance vocale, etc. Par le biais de techniques d'optimisation itérative, le deep learning ajuste des millions de paramètres, en réduisant au maximum les erreurs de prédiction, tout en lui permettant d'apprendre de manière autonome les features adaptées à la spécificité du problème à résoudre, sans intervention humaine.

Les différences entre le Machine Learning et le Deep Learning sont illustrées à travers le tableau suivant :

Critère	Machine Learning (ML)	Deep Learning (DL)
Type de modèle	Algorithmes statistiques	Réseaux de neurones profonds
Extraction des features	Manuelle	Automatique
Besoin en données	Modéré	Très élevé
Temps d'entraînement	Plus court	Plus long
Complexité des tâches	Tâches simples à modérées	Tâches complexes et non linéaires
Exemples d'applications	Filtrage de spam, recommandation de produits	Reconnaissance faciale, traduction automatique

TABLE 4 – Comparaison entre Machine Learning (ML) et Deep Learning (DL)

2.3.3 Importance et domaines d'application de l'IA

Aujourd'hui l'intelligence artificielle (IA) occupe la première place dans les préoccupations déterminantes du moment. Elle cherche à comprendre et à reproduire les subtilités de l'intelligence humaine et ce en reproduisant notre capacité à raisonner et à prendre des décisions, dans la perspective d'automatiser des tâches intellectuelles jusqu'alors humaines (Cet ensemble de recherche existait depuis les années 1950). L'IA possède des sous-domaines très divers allant des systèmes généralistes d'apprentissage et de perception, aux usages spécifiques tels que le diagnostic médical ou la conduite autonome. En synergie avec le machine learning et le deep learning, l'IA renferme des éléments nous permettant de traiter des volumes de données très conséquents, permettant l'optimisation des procédures, et l'innovation de l'ensemble des secteurs d'activité humaine, autant en les préparant à faire face au défi du changement climatique qu'à celui, par exemple, de la préservation de la souveraineté numérique.

Le tableau ci-dessous présente **les principaux domaines d'application de l'intelligence artificielle** :

2.3.4 Algorithmes et Applications de l'IA pour la Gestion des Déchets

Dans le monde d'aujourd'hui la croissance démographique et l'urbanisation ont pour résultat une production de déchets de plus en plus importante. La gestion efficace de cette croissance reste une problématique environnementale et économique majeure. En raison des limites des méthodes traditionnelles, Intégrer l'intelligence artificielle permettra d'envisager de nouvelles approches pour le tri, le suivi et la collecte des déchets. Grâce au Machine Learning, au Deep Learning et à l'Internet des objets, l'automatisation du tri des déchets, l'anticipation de leur collecte et la maintenance des infrastructures seront désormais possibles. Nous allons aborder dans les sections suivantes ces avancées technologiques, comme l'application d'algorithmes de détection YOLO pour la segmentation des déchets, l'intégration d'outils comme TensorFlow ou PyTorch pour le tri et l'optimisation des procédés, et les systèmes intelligents pour la détection, le suivi et la collecte autonome des déchets.

2.3.4.1 Vision par ordinateur et détection d'objets avec YOLO pour la gestion des déchets

Les techniques de vision par ordinateur, notamment les algorithmes de détection d'objets comme YOLO (You Only Look Once), constituent un puissant moyen d'automatiser le repérage, la classification ainsi que le suivi des déchets

Domaine	Applications
Santé	Diagnostic assisté par IA, analyse d’images médicales, prédiction de maladies, personnalisation des traitements.
Finance	Détection de fraudes, gestion de portefeuilles, trading algorithmique, évaluation des risques de crédit.
Transport	Véhicules autonomes, optimisation du trafic, maintenance prédictive.
Agriculture	Surveillance des cultures, prévision des rendements, détection des maladies des plantes.
Énergie	Gestion intelligente des réseaux, prévision de la demande, maintenance des infrastructures.
Industrie	Automatisation des processus, contrôle qualité, maintenance prédictive.
Éducation	Personnalisation de l’apprentissage, évaluation automatisée, assistance aux enseignants.
Commerce	Recommandations personnalisées, chatbots, gestion des stocks.

TABLE 5 – Domaines d’application de l’intelligence artificielle

dans les milieux les plus divers (urbains, industriels, fluviaux etc.). En s’appuyant sur l’exploitation de flux vidéo ou d’images prises par tout types de caméras, elles permettent ainsi de rendre plus précis, plus rapides et mieux traçables les processus de tri des déchets, tout en faisant baisser les coûts et l’empreinte environnementale du tri.

— **YOLO (You Only Look Once) :**

YOLO (You Only Look Once), est un algorithme de détection d’objets en temps réel qui permet de traiter une image en une seule fois en la passant une fois dans un réseau neuronal convolutionnel. À l’inverse des approches classiques qui nécessitent plusieurs étapes, YOLO divise l’image reçu en une grille de plusieurs cellules, puis l’algorithme grâce a des scores (ou taux) de confiances prédit l’objet contenu dans chaque cellules et classifie chaque objet détecter (comme par exemple, plastique, métal, etc), offrant ainsi une méthode rapide et précise. Cette procédure unifiée permet un affichage direct de la détection et est particulièrement adaptée pour des applications

nécessitant une disponibilité immédiate de l'information.

Concernant la gestion des déchets, YOLO permet de repérer différents types de déchets (plastique, papier, métal, etc.) à partir de captures d'images fournies par des caméras. Chaque cellule de la grille cherche à détecter un déchet, puis prédit une boîte englobante qui sera confirmée si un « score » de confiance est présenté avec un taux suffisant. Ne sont retenues que les détections ayant un score élevé et les doublons sont enlevés. Cette capacité de détection, facilite le tri automatisé et rejoint l'optimisation des systèmes de traitement et de gestion des déchets [22].

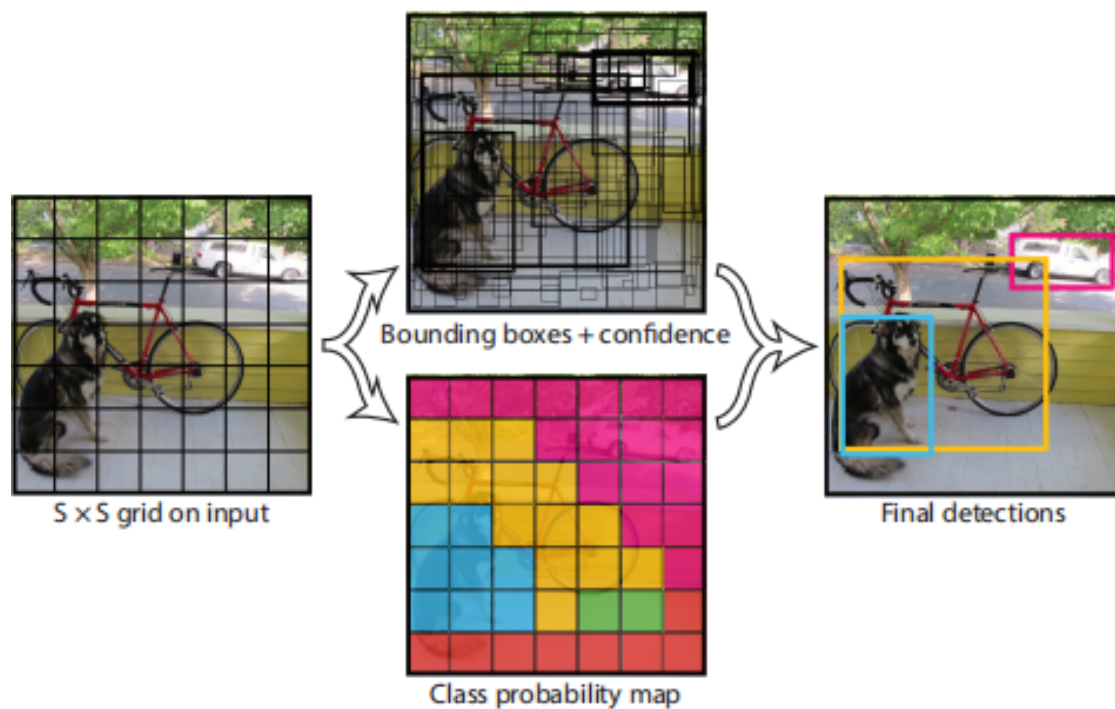


FIGURE 5 – Exemple de comment marche le modèle YOLO [24]

2.3.4.2 Utilisation d'outils pour le tri et l'optimisation

Pour relever les enjeux croissants de la gestion des déchets et dans un objectif de modernisation du tri et d'optimisation de leur collecte, un ensemble d'outils a vu le jour. L'intégration de ces outils permet de réduire le coût, d'améliorer les taux de recyclage et de diminuer l'impact environnemental des systèmes de gestion des déchets et de gestion et la valorisation des flux.

- **Robots de tri automatisé :**
 - **AMP Smart Sortation (AMP Robotics) :** est une solution de tri par vision par ordinateur, capable de reconnaître en temps réel plus de 50 catégories de matériaux et de récupérer plus de 90% des objets sans intervention humaine [2].
 - **ZenRobotics Recycler (Terex) :** déploie depuis 2007 des robots modulaires (Heavy Picker, Fast Picker) couplant caméras, capteurs et IA pour remplacer le tri manuel dans les flux de déchets de construction, industrielles et urbains [34].
- **Poubelles et capteurs IoT «smart bins» :**
 - **Bigbelly :** poubelles compactrices solaires à haute capacité, intégrant une plateforme cloud pour optimiser la fréquence des collectes et réduire le vandalisme et les nuisances [3].
 - **Enevo :** capteurs ultrasoniques et GPS embarqués dans les conteneurs pour mesurer le niveau de remplissage et prédire les besoins de collecte, diminuant de 20% les poubelles surchargées et de 15% la fréquence des tournées.
- **Plateformes logicielles de gestion et d’optimisation :**
 - **SUEZ Digital Solutions :** suite connectée pour surveiller les conteneurs, mesurer les niveaux, optimiser l’emplacement et améliorer la qualité de service via des dashboards en temps réel [30].
 - **Rubicon SmartCity :** plateforme SaaS pour la gestion unifiée des services de collecte, incluant l’optimisation des tournées, le reporting en temps réel et la supervision digitale, utilisée sur plus de 100000 sites.
- **Frameworks & bibliothèques de deep learning :**
 - **TensorFlow et PyTorch :** bibliothèques open source majeures pour la conception, l’entraînement et le déploiement de modèles CNN et de détection (par exemple, YOLO, MobileNet) adaptés au tri des déchets.

2.4 Conclusion

L’utilisation de l’Internet des Objets et de l’Intelligence Artificielle offrent, pour la gestion des déchets, des capacités de suivi et d’analyse qui étaient jusqu’à aujourd’hui inexistantes. D’un côté, l’IoT qui permet, grâce à des capteurs (niveau, température, gaz), à des protocoles légers (MQTT, LoRa), et à des plateformes cloud (AWS IoT, Azure IoT), un suivi en temps réel des conteneurs et une gestion optimisée des tournées de collecte. D’un autre côté, des outils liés à l’IA qui offrent, à travers le machine learning et le deep learning, l’opportunité d’automatiser le tri et la classification des déchets (l’algorithme de vision par ordinateur (YOLO), les modèles provenant de TensorFlow ou PyTorch, devenant des outils incontournables pour rendre le processus de tri plus précis et rapide).

La fusion des deux domaines (IoT et IA) constitue une réponse aux enjeux environnementaux et économiques que l’on a énoncés : elles diminuent les tâches pénibles, améliorent les taux de recyclage et réduisent l’empreinte carbone des opérations. Leur application pose cependant des points de blocage à savoir : le manque de jeux de données suffisants, et la nécessité d’optimiser les modèles pour des systèmes embarqués aux ressources limitées.

Le chapitre suivant sera consacré à proposer, une voir plusieurs solutions intégrant IoT/IA pour l’étude du cas “BMT” dans le but de moderniser la gestion de leur déchets.

Chapitre 3

Application de l'IA et de l'IoT à la
gestion des déchets

3.1 Introduction

Le premier chapitre ayant été consacré à la présentation d'une vision d'ensemble de la gestion des déchets et le deuxième à l'étude des fondements techniques de l'IoT et de l'IA, ce troisième et dernier chapitre se consacre concrètement à la réalisation d'un prototypage intelligent appliqué au cas de BMT. En commençant par l'algorithme de détection YOLO qui permet, à partir d'images de caméras embarquées, l'identification en temps réel des différents types de déchets. Dans un premier temps, nous présenterons l'algorithme de détection YOLO et son fonctionnement, puis les jeux de données retenus ainsi que leur collecte, annotation, et le protocole d'entraînement du modèle : architecture de réseau, hyperparamètres et prétraitements. Nous allons en premier lieu évaluer les performances de ces mesures, puis ensemble les pourcentages de vérité, la récupération, des courbes PR, la matrice de confusion et les performances. L'objectif étant de démontrer comment l'alliance d'un système IoT (capteurs, connectivité, plateformes cloud) et un pipeline IA complet est capable de transformer la gestion des déchets en une tâche semi-automatisée, gérée par un robot dont les niveaux de fiabilité et d'adaptation sont à la hauteur des exigences – opérationnelles et environnementales de BMT.

3.2 YOLO (You Only Look Once)

L'algorithme YOLO est l'un des modèles de détection d'objets les plus performants et populaires, particulièrement adapté aux applications en temps réel. Dans cette section, nous allons examiner son contexte, son évolution, et ses aspects techniques.

3.2.1 Introduction à la détection d'objets

La question de la détection d'objets est cruciale dans le domaine de la vision par ordinateur. Les anciennes méthodes commencent souvent par l'extraction de caractéristiques utiles à partir des images telles que Haar, SIFT, HOG ou toutes caractéristiques extraites par du réseau de neurones, puis essaient de détecter et de localiser des objets, à l'aide de méthodes algorithmiques, sur la base de ces caractéristiques.

Pour détecter les objets, certains systèmes explorent en effet intégralement l'image morceau par morceau (comme s'il s'agissait d'observations à la loupe), d'autres ne ciblent que des zones particulières. Dans certains cas, on se doit d'abord de donner plusieurs zones candidates au contenu, puis on examine chacune de ces zones avec un classifieur pour savoir si dans chacune se trouve un objet.

Une fois détectés, les objets en général sont soumis par la suite à un traitement méticuleux pour peaufiner les résultats : correction des boîtes qui cerne les objets,

élimination des doublons, réajustement de la précision.

Ce type de méthode est généralement extrêmement lent à mettre au point, car chaque étape doit être entraînée séparément. YOLO, en revanche, est un algorithme de détection d'objets qui est capable de tout réaliser d'un seul coup, et c'est la raison pour laquelle il est rapide et adéquat pour les applications en temps réel.

3.2.2 Origine et évolution de YOLO

L'algorithme **YOLO** (*You Only Look Once*) a été proposé en 2015 par **Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick et Ali Farhadi**, dans un article de recherche intitulé [24]. Ce modèle a marqué une rupture avec les méthodes traditionnelles telles que R-CNN ou Fast R-CNN, qui reposaient sur des étapes séparées : proposition de régions, extraction de caractéristiques, puis classification.[31]

Le principe fondamental de YOLO est d'effectuer la détection d'objets en un seul passage à travers un réseau de neurones convolutionnel (CNN), le plaçant ainsi dans la catégorie des modèles *one-stage*. L'image est divisée en une grille, et chaque cellule de la grille est responsable de prédire les objets présents dans sa zone. Cette approche permet d'obtenir des performances en temps réel, tout en simplifiant l'architecture.

Depuis la première version, plusieurs itérations de YOLO ont vu le jour, chacune apportant des améliorations en termes de précision, de rapidité et de capacité de généralisation :

- **YOLOv1 (2015)** : Version initiale, très rapide, mais avec une précision limitée, surtout sur les petits objets.
- **YOLOv2 (YOLO9000, 2017)** : Amélioration de la précision grâce à une nouvelle architecture (Darknet-19) et l'introduction d'un apprentissage conjoint pour la classification et la détection.
- **YOLOv3 (2018)** : Intègre Darknet-53 comme *backbone*, permet la détection multi-échelle, avec une meilleure précision sans sacrifier la vitesse. [23]
- **YOLOv4 (2020)** : Proposé par Alexey Bochkovskiy. Intègre plusieurs techniques modernes telles que CSPNet, l'activation Mish, les modules Squeeze-and-Excitation, et l'augmentation Mosaic. Compatible avec les GPU standards.[5]
- **YOLOv5 (2020)** : Développé par Ultralytics (non officiel par rapport à la lignée de Redmon), écrit en PyTorch. Très populaire grâce à la simplicité de son utilisation, ses modèles pré-entraînés et son efficacité.

- **YOLOv6 / YOLOv7 (2022)** : YOLOv7 est reconnu pour offrir un excellent compromis entre vitesse et précision sur des benchmarks comme COCO.[32]
- **YOLOv8 (2023)** : Dernière version d'Ultralytics. Introduit des modèles *anchor-free*, une interface modulaire, et des performances adaptées aux applications industrielles et embarquées.

Grâce à ces évolutions successives, YOLO est devenu l'un des frameworks les plus utilisés en vision par ordinateur, notamment dans des domaines où la détection en temps réel est cruciale : véhicules autonomes, caméras de surveillance, drones, systèmes IoT, etc.

3.2.3 Architecture et algorithmes utilisés

3.2.3.1 Architecture du modèle YOLO

L'architecture du modèle YOLO est construite sur une structure modulaire dans l'esprit des réseaux de neurones contemporains, subdivisée en trois parties : le backbone, le neck, et la head. Cette structure a connu des ajouts au cours des versions, de YOLOv1 jusqu'à YOLOv8, mais des efforts ont été faits pour affiner sa précision, sa rapidité et la détection d'objets de différentes tailles.

- **Extraction des caractéristiques (Backbone)** : Le **backbone** représente la partie du réseau qui se charge de la capture des attributs graphiques de l'image. Il est chargé de la confection des cartes de caractéristiques (feature maps) à partir de l'image brute.

- **YOLOv1** : Utilisait un réseau inspiré de GoogLeNet.
- **YOLOv2 et YOLOv3** : Ont introduit Darknet, un réseau convolutif personnalisé conçu pour être léger et rapide.
 - **Darknet-19 (YOLOv2)** : Composé de couches convolutives 3×3 et 1×1 , sans connexions résiduelles.
 - **Darknet-53 (YOLOv3)** : Combine des couches convolutives 3×3 et 1×1 avec des connexions résiduelles, similaires à ResNet.
- **YOLOv4** : A intégré CSPDarknet53 comme backbone, basé sur CSPNet (Cross Stage Partial Network), qui améliore le gradient flow tout en réduisant la complexité des calculs.

Ces backbones sont entraînés en amont (pré-entraînés) sur de grands ensembles de données (comme ImageNet), puis adaptés à la tâche de détection d'objets.

- **Fusion des caractéristiques multi-échelles (Neck) :** Le **neck** sert à enrichir les représentations produites par le backbone, en combinant des informations provenant de différentes échelles (résolutions) de l'image. Cela permet une meilleure détection des objets petits, moyens et grands.

Les composants typiques du neck sont :

- **FPN (Feature Pyramid Network) :** Introduit une hiérarchie de caractéristiques multi-échelles.
- **PANet (Path Aggregation Network) :** Améliore la propagation des informations des couches profondes vers les couches superficielles.
- **SPP (Spatial Pyramid Pooling) :** Présent dans YOLOv4 et YOLOv5, il augmente le champ de vision réceptif sans perte de résolution.

Ces modules permettent de fusionner efficacement les caractéristiques de différentes profondeurs du réseau.

- **Prédiction des objets (Head) :** La **head** du réseau est la partie finale de l'architecture qui effectue la prédiction des objets : classes, coordonnées des boîtes englobantes et score de confiance.

- **YOLOv3 et v4 :** Effectuent trois niveaux de prédiction pour tout objet est plus précisément pour des objets très petits.
- **YOLOv5 :** Persiste dans cette approche bien qu'ils ajoute des optimisations internes d'Opus, notamment avec des outils PyTorch pour plus de liberté.
- **YOLOv5 (Ultralytics) :** Écrit en Pytorch, il suit une approche modulaire avec des sous-modèles de différentes tailles (YOLOv5s, m, l, x). Le backbone utilise CSPNet, le neck est PANet-SPP, et le head reste similaire à YOLOv4.
- **YOLOv7 :** Introduit des modules E-ELAN (Extended Efficient Layer Aggregation Networks) pour améliorer l'efficacité du réseau.
- **YOLOv8 :** Simplifie et modernise l'architecture, abandonne l'usage fixe d'anchors (anchor-free design), et optimise le modèle pour l'inférence sur divers dispositifs (CPU, GPU, edge).

3.2.3.2 Algorithmes et optimisations utilisés par YOLO

Le modèle YOLO lui-même a une mécanique de détection d'objets utilisée par un certain nombre de sous-algorithmes, ce qui le rend unique parmi tous les modèles de détection d'objets.

Voici une liste des **plus importants algorithmes et méthodes utilisés dans YOLO :**

- **Détection en une seule passe (Single-Pass Detection)** : la détection se fait en une seule passe en superposant une grille sur l'image, une grille est superposée sur l'image. Chaque cellule prédictive de la grille est responsable de la prévision de plusieurs classes d'objets ainsi que de leur localisation grâce à des boîtes d'encadrement multiples. Alors que des stratégies en plusieurs étapes comme Faster R-CNN effectuent d'abord des propositions d'objets suivies de tri, de classe et d'affinage, dans une approche étape par étape, YOLO traite l'image de manière unifiée sans étapes.

- **Fonction de perte (Loss Function)** : La fonction de perte de YOLO est faite de plusieurs termes qui, combinés, donnent une mesure de la qualité de la détection :

- **Erreur de localisation** : L'erreur qui concerne l'écart entre les boîtes d'encadrement prédites et les véritables boîtes, mesurée comme une métrique d'erreur quadratique.
- **Erreur de classification** : L'erreur liée à une mauvaise classification des objets.
- **Score de confiance** : Score de confiance que YOLO a pour chacune des sorties de boîtes d'encadrement.

- **Anchor Boxes et Ancrage (Anchoring)** : Depuis YOLOv2, YOLO applique des anchor boxes pour affiner le calcul des encadrements. Ces boîtes servent à prédire les boîtes d'objets à partir de plusieurs tailles prédéfinies, ce qui optimise le placement des objets de différentes tailles dans l'image.

Diverses améliorations et méthodes d'optimisation ont été intégrées aux différentes versions de YOLO afin d'en renforcer la performance, la précision et la robustesse, tout en réduisant le risque de surapprentissage :

* Optimisation et Régularisation

- **Batch Normalization (BN)** : Il normalise les activations, ce qui aide à stabiliser le mouvement d'apprentissage.
- **Dropout** : Afin de prévenir le surapprentissage, une partie des neurones actifs est désactivée au hasard durant l'apprentissage.
- **Data Augmentation** : Augmente la diversité des données disponibles pour l'entraînement en modifiant les images comme par exemple : rotation, zoom, etc.

★ Améliorations récentes dans YOLOv5 et YOLOv7

Les versions récentes de YOLO, telles que YOLOv5 et YOLOv7, introduisent des innovations comme les **Efficient Layer Aggregation Networks (E-ELAN)** et l'intégration de **transformateurs** pour traiter des objets à faible contraste, améliorant ainsi les performances de détection dans des environnements complexes.

★ Optimisation pour l'Inférence en Temps Réel

Les ajouts les plus récents au YOLO, comme le YOLOv5 et le YOLOv7, désignant sont : les Efficient Layer Aggregation Networks (E-ELAN) et les transformateurs afin de soustraire les objets à faible contraste dans le but d'améliorer le milieu complexe, et délivrer une meilleure détection.

3.2.4 Comparaison avec d'autres méthodes

Contrairement aux approches traditionnelles qui produisent d'abord des zones de proposition du fond qui sont ensuite classées dans un second temps (avec une étape d'apprentissage lente et complexe), YOLO est un modèle unique entraîné en une seule fois (« end-to-end »).

Pour les images artistiques, YOLO a largement dépassé des approches comme DPM et R-CNN, montrant une bonne capacité à apprendre de bonnes représentations avec une grande diversité de données.

YOLO est l'un des détecteurs d'objets en temps réel les plus rapides et performants. Sa version « Fast YOLO » était le plus rapide des détecteurs généraux et les versions suivantes (YOLOv2, YOLOv3) sont parvenues par la suite à faire progresser la vitesse sans perte de précision, allant jusqu'à dépasser des méthodes concurrentes comme RetinaNet.

Cependant, les premières versions de YOLO restent tout de même moins efficaces en matière de localisation (erreurs de localisation plus importantes que Fast R-CNN) et en rappel (taux de détection) que les approches basées sur propositions de régions. Ces inconvénients ont été corrigés dans YOLOv2.

Ainsi, YOLOv2 atteint des performances de pointe, dépassant Faster R-CNN et SSD et proposant une vitesse optimale. Pour sa part, YOLOv3 est plutôt un modèle supérieur, dépassant certaines variantes du modèle SSD et rivalise avec les meilleures méthodes concernant la métrique AP.

3.2.5 Avantages et Inconvénients de YOLO

Les points forts de YOLO, ainsi que les critères qu'il remplit, ont fortement influencé notre décision d'opter pour ce modèle . Nous présentons ci-dessous les principaux avantages qui ont guidé ce choix :

- **Simplicité du processus** : Le système YOLO est décrit comme simple et direct.
- **Rapidité (Temps Réel)** : YOLO est un algorithme de détection d'objets en temps réel, considéré comme une technique de pointe dans ce domaine. Fast YOLO est même présenté comme le détecteur à usage général le plus rapide.
- **Généralisation** : YOLO apprend des représentations généralisables des objets et se généralise bien à de nouveaux domaines ou entrées inattendues, comme les œuvres d'art. Cela le rend idéal pour les applications nécessitant une détection rapide et robuste.
- **Approche Unifiée** : C'est un modèle unifié entraîné de bout en bout sur l'image entière, ce qui le distingue des pipelines multi-étapes lents et difficiles à optimiser. L'ensemble du modèle est entraîné conjointement.
- **Potentiel d'Application** : L'intégration d'algorithmes comme YOLO est vue comme un potentiel révolutionnaire pour améliorer l'efficacité et la durabilité dans des domaines comme la gestion des déchets.

Quelques limites qu'on doit prendre en compte :

- **Précision (par rapport à l'état de l'art)** : YOLO accuse toujours un certain retard par rapport aux systèmes de détection de pointe en termes de précision.
- **Problèmes de Localisation** : Il a du mal à localiser précisément certains objets, particulièrement les petits. Les erreurs de localisation incorrectes constituent la principale source d'erreur.
- **Sensibilité de la Fonction de Perte** : La fonction de perte traite les erreurs de manière identique pour les petites et grandes boîtes englobantes, ce qui a un effet beaucoup plus important sur l'IOU (Intersection Over Union) pour les petites boîtes.
- **Rappel (par rapport à certaines méthodes)** : YOLO a un rappel relativement faible comparé aux méthodes basées sur les propositions de régions.

3.3 Les Datasets

3.3.1 Définition et rôle des datasets

Dans le cadre de l'apprentissage automatique (Machine Learning - ML), les données sont regroupées pour former ce qu'on appelle des datasets. Un dataset peut être constitué de paires d'exemples de type $(x, f(x))$ où 'x' est l'entrée et $f(x)$ est la sortie ou l'étiquette correspondante. Or, dans les applications pratiques du ML, les datasets sont souvent volumineux, multidimensionnels et désordonnés, Ces jeux de données sont la condition nécessaire au bon apprentissage des modèles d'IA en général.

Le rôle essentiel des datasets est de fournir la matière première pour l'analyse statistique, la modélisation économétrique en passant par l'élaboration de prédictions et le training des algorithmes d'apprentissage automatique. En gestion des déchets par exemple, les données doivent être détaillées et fiables pour élaborer des modèles de prédiction et de maîtrise des coûts.

3.3.2 Typologie des données

- **Données structurées :**

Il s'agit de données qui sont organisées selon un format fixe, rigide et prédéfini, qui correspondent généralement aux données trouvées dans les bases de données relationnelles et dont les informations sont stockées dans des tables ordonnées en lignes et colonnes.

- **Données semi-structurées :**

Ce type de donnée ne suit pas un format rigide comme les données structurées en raison de l'absence de règles précises, par contre elles intègrent des balises ou divers marqueurs permettant de délimiter les différents éléments sémantiques tout en les hiérarchisant.

- **Données non structurées :**

Il s'agit de données qui n'ont pas de structure organisationnelle prédéfinie. Le texte et les images sont des exemples courants de données non structurées.

- **Données synthétiques :**

Les données dites synthétiques sont des données numériques générées par des programmes informatiques, et ce grâce à des moyens techniques destinés à créer des copies de données authentiques. Leur fonction et leur rôle consistent à reproduire des simulations de la vie réelle, comme des comportements d'individus dans la réalité, etc. Pour illustrer ce propos, une entreprise voulant tester le fonctionnement d'un nouveau système peut générer des données synthétiques au lieu de

données réelles concernant ses clients.

3.3.3 Collecte des données

La collecte de données est la première étape pour l'obtention d'un dataset, cette dernière permettra de déterminer la richesse, la diversité et la fiabilité des informations recueillies pour l'analyse ou pour l'entraînement des modèles. On entend par collecte des données l'ensemble des procédures et des outils mis en œuvre pour acquérir des données brutes, qu'elles soient relevées directement, récoltées par enquêtes, extraites de sources préexistantes ou obtenues par flux automatiques. Un processus de collecte rigoureusement mené permet d'assurer la représentativité statistique et d'atténuer les biais, facilitant ainsi le traitement ultérieur des données.

- **Sources primaires :**

Les sources primaires sont celles où les données sont générées

- **Capteurs et dispositifs IoT :** ils fournissent des mesures en temps réel (température, position, accélération...) via des réseaux de capteurs embarqués.
- **Enquêtes et questionnaires :** qu'ils soient sur papier, en ligne ou administrés en face-à-face, ils permettent de collecter des données qualitatives et quantitatives directement auprès des répondants.
- **Expériences contrôlées :** configuration de variables expérimentales pour étudier des phénomènes sous conditions prédéfinies, notamment en sciences sociales et en sciences de la vie.

- **Sources secondaires :**

Les sources secondaires exploitent des données déjà existantes, accessibles via :

- **Bases de données publiques et dépôts :** UCI ML Repository, data.gouv.fr, WHO, etc., offrant des datasets thématiques variés.
- **APIs et services web :** plateformes comme Twitter, OpenWeatherMap ou Google Maps API, fournissant des flux de données structurées ou semi-structurées.
- **Web scraping :** extraction automatique de contenus à partir de pages web, utilisée pour constituer des corpus textuels, des listes de produits ou des informations financières.

- **Méthodes mixtes et crowdsourcing de collecte de données :**

Les approches mixtes combinent plusieurs sources pour enrichir la couverture du dataset :

- **Crowdsourcing** : mobilisation d'une communauté (via MTurk, Figure Eight. . .) pour l'annotation ou la saisie de données à grande échelle.
- **Données partielles et augmentation** : Substitue ou complète des portions de données réelles avec des données synthétiques pour améliorer la diversité et respecter la confidentialité.
- **Bonnes pratiques de collecte de données** :
 - **Planification en amont** : définir les objectifs, la taille des échantillons, le calendrier et les métriques de qualité.
 - **Choix des instruments** : sélectionner les outils et les protocoles adaptés (questionnaires validés, capteurs calibrés, scripts de scraping robustes).
 - **Vérification et validation continue** : mettre en place des contrôles de cohérence, des tests pilotes et des audits réguliers pour détecter les erreurs ou biais.
 - **Documentation** : enregistrer les métadonnées, les sources, les versions et méthodes de collecte dans un README ou un catalogue de données pour garantir la traçabilité et la reproductibilité.

3.3.4 Prétraitement et nettoyage des données

Il est rare de disposer de données brutes prêtes à l'emploi. Celles-ci nécessitent souvent plusieurs étapes de prétraitement et de nettoyage pour être utilisable, en particulier dans les modèles d'IA. Ces étapes de prétraitement visent à améliorer la qualité, la cohérence et le format des données.

- **Prétraitement** :

Le traitement préalable des données peut être défini comme une opération de nettoyage et de transformation des données brutes, ayant pour but de produire des données propres ; utilisables pour l'analyse statistique et pour entraîner des modèles. Les méthodes de prétraitement sont nombreuses, elles peuvent être à la fois le nettoyage des données, le traitement des valeurs manquantes, l'encodage, la mise à l'échelle, la réduction de la dimensionnalité, . . . Elles visent toutes le même objectif celui d'améliorer la qualité des données et donc celle des agencements de modèles statistiques. Cependant un traitement des données plus adapté, d'une meilleure qualité, peut être atteint en réduisant le bruit, en corrigeant les incohérences des valeurs, en appliquant les transformations adéquates aux données et ce afin d'assurer la qualité et surtout la possibilité de reproduction des études conçues et réalisées pour le client, ce qui représentent jusqu'à 80 % du temps investi dans un projet.

- **Nettoyage :**

Le processus de nettoyage de données (aussi appelé data cleaning) est un processus très important qui vise à identifier et à corriger les éventuelles erreurs, incohérences, doublons et valeurs manquantes d'un dataset dans le but d'en améliorer la qualité et la fiabilité sur le plan statistique pour le travail d'analyse ou de modélisation. Cette étape a pour vocation de détecter des anomalies, corriger des erreurs, mais également de standardiser des formats

3.3.5 Annotation et étiquetage des données

Dans le cadre de l'annotation et du traitement par étiquetage des données, il est essentiel d'opérer une mise à disposition des données de métadonnées descriptives (la plupart du temps sous la forme de labels, catégories, dénominations, attributs et autres), élément indispensable pour qu'un apprentissage supervisé se réalise sans encombre. Pour utiliser un modèle de classification d'images dans le but d'identifier des types de déchets, il est indispensable d'avoir un dataset d'images illustrant chaque type de déchet, chaque image étant dotée de l'étiquette correspondant à la classe de déchet renseignée (ex. : métal, verre, papier, plastique). Les labels effectivement mis en place pour chacune des classes alimentent correctement la mise en œuvre de l'apprentissage.

3.3.6 Présentation des jeux de données exploités pour la détection de déchets

Pour ce projet, l'élargissement de la base de données a été une condition nécessaire pour justifier le choix du modèle YOLO qui nous conduit à une détection visuelle des déchets. Ces bases ont été sélectionnées selon des critères de diverses scènes et qualité de l'annotation, et de son intérêt thématique. L'élargissement des sources le rend plus robuste et plus apte à déceler des déchets variés.

- **Dataset 1 — Déchets généraux (Roboflow)**

un jeux de données de la plateforme Roboflow [25] a été utilisés pour entraîner le modèle **YOLOv8** sur la détection des déchets urbains. un ensemble de données qui comprend **3 867 images** , toutes au format **.jpg**. Ces fichiers sont étiquetés selon le **format YOLO**, qui utilise des fichiers **.txt** décrivant les coordonnées des boîtes englobantes et les classes correspondantes. Ces ensembles incluent des représentations de déchets tels que des plastiques, des cartons, des appareils électroménagers, des sacs poubelle, des matelas, des mégots de cigarette, des pneus, et bien d'autres. Chaque ensemble de données a été divisé en deux sous-ensembles : **80 % pour l'entraînement** et **20 % pour la validation**. L'ensemble englobe **11 classes distinctes** (PAV, carton, déchet-bois, déchet-diffus, électroménager,

matelas, mégot, pneu, poubelle, sac poubelle, tag), ce qui assure une couverture riche et adaptée aux environnements urbains.

- **Dataset 2 — Filtres à huile (GitHub)**

un petit jeu de données composé d'environ **100 images** a été récupéré depuis un dépôt *Roboflow* [26]. Il contient des images de **filtres à huile usagés** capturées dans des environnements industriels ou mécaniques. Bien que modeste en taille, ce jeu de données contribue à **élargir la couverture du modèle** vers des déchets spécifiques, souvent considérés comme potentiellement dangereux pour l'environnement et très utilisé chez BMT.

- **Dataset 3-4 — Pneus usagés (Roboflow)**

Pour perfectionner le modèle **YOLOv8** sur la détection des pneus usagés, deux autres jeux de données issus de la plateforme Roboflow [27] ont été ajoutés.

Le premier comprend environ **1 690 images** annotées représentant des pneus situés à l'extérieur ou entreposés dans des cadres industriels ou urbains. Le second contient **500 images** complémentaires, avec des vues sous différents angles dans des environnements plus encombrés. Tous les fichiers sont au format `.jpg` et les annotations sont réalisées selon le **format YOLO**, à l'aide de fichiers `.txt` décrivant les boîtes englobantes et les classes.

Ces jeux de données viennent enrichir le dataset principal dans la classe « pneu », afin d'accroître la précision du modèle sur ce type de déchet spécifique.

Nom du dataset	Origine	Contenu	Nb. images	Format	Répartition
Déchets généraux (1)	Roboflow	Déchets variés (plastique, carton, etc.)	3 867	JPG + YOLO TXT	80 % entraînement / 20 % validation
Filtres à huile	GitHub	Filtres usagés en industrie/mécanique	100	JPG + YOLO TXT	80 % entraînement / 20 % validation
Pneus usagés (1)	Roboflow	Pneus en extérieur ou entreposés	1 690	JPG + YOLO TXT	80 % entraînement / 20 % validation
Pneus usagés (2)	Roboflow	Pneus en contexte encombré	500	JPG + YOLO TXT	80 % entraînement / 20 % validation

TABLE 6 – Présentation des jeux de données exploités pour la détection de déchets

L'utilisation combinée de ces jeux de données a permis d'entraîner un modèle plus adapté aux problématiques concrètes de la gestion des déchets, tout en améliorant la capacité du modèle à détecter des objets dans des environnements hétérogènes et parfois complexes.

3.4 Implémentation, entraînement du modèle et résultats

3.4.1 Environnement de développement

Le développement et l'entraînement du modèle **YOLOv8** ont été réalisés dans deux environnements complémentaires : l'un en local sur une machine personnelle, et l'autre à distance via la plateforme **Google Colab**, permettant de tirer parti des ressources cloud, notamment les GPU mis à disposition gratuitement.

Environnement local :

- **Système d'exploitation** : Windows 11.
- **Processeur (CPU)** : Intel Core i5-10400F (6 cœurs, 12 threads).
- **Mémoire vive (RAM)** : 16 Go DDR4.
- **Carte graphique (GPU)** : NVIDIA GeForce GTX 2060 Super (8 Go VRAM), avec prise en charge de CUDA.

- **Gestion des environnements** : Conda, avec un environnement virtuel dédié
- **Langage et bibliothèques** : Python 3.10, PyTorch (avec CUDA 11.8), NumPy, OpenCV, Matplotlib, Pandas, Seaborn.
- **Interface de développement** : Spyder (Anaconda) et Jupyter Notebook.
- **Framework utilisé** : Ultralytics YOLOv8 via interface Python et ligne de commande.

Environnement distant (Google Colab) :

- **Plateforme** : Google Colaboratory (Colab), un service en ligne de notebooks Jupyter avec accès GPU/TPU.
- **Ressources matérielles (variables)** : GPU NVIDIA Tesla T4 ou P100 selon disponibilité.
- **Utilisation** : exécution de notebooks pour l'entraînement rapide, le test de scripts, et la visualisation des résultats.
- **Stockage temporaire** : utilisation de Google Drive pour monter des datasets, sauvegarder des modèles et résultats.
- **Avantage principal** : réduction du temps d'entraînement grâce à une puissance de calcul supérieure à celle de la machine locale.

L'usage combiné de ces deux environnements a permis de profiter à la fois de la flexibilité d'un poste de travail local et de la puissance de traitement en ligne. Cette complémentarité a été particulièrement utile pour tester différentes configurations d'entraînement et gérer les contraintes liées aux ressources matérielles.

3.4.2 Préparation et lancement de l'entraînement du modèle

Après avoir structuré les jeux de données selon le format requis par YOLOv8 (images et annotations dans des sous-dossiers `train/` et `val/`, fichier `data.yaml` défini), le modèle a été entraîné en ligne de commande via l'interface fournie par la bibliothèque **Ultralytics**.

▷ A. Entraînement du modèle avec un script Python

L'entraînement du modèle a été réalisé à l'aide d'un script Python utilisant la bibliothèque **Ultralytics**. Le modèle utilisé est la version YOLOv8l (large), offrant une meilleure précision au détriment d'un temps d'entraînement plus long. Cette version est adaptée à une détection fine des déchets grâce à sa capacité à traiter des structures complexes.

Script d'entraînement :

```
1 from ultralytics import YOLO
2
3 # Chargement du modele pre-entraîne (taille 'l' = large,
4   meilleure précision)
5
6 model = YOLO("yolov8l.pt")
7
8 # Lancement de l'entraînement
9 model.train(
10     data="D:/taco-yolo/data.yaml", # Chemin vers le
11     fichier YAML contenant les classes et les chemins
12     epochs=100, # Nombre d'iterations
13     sur le dataset complet
14     imgsz=640, # Redimensionnement des
15     images a 640x640
16     batch=4, # Nombre d'images
17     traitees simultanément (depend de la VRAM)
18     name="taco_yolo_model", # Nom du projet ;
19     resultats dans runs/detect/taco_yolo_model/
20     verbose=True # Affichage detaillé
21     des etapes d'entraînement
22 )
```

Listing 1 – Script Python pour entraîner un modèle YOLOv8 de base

Détails des paramètres utilisés :

- `yolov8l.pt` : modèle pré-entraîné en version « large » (plus précis, mais plus lent).
- `data.yaml` : fichier contenant les classes (`names`), les chemins d'accès aux images d'entraînement et de validation, et le nombre total de classes.
- `epochs=100` : nombre de passages complets sur les données d'entraînement.
- `imgsz=640` : redimensionnement standard des images à 640×640 pixels pour l'entrée du réseau.
- `batch=4` : taille du lot par itération ; dépend des ressources GPU disponibles.
- `name="taco_yolo_model"` : nom du dossier contenant tous les résultats de cette exécution (courbes, logs, modèles sauvegardés).
- `verbose=True` : affiche les détails de chaque étape pendant l'entraînement.

À la fin de l'entraînement, les meilleurs poids du modèle sont sauvegardés automatiquement sous le nom `best.pt`, situé dans le dossier :

```
runs/detect/taco_yolo_model/weights/best.pt
```

Ce fichier servira ensuite pour effectuer des inférences sur de nouvelles images ou vidéos.

▷ B. Inférence sur des images avec le modèle entraîné

Après l'entraînement, le fichier `best.pt` peut être utilisé pour faire de la détection d'objets sur des images individuelles ou sur un dossier entier. YOLOv8 permet également de sauvegarder automatiquement les résultats visuels (boîtes englobantes et noms de classes).

Code utilisé pour l'inférence :

```
1 from ultralytics import YOLO
2
3 # Chargement du modèle personnalisé entraîné
4 model = YOLO("runs/detect/taco_yolo_model/weights/best.pt")
5
6 # Inférence sur une image
7 results = model("test.jpg", conf=0.5, save=True, show=True)
```

Listing 2 – Détection d'objets à l'aide du modèle entraîné

Explication des paramètres :

- `model = YOLO(...)` : charge le modèle entraîné.
- `"test.jpg"` : image sur laquelle on applique le modèle.
- `conf=0.5` : seuil de confiance minimal requis pour qu'une détection soit affichée.
- `save=True` : enregistre l'image annotée dans `runs/detect/predict/`.
- `show=True` : affiche l'image dans une nouvelle fenêtre avec les boîtes détectées.

Inférence sur un dossier complet :

```
1 results = model("images/test", conf=0.5, save=True)
```

Listing 3 – Détection automatique sur un dossier d'images

Cela permet de générer les résultats sur toutes les images présentes dans le dossier `images/test`. Les prédictions sont sauvegardées automatiquement avec les annotations superposées.

3.4.3 Analyse qualitative des résultats

Cette section présente une analyse visuelle et descriptive des performances du modèle YOLOv8 entraîné. Elle repose sur les images de prédiction, l'observation de faux positifs et de faux négatifs, ainsi que les courbes issues des métriques d'évaluation.

▷ Exemples de détection réussie

Voici quelques exemples visuels illustrant les capacités du modèle entraîné. Chaque boîte englobante est accompagnée du nom de la classe détectée ainsi que du score de confiance :



FIGURE 6 – Détection multi-classes : canettes et récipient alimentaire détectés dans un environnement urbain.



FIGURE 7 – Exemple de détection réussie sur un pneu isolé, démontrant la sensibilité du modèle.

▷ **Faux positifs et faux négatifs**

Malgré des résultats globalement satisfaisants, certains cas montrent des erreurs de détection :

- **Faux positifs** : détection d'un objet qui n'est pas un déchet (ex. une tache ou une ombre interprétée comme un mégot).
- **Faux négatifs** : oubli de détecter certains déchets (ex. filtre à huile partiellement visible ou objets flous).



FIGURE 8 – Faux positifs : bouche d’égout détectée à tort comme carton, et détection erronée d’une bouteille plastique absente.

▷ **Classes bien détectées vs difficiles**

L’analyse des sorties montre que certaines classes sont bien mieux détectées que d’autres :

- **Bien détectées** : mégots, électroménager, pneus (présents en grand nombre dans les datasets).
- **Moins bien détectées** : cartons , tags (souvent petits, flous ou mal annotés).

▷ Résultats et visualisation des métriques

L'évolution des performances du modèle au cours de l'entraînement est visualisable à travers les graphiques générés par Ultralytics. Ces derniers permettent d'évaluer la qualité du modèle selon différentes métriques classiques : précision, rappel, et mAP (mean Average Precision).

1. Analyse visuelle des prédictions en cours d'entraînement

Durant l'entraînement, Ultralytics génère une image qui montre les prédictions du modèle sur des échantillons du jeu d'entraînement. Elle permet de vérifier visuellement si les objets sont bien détectés, et si les classes sont correctement annotées. Cela donne une première idée qualitative des performances du modèle dès les premières époques (epoch).

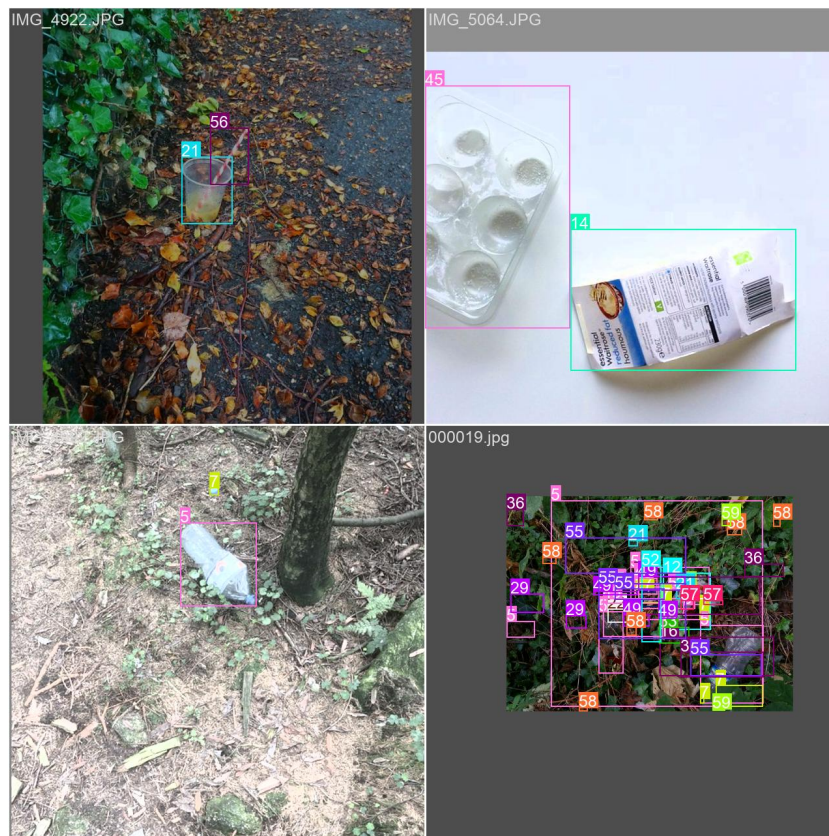


FIGURE 9 – Exemples visuels de détection par le modèle en cours d'entraînement.

2. Courbe précision-rappel (PR Curve)

La PR Curve (Precision-Recall Curve) permet de visualiser le compromis entre précision et rappel pour chaque classe. Plus la courbe se rapproche du coin supérieur droit, meilleure est la performance.

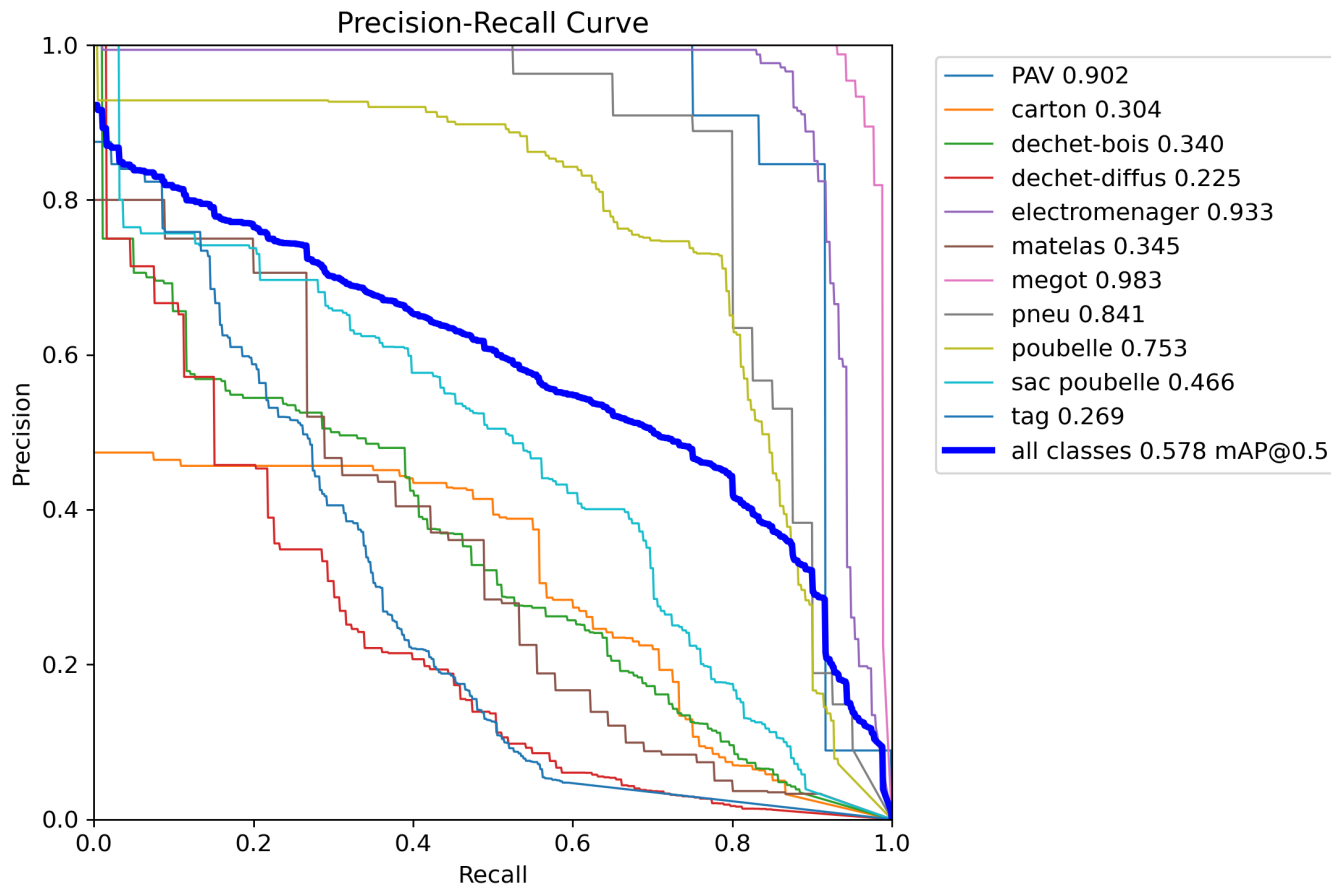


FIGURE 10 – PR Curve générée pour les 11 classes du dataset.

• Interprétation de la courbe PR :

La courbe précision-rappel met en évidence les performances initiales du modèle sur le dataset général. On y observe une variabilité importante selon les classes, due à la diversité des déchets et à leur représentation inégale dans le jeu de données. Ces résultats ont servi de base pour orienter les entraînements spécialisés par la suite.

3. Matrice de confusion

Une matrice de confusion permet d'analyser les erreurs de classification en identifiant quelles classes sont le plus souvent confondues entre elles.

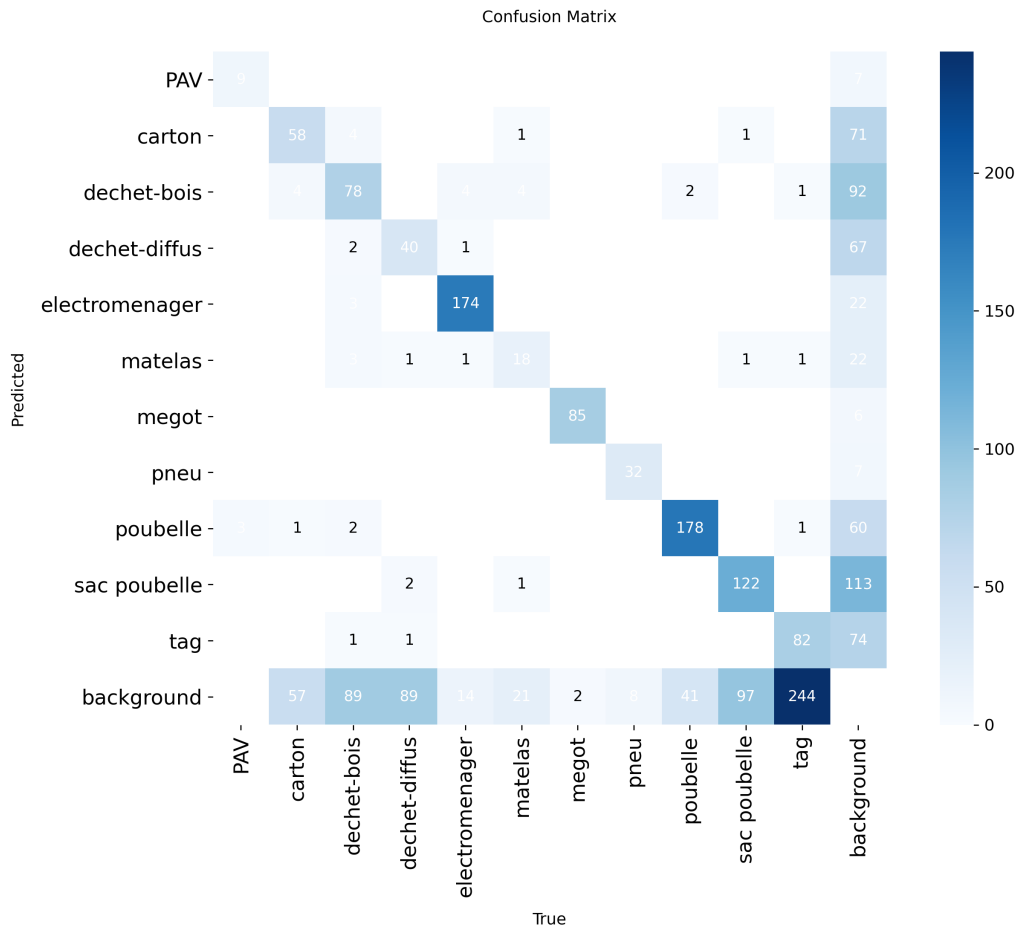


FIGURE 11 – Matrice de confusion sur l'ensemble de validation.

- **Analyse de la matrice de confusion :**

On observe que de nombreuses poubelles sont mal classées comme “background”, probablement en raison de leur couleur sombre qui les rend peu visibles dans certaines scènes. Quelques confusions entre classes similaires sont également visibles, mais restent limitées. Globalement, la majorité des erreurs proviennent de déchets qui ne sont pas détectés ou interprétés comme fond, ce qui indique une marge d'amélioration sur certaines classes visuellement discrètes.

4. Résumé des performances des phases d'entraînement

Tous les entraînements ont été réalisés avec une base de **100 époques**. Les modèles ont été entraînés successivement sur différents ensembles de données, chacun apportant une spécialisation particulière :

- **Dataset 1** : Déchets urbains généraux (Roboflow – 3867 images)
- **Dataset 2** : Filtres à huile (GitHub)
- **Dataset 3** : Pneus usagés (Roboflow – premier lot)
- **Dataset 4** : Pneus usagés (Roboflow – second lot)

Les performances à la fin de chaque phase d'entraînement sont extraites du fichier `results.csv` généré par Ultralytics YOLOv8.

4.1 Résumé des performances après chaque entraînement

Le tableau suivant résume les principales métriques observées à la fin de chaque phase d'entraînement. Il permet d'évaluer la progression du modèle YOLOv8 en fonction des différents datasets utilisés.

Modèle	Dataset utilisé	Précision	Rappel	mAP@0.5
après entraînement 1	Dataset 1 (déchets généraux)	61,89%	58,94%	57,82%
après entraînement 2	Dataset 2 (filtres à huile)	99,83%	100,00%	99,50%
après entraînement 3	Dataset 3 (pneus usagés 1)	98,98%	100,00%	99,47%
après entraînement 4	Dataset 4 (pneus usagés 2)	95,42%	93,27%	97,40%

TABLE 7 – Évolution des performances après chaque phase d'entraînement (valeurs exprimées en pourcentage)

4.2 Évaluation croisée sur le dataset de référence

Dans cette section, nous avons choisi d'évaluer les modèles successifs sur le **troisième dataset** utilisé durant l'entraînement, à savoir celui dédié aux **pneus usagés**. Ce choix est motivé par la présence stratégique et répétée des pneus dans les différentes phases d'apprentissage, ce qui en fait un excellent candidat pour observer plusieurs phénomènes clefs.

En effet, les pneus représentent une classe qui a été :

- Absente du modèle YOLOv8l de base,
- Partiellement présente dans les premiers datasets,
- Spécifiquement ciblée dans le dataset 3,

- Ciblée à nouveau dans un contexte différent dans le dataset 4.

Cela permet de mesurer l'efficacité de l'apprentissage progressif, d'évaluer l'effet du *catastrophic forgetting* (oubli de ce qui a été appris auparavant), et de juger la capacité du modèle à généraliser un concept déjà appris à travers des contextes visuels différents (luminosité, angle de prise, état du pneu, fond de l'image, etc.).

Objectifs de cette évaluation croisée :

- Vérifier que le modèle de base (pré-entraîné) ne reconnait pas les pneus.
- Observer comment chaque phase d'apprentissage améliore cette reconnaissance.
- Analyser la stabilité de la précision malgré des changements de contexte visuel (dataset source différent).

Modèle évalué	Précision	Rappel	mAP@0.5
YOLOv8l (pré-entraîné)	0,00%	0,00%	0,00%
best1.pt – après entraînement 1	70,21%	44,69%	48,09%
best2.pt – après entraînement 2	46,64%	38,31%	19,68%
best3.pt – après entraînement 3	99,01%	100,0%	99,49%
best4.pt – après entraînement 4	98,07%	97,81%	99,29%

TABLE 8 – Performances de chaque modèle évalué uniquement sur le dataset 3 (pneus usagés) (valeurs exprimées en pourcentage)

Analyse des résultats obtenus

Cette évaluation croisée permet de tirer plusieurs enseignements importants :

- Le modèle de base **YOLOv8l** (non spécialisé) n'identifie pratiquement pas les pneus : une précision de 0,00% confirme que cette classe ne figure pas dans son apprentissage initial.
- Après l'entraînement sur le **premier dataset** (déchets généraux), le modèle (**best1.pt**) améliore nettement ses performances sur les pneus, avec une précision de plus de 70%. Cela montre que même si les pneus ne sont pas au centre de ce dataset, leur présence en quantité suffisante permet un début d'apprentissage.
- Après la deuxième phase d'entraînement (**best2.pt**), les performances du modèle sur les pneus diminuent nettement par rapport à la phase précédente. La précision chute de 70,21 % à 46,64 %, le rappel de 44,69 % à 38,31 %. Cette baisse peut s'expliquer par la nature du **deuxième dataset**, dédié uniquement aux filtres à huile, et qui contient un nombre d'images très réduit. Ce manque de diversité et l'absence totale de pneus dans ce jeu de données ont favorisé un phénomène d'oubli partiel, connu sous le nom de *catastrophic forgetting*.

Néanmoins, cette dégradation reste relativement contrôlée grâce aux choix stratégiques effectués lors de cette phase d'entraînement. Plusieurs mécanismes ont été mis en place pour limiter l'oubli des connaissances précédentes à savoir :

- un **learning rate** (**lr**) adapté et choisit avec soin pour un apprentissage stable, permettant une mise à jour des poids plus douce et progressive ;
- le paramètre **freeze**, qui a gelé certaines couches du backbone pour Sécurisé les classes apprises précédemment ;
- la désactivation du **close_mosaic**, afin de ne pas altérer excessivement la structure visuelle des images et qu'elle reste naturelle surtout sur des petits datasets ;
- l'utilisation d'un **warmup_epochs**, qui introduit les premiers apprentissages plus lentement pour stabiliser le modèle ;
- et enfin, l'inclusion dans chaque phase d'un petit nombre d'images issues de toutes les classes, pour maintenir une trace des anciens classe de déchets.

Grâce à ces réglages, le modèle n'a pas complètement "oublié" les pneus , bien qu'il perde une part de sa précision, il conserve des performances fonctionnelles sur cette classe. Cela montre que l'entraînement progressif, même sur des datasets ciblés et limités, peut être maîtrisé si des précautions sont prises.

- L'évaluation directe du modèle (`best3.pt`) sur le **dataset 3** dédié aux pneus (sur lequel il venait d'être entraîné) propulse les performances : la précision atteint 99,01%, le rappel 100%, et le mAP dépasse 99%. Cela montre clairement l'efficacité d'un entraînement sur un déchet ciblé .
- Enfin, sur le **dataset 4** (autres pneus dans un contexte différent), les performances restent quasi identiques (`best4.pt`), ce qui indique que le modèle a su apprendre des pneus dans des environnements et contextes différents. Cela s'explique notamment par l'origine différente du dataset qui crée une diversité des angles, types de pneus, arrière-plans et conditions lumineuses présents dans les deux jeux de données.

De ce qui précède, cette expérience met en évidence un point crucial à savoir que : lorsqu'on adopte une stratégie d'entraînement en cascade (où l'on affine progressivement le modèle à l'aide de nouveaux datasets), l'ordre des datasets a un impact significatif sur les performances finales. Passer d'un dataset large et généraliste à un dataset plus petit et spécialisé peut provoquer des pertes d'information si cette transition n'est pas correctement encadrée. Il est donc essentiel de :

- Bien choisir l'ordre d'exposition des données selon leur complémentarité ;
- Adapter les paramètres d'apprentissage et s'assurer que chaque étape inclut un minimum de diversité pour limiter les effets d'oubli.

Ce type de fine-tuning progressif peut être très puissant, mais demande un contrôle rigoureux afin d'éviter les effets indésirables, comme le *catastrophic forgetting* ou l'apprentissage biaisé vers le dernier dataset vu.

3.4.4 Limites et perspectives

Limites du modèle actuel :

- **Puissance de calcul limitée** : l'entraînement complet du modèle YOLOv8, notamment en version `large` (YOLOv8l), demande des ressources GPU conséquentes. Nos machines personnelles n'offrent pas une puissance suffisante pour entraîner efficacement sur de très grands jeux de données, ce qui limite les itérations possibles et la profondeur de l'optimisation.
- **Jeux de données insuffisants pour certains types de déchets** : nous avons constaté un manque de jeux de données représentant les déchets spécifiques présents sur le site de **BMT**. Cela affecte la capacité du modèle à bien détecter ces objets en contexte réel.
- **Déséquilibre des classes** : certaines classes comme les plastiques ou les cartons sont surreprésentées, tandis que d'autres (filtres à huile, mégots, etc.) le sont beaucoup moins, créant un apprentissage biaisé.
- **Annotations parfois imprécises** : la qualité des annotations issues des datasets publics peut varier, avec des erreurs de boîte englobante ou des classes mal étiquetées, ce qui diminue la qualité de l'apprentissage.
- **Généralisation limitée** : le modèle peut avoir des difficultés à s'adapter à des environnements très différents de ceux vus pendant l'entraînement (éclairage changeant, occlusions, arrière-plans encombrés, etc.).

Perspectives d'amélioration :

- **Création d'un dataset personnalisé à BMT** : une piste importante serait de collecter nous-mêmes un jeu de données sur site à **BMT**, en prenant des photos annotées des déchets rencontrés localement, afin d'améliorer la pertinence du modèle dans ce contexte réel.
- **Détection en temps réel sur site** : intégrer le modèle directement sur les flux vidéo des caméras de surveillance de BMT permettrait d'assurer une identification continue des déchets sans intervention humaine, et d'automatiser la détection dans un environnement réel.
- **Centralisation des alertes** : la mise en place d'un système de notification intelligent, relié à un tableau de bord de gestion, offrirait la possibilité de signaler automatiquement les zones critiques ou les anomalies détectées.
- **Apprentissage adaptatif sur le terrain** : permettre au modèle de s'adapter progressivement aux nouvelles données captées sur site renforcerait sa robustesse. Il serait important, dans cette démarche, de préserver les performances acquises et d'éviter le phénomène de catastrophic forgetting.
- **Utilisation d'augmentations de données** : pour enrichir les jeux de données existants et améliorer la robustesse du modèle (bruit, flou, rotation, éclairage, etc.).
- **Entraînement sur des modèles plus légers** : afin de contourner le manque de ressources matérielles, des versions plus légères comme YOLOv8n ou YOLOv8s peuvent être utilisées, notamment pour un usage embarqué.
- **Rééquilibrage des classes** : en collectant plus d'exemples pour les classes minoritaires afin d'éviter les biais d'entraînement.

3.5 Conclusion

Ce chapitre a permis d'illustrer la faisabilité d'un système de détection basé sur l'IA et l'IoT dans un contexte portuaire. entraîné sur des datasets, a montré une capacité suffisante à distinguer les différentes classes d'objets malgré la variabilité des conditions. Cependant, les analyses de performance, fournies par les métriques habituelles, laissent entrevoir des pistes d'amélioration, en particulier pour prévoir les faux positifs en environnement encombré. Si l'on associe ces algorithmes de vision par ordinateur à une infrastructure IoT capable de rapporter en temps réel le niveau de remplissage des conteneurs, il sera alors possible d'optimiser les tournées de collecte, développer la traçabilité et diminuer son empreinte écologique. La voie à suivre consiste à étendre ce modèle à d'autres situations, affiner le filtrage des données et à envisager l'embarquement du modèle sur des microcontrôleurs en vue d'un déploiement généralisé. Cette démarche ouvre donc la voie à des solutions plus durables en matière de gestion des déchets, s'inscrivant ainsi dans les objectifs de performance et responsabilité environnementale de BMT.

Conclusion générale

Au terme de ce mémoire, il apparaît clairement qu'un terminal portuaire tel que BMT ne peut faire face aux flux croissants et complexes de déchets en s'appuyant uniquement sur des procédures de gestion conventionnelles. Dans un contexte où les exigences en matière de durabilité, de traçabilité et de performance logistique s'intensifient, l'intégration de technologies intelligentes devient une voie incontournable.

L'état initial de la question était de déterminer comment mobiliser l'Internet des Objets (IoT) et l'Intelligence Artificielle (IA) pour repenser la gestion des déchets industriels dans le contexte d'un environnement réel. La réponse s'est articulée autour d'une approche associant analyse théorique et expérimentation technique. Le modèle de détection YOLO, sélectionné pour sa rapidité et sa précision, a été mis en œuvre sur un ensemble d'images annotées permettant de constituer un dataset représentatif des déchets visés. Cette phase a nécessité un travail rigoureux de collecte, d'organisation et de structuration des données, condition indispensable à la fiabilité du système.

L'implémentation technique a donné lieu à un prototype fonctionnel, capable d'identifier automatiquement plusieurs classes de déchets. Si les résultats se sont révélés encourageants, notamment sur les classes bien représentées, certaines limites sont apparues, liées à l'hétérogénéité visuelle des objets ou au manque de données sur certaines catégories. Ces contraintes confirment l'importance d'adapter les modèles d'IA aux contextes locaux — qu'il s'agisse de la composition des déchets, des conditions matérielles ou des exigences de traitement.

Cette étude montre le couplage entre l'IoT et l'IA : l'un assurant une visibilité en temps réel des flux, l'autre apportant une capacité d'analyse et d'automatisation précieuse pour le tri. Ensemble, ils permettent de dépasser la logique de surveillance statique pour tendre vers une gestion proactive, continue, et moins dépendante d'interventions manuelles répétitives. Ces avancées technologiques, bien qu'encore à l'état de prototype, posent les bases d'une refonte des systèmes de gestion des déchets, applicable à d'autres sites industriels.

De nombreuses perspectives se présentent. À court terme, enrichir le dataset et améliorer les algorithmes de détection permettra de faire progresser la détection. À moyen terme, l'intégration de ce système à un réseau complet de capteurs connectés aboutissant à une automatisation en temps réel de ces procédures pour impacter directement les performances. Cette démarche pourrait même être étendue à d'autres structures à vocation analogue, tels que les collectivités locales et les installations portuaires dans le pays.

Pour finir, ce projet s'inscrit dans un mouvement plus large de responsabilité sociétale et environnementale, dans la mesure où il participe à l'optimisation des

processus de tri et de traçabilité des déchets, et illustre sa contribution aux Objectifs du Développement Durable de l'Organisation des Nations Unies (ONU), et en particulier à l'ODD 11 [19] (Villes et communautés durables) et ODD 12 [20] (Consommation et production responsables), rappelant que la transformation numérique peut être un levier fort de la transition écologique dès lors qu'il est élaboré de manière inclusive, locale et durable.

Références

- [1] ADELI. *La lettre d'Adeli n°78 – hiver 2010*. Consulté le 03 avril 2025. 2010. URL : <https://espaces-numeriques.org/wp-content/uploads/2009/10/178p26.pdf>.
- [2] AMP. *AMP Smart Sortation™ – AI-powered waste and recycling solutions*. Consulté le 19 avril 2025. 2025. URL : <https://ampsortation.com/>.
- [3] BIGBELLY. *Smart trash cans & recycling bins | Bigbelly Waste Management*. Consulté le 19 avril 2025. 2025. URL : <https://bigbelly.com/>.
- [4] BMT - BÉJAÏA MEDITERRANEAN TERMINAL. *Documents internes et échanges dans le cadre du projet de fin d'études*. Non publié. 2025.
- [5] Alexey BOCHKOVSKIY, Chien-Yao WANG et Hong-Yuan Mark LIAO. “YO-LOv4 : Optimal Speed and Accuracy of Object Detection”. In : *arXiv preprint arXiv :2004.10934* (2020).
- [6] G Asch et COLLABORATEURS. “Les capteurs en instrumentation industrielle”. In : *Dunod (Paris, 4a Ed., 1991)* (2010).
- [7] DATI PLUS. *IoT Architecture*. Consulté le 03 avril 2025. 2025. URL : <https://dati-plus.com/iot-architecture/>.
- [8] DIGI INTERNATIONAL. *The 4 Stages of IoT Architecture*. Consulté le 03 avril 2025. 2020. URL : <https://fr.digi.com/blog/post/the-4-stages-of-iot-architecture>.
- [9] Brahim DJEMACI. “La gestion des déchets municipaux en Algérie : Analyse prospective et éléments d'efficacité”. Thèse de doct. Université de Rouen, 2012. URL : <https://theses.hal.science/tel-00804063v1>.
- [10] Joel GRUS. *Data science from scratch : first principles with python*. O'Reilly Media, 2019.

- [11] Chaouchi HAKIMA. *The Internet of Things : Connecting Objects*. Wiley-iste, 2010.
- [12] INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION (ISO). *ISO 14001 - Systèmes de management environnemental*. Consulté le 1er mars 2025. 2025. URL : <https://www.iso.org/fr/iso-14001-environmental-management.html>.
- [13] JOURNAL OFFICIEL DE LA RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE. *Conventions et Accords Internationaux – Lois et Décrets, Arrêtés, Décisions, Avis, Communications et Annonces*. Dimanche 23 Rajab 1445 (4 février 2024), N° 08, 63^e année. 2024.
- [14] JOURNAL OFFICIEL DE LA RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE. *Décret exécutif n°06-104 du 29 Moharram 1427 (28 février 2006) fixant la nomenclature des déchets, y compris les déchets spéciaux dangereux*. Consulté en avril 2025. 2006. URL : <https://and.dz/site/wp-content/uploads/D%C3%A9cret-executif-n%C2%B006-104.pdf>.
- [15] JOURNAL OFFICIEL DE LA RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE. *Loi 01-19 du 12 décembre 2001*. Samedi 30 Ramadhan 1422 (15 décembre 2001), N° 77, 40^e année. 2001.
- [16] Silpa KAZA et al. *What a Waste 2.0 : A Global Snapshot of Solid Waste Management to 2050*. Washington, DC : World Bank Publications, 2018. DOI : 10.1596/978-1-4648-1329-0. URL : <https://openknowledge.worldbank.org/handle/10986/30317>.
- [17] Kahina KEDDAD et Nawel KHELIFA. “Gestion des déchets basée sur l’IoT et l’IA : cas d’étude BMT”. Consulté en janvier 2025. Mém. de mast. Université Abderrahmane Mira de Béjaïa, 2024. URL : https://www.univ-bejaia.dz/xmlui/bitstream/handle/123456789/25165/M%C3%A9moire_M2_finaaaaal_merged.pdf.
- [18] Andy KING. *Programming the Internet of Things*. O’Reilly Media, Inc., 2021.

- [19] NATIONS UNIES. *Objectif 11 : Villes et communautés durables*. Consulté en mai 2025. 2015. URL : <https://www.un.org/sustainabledevelopment/fr/cities/>.
- [20] NATIONS UNIES. *Objectif 12 : Consommation et production responsables*. Consulté en mai 2025. 2015. URL : <https://www.un.org/sustainabledevelopment/fr/sustainable-consumption-production/>.
- [21] OPENAI. *Image générée par intelligence artificielle à partir d'une description textuelle sur ChatGPT*. Image générée via ChatGPT (GPT-4 avec DALL · E), OpenAI. Consulté en avril. 2025.
- [22] Joseph REDMON et Ali FARHADI. "YOLO9000 : Better, Faster, Stronger". In : *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2017, p. 7263-7271.
- [23] Joseph REDMON et Ali FARHADI. "YOLOv3 : An Incremental Improvement". In : *arXiv preprint arXiv :1804.02767* (2018).
- [24] Joseph REDMON et al. "You Only Look Once : Unified, Real-Time Object Detection". In : *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2016, p. 779-788.
- [25] ROBOFLOW. *Détection de déchets - Dataset général (3800 images)*. Consulté en juillet 2025. 2024. URL : <https://app.roboflow.com/de-8mwhm/detection-de-dechets-jvrzn-uxz2c/browse>.
- [26] ROBOFLOW. *Détection de filtres à huile - Dataset spécialisé*. Consulté en juillet 2025. 2024. URL : <https://app.roboflow.com/de-8mwhm/rolls-x5lky-gebep/browse>.
- [27] ROBOFLOW. *Tire Detection Dataset - Partie 1+2*. Consulté en juillet 2025. 2024. URL : <https://universe.roboflow.com/iotml/tire-dataset/dataset/2/images>.

- [28] Stuart J. RUSSELL et Peter NORVIG. *Artificial Intelligence : A Modern Approach*. 3^e éd. Upper Saddle River, New Jersey : Pearson Education, 2010.
- [29] C. SILGUY. *Déchets : le défi planétaire*. Éditions Gallimard, 1996.
- [30] SUEZ. *Digital solutions : Optimising water and waste management*. Consulté le 19 avril 2025. 2025. URL : <https://www.suez.com/en/group/about-us/digital-solutions>.
- [31] ULTRALYTICS. *YOLOv5 and YOLOv8 Documentation*. Consulté le 17 avril 2025. 2023. URL : <https://docs.ultralytics.com>.
- [32] Chien-Yao WANG, Alexey BOCHKOVSKIY et Hong-Yuan Mark LIAO. “YOLOv7 : Trainable Bag-of-Freebies Sets New State-of-the-Art”. In : *arXiv preprint arXiv :2207.02696* (2022).
- [33] WIKIWAI. *Internet des Objets : Architectures, Protocoles et Applications*. Consulté le 03 avril 2025. 2020. URL : https://www.wikiwai.com/informatique-technologie/materiel_et_internet_des_objets/internet_des_objets_industriels/2020/supernova/internet-des-objets-architectures-protocoles-et-applications.
- [34] ZENROBOTICS. *ZenRobotics – Superior waste recycling robots*. Consulté le 19 avril 2025. 2025. URL : <https://www.terex.com/zenrobotics>.

Résumé

Ce mémoire explore la manière dont l'Internet des Objets (IoT) et l'Intelligence Artificielle (IA) peuvent contribuer à une gestion plus efficace et durable des déchets dans un contexte industriel, à travers l'étude du terminal à conteneurs BMT de Béjaïa. Après une analyse des pratiques actuelles et des contraintes identifiées sur le terrain, une solution expérimentale a été développée autour du modèle de détection d'objets YOLO, entraîné sur plusieurs jeux de données annotées. Ce prototype a permis de tester la reconnaissance automatisée de différents types de déchets à partir d'images, démontrant le potentiel de l'IA pour améliorer le tri et la traçabilité. L'étude met également en lumière l'importance des jeux de données adaptés et des contraintes locales dans la réussite de ce type de projet. L'intégration future d'un système IoT complet, avec des capteurs connectés, pourrait renforcer la surveillance en temps réel et automatiser davantage le processus. Malgré certaines limites liées à l'expérimentation (taille du dataset, contexte simulé), les résultats sont prometteurs et ouvrent des perspectives intéressantes pour une application à l'échelle réelle. Ce travail s'inscrit dans une dynamique de transition numérique et écologique, en proposant une approche technologique adaptée aux défis environnementaux contemporains.

Mots-clés : gestion des déchets, IoT, intelligence artificielle, YOLO, tri automatique, détection d'objets, BMT

Abstract

This dissertation looks at how the Internet of Things (IoT) and Artificial Intelligence (AI) can work together to manage industrial waste more efficiently and sustainably, by studying the BMT container terminal in Béjaïa. By analysing both existing practices and the difficulties revealed by the field study, it was decided to experimentally develop an object recognition model of the YOLO type, and to train this prototype on several annotated databases in order to test the automated recognition of objects made up of different types of waste from images, with the aim of demonstrating the ability of an AI approach to develop both traceability and possibly the automation of waste sorting. In the course of the project, we were reminded of the need for appropriate database selection, and also of the local constraints that determine this type of project. The project concludes with a proposal for the integration of a complete IoT system, including connected sensors, with a view to improving real-time monitoring and automating ongoing processes. Despite the limitations of the experiment (dataset sizing, simulated framework), the preliminary results remain encouraging, and open up new avenues of work for full-scale deployment. This work is part of a dynamic digital and ecological transition, bringing together a technical solution that meets the environmental challenges.

Keywords : waste management, IoT, artificial intelligence, YOLO, automated sorting, object detection, BMT